



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY



Universidad de la República
Facultad de Ciencias Sociales
Departamento de Sociología

Programa de Doctorado en Ciencias Sociales-Sociología

Desigualdad espacial y pobreza en Uruguay.
Una aproximación desde el análisis de datos espaciales

Víctor Borrás Ramos

Montevideo-Uruguay

Noviembre de 2023



Ciencias Sociales
Universidad de la República
URUGUAY

Desigualdad espacial y pobreza en Uruguay.

Una aproximación desde el análisis de datos espaciales

Autor: Víctor Borrás Ramos

Tesis presentada al Programa de Doctorado en Ciencias Sociales mención en Sociología de la Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de la República como parte de los requisitos necesarios para la obtención del título de Doctor en Ciencias Sociales-Sociología

Directora de Tesis: Prof. Titular, Dra. Verónica Filardo

Codirector de Tesis: Prof. Titular, Dr. Tabaré Fernández Aguerre

Montevideo-Uruguay

Noviembre de 2023

A Caro, Pedro y Renato

Para la realización de los estudios de Doctorado conté, en el año 2016, con la financiación de la Beca del Proyecto Número CRN III 095 "Bridging Ecosystem Services and Territorial Planning (BEST-P)" del Inter-American Institute for Global Change Research y, entre los años 2018 y 2020, con la financiación de la Beca de Apoyo a Docentes para Estudios de Posgrado de la Comisión Académica de Posgrado de la Universidad de la República.

Resumen

La investigación se propuso analizar la desigualdad espacial en el Uruguay, entendiéndola como las diferencias en los niveles de bienestar entre, y al interior de, distintos contextos geográficos. Para ello el trabajo se concentró en una de las consecuencias observacionales más acuciantes de la desigualdad espacial, la desigualdad en los niveles de pobreza.

La desigualdad espacial de la pobreza se abordó tanto a nivel subnacional, como para Montevideo y el área metropolitana. En cada caso se evaluó la manifestación del fenómeno en distintas escalas espaciales y cotejando distintas medidas de pobreza, haciendo uso para ello de los datos del Censo Nacional de Viviendas, Hogares y Personas 2011

El estudio se estructuró en torno a dos componentes: (i) componente descriptivo univariado donde, a través de técnicas de Análisis Exploratorio de Datos Espaciales, se analizaron los patrones de distribución espacial de la pobreza a nivel subnacional (por departamentos, secciones censales y segmentos censales) y en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo (nivel de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas y segmentos censales). (II) Componente multivariado, donde, a través de técnicas de Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales, se evaluaron una serie de hipótesis vinculadas a factores sociales, demográficos, económicos, contextuales y espaciales asociados a la desigualdad espacial de la pobreza.

Los hallazgos muestran que, tanto a nivel subnacional, como en Montevideo y el área metropolitana, la pobreza se caracteriza por una distribución espacialmente desigual, que tiene entre sus rasgos distintivos la tendencia a la conformación de conglomerados internamente homogéneos de alta y baja pobreza. El análisis con mayores niveles de desagregación evidenció así mismo situaciones atípicas de alta pobreza en medio de contextos prósperos, dando cuenta del carácter fragmentado de la desigualdad espacial. Respecto a los factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza, los resultados permiten afirmar que, con independencia de la escala espacial considerada, tanto a nivel subnacional como en Montevideo y el área metropolitana, ésta se encuentra asociada a tres grandes grupos de factores; mercado de trabajo y activos, factores poblacionales y factores de posición en la estructura socio-espacial. De estos tres los primeros son los más importantes.

Palabras claves

Desigualdad espacial, pobreza, análisis espacial, Uruguay, Montevideo y área metropolitana.

Índice

1.	Desigualdad espacial y pobreza en el contexto latinoamericano.....	10
2.	Desigualdad espacial y pobreza en el contexto nacional.....	12
2.1	Desigualdad espacial y pobreza a nivel subnacional.....	12
2.2	Desigualdad espacial y pobreza en Montevideo y el área metropolitana.....	15
3.	Hacia un abordaje integrado de la desigualdad espacial en Uruguay	18
3.1	Inclusión de la perspectiva multiescalar.....	19
3.2	Factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza	20
3.3	Contenidos (ausentes) y estructura de la Tesis	21
1.	Espacio, desigualdad espacial y escala espacial.....	26
1.1	Aproximación al concepto de espacio	26
1.2	Desigualdad espacial y pobreza.....	27
1.3	Aproximación al concepto de escala espacial.....	31
2.	El concepto de pobreza en Ciencias Sociales	33
2.1	Personas pobres en lugares pobres.....	33
2.2	Primeras aproximaciones al concepto de pobreza en las Ciencias Sociales	34
2.3	La pobreza como amenaza a la subsistencia.....	36
2.4	La pobreza como privación de necesidades	37
2.5	La pobreza como privación de capacidades	39
2.6	La pobreza como privación relativa.....	42
3.	Factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza: una mirada a través de los antecedentes de investigación	44
3.1	Personas pobres en lugares pobres y factores asociados.....	44
3.2	Capital humano	46
3.3	Capital físico	47
3.4	Capital social	49
3.5	Factores demográficos.....	52
3.6	Ascendencia étnica racial	55
3.7	Posición en la estructura de clases.....	57
3.8	Estructura económica y heterogeneidad estructural	60
3.9	Factores contextuales geográficos.	63
3.10	Difusión espacial de la pobreza	66

1.	Preguntas de investigación	68
2.	Objetivos.....	68
2.1	Objetivo general.....	68
2.2	Objetivos específicos.....	68
1.	Análisis espacial	69
1.1	Aspectos generales del análisis espacial	70
1.2	Análisis exploratorio de datos espaciales.....	85
1.3	Análisis confirmatorio de datos espaciales	90
2.	Medición de la pobreza.....	102
2.1	Unidad de análisis	103
2.2	Identificación.....	104
2.3	Agregación.....	120
3.	Operacionalización y medición de factores asociados a la pobreza	122
3.1	Operacionalización capital humano	123
3.2	Operacionalización capital físico	123
3.3	Operacionalización capital social	123
3.4	Operacionalización factores demográficos.....	124
3.5	Operacionalización factores raciales	124
3.6	Operacionalización posición ocupacional.....	125
3.7	Operacionalización estructura económica y heterogeneidad estructural	125
3.8	Operacionalización factores contextuales	126
3.9	Operacionalización de proceso de difusión espacial de la pobreza.	126
4.	Síntesis del diseño metodológico	128
1.	Descripción y análisis de las tasas de pobreza a nivel sub-nacional	130
1.1	Pobreza de ingresos y Necesidades Básicas Insatisfechas por departamentos	130
1.2	Indicadores de pobreza: comparación del método de las NBI 2011 y el método de las NBI ajustado por departamentos	134
1.3	La pobreza por departamentos según el método de las NBI ajustado	139
1.4	Selección de un umbral de corte de pobreza para el método de las NBI ajustado.	147
1.5	Análisis exploratorio de datos espaciales de pobreza a nivel sub- nacional	149

2.	Descripción y análisis de las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo	166
2.1	Pobreza de ingresos y Necesidades Básicas Insatisfechas por Municipios y regiones metropolitanas	166
2.2	Indicadores de pobreza: comparación del método de las NBI 2011 y el método de las NBI ajustado por Municipios de Montevideo y grandes regiones del área metropolitana.	169
2.3	La pobreza por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas según el método de las NBI ajustado	173
2.4	Análisis exploratorio de datos espaciales de pobreza en Montevideo y el Área Metropolitana de Montevideo	180
1.	Descripción y análisis de los factores asociados a la desigualdad espacial en las Tasas de pobreza: primera aproximación por departamentos y Municipios de Montevideo y regiones metropolitanas..	197
1.1	Descripción de los factores asociados a las tasas de pobreza	198
1.2	Análisis de correlación de tasas de pobreza y factores asociados ..	202
2.	Descripción y análisis de los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en escalas espaciales menores.....	211
2.1	Análisis por dimensión: correlación y modelo de regresión sobre la tasa de pobreza.....	213
2.2	Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza.....	230
1.	La(s) forma(s) de la desigualdad espacial y la pobreza en Uruguay	265
2.	La(s) forma(s) de la desigualdad espacial y la pobreza en Montevideo y el área metropolitana	267
3.	El carácter fractal de la desigualdad espacial uruguaya	269
4.	Hacia un modelo general de la desigualdad espacial en el Uruguay	269
4.1	Mercado de trabajo, acumulación de activos y pobreza	271
4.2	Factores poblacionales y pobreza	273
4.3	El lugar en la estructura socio espacial y su vínculo la pobreza y la desigualdad.....	275
5.	Reflexiones finales: otras miradas a la desigualdad espacial y la pobreza.....	278
	Anexo 1. Métodos de estimación de modelos de regresión lineal: mínimos cuadrados ordinarios y máxima verosimilitud.....	302
	Anexo 2. Contraste utilizados para evaluar los supuestos de los modelos de regresión.....	303
	Anexo 3. Identificación y agregación en la Metodología del ingreso (INE, 2009).....	304

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Proceso espacial de autocorrelación espacial univariada	72
Figura 2. Mapas de Uruguay subdividido en (a) departamentos, (b) secciones censales (excluyendo Montevideo y el área metropolitana) y (c) segmentos censales (excluyendo Montevideo y el área metropolitana)	79
Figura 3. Mapa de Montevideo y el área metropolitana subdividido en (a) municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas y (b) segmentos censales	80
Figura 4. Tipo de vecindad en cuadrícula regular	82
Figura 5. Matriz de contigüidad binaria en base a cuadrícula (ejemplo torre)	83
Figura 6. Matriz de ponderación espacial estandarizada en base a cuadrícula superior derecha de Figura 4	84
Figura 7. Operadores de rezago espacial en una cuadrícula	85
Figura 8. Representaciones gráficas de niveles de autocorrelación espacial.	87
Figura 9. Reglas de decisión para selección de un modelo de regresión espacial	97
Figura 10. Regionalización del Uruguay (no incluye Montevideo)	100
Figura 11. Regionalización de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo	101
Figura 12. Mapa de Tasa de recuento de la pobreza ingresos por departamento, Uruguay 2011 (personas)	131
Figura 13. Mapa de Tasa de recuento de personas en hogares con al menos una NBI por departamento, Uruguay 2011 (personas)	132
Figura 14. Mapas de tasa de recuento (H), Amplitud (A) y Tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por departamento, Uruguay 2011 (personas), $k=0.1$	150
Figura 15. Mapas de Tasa de recuento (H) de la pobreza de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (personas) $k=0.1$	154
Figura 16. Mapas de Amplitud (A) de la pobreza de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (personas) $k=0.1$	155
Figura 17. Mapas de Tasa de recuento ajustada (M0) de la pobreza de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (personas) $k=0.1$	156
Figura 18. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de de recuento (H) de la pobreza de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (no incluye Montevideo y el Área Metropolitana) (personas) $k=0.1$	162

Figura 19. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de Amplitud (A) de la pobreza de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (no incluye Montevideo y el Área Metropolitana) (personas) $k=0.1$	164
Figura 20. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (no incluye Montevideo y el Área Metropolitana) (personas) $k=0.1$	165
Figura 21. Mapa de Tasa de recuento de la pobreza ingresos por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas)	167
Figura 22. Mapa de Tasa de recuento de personas en hogares con al menos una NBI por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas).....	168
Figura 23. Mapas de tasa de recuento (H), Amplitud (A) y Tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas), $k=0.1$	181
Figura 24. Mapa de Tasa de recuento de la pobreza (H) de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$	184
Figura 25. Mapas de Amplitud de la pobreza (A) de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$	185
Figura 26. Mapas de Tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$	186
Figura 27. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de de recuento (H) de la pobreza de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$	191
Figura 28. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de de Amplitud (A) de la pobreza de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$	192
Figura 29. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$	194
Figura 30. Regionalización del Uruguay (no incluye Montevideo) sobre segmentos censales.	249
Figura 31. Regionalización de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo	261

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Dimensiones, indicadores, umbrales y ponderación método de las NBI 2011.....	108
---	-----

Tabla 2. Definición de dimensiones, indicadores, umbrales y ponderadores de la Medida Ajustada de Necesidades Básicas Insatisfechas (NBIa)	118
Tabla 3. Factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza: dimensiones, indicadores y relaciones esperadas.	127
Tabla 4. Síntesis propósito, preguntas y metodología de investigación....	128
Tabla 5. Privación según indicadores de NBI 2011 y NBI ajustada por departamento, Uruguay 2011 (% personas).....	138
Tabla 6. Posición de departamento en ordenamiento de acuerdo a tasa de recuento (H) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011.	141
Tabla 7. Amplitud (A) de la pobreza de NBI ajustada por departamento para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011 (% personas)	143
Tabla 8. Posición de departamento en ordenamiento de acuerdo a Amplitud (A) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011.	143
Tabla 9. Posición de departamento en ordenamiento de acuerdo a Tasa de recuento ajustada a las dimensiones (M0) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011.	145
Tabla 10. Coeficiente de variación de tasa de recuento (H), amplitud (A) y tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa a nivel de sección y segmento censal por departamento, Uruguay 2011 (personas) $k=0.1$	152
Tabla 11. Índice de autocorrelación espacial de Moran de tasa de recuento, amplitud y tasa de recuento ajustada de pobreza de NBIa por sección y segmento censal según distintos criterios de vecindad, Uruguay y Uruguay sin Montevideo y área metropolitana de Montevideo 2011 (personas), $k=0.1$	159
Tabla 12. Privación según indicadores de NBI 2011 y NBI ajustada (NBIa) por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas).....	173
Tabla 13. Posición de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas en ordenamiento de acuerdo a tasa de recuento (H) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, 2011.	175
Tabla 14. Amplitud (A) de la pobreza de NBI ajustada por municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas para distintos umbrales de corte, 2011 (% personas).....	176
Tabla 15. Posición de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas en ordenamiento de acuerdo a Amplitud (A) de la pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, 2011.....	177
Tabla 16. Posición de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas en ordenamiento de acuerdo a Tasa de recuento ajustada (M0) de pobreza de NBIa para distintos umbrales de corte, 2011.	178
Tabla 17. Coeficiente de variación de tasa de recuento, amplitud y tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa a nivel de segmentos censales por municipios	

de Montevideo y regiones del área metropolitana 2011 (personas) $k=0.1$	182
Tabla 18. Índice de autocorrelación espacial de Moran de tasa de recuento, amplitud y tasa de recuento ajustada de pobreza de NBIa por segmento censal según distintos criterios de vecindad, Montevideo y área metropolitana de Montevideo 2011 (personas), $k=0.1$	188
Tabla 19. Estadísticos descriptivos de tasas de pobreza y factores asociados a la pobreza, departamentos (no incluye Montevideo) y Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011	201
Tabla 20. Matriz de correlación de Pearson de tasas de pobreza (ingresos, NBI 2011 y NBI ajustado) según factores asociados, departamentos (no incluye Montevideo) y Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011	208
Tabla 21. Estadísticos descriptivos de tasa de pobreza ajustada a las dimensiones (M0 NBIa) y factores asociados a la pobreza, secciones censales (no incluye Montevideo) y segmentos censales, Uruguay y Montevideo y área metropolitana de Montevideo, 2011	212
Tabla 22. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) e indicadores de capital humano a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	213
Tabla 23. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre Tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de capital humano a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	214
Tabla 24. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) e indicadores de capital físico a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011.....	215
Tabla 25. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de capital físico a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	216
Tabla 26. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) e indicadores de capital social a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	217
Tabla 27. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de capital social a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	218
Tabla 28. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) y factores demográficos asociados a la pobreza a nivel de secciones y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	219
Tabla 29. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelo de factores demográficos a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	221
Tabla 30. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) y porcentaje de población afrodescendiente a nivel de secciones y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	221

Tabla 31. Regresión lineal simple (OLS) sobre Tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de ascendencia racial a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	222
Tabla 32. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) de indicadores de posición ocupacional y estructura económica a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	225
Tabla 33. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelo de posición ocupacional y heterogeneidad estructural a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	226
Tabla 34. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M0 NBIa) e indicadores de contexto a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011.....	228
Tabla 35. Regresión lineal simple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelo de factores contextuales a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011	230
Tabla 36. Regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de sección censal, Uruguay sin MAMM, 2011 (N=197).....	236
Tabla 37. Contrastes de normalidad de los errores, heteroscedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del modelo final (OLS) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de sección censal, Uruguay sin MAMM, 2011.....	238
Tabla 38. Modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (M0 NBIa) a nivel de sección censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos a la heterocedasticidad (OLS), modelo de error espacial (ML) y modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM), Uruguay sin MAMM 2011 (N=197).....	240
Tabla 39. Regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Uruguay sin MAMM, 2011 (N=2952)	243
Tabla 40. Contrastes de normalidad de los errores, heterocedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del modelo final (OLS) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Uruguay sin MAMM, 2011	245
Tabla 41. Modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (M0 NBIa) a nivel de segmento censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos a la heterocedasticidad (OLS), modelo de rezago espacial (ML) y rezago espacial con estimador robusto HAC (GMM). Uruguay sin MAMM, Uruguay sin MAMM 2011 (N=2952)	247
Tabla 42. Test de variabilidad espacial y coeficientes no estandarizados de modelo de rezago espacial KP-HEC (GMM) de factores asociados a la	

desigualdad espacial en las tasas de pobreza (M0 NBIa) a nivel de segmentos censales por Regímenes Espaciales de Uruguay (sin MAMM), 2011.....	252
Tabla 43. Regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011 (N=1451).....	256
Tabla 44. Contrastes de normalidad de los errores, heterocedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del modelo final (OLS) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011.....	257
Tabla 45. Modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (M0 NBIa) a nivel de segmento censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos de White (OLS), modelo de error espacial (ML) y modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM), Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011 (N=1451)	259
Tabla 46. Test de variabilidad espacial y coeficientes no estandarizados de modelo de error espacial KP-HET (GMM) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (M0 NBIa) a nivel de segmentos censales por Regímenes Espaciales de Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011	264

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 1. Diagrama de puntos de tasa de recuento de pobreza de ingresos LP06 y tasa de recuento de NBI por departamento, Uruguay 2011 (% personas)	134
Gráfica 2. Tasa de recuento (H) de pobreza de NBI ajustada por departamento para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011 (% personas)	141
Gráfica 3. Tasa de recuento ajustada (M0) de pobreza de NBI ajustada por departamento para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011 (personas)	145
Gráfica 4. Diagrama de puntos de tasa de recuento de pobreza de ingresos LP06 y tasa de recuento de NBI por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas)	169
Gráfica 5. Tasa de recuento (H) de NBIa por municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas para distintos umbrales de corte, 2011 (% personas)	175
Gráfica 6. Tasa de recuento ajustada (M0) de pobreza de NBIa por municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas para distintos umbrales de corte, 2011 (% personas).....	178

CAPÍTULO 1

Introducción y fundamentación

1. Desigualdad espacial y pobreza en el contexto latinoamericano

La desigualdad en las condiciones de vida, las inequidades en los niveles de desarrollo, en la distribución de recursos, en el acceso a oportunidades y en las posibilidades de participar en la vida social, han sido atributos persistentes en latinoamericana. Como se señala desde CEPAL “la desigualdad es una característica histórica y estructural de las sociedades latinoamericanas y caribeñas, que se ha mantenido y reproducido incluso en períodos de crecimiento y prosperidad económica” (2016:15).

Un rasgo distintivo de la desigualdad en América Latina está dado por la desigualdad espacial; diferencias en los resultados alcanzados entre distas áreas geográficas. En el documento Panorama del Desarrollo Territorial en América Latina y el Caribe se afirma que “Las desigualdades territoriales latinoamericanas han adoptado históricamente dos formas principales. La primera es una fuerte concentración geográfica de la población y la actividad económica (...) La segunda característica son las elevadas brechas relativas entre territorios en las condiciones generales de vida de la población” (CEPAL, 2015:17).

La desigualdad espacial ha concitado atención en los últimos años al mostrarse particularmente persistente, incluso ante escenarios de disminución de la desigualdad en términos agregados. Como señala el informe de CEPAL “Si bien en varios países se ha registrado un desempeño económico y social positivo en las últimas dos décadas, resulta evidente que esto no ha permitido superar las grandes distancias relativas entre territorios rezagados y avanzados” (Op. Cit.).

Una de las manifestaciones más acuciantes de la desigualdad espacial, que se ha mantenido incluso luego de dos décadas de disminución agregada de la desigualdad, está dada por la desigualdad espacial en los niveles de bienestar y, en particular, por la desigualdad espacial en los niveles de pobreza. En las sociedades latinoamericanas coexisten áreas geográficas con niveles de bienestar de países del hemisferio norte, con otras con tasas de pobreza extrema comparables a las registradas en los países más pobres del

mundo (OPHI-PNUD, 2020). Esto hace de la desigualdad espacial en las tasas de pobreza, un atributo característico de la desigualdad en los países de la región, que la distingue de la de otras latitudes (CEPAL, 2010).

Lo anterior se ha traducido en un interés temprano por parte de las Ciencias Sociales latinoamericanas por la inclusión del espacio en el análisis de la desigualdad. En un comienzo, el interés estuvo marcado por la desigualdad entre las condiciones de vidas urbanas y rurales, con particular atención a las situaciones de pobreza rural. Se entendía que "...la pobreza era principalmente un fenómeno rural en América Latina (...) arraigada en viejas estructuras de tenencia de la tierra, de explotación económica y de opresión política" (Stavenhagen, 1998:8). Sin embargo, a partir de la segunda mitad del siglo XX, en el marco de los procesos migratorios campo ciudad, la atención se vuelca paulatina a la desigualdad espacial al interior de las ciudades. En particular en este período gana atención como expresión de la desigualdad espacial las diferencias en la incidencia de la pobreza, manifestada de forma paradigmática en la conformación de "estructuras residenciales irregulares" asociadas a la ocupación de tierras en áreas periféricas de las principales ciudades (Álvarez Leguizamón, 2008:97).

Desde entonces en el análisis de la desigualdad espacial han convivido enfoques que priorizan análisis subnacionales o regionales, y estudios urbanos, preocupados por las manifestaciones de la desigualdad espacial a nivel intraurbano, dando cuenta del carácter multiescalar del fenómeno.

Como señala Soja (2010), la desigualdad espacial no está confinada en una escala espacial en particular, está anidada en diferentes escalas espaciales, interactuando, a la vez que manifestándose de forma singular en cada una de ellas. Desde el espacio global o nacional, hasta el espacio cotidiano del habitar, pasando por espacios meso-gráficos o regionales, la desigualdad espacial se expresa de modo fractal, en planos superpuestos en el espacio y en el tiempo, que contiene en sus partes imágenes similares de sí misma como un todo (Soja, 2000).

No obstante lo anterior, en la bibliografía no han predominado abordajes que prioricen el análisis de la desigualdad espacial desde una perspectiva multiescalar, que combinen la mirada subnacional e intraurbana. En cambio, han predominado las investigaciones que parten de la preocupación de una escala en particular -las regiones, el medio rural, la ciudad, el barrio u otras

-y estudian las expresiones de la desigualdad espacial en esos contextos (Lobao, et. al. 2007).

2. Desigualdad espacial y pobreza en el contexto nacional

En el escenario regional Uruguay ha sido caracterizado en distintos trabajos como una excepción en términos de desigualdad social y niveles de bienestar (CEPAL, 2018). En particular, en lo que refiere a la desigualdad espacial, las investigaciones comparadas destacan sus logros en términos de “equidad territorial”, asimilándolos con los de países europeos (CEPAL, 2010).

Algo similar podría argumentarse respecto a Montevideo, considerada históricamente como un conjunto urbano relativamente homogéneo (Kaztman, et. al. 2008). En la última década ha logrado reducir sus niveles agregados de pobreza y desigualdad, lo que le ha valido un cambio de categoría en la clasificación de ciudades de ONU-HABITAT de “relativa desigualdad” a “desigualdad moderada” (ONU-HABITAT, 2014).

Sin embargo, la imagen del Uruguay como un país integrado e igualitario, y de Montevideo como una excepción en América Latina, ha sido discutida y cuestionada por la bibliografía nacional. Desde la segunda mitad del siglo XX, investigaciones producidas desde distintas disciplinas del área social, han aportado evidencia respecto a las profundas desigualdades geográficas, entre otros aspectos, en los niveles de bienestar de la población.

2.1 Desigualdad espacial y pobreza a nivel subnacional

Como señala Fernández, si bien “en el contexto latinoamericano podría resultar “exagerado” postular que en Uruguay existen diferencias territoriales contrastantes, territorios a tal punto diferenciados en sus atributos que, su omisión en el análisis de la desigualdad, daría lugar a un sesgo” (2018:10). La evidencia permite afirmar que “existen diferencias regionales en Uruguay que inciden sobre diversos logros y oportunidades que los individuos pueden alcanzar”, haciendo del territorio “un clivaje adicional de la desigualdad social en Uruguay” (Op. Cit. 8).

Puede mencionarse el trabajo de CLAEH (1963) como uno de los precursores en el análisis cuantitativo de la desigualdad espacial en las condiciones de vida a nivel subnacional. Este trabajo da cuenta por primera vez de las profundas desigualdades espaciales en los niveles de bienestar de la

población uruguaya dependiendo de la región de residencia. Destacaba brechas en los niveles de bienestar entre el sur y el norte del país, identificándose las condiciones de mayor privación en relación a vivienda y educación en las áreas fronterizas con Brasil. Los resultados alcanzados por CLAEH (1963) y otros trabajos contemporáneos (Gómez Gavazzo, et. al. 1966, Lombardi y Veiga, 1979), resultan contribuciones originales, que permitieron visibilizar las brechas geográficas al interior del país.

Los estudios subsiguientes, a la vez que ratifican las diferencias entre norte y sur en términos de bienestar, señalan algunos aspectos novedosos. En particular, se advierte un interés explícito por la expresión multiescalar de la desigualdad espacial, argumentando que el análisis a nivel regional o departamental, oculta fuertes heterogeneidades internas, que requieren de mayores niveles de desagregación para ser visibilizadas (DGEC, 1990, Pellegrino y González Cravino, 1995).

Los resultados de estos trabajos señalan la conformación de regiones con niveles internamente homogéneos de pobreza, que concuerdan en términos generales con las identificadas décadas antes por CLAEH (1963), pero cuyos límites no coinciden necesariamente con las divisiones regionales o departamentales.

Como señala Calvo, "La heterogénea geografía social que surge de esta visión está alejada de la habitual percepción que los uruguayos suelen tener acerca de su país (...) los mapas resultantes sugieren un territorio demográfico diverso, una geografía de la pobreza con regiones muy distintas entre sí (...) lejos de ser un espacio territorial homogéneo, es un país con profundas diferencias regionales" (1999:23).

Se advierte los niveles más altos de carencias críticas en secciones con predominio de población rural, en el norte y noreste del país. Así mismo, los autores identifican secciones con valores atípicamente altos de pobreza en el sur del país, en departamentos caracterizados por niveles altos de bienestar (Pellegrino y González Cravino, 1995, DGEC, 1990). Los hallazgos confirman, a decir de Veiga, que "la diferenciación socioeconómica y las desigualdades socio territoriales, se manifiestan no solamente a nivel intra-regional (entre diferentes departamentos); sino especialmente a nivel intra-departamental" (2015:39).

Es decir, por un lado puede establecerse un continuo territorial en términos de niveles de bienestar, desde aquellos departamentos del norte que presentan los niveles más bajos, pasando por el centro y litoral oeste, hasta los del sur, que presenten los niveles más altos. Pero al considerar escalas espaciales de menor nivel, se evidencia una heterogeneidad de situaciones al interior de los departamentos; unidades geográficas con tasas altas de pobreza (ciudades pequeñas, áreas rurales y zonas metropolitanas) en medio de espacios prósperos, que configuran, a decir de Veiga (2015), micro-regiones de pobreza.

La última generación de trabajos sobre desigualdad espacial y pobreza, han abordado la evolución de fenómeno durante las dos primeras décadas del siglo XXI, período marcado tanto por el pico más alto de pobreza desde que se tiene registros, en el año 2003, como por las tasas más bajas, en el primer lustro de la década del 2010 (OPP-MIDES, 2015). Los resultados coinciden en señalar que, independientemente de la trayectoria agregada de las tasas de pobreza, las brechas geográficas en sus niveles, en términos relativos, se han mantenido estables, e incluso se profundizan en algunos casos.

Se ratifican los porcentajes más altos de pobreza en secciones rurales próximas a la frontera con Brasil y al centro del país. Al tiempo que se llama la atención sobre algunas secciones rurales del sur del país, pertenecientes a departamentos con niveles bajos de pobreza (Rocha, Lavallega y Maldonado), que muestran valores atípicamente altos para esta región (Calvo, et. al., 2013).

Según Mascheroni (2017) se identifican cambios de escala en la desigualdad espacial, la cual pasa a expresarse con particular vigor en unidades espaciales menores. Según la autora, en la última década se constata distribuciones espaciales más complejas que la tradicional norte-sur. Si bien en el análisis a nivel departamental la distinción entre norte y sur se mantiene, "...cuando se profundiza la mirada, aparecen matices importantes (...) desigualdades sociales intradepartamentales (...) [que hacen] posible identificar procesos de fragmentación en escalas territoriales cada vez menores y al interior de los departamentos" (Op. Cit.:250).

En definitiva, la sucinta revisión permite afirmar, en consonancia con el supuesto manejado por Fernández (2018), que "...las diferencias regionales no son de existencia reciente (ni coyunturales) sino todo lo contrario,

estructurales” (8). Por otra parte, en relación a los patrones de desigualdad espacial de la pobreza, éstos se expresa de modo singular dependiendo de la escala espacial considerada. Del análisis a nivel de regiones o departamentos surge una imagen dual, norte-sur, con una concentración de desventajas en el primero. Sin embargo, al bajar la escala de análisis emerge un territorio fragmentado, a nivel intra-regional e intra-departamental, que complejiza la imagen y da cuenta del carácter multiescalar del fenómeno.

2.2 Desigualdad espacial y pobreza en Montevideo y el área metropolitana

En las ciudades latinoamericanas la desigualdad se expresa de forma singular, entre otros aspectos, en profundas brechas espaciales en los niveles de bienestar (CEPAL, 2018). Montevideo, si bien fue concebido hasta la primera mitad del siglo XX como un conglomerado compacto e integrado, caracterizado por una temprana urbanización y niveles relativamente altos de equidad; ya hacia la década de 1960 comenzó a mostrar signos de desigualdad social (Portes, 1989) que, paulatinamente, irían adquiriendo connotaciones espaciales (Benton, 1986)¹.

Como señalan Kaztman y colegas, “La crisis del modelo de sustitución de importaciones, y el giro liberal (...) contribuyó a transformar tanto la estructura y la composición de las clases sociales como su localización en el espacio urbano” (2008:370). Se comienzan a especificar así claros patrones de desigualdad espacial, que irían adquiriendo entre sus rasgos distintivos la concentración de privaciones sociales en algunas áreas de la ciudad.

Según Calvo y Giráldez “La asimetría de situaciones es notoria, y brinda una pista acerca de los procesos de segregación espacial de la pobreza (...) Por un lado, los barrios recostados a la costa este de la ciudad, conjuntamente con un brazo que se extiende [hacia el centro geográfico] constituyen una

¹ Trabajos historiográficos han cuestionado la imagen un tanto mítica del Montevideo igualitario de la primera mitad del siglo XX. El estudio de la desigualdad espacial en la ciudad, y las consecuencias en términos de acceso a fuentes de bienestar, preocupó a los investigadores nacionales desde la segunda mitad del siglo XX. Desde la década de 1950 distintos estudios llaman la atención sobre la incipiente aglomeración espacial de hogares en asentamientos informales caracterizados por niveles altos de carencias críticas (Bolaña, 2018) Los trabajos documentan “...la distribución geográfica (...) de las grandes concentraciones [de ranchos en Montevideo]” en terrenos municipales en zonas fabriles suburbanas, así como en las carreteras de acceso a la ciudad (Rama, 1960:300, Citado en Bolaña Op Cit.).

zona de bajos niveles relativos de NBI. Por el contrario, un amplio anillo compuesto por barrios con niveles muy altos (...) "acorralla" a los mencionados" (2000:19-20).

Los antecedentes más recientes dan cuenta del carácter persistente de la desigualdad espacial en la ciudad, incluso en períodos de disminución de la desigualdad en términos agregados. Como señala Calvo et. al. "Se reiteran en gran medida las diferencias barriales que se habían encontrado en trabajos con la información censal de 1985 y de 1996. Mientras que un conjunto de barrios, ubicados en su mayoría en la periferia montevideana presentan altos valores de población con carencias críticas, todos los barrios de la costa este del departamento presentan valores muy bajos, lo cual evidencia una distribución territorial polarizada" (2013: 34).

Ahora bien, la aparente estabilidad en los patrones de desigualdad espacial en Montevideo, han sido relativizados en los análisis que han considerado la expresión de la desigualdad en distintas escalas. Como señala el trabajo seminal de Mazzei y Veiga (1985), si bien una buena parte de los pobres urbanos de Montevideo se concentran en zonas periféricas y sub-urbanas, otro tanto lo hacían en "enclaves" de pobreza linderos con barrios prósperos, o en casas tugurizadas de áreas céntricas de la ciudad.

Lo anterior devela por tanto "las múltiples ciudades" que convergen en Montevideo (Filardo, et. al. 2005). Como señala Kaztman et. al., para la última década del siglo XX Montevideo pasa a exhibir una "configuración propia de ciudades "fragmentadas"" (2008: 88) que se expresa, entre otros aspectos, en un cambio de escala en los patrones de desigualdad espacial, coincidiendo con lo que ocurre en otras ciudades de la región (Sabatini, et. al. 2001, Borsdorf, 2003, Buzai, 2014, Rodríguez, 2016).

Según Aguiar "En función de la unidad geográfica que se considere, los resultados varían sensiblemente" (2016: 67). Los análisis a nivel de barrios arrojan una imagen relativamente dicotómica, con una distribución centro periferia de las tasas de pobreza. Pero el análisis con mayores niveles de desagregación da cuenta de una ciudad fragmentada, donde conviven zonas prosperas con enclaves de alta pobreza, así como enclaves prósperos en zonas periféricas, producto de la relocalizan de hogares de ingresos altos en zonas de la ciudad que otrora no ocupaban (Aguiar, 2016, Pérez, 2016).

Otros estudios han llamado la atención sobre el hecho de que, la aparente estabilidad en los patrones de desigualdad espacial a través del tiempo, se relativiza al incorporar en el análisis el área metropolitana de la ciudad, entendida como “el conjunto de jurisdicciones que concurren en la formación de una aglomeración urbana que funciona como una unidad (...) o ciudad metropolitana” (Duhau, 2003:163).

Coincidiendo con lo que ocurre en otras ciudades latinoamericanas, a partir de la década de 1980 comienza a darse en Montevideo un paulatino proceso de metropolización, que tiene como ejes los corredores de acceso a la ciudad, incluyendo localidades linderas de los departamentos de Canelones y San José. La tendencia se ha mantenido y profundizado en las últimas dos décadas, reconfigurando en buena medida los patrones de desigualdad espacial (Lombardi y Bervejillo, 1999, Artigas et. al. 2002, Veiga, 2006, Martínez Guarino, 2007, DINEM, 2012, Ceroni, et. al. 2016, Rocco, 2018, Borrás, 2019, Rubini, 2020).

El crecimiento de las zonas linderas con los barrios periféricos de Montevideo (Eje Ruta 1, Eje Ruta 5 y Eje Ruta 8) responde en buena medida a la radicación de hogares de sectores populares de Montevideo, y ha dado a la conformación de conglomerados relativamente contiguos donde predominan situaciones de privación en acceso a servicios, irregularidad en la tenencia de la vivienda y tasas altas de pobreza.

Por su parte, la expansión hacia la costa sureste (Ciudad de la Costa y Eje Ruta Interbalnearia), que otrora fuese de segunda residencia, se asocia principalmente a procesos de movilidad residencial de sectores medios y medios altos, lo que ha dado a la extensión del conglomerado próspero de la costa sureste de la ciudad.

Como señalaran Artigas y colegas “...por una parte [se da] un incipientes procesos de suburbanización (...) del tramo de ingresos medios-altos y altos, localizados principalmente en el departamento de Canelones, en torno a la expansión costera platense (Ciudad de la Costa y su área próxima). Por otra, surgen fuertes procesos de suburbanización y periferización, de amplios sectores de población (...) en situación de creciente pobreza” (2002:167-168).

En síntesis, si bien Montevideo pudo haber sido una ciudad modelo en términos de equidad, ya en la década de 1980 la desigualdad espacial pasa

a ser un rasgo característico de la ciudad. Dentro de los patrones distintivos de la desigualdad espacial en los niveles de bienestar destaca en un comienzo una distribución dual, centro periferia.

Sin embargo, a lo largo de los años los resultados de investigación dan cuenta de algunas transformaciones significativas vinculadas, entre otros aspectos, al cambio de escala en los patrones de desigualdad espacial. Por un lado, se llama la atención sobre patrones de desigualdades espaciales en pequeña escala. Por otro, en tanto la expansión de la ciudad desborda sus límites administrativos, los patrones de desigualdad espacial constatados en Montevideo, se reproducen y asumen rasgos singulares en el área metropolitana, constituyendo un aspecto novedoso, que se ha intensificado en las últimas décadas.

3. Hacia un abordaje integrado de la desigualdad espacial en Uruguay

La desigualdad espacial, tanto a nivel subnacional como intraurbano, constituyen una problemática persistente en las sociedades latinoamericanas. Uruguay ha sido señalado como una excepción en el contexto regional (CEPAL, 2010), y Montevideo destacada por sus niveles altos de equidad (ONU-HABITAT, 2014). Sin embargo, entre los antecedentes nacionales se acuerda que la desigualdad espacial, tanto a nivel subnacional, como intraurbano, en Montevideo y su área metropolitana, ha constituido, al menos desde la segunda mitad del siglo XX, un rasgo distintivo de la morfología socio-espacial uruguaya.

La pobreza, en este marco, se ha establecido como una problemática recurrente, "una categoría destacada en la investigación referida a la división social del espacio" (Di Virgilio y Heredia 2012:7), en tanto la variación espacial de en sus tasas de incidencia representa un de las consecuencias observacionales más elocuentes de la desigualdad espacial en las chances de vida y el bienestar.

La presente investigación se inscribe dentro de la larga tradición de estudios nacionales preocupados por la desigualdad espacial en los niveles de bienestar y pobreza y busca avanzar en dos aspectos que se considera aportan una perspectiva original en el análisis del vínculo entre desigualdad

y espacio; la inclusión de la perspectiva multiescalar y el análisis de factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza.

3.1 Inclusión de la perspectiva multiescalar

Si bien es reconocido el carácter multiescalar de la desigualdad espacial, entre los antecedentes ha sido habitual partir del interés por un universo particular (sub-nacional, regional, rural o urbano), y para éste, analizar determinadas problemáticas sociales. En la sociología por ejemplo, la sociología rural y la urbana han sido ambas referentes en la inclusión de la dimensiones espacial en el análisis de la desigualdad. Sin embargo, al partir del interés por contextos geográficos distintos, los resultados de unos y otros se han mantenido en compartimentos relativamente estancos.

Este estudio retoma los aportes realizados por estas dos sub-disciplinas, pero invierte el foco de análisis. Se parte de la desigualdad espacial de la pobreza cómo problema central, y se analizan sus patrones de distribución en diferentes contextos² y escalas espaciales.

En concreto se propone un abordaje sistemático en dos contextos: subnacional, cotejando los resultados en tres escalas espacial - departamentos, secciones censales y segmentos censales- y urbano, para Montevideo y el área metropolitana; la inclusión del área metropolitana en el estudio también constituye un elemento novedoso, no siempre considerado en los estudios urbanos nacionales. Para el contexto urbano se consideraran las escalas espaciales: municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas y segmentos censales.

Se espera de este modo aportar a una descripción integrada y comparada, que permita tender puentes entre los abordajes regionales, de nivel subnacional, y los abordajes urbanos, centrados en Montevideo.

² Se opta por la noción de contextos para distinguir entre el nivel subnacional y el nivel urbano-metropolitano, que incluirá el departamento de Montevideo y su área metropolitana. En buena parte del análisis a nivel subnacional se excluye Montevideo y el área metropolitana, en estas situaciones uno y otro contexto constituyen a su vez distintos universos de análisis.

3.2 Factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza

El segundo aspecto sobre el que se pretende avanzar refiere al análisis de los determinantes o factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza. Según Cotter (2002) pueden distinguirse dos enfoques en los estudios sobre determinantes de la pobreza, los centrados en las personas (*person poverty*), que procuran establecer que características determinan la probabilidad de una persona sea identificada como pobre, y los estudios centrados en el lugar (*place poverty*), preocupados por la variabilidad espacial de las tasas de pobreza y los factores respecto a los cuales ésta covaría.

En la bibliografía nacional se cuenta con un buen número de trabajos dentro del primer enfoque. Éstos, a través de modelos multivariados, ha identificado factores que inhiben o ponen en riesgo de pobreza a hogares y personas (Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Marroig y Oreiro, 2008, Cardeillac, 2013, Fernández, et. al 2018).

Sin embargo, el análisis de los factores asociados a la variabilidad espacial de la pobreza cuenta con menor acumulación en la bibliografía nacional. Los antecedentes se han concentrado fundamentalmente en describir la variabilidad espacial del fenómeno, cotejando su evolución a través del tiempo y comparando su incidencia al considerar distintos niveles de agregación.

Las descripciones han incluido la consideración de factores de diversa índoles que se entiende se relacionan con los patrones de distribución de la pobreza. Macro procesos históricos (Fernández, 2018), dinámicas globales y macro estructurales (Veiga, 2015), arreglos políticos e institucionales y estructuras de oportunidades relacionadas al Estado, el mercado y la sociedad (Kaztman, 2003), políticas de vivienda (Cruz, 2005) y factores sociales y demográficos asociados características individuales (Kaztman y Retamoso, 2006, Aguiar, 2016), pueden mencionarse entre los que han concitado mayor atención.

Pero en los análisis han predominado abordajes bi-variados, no se ha extendido el uso de modelos multivariados que, controlado el efecto de terceras variables, pueden dar cuenta del sentido y la magnitud de dichas relaciones. Esto llama la atención, dado que en la actualidad se cuenta con una nutrida bibliográfica cuantitativa, tanto a nivel internacional como regional, donde se ha incorporado la modelación multivariada y la

consideración de factores espaciales en el análisis de los determinantes de la desigualdad espacial y la pobreza³.

El presente estudio se propone, tanto a nivel subnacional, como para Montevideo y el área metropolitana, la identificación de factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza, utilizando para ello el ajuste de una serie de modelos multivariados que, por un lado, controlen la incidencia de terceras variables sobre el par de relaciones analizadas y, por otro, incluyan aspectos espaciales en la modelación, a través de la consideración de la localización y la distancia entre unidades espaciales.

3.3 Contenidos (ausentes) y estructura de la Tesis

La propuesta de la investigación que aquí comienza es ambiciosa; incluye el análisis de dos contextos (subnacional y urbano), la medición de diversas variables, evaluando su distribución en diferentes escalas espaciales. Sin embargo, debe señalarse que tanto en la revisión conceptual, como en las consideraciones metodológicas desarrolladas en las páginas que siguen, se constatarán al menos tres ausencias importantes que responden a sucesivos “recortes de investigación”. Es menester advertir a las y los lectores respecto a ello, previo a la presentación, a modo de encuadre general, de la estructura de la Tesis.

En primer lugar, para el abordaje empírico de la desigualdad espacial y la pobreza se propone un enfoque cuantitativo, centrado en la medición de la pobreza en unidades espaciales, el análisis de estos patrones y su correlación con otros indicadores sociales, económicos, demográficos y espaciales. Esta decisión repercute en el tipo de desarrollo conceptual propuesto que, si bien en los planteos más abstractos trascenderá la distinción entre enfoques cualitativos y cuantitativos, en las conceptualizaciones de nivel intermedio tenderá a priorizar desarrollos que orienten la medición de los fenómenos estudiados.

³ Por ejemplo: Friedman y Lichter (1998), Crandall y Weber (2004), Benson, et. al. (2005), Voss, et. al. (2006), Okwi, et. al. (2007), Rupasingha y Goetz (2007), Dwyer (2010), Curtis, et. al. (2012), Colón-Lugo y Sparks (2013), Giovanetti y Pelinki (2015), Guo, et. al. (2018), Nunes de Farias, et. al. (2018).

Aportes sustantivos desde enfoques cualitativos, que se han hecho tanto desde la sociología, como desde la antropología y la geografía, respecto a la relación entre desigualdad, pobreza y territorios, sin duda son centrales en el análisis de la desigualdad espacial y la pobreza. Sin desmedro de otros, pueden mencionarse los aportes de los enfoque cualitativos al análisis de los procesos de desafiliación desde la perspectiva de los sujetos involucrados (Álvarez Rivadulla, 2000), las concepciones de pobreza que tienen las personas que la experimentan (Filardo y Merklen, 2019), las fronteras y los estigmas vinculados a lugares pobres y las pautas de producción espacial de los sectores populares (Corboz, 2013). No obstante el reconocimiento de los aportes de estos trabajos, sus perspectivas no son incluidas en la presente investigación.

Un segundo aspecto sobre el que se debe llamar la atención es sobre las fuentes de información utilizadas. En el contexto actual, de alta disponibilidad de datos espaciales abiertos, existen antecedentes novedosos en el estudio de la desigualdad espacial y la pobreza, que combinan de forma original información cualitativa y cuantitativa e incorporan datos sobre infraestructuras espaciales, servicios, condiciones ambientales, entre otros, ya sea a través de fuentes secundarias o imágenes satelitales (Benson, et. al. 2005, Rupasingha y Goetz, 2007, Duque, et. al. 2015). La investigación que aquí se desarrolla no incorpora este tipo de fuentes, en cambio se limita al uso de información censal, superficies y distancias.

La decisión supone limitaciones a las posibilidades de operacionalización que, como se desarrollará más adelante, puede generar en algunos casos amenazas a la validez de las medidas. Sin embargo, se apuesta por el uso de este tipo de fuentes dada su confiabilidad, su cobertura, comparabilidad y posibilidades de desagregación (INE, 2012).

Por último, la perspectiva longitudinal es, sin duda, un gran ausente del trabajo. Existe antecedentes nacionales recientes que han avanzado en análisis longitudinales, históricos, cuyos resultados han iluminado sobre los procesos históricos en la producción espacial de desigualdades (Bolaña, 2018, Fernández, et. al., 2022).

Sin duda estos son de gran relevancia para dar cuenta de la historicidad de los procesos que han dado lugar a la actual morfología de las desigualdades espaciales. No obstante ello, la presente Tesis opta por un enfoque

transversal, que de modo sistemático indague en la multiescalaridad de la desigualdad espacial de la pobreza y sus principales factores asociados. El recorte no responde a otra cosa que al volumen de trabajo que supondría un abordaje longitudinal homólogo al aquí presentado, tanto en términos de procesamiento como de análisis.

Señaladas las que se entienden como principales limitaciones de la presente investigación, resta anunciar la estructura que seguirá el trabajo. Luego de este capítulo introductorio, en el Capítulo 2 se desarrolla el Marco Teórico en tres secciones; la primera orientada a discutir el concepto de espacio, la segunda el concepto de pobreza y la tercera a presentar una revisión sobre los principales factores asociados a la desigualdad espacial y la pobreza considerados en la bibliografía antecedente.

En el Capítulo 3 se presentan las preguntas de investigación y los objetivos. En el Capítulo 4 se desarrolla el Diseño Metodológico, organizado en tres secciones análogas a las del Capítulo Teórico. En la primera se presenta las definiciones, metodologías y conjunto de técnicas utilizadas para el análisis espacial. En la segunda se desarrolla la metodología de medición de la pobreza, la cual consiste en un versión ajustada del Método de las NBI propuesto por Calvo y colegas (2013). En la tercera sección se presenta la operacionalización de los factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza organizada en nueve dimensiones y veinticuatro indicadores. El Capítulo 4 se cierra con una tabla (Tabla 4) que sintetiza los principales aspectos de los tres componentes del Diseño.

Los resultados de investigación se organizan en dos capítulos; en el Capítulo 5 se analiza la distribución espacial de la pobreza a nivel subnacional y en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo, considerando en cada caso distintas escalas espaciales. En el Capítulo 6 se analizan los factores asociados a la varianza espacial de la pobreza, para lo que se parte de un análisis de correlación y se prosigue por el ajuste de una serie de modelos multivariados.

La Tesis se cierra con el Capítulo 7 de Conclusiones, en éste se presenta un breve racconto de los principales hallazgos de la investigación, una serie de reflexiones de carácter general sobre la desigualdad espacial en el Uruguay y se sugieren algunas miradas que, a futuro, sería interesante incorporar en estudios como el que aquí se aborda.

CAPÍTULO 2

Marco Teórico

Desde la década de 1920, con los trabajos pioneros de la Escuela de Chicago, la sociología ha buscado dar cuenta de la relación entre la posición de los agentes en la sociedad y su inscripción en el espacio físico. Sin embargo, la dimensión espacial no fue prioritaria entre los abordajes de la desigualdad social desarrolladas por la disciplina. Las ambiciones generalizadoras de las macro teorías han tendido a opacar la preocupación por la especificidad espacial de la desigualdad. No fue sino hasta la década de 1980, cuando el interés por la expresión espacial de los procesos social comienza a ocupar un lugar destacado en las Ciencias Sociales.

El llamado “giro espacial de las Ciencias Sociales” ha estado enmarcado en un renovado interés por el individuo en la creación de las estructuras sociales, en contextos espacio-temporales específicos. Ello supone la articulación entre teorías de ambición universal y análisis situados, que procuran establecer cómo se especifican espacial y temporalmente las relaciones planteadas por dichas teorías (Lobao, et. al., 2007).

En particular en los estudios de desigualdad, la irrupción del espacio ha alentado tanto a indagar en las expresiones específicas que asume ésta en distintos contextos geográficos, como a analizar cómo el espacio estructura las relaciones sociales y con ello la desigualdad en los niveles de bienestar. La acumulación investigativa en este sentido ha dado lugar al surgimiento del campo de estudios de la desigualdad espacial, donde convergen la sociología, la economía y la geográfica, entre otras disciplinas (Tickamyer, 2000).

La desigualdad espacial puede definirse como diferencias de resultados (por ejemplo: socioeconómicos, educativos, sanitarios) o categoriales (étnico-raciales, de género, etarios), al interior y entre distintos contextos espaciales (países, regiones, unidades administrativas subnacionales, municipios, barrios o cualquier otro) (Lobao, 2004).

De lo anterior derivan dos consideraciones a ser atendidas por los estudios de desigualdad espacial: por un lado, parafraseando a Amartya Sen (1995), debe definirse “¿desigualdad de qué?”, por otro lado, ¿qué espacio o espacios?

Respecto a la primera pregunta, retomando el modelo analítico de Tilly (2000), pueden distinguirse dos grandes formas de desigualdad, que se relacionan y retroalimentan, las desigualdades categoriales, basadas en distinciones sociales, raciales o de género, entre otras, y las desigualdades en las chances de vida y el bienestar, es decir en los resultados alcanzados. La presente investigación se centra en el análisis de la desigualdad de resultados, en particular en la variabilidad espacial de la pobreza.

Respecto a la segunda pregunta, ¿qué espacio o espacios?, pueden distinguirse dos enfoques para su abordaje. El primero, conocido como enfoque del lugar en la sociedad (*place-in-society*), parte de lugar con un interés intrínseco particular (una región, una comunidad local, una ciudad o un barrio) y procurar ilustrar las características específicas de ese lugar (identitarias, políticas, sociales, económicas) y, potencialmente, generalizar los hallazgos, en diálogo con teorías o procesos sociales más amplios.

El segundo enfoque, conocido como enfoque de la sociedad en el lugar (*society-in-place*) invierte el foco, parte de una problemática social e indaga cómo ésta se expresan de forma particular en distintos espacios geográficos. Desde esta perspectiva el centro de interés no está tanto en las características intrínsecas de un lugar, sino en evaluar cómo distintos procesos sociales, económicos o políticos, se relacionan con un determinado problema social en distintos contextos, priorizando describir y analizar aspectos comunes y específicos en las características y las magnitudes de estos vínculo (Lobao, et. al., 2007).

La presente investigación se inspira en el segundo enfoque; parte de una problemática social, la pobreza en Uruguay, y propone: (i) dar cuenta de su incidencia desigual a nivel subnacional (entre departamentos, secciones y segmentos censales) e intraurbano, para Montevideo y el área metropolitana (entre Municipios, regiones metropolitanas y segmentos censales) y (ii) identificar factores asociados a la desigualdad espacial en los niveles de pobreza.

En función de lo anteriormente planteado, se derivan tres ejes que estructurarán este Capítulo Teórico, a saber: (i) el espacio y la desigualdad espacial, (ii) la pobreza y (iii) los factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza. Cada uno de las siguientes secciones aborda una de estas temáticas.

1. Espacio, desigualdad espacial y escala espacial

1.1 Aproximación al concepto de espacio

El concepto de espacio tiene sendos recorridos tanto en la filosofía, como en la geografía y, posteriormente, en la sociología. En lo que sigue no se propone una revisión exhaustiva del derrotero del concepto, sino un abordaje sintético que sirva para orientar teóricamente la inclusión del espacio en el análisis de la desigualdad y la pobreza. En las conceptualizaciones el espacio difícilmente pueda abstraerse de la dimensión temporal, pero el énfasis en estas páginas estará en el primero.

Jesús Leal (1997) distingue dos acepciones del espacio en el pensamiento moderno: la substantiva y la relacional. La primera entiende que el espacio posee una dimensión absoluta y distinguible, con una serie de propiedades estables, que lo hacen depositario de todo lo que existe. La segunda concibe al espacio en términos relacionales; el espacio no preexiste vacío, debe ser ocupado por objetos para que se constituya como tal, por lo tanto no puede ser entendido como contenedor, sino como un conjunto de interacciones.

La conceptualización relacional del espacio ha tenido arraigo en la sociología desde los trabajos pioneros de Lefebvre (1972, 1974). Según el autor, el espacio es tanto resultado como producto de la acción social, de las prácticas, las relaciones, las experiencias sociales. En sus palabras "...las cualidades y propiedades del espacio son resultado de las interacciones, estrategias, éxitos y fracasos de los distintos agentes sociales que participan en él" (Lefebvre, 1972:133).

Lefebvre (1974) es reconocido por su perspectiva dialéctica del espacio. Para el autor la producción del espacio, específica de cada momento histórico, está sujeta a la interacción de tres categorías: el espacio concebido, producido por los especialistas, el espacio vivido, experimentado por los habitantes, y el espacio percibido, relacionado con las representaciones que se hacen las personas de sus usos cotidianos del espacio.

Gans (2002) distingue dos categorías en la noción de espacio, el espacio natural, una noción "presocial" asociada a lo físico, "*sociologically, at least, it is literally air over dirt*" (p. 329), y el espacio social, definido por el uso, las fronteras y los significados que los individuos y grupos hacen del espacio natural. Según el autor, el espacio sustantivo o natural, depositario de todo lo que existe, pasa a ser espacio social, en la medida que es producido a

través de las apropiaciones que las personas y las comunidades hacen del mismo.

Lo anterior da cuenta de cierta reciprocidad entre las relaciones sociales y el espacio. El espacio configura las relaciones sociales, a la vez que la acción humana da forma al espacio, a menudo incorporando en él los mismos principios y procesos que en otras instituciones sociales, generando y reproduciendo jerarquías sociales y desigualdades (Tickamyer, 2000).

Según Di Virgilio y Heredia, si bien puede distinguirse analíticamente el espacio sustantivo o físico, referido a localizaciones espacio-temporales precisas (países, ciudades, barrios, viviendas), y el espacio social, espacio en el que los grupos sociales se constituyen como tales, expresan sus jerarquías y distancias sociales (Bourdieu, 2000), en la experiencia social ambas dimensiones se encuentran superpuestas.

Según las autoras "...la posición que los agentes ocupan en el espacio social no es en absoluto independiente de su localización y posición en el espacio físico. Y viceversa" (Di Virgilio y Heredia: 2012:5). Es decir, localización y posición de los agentes en el espacio físico, debe entenderse como dimensiones recíprocamente constitutivas de las relaciones sociales.

A los efectos de la investigación social empírica, el abordaje del espacio puede suponer tanto definiciones sustantivas como relacionales, encontrándose habitualmente en los trabajos elementos de ambas. De alguna manera, el estudio de procesos socio-espaciales implica algún tipo de ejercicio de delimitación física, a la que se le transferirá determinadas propiedades (sociales, económicas, ambientales, políticas). Pero al mismo tiempo, y de particular interés para las Ciencias Sociales, los análisis de los procesos socio-espaciales tienen el desafío de trascender el abordaje espacial como mero contorno o telón de fondo de los procesos sociales e incluirlo como un factor constitutivo de los mismos (Tickamyer, 2000).

1.2 Desigualdad espacial y pobreza

Ya sea como contenedor de procesos sociales, o como producto y productor de interacciones sociales, en el espacio se expresan, se producen y reproducen desigualdades sociales. Por un lado el espacio es sustento físico de relaciones sociales de clase, género y raciales desiguales. El espacio refleja

cual espejo estas desigualdades, expresándose entre otros aspectos en brechas espaciales en términos de bienestar (Tickamy, 2000).

Pero el espacio no solo refleja, sino que es producido, a la vez que produce y reproduce estructuras de oportunidad que brinda a los habitantes diversos grados de poder, ventajas (o desventajas) que, en interacción con otros procesos sociales, inciden en la posición que éstos ocupan en la estructura social.

Como señalan Di Virgilio y Heredia, existe una mutua determinación entre la posición que ocupan las personas y grupos en el espacio y su posición en la estructura social y ambas inciden en la distribución de los recursos (materiales, de poder, simbólicos). Ello conforma "una estructura de distribución (desigual) de oportunidades que varía espacialmente. (...) las características del entorno y su localización condicionan las probabilidades de acceso a bienes, a servicios y al desempeño de actividades, introduciendo variaciones en el acceso a oportunidades de quienes lo habitan" (Di Virgilio y Heredia, 2012: 5).

Es decir, el espacio es tanto soporte de desigualdades como un factor constitutivo de las mismas. Es modelado y modela, de forma desigual, la estructura de oportunidades y distribución de recursos disponibles entre personas y grupos, lo que da lugar a diferencias en los resultados por éstos alcanzados, entre otros aspectos, en términos de bienestar y pobreza.

La desigualdad espacial en el acceso a fuentes de bienestar al interior y entre distintos contextos espaciales (países, regiones, unidades administrativas subnacionales, municipios, barrios o cualquier otro), tiene entre sus expresiones más elocuentes la desigualdad espacial de la pobreza. Como señala Tickamy, "poverty analysis, while not unique, provides an exceptionally transparent example of the importance and power of spatial analysis" (2000:809).

Por un lado, diferentes contextos espaciales son más o menos propicios para acceder a fuentes de bienestar que permitan evitar la pobreza, es decir, el espacio es contenedor de diferentes niveles de pobreza. Al mismo tiempo, el espacio produce y reproduce relaciones sociales, económicas y políticas desiguales, que operan como factores asociados o determinantes de la pobreza, con sentido y magnitud espacial y temporalmente contingente (Op. Cit.).

En Ciencias Sociales, desde Booth (1892) en adelante, la pobreza se ha constituido en una temática transversal dentro de las disciplinas que estudian la relación entre desigualdad y espacio. Tanto los estudios rurales, como los regionales y los urbanos, tienen en ésta una temática de común interés, que ha sido abordada haciendo énfasis en distintos procesos, dependiendo de las escalas consideradas.

Los análisis regionales han mostrado tanto a nivel internacional (Friedman y Lichter, 1998, Cotter, 2002, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, Higazi, 2013), como regional (Kaztman, 1996, Pérez, 2005, Benson et al., 2005, Aponte, et. al., 2015, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018, Yaschine y Huffman, 2020) y nacional (Calvo, 1999, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Mascheroni, 2017, Fernández, 2018) profundas brechas en los niveles de pobreza al interior de los países, tanto intra como inter regionales.

Estos trabajo tienen en el desarrollo territorial, entendido como un proceso histórico, político, social y económico, asociado a un cambio estructural en el sistema productivo que permite mejorar el bienestar de la población (Schejtman y Berdegué, 2004, Rodríguez Miranda, 2014), una de las nociones centrales que estructura el análisis del vínculo entre niveles de bienestar y desigualdad espacial.

El argumento general señala que la prevalencia de modelos de desarrollo económicos geográficamente desiguales, asociados a la aglomeración espacial de actividades con alto valor agregado en determinadas regiones, tendrían como correlato la polarización y la concentración de ventajas y desventajas, que se traducen en un distribución espacialmente desigual de las fuentes de bienestar.

La preocupación por la desigualdad espacial en la incidencia de la pobreza también tiene raigambre en los estudios urbanos, tanto a nivel internacional (Wilson, 1987, Massey y Denton, 1993, Davis, 2006, Guo, et. al., 2018), como regional (Beccaria, 1989, Abalero, 1995, Sabatini, et. al. 2001, Sánchez-Peña, 2012, Aguilar y López, 2016, Fuentes, et. al. 2018) y nacional (Mazzei y Veiga, 1985, Kaztman, 1989, Calvo y Giraldez, 2000, Cruz, 2005, Kaztmnan y Retamoso, 2005, DINAM, 2012, Aguiar, 2016, Borrás, 2019, Rubini, 2020).

Se reconoce en estos estudios un interés común por la descripción de la variabilidad espacial de la pobreza y la comparación de la incidencia en distintas zonas o barrios de las ciudades. La segregación residencial económica se constituye en una noción transversal en la mayoría de los trabajos para describir la aglomeración espacial de hogares en situación de pobreza.

La segregación residencial, se define por "el grado de proximidad espacial o de aglomeración territorial (...) de un mismo grupo social" (Sabatini, et. al., 2001:27). Los hogares y las personas en situación de pobreza han sido uno de los grupos priorizado en la bibliografía regional y nacional. Los trabajos coinciden en señalar que las principales ciudades latinoamericanas presentan una estructura residencial segregada, caracterizada por la concentración de hogares pobres en algunas áreas de la ciudad y la conformación de áreas o barrios socialmente homogéneos en términos de pobreza, propias del carácter dual de la desigualdad urbana (Castells, 1995)

Sin embargo, la tendencia a la concentración no es el único patrón en el que se expresa la desigualdad espacial en las ciudades. Como señala Davis "...ni todos los pobres urbanos viven en áreas urbanas hiperdegradadas, ni todos los que sí lo hacen son pobres (2006: 39)". Investigaciones que han indagado en la desigualdad espacial utilizando niveles más altos de desagregación señalan que buena parte de los pobres urbanos, ya sea vía arreglos familiares extendidos, ocupación de viviendas abandonadas o autoconstrucción precaria en predios formales, evitan el desplazamiento a áreas de alta concentración de pobreza (Álvarez Rivadulla, 2019).

Es decir, a la vez que a nivel urbano la desigualdad espacial se expresa en una tendencia a la aglomeración espacial de los hogares pobres en áreas periféricas "hiperdegradadas" (Davis, 2006) otros tantos, más allá de su situación de pobreza, conviven en áreas consolidadas de la ciudad, constituyendo situaciones atípicas de precariedad dispersa en el tejido urbano consolidado (Couriel, 2016, Reclade, 2016, Bajac, et. al. 2019). La noción de fragmentación se ha utilizado, en este contexto, para dar cuenta de las múltiples divisiones existentes en las ciudades contemporáneas (Marcuse, 1989).

Lo dicho hasta aquí da cuenta del carácter multiescalar de la desigualdad espacial en general y de la desigualdad espacial de la pobreza en particular.

Los estudios comparten el diagnóstico respecto al fenómeno, sin embargo, como se mostró, los aspectos enfatizados varían dependiendo de las escalas considerada. Ello no debería suponer que los procesos que se identifican en una u otra escala sean independientes entre sí. Por el contrario, se superponen y determinan mutuamente, si bien en la bibliografía, dado los recortes analíticos, han sido abordados habitualmente como compartimentos estancos (Cotter, 2002, Del Casino Jr. y Jones III, 2007).

1.3 Aproximación al concepto de escala espacial

Un aspecto común a las diferentes nociones de espacio es el reconocimiento que éste y los distintos procesos que en él se expresan, producen o reproducen, entre ellos la desigualdad espacial, adquieren formas singulares dependiendo de la escala espacial que se considere (Tickamyer, 2002, Gans, 2002).

Como fuese señalado más arriba, los procesos sociales no están confinados en una escala espacial en particular. La vida social está anidada en diferentes escalas espaciales, que van desde el cuerpo y "la pequeña táctica del habitar" (Soja, 2010:31), pasando por lo regional, nacional y global, manifestándose de forma singular en cada una de ellas.

La definición de escala espacial está en buena medida sujeta a la conceptualización que se haga del espacio. Desde una perspectiva sustantiva, que entiende al espacio como una entidad poseedora de una serie de propiedades estables, que la hacen depositaria de fenómenos sociales y naturales (Leal, 1997), la escala espacial puede entenderse como "las cualidades y extensión geográfica de los objetos de estudio" (Ruiz y Galicia, 2016: 138).

Entre las definiciones sustantivas de escala espacial Ruiz y Galicia distinguen las ontológicas; para las que la escala espacial es "una característica objetiva de interacciones complejas dentro y entre los procesos sociales [que] refiere a elementos intrínsecos propios de los fenómenos" (2016:139), y las analíticas, en las que el concepto remite a "un atributo de la observación científica del objeto, más que como una dimensión intrínseca al objeto" (2016:138).

Tanto desde la acepción ontológica, como desde la analítica, la escala espacial está dada por una métrica neutra y fija del espacio, que delimita geográficamente los procesos analizados y, en tanto tal, refiere a "...las dimensiones espaciales, temporales, cuantitativas o analíticas usadas para medir y estudiar cualquier fenómeno" (Gibson, et. al. 2008:218, Citado en Ruiz y Galicia, Op. Cit.).

Neil Smith (2003) señala que las la perspectiva sustantiva, puede dar lugar a definiciones fijas y preestablecidas de escala espacial, que pueden no ser adecuadas para el análisis de los procesos sociales. En cambio propone entender la escala espacial, como marco material real de la acción social, socialmente producida, a través de actividades y relaciones económicas, políticas y sociales. Una noción dinámica y cambiante que remite a una perspectiva relacional del espacio.

Desde esta perspectiva, diferentes tipos de sociedades, en diferentes períodos históricos, producen distintas escalas espaciales para contener y habilitar formas particulares de interacción social. La escala, así definida, es expresión de los procesos sociales, a la vez que un factor que los habilita.

En las investigaciones empíricas las definiciones de escala suelen estar sujetas al enfoque desde el cual se aborde el espacio. Los abordajes desde la perspectiva del lugar (*place-in-society*), preocupados por aspectos específicos, identitarios, culturales y sociales, es habitual consideren definiciones dinámicas de la escala espacial, que pueden irse modificando a lo largo de la investigación. Por el contrario, desde la perspectiva de la sociedad en el lugar (*society-in-place*), interesada por la expresión de proceso social a través del espacio, suelen priorizarse definiciones estáticas, a través de recortes más o menos arbitrarios que permitan dar cuenta de la variabilidad espacial de los procesos estudiados en distintas escalas.

Dado los propósitos del presente trabajo, la operacionalización de la escala espacial en esta investigación estará orientada por una conceptualización estática y sustantiva de la misma.

2. El concepto de pobreza en Ciencias Sociales

2.1 Personas pobres en lugares pobres

Ha quedado planteado hasta aquí que el espacio refleja, a la vez que produce, desigualdades sociales en el acceso a fuentes de bienestar. La desigualdad espacial, definida por las diferencias en el acceso a fuentes de bienestar al interior y entre distintas escalas espaciales (países, regiones, unidades administrativas subnacionales, municipios, barrios o cualquier otra), tiene entre sus expresiones más contrastantes la desigualdad espacial en los niveles de pobreza.

Esta sección se aboca a la definición conceptual de pobreza, noción a partir de la cual se evaluará la desigualdad espacial en esta investigación. La pobreza es un concepto polisémico y muy debatido; según Spiker "...no tiene un significado único. Contiene una serie de significados relacionados a través de una serie de similitudes" (2007: 292). Dada la amplitud de la temática, la revisión conceptual exige un recorte que encuadre el tipo de abordaje seguido.

En términos generales los conceptos de pobreza que se presentan en los siguientes párrafos comparten el hecho de definirla en relación un concepto más general de bienestar. En este marco, la pobreza refiere a un estado de situación en el cual no se accede a niveles mínimos de bienestar. Las definiciones de bienestar, así como las de pobreza, varían tanto en las propiedades considerados para definir los conceptos, como en los indicadores que se utilizan para ubicarlos en el espacio empírico.

Las conceptualizaciones que se presentan en este capítulo coinciden en definir tanto el bienestar como la pobreza en el nivel del individuo, como condiciones que experimentan las personas. Puede argumentarse el carácter restrictivo de las definiciones centradas en el individuo, señalando la pertinencia de incluir el nivel colectivo del bienestar, en tanto necesidades asociadas a bienes sociales irreductibles o bienes comunes (Deneulin y Townsend, 2007, Dubois, 2008, Dean, 2009). Sin embargo en los antecedentes de investigación predominan fundamentalmente conceptualizaciones centradas en el individuo.

Ahora, si bien el concepto de pobreza refiere a propiedades individuales, en su análisis han predominado dos grupos de enfoques, el primero se centra en

los individuos y se preocupa por describir las características de las personas pobres e identificar los factores que se relacionan con la probabilidad de pobreza de estos. El segundo, si bien identifica la pobreza en el nivel individual, se preocupa por su expresión agregada, es decir por las tasas de pobreza y los factores asociados a las variaciones de éstas. Desde esta perspectiva, si bien la pobreza es una noción que se define a nivel individual, como fenómeno agregado es externo al individuo, al trascender las opciones y las decisiones de estos (Beeghley, 1988).

Cotter (2002) retoma el planteo de Beeghley (1988) y distingue entre los enfoques de la pobreza de las personas (*person poverty*) y los enfoques de la pobreza del lugar (*place poverty*). En estos últimos, el interés se encuentra en la descripción de las tasas de pobreza a través de distintas escalas espaciales y en la identificación de factores que se asocian a dicha variabilidad espacial. En palabras del autor "...*place poverty focus on the way in which poverty is distributed unevenly across space*" (537).

A los efectos del presente trabajo, es pertinente considerar las distinciones planteadas por Beeghley (1988) y Cotter (2002), y señalar que, si bien en lo que sigue la pobreza es definida en el nivel individual, el análisis de la misma se realizará a través de tasas de pobreza agregadas en distintas escalas espaciales. Es decir, el interés no estará en las personas pobres y en la probabilidad que ellas tienen de salir (o no) de la pobreza, sino en los niveles agregados o tasas de pobreza, su desigual distribución a través del espacio y los distintos factores asociados a dicha distribución.

2.2 Primeras aproximaciones al concepto de pobreza en las Ciencias Sociales

Hacia fines del siglo XVIII y comienzos del XIX, las condiciones paupérrimas de vida de buena parte de la clase obrera en algunas de las principales economías europeas, motivó las primeras reflexiones de las Ciencias Sociales sobre la temática. En sociología se reconoce el aporte seminal de Tocqueville (1835 citado Paugam, 2007) al estudio de la pobreza.

Según Tocqueville la pobreza es un fenómeno relacional, que no se encuentra fijo en el tiempo, sino que se expande y complejiza a medida que las sociedades se desarrollan. Para Tocqueville la pobreza "...no existe como tal, sino respecto a una estado de una sociedad considerada como un todo" (Op.

Cit., 38). Es decir, se define respecto a un estándar relativo de necesidades alcanzadas por una sociedad en un momento y un lugar determinado. En tanto tal, la pobreza para el autor resulta una condición social, que implica no solo un resultado, sino una posición en la estructura social (Spicker, 2007). Simmel (1907, citado en Op. Cit.) retoma la perspectiva relacional de Tocqueville, pero centra la atención en el vínculo de la pobreza con la asistencia. Según Simmel "...es pobre el que recibe asistencia o el que debería recibirla en determinada situación (...) no son los que sufren carencias y privaciones específicas, sino los que reciben auxilio o deberían recibirlo según las normas sociales" (Simmel, citado en Paugam, 2007:51).

El trabajo de Engels (1845, citado en Op. Cit.), contemporáneo a Tocqueville, también suele referenciarse entre los precursores en la temática. Coincide con el primero en el diagnóstico de situación, sin embargo difieren en los nexos que establecen con el fenómeno.

Para Tocqueville, de cuño liberal, la pobreza es algo inevitable, asociada al desarrollo de la civilización, que debe ser atendido en el nivel individual a través de la caridad de los ricos. Engels, por el contrario, discrepa respecto al carácter inevitable del fenómeno, y lo entiende como resultado de los patrones de acumulación capitalista, los cuales a través de la producción de contingente de desempleados, resultado de la competencia entre trabajadores, mantienen a una proporción importante de la población en condiciones de vida paupérrimas. El argumento sería retomado posteriormente por Marx (1867, citado en Op. Cit.) a través de la categoría de ejército industrial de reserva.

Adam Smith define la pobreza como la imposibilidad de acceder a las necesidades requeridas por naturaleza o costumbre -"*the inability to purchase necessities required by nature or custom*" (Smith, 1776, citado en Davis y Sánchez-Martínez, 2014:7). Se incorpora así la distinción entre necesidades físicas, asociadas a requerimientos para la mantención de la vida, y necesidades sociales, determinadas por las normas y costumbre. En Marx se encuentra una distinción similar entre las necesidades permanentes o biológicamente determinadas y las necesidades humanas, generadas por la producción (Boltvinik, 2005).

Jeremy Bentham propone una perspectiva diferente para evaluar el bienestar, basado en el llamado criterio de la utilidad, entendido como la suma de todas

las utilidades individuales. Un concepto inherentemente subjetivo, asimilado a las preferencias individuales, aquello que cada persona considera importante en su vida.

La perspectiva habilita una representación ordinal de las preferencias, que son las que guían a los individuos en sus patrones de consumo (Davis y Sánchez-Martínez, 2014). La pobreza en términos utilitaristas se define como una situación de insatisfacción de algún criterio mínimo de utilidad al cuál las personas deben acceder. Se trata por tanto de una condición de privación definida en relación a la consecución de preferencias individuales, lo que marca una diferencia con los planteos relacionales y basados en las necesidades, de carácter eminentemente social.

2.3 La pobreza como amenaza a la subsistencia

Los primeros estudios empíricos sobre la pobreza la definieron como una situación de privación, que no permite cubrir los mínimos necesarios para la mantención de la vida. La subsistencia se asocia en este planteo a un nivel mínimo de recursos que permite mantener la eficacia física. En palabras de Rowntree, *"families were counted as poor if their ' total earnings are insufficient to obtain the minimum necessities of merely physical efficiency"* (Citado en Ringen, 1988:353).

Según Dubois (1999), se trata de una definición que pone énfasis en establecer los síntomas de la pobreza, procurando para ello fijar una frontera o umbral que determine de modo preciso donde comienza y donde termina el fenómeno. Es en este sentido, se dice que este tipo de definiciones son de carácter absoluto, ya que una vez fijado el umbral de subsistencia, el mismo se mantiene constante, sin depender de otras referencias.

El concepto de pobreza como amenaza a la subsistencia, supone que existen mínimos indispensables, que no están sujetos a preferencias individuales, sino que son de carácter normativo. En este sentido, señala Pigou, existe un estándar mínimo debajo del cual nadie debería caer "...éste debe ser concebido no como un mínimo subjetivo de satisfacción, sino como un mínimo objetivo de condiciones" (Pigou, citado en Boltvinik, 2005:250).

En estas definiciones la fijación de umbrales mínimos se asocia fundamentalmente a requerimientos nutricionales y acceso a bienes básicos.

En el trabajo seminal de Rowntree (1901, citado en Ringen, 2004) se incluyen entre los requerimientos mínimos una dieta básica, la vestimenta, acceder a una vivienda y calefaccionarse. En subsiguientes trabajos las dimensiones consideradas se expandieron, pero manteniendo la referencia a la privación severa. A decir de Ringen (2004) aquella falta de medios materiales que son necesarios para que una persona funcione en una comunidad.

En las definiciones de pobreza como amenaza a la subsistencia ha sido habitual diferenciar dos tipos de pobreza. Uno refiere a privaciones severas y acuciantes, asociadas a la supervivencia física, y el otro a carencias que, si bien no amenazan la integridad física, comprometen el desempeño social de las personas. La distinción es heredera de los planteos sobre necesidades biológicas y necesidades sociales realizados por los autores clásicos.

2.4 La pobreza como privación de necesidades

Maslow (1943) fue uno de los autores que reabrió el debate sobre las necesidades humanas en la segunda mitad del siglo XX, a través de su teoría de la motivación humana. Su propuesta establece una jerarquía de necesidades; fisiológicas, seguridad, afiliación, reconocimiento y autorrealización.

Según Maslow, en la medida que las necesidades de menor jerarquía se van satisfaciendo, van emergiendo las siguientes. Alcanzar o mantener las condiciones para satisfacer estas necesidades, es lo que motiva la acción de las personas. La propuesta distingue entre deseos (*wants*) y necesidades; los primeros de carácter subjetivo, individual, los segundos de carácter universal, lo que supone una distinción respecto a los enfoques relativistas de las necesidades.

Los postulados de Maslow fueron retomados a finales de la década de 1960 por una línea de estudios de pobreza, críticos con las conceptualizaciones de pobreza que la definían en función del acceso a mínimos de recursos materiales. El enfoque de las necesidades plantea que el bienestar y la pobreza deben definirse en función de los resultados efectivamente alcanzados por las personas en un conjunto de dimensiones, no de acuerdo a los recursos materiales disponibles. Se argumenta que la disponibilidad de recursos no garantiza la efectiva satisfacción de necesidades, ya que ésta está sujeta al contexto y al tipo de usos que se hagan de esos recursos.

Los planteos sobre las necesidades humanas que se sucedieron en las últimas décadas del siglo XX son diversos. Van desde concepciones alternativas al desarrollo (Max-Neef, et. al. 1986), hasta propuestas para tomar las necesidades básicas como guía para el diseño de políticas públicas (OIT, 1976, citado en Dubois, 1999). Entre los distintos enfoques se reconoce el de Doyal y Gough (1994) por proveer un marco teórico unificado y aplicable, así como procedimientos operativos claros.

Doyal y Gough (1994) sostienen que las necesidades humanas básicas son realizaciones mínimas que los individuos deben satisfacer para poder alcanzar dos objetivos universales; evitar el daño y lograr una participación crítica en las formas de vida elegidas. Si estos no se consiguen, el potencial y las oportunidades de las personas en el ámbito privado y público se ven restringidas.

Los autores distinguen dos necesidades humanas básicas, la supervivencia física y la autonomía e integración social, en tanto "son las precondiciones de cualquier acción individual en toda cultura, por lo que constituyen las necesidades humanas más básicas: aquellas que deben satisfacerse en algún grado antes de que los actores puedan en realidad participar en su forma de vida buscando alcanzar otras metas valiosas" (Doyal y Gough, 1994: 54).

Estas necesidades son objetivas y universales; objetivas, en tanto su especificación teórica y empírica es independiente de las preferencias individuales. Universales, en tanto las concepciones generales de daño y participación crítica son las mismas para todos los seres humanos.

Ahora bien, la universalidad de las necesidades básicas, contrasta con el carácter relativo de los medio disponibles para satisfacerlas, los cuales varían entre distintos contextos geográficos, históricos y culturales. Al respecto, Doyal y Gough proponen distinguir entre necesidades básicas y satisfactores, entendiendo por estos últimos los objetos, actividades y relaciones que se movilizan para satisfacer las necesidades básicas.

Los satisfactores, si bien relativos, cuentan con determinadas características universales o propiedades que permiten mantener la supervivencia y la autonomía en todas las culturas. Estas características universales, son conceptualizadas como necesidades intermedias y tienen un papel de intermediación entre los satisfactores y las necesidades humanas básicas. Son "...propiedades funcionales de los bienes y servicios que (...) contribuyen

positivamente a la salud y la autonomía de los individuos en todas las culturas” (Fernández, 2010:177).

La Teoría de las Necesidades Humanas de Doyal y Gough (1994) incluye un listado de once necesidades intermedias a modo de propuestas que podría guiar el abordaje operativo del planteo. A saber: (i) alimentos adecuados y agua, (ii) vivienda adecuada, (iii) ambiente de trabajo sin riesgo, (iv) medio físico sin riesgo, (v) atención sanitaria, (vi) seguridad en la infancia, (vii) relaciones primarias significativas, (viii) seguridad física, (ix) seguridad económica, (x) control de nacimiento embarazo y parto y (xi) enseñanza básica.

La pobreza en este marco puede definirse como un estado donde se encuentra reducida la posibilidad de satisfacer las necesidades humanas básicas, existiendo por tanto un riesgo de daño para la supervivencia, la autonomía y la integración social. Esto implica, al igual que en el caso de la conceptualización de pobreza como amenaza a la subsistencia, un abordaje absoluto de la pobreza y de las necesidades, si bien en el espacio de los satisfactores pueden registrarse variaciones dependiendo del momento histórico, el espacio geográfico o el contexto cultural.

En la delimitación de necesidades básicas a ser consideradas como atributos de la pobreza, desde la Teoría de las Necesidades Humanas se sugieren recurrir a estándares biomédicos y sociales provenientes de la ciencia. Fernández, quien retoma los planteos de Doyal y Gough para el estudio de la pobreza, propone así mismo incluir dentro de esta delimitación “estándares normativos provenientes de los derechos humanos reconocidos y tutelados en un texto constitucional” (2010:176).

2.5 La pobreza como privación de capacidades

El concepto de pobreza como privación de capacidades, propuesto originalmente por Amartya Sen, comparte con el enfoque de las necesidades básicas la crítica a los estudios centrados en las preferencias individuales o los recursos materiales. Pero, a diferencia del enfoque de las necesidades, de vocación universal, el de las capacidades procura incorporar como aspecto central la heterogeneidad de las personas y las libertades con que éstas cuentan para ser y hacer lo que se estiman (Sen, 1992).

Sen plantea desplazar el centro de atención en la definición y evaluación de la pobreza, de la utilidad o los recursos, a las capacidades (*capabilities*), definidas como libertades fundamentales que se tienen para optar por el tipo de vida que se valora, y los funcionamientos o realizaciones, entendidas como formas de ser y hacer, que las personas efectivamente valoran.

Los funcionamientos pueden variar desde aspectos elementales como el estar bien alimentado o adecuadamente vestido, hasta aspectos más complejos asociados a logros sociales, como el ser parte de la vida comunitaria o poder presentarse en público sin sentir vergüenza (Sen, 1992).

A decir de Boltvinik (1999), al sustituir el concepto de necesidades por el de funcionamientos y capacidades, la propuesta de Sen permite rebasar el sentido de "falta de cosas" que el término de necesidades transmite, pasando así a una concepción más amplia de ser y hacer. Esta concepción incorpora un abordaje tanto factual, de los funcionamientos o realizaciones efectivamente alcanzados, como contrafactual, del abanico de posibles capacidades entre las que los individuos realizan elecciones.

Desde este marco entonces, los recursos materiales no son un fin en sí mismo, sino instrumentos importantes para alcanzar determinados funcionamientos. La importancia de los recursos por tanto, variará entre comunidades, hogares e individuos, ya que las posibilidades que brindan es contingente y está condicionada por los factores de conversión individuales (atributos individuales, actitudes e intereses) y sociales (marcos legales, institucionales, históricos y geográficos) que median entre los recursos y su conversión en funcionamientos (Sen, 2000, Robeyns, 2003).

Dado lo anterior, la pobreza en el enfoque de las capacidades se define como privación de capacidades básicas para lograr determinadas realizaciones o funcionamientos que las personas valoran (Sen, 1983, 2000). Es decir, la pobreza es absoluta en el espacio de las capacidades básicas, pero usualmente tomará formas relativas al contexto histórico, cultural y geográfico, en el espacio de los recursos requeridos para alcanzarlas. La distinción es similar a la realizada en el enfoque de las necesidades entre los satisfactores y las necesidades humanas.

A diferencia de Doyal y Gough (1994), Sen no propone un listado cerrado de capacidades a ser consideradas. Argumenta que "en el contexto de algunos tipos de análisis social, al tratar con la pobreza extrema en las economías en

desarrollo, podemos avanzar mucho con un número relativamente pequeño de funcionamientos centralmente importantes y de las capacidades básicas correspondientes (...) En otros contextos, que incluyen problemas más generales del desarrollo económico, la lista puede ser mucho más larga y diversa" (Sen, 1998: 56).

Desde la perspectiva de las capacidades, la delimitación de un set de capacidades debe ser resultado del debate social, el razonamiento y el escrutinio público, no un listado teórico "canónico", independientemente de lo que los ciudadanos puedan comprender y valorar. En cambio, la evaluación del bienestar y la pobreza, se propone sea singular a cada cultura y a cada contexto y reflejar el grado de libertad de las personas para ser y hacer lo que valoran (Alkire, 2007).

Este punto ha sido objeto de controversia, por considerarse que la "perspectiva de libertad" planteada por Sen es demasiado vaga y relativista. Nussbaum (1988, 2000) afirma que algunas capacidades básicas, son un prerrequisito sin las cuales se considera imposible el funcionamiento como ser humano. Según la autora "hay solo una lista de funcionamientos (al menos en cierto nivel de generalidad) que en realidad constituye una buena vida humana" (Nussbaum, 1988:152).

La autora ha propuesto distintas listas de capacidades humanas centrales, donde reconoce una influencia aristotélica, vinculada a la noción de virtud. Los listados, a decir de la autora, incluyen componentes correalizables, por lo que "no podemos satisfacer la necesidad de uno de ellos entregando a cambio una mayor cantidad de otro. Todos son de central importancia y todos son de calidades distintas..." (Nussbaum, citado en Boltvinik, 2005:229).

En su última versión, incluye diez capacidades. A saber; (i) extensión normal de la vida, (ii) salud corporal, (iii) integridad corporal, (iv) capacidad de sentir, imaginar, pensar y razonar, (v) capacidad de desarrollo emocional libre de temores, (vi) razón práctica, (vii) afiliación (viii) dimensión ecológica de la vida humana, (ix) capacidad de disfrutar actividades recreativas y (x) control sobre el propio entorno (Nussbaum, 2000).

Nussbaum, comparte con Sen que la pobreza debe definirse como privación de capacidades y en este sentido se torna central la libertad de elección de los individuos respecto a qué ser y hacer. Sin embargo, la autora plantea que existen situaciones donde la realización de ciertas capacidades, es necesaria

para el desarrollo de otras. En esos casos el centro de atención debe ser el funcionamiento, dado que de lo contrario puede darse la anulación de otras capacidades.

Según Nussbaum "cuanto más crucial es un funcionamiento para mantener otras capacidades, tanto más autorizados estaremos para promover en ciertos casos el funcionamiento real" (2000:139). Dado ello, podría suponerse que esos funcionamientos "cruciales" constituyen umbrales mínimos a ser considerados en la definición de la pobreza.

2.6 La pobreza como privación relativa

Las definiciones de pobreza presentadas hasta aquí, si bien difieren en las propiedades que consideraran, coinciden en conceptualizar la pobreza en términos absolutos. Los umbrales que se establecen desde estas definiciones delimitan con precisión donde comienza y donde termina la pobreza, en función de algún criterio universal de mínimos, ya sean nutricionales, de necesidades, capacidades o funcionamientos.

Peter Townsend (1979) critica estas propuestas por considerar que los mínimos establecidos por los enfoques absolutos resultan estáticos y no permiten dar cuenta de las transformaciones sociales, económicas y culturales. El autor propone como alternativa una concepción relacional de la pobreza, establecida en concordancia con los estándares de la sociedad particular que se esté evaluando. La definición retoma los planteos de las teorías clásicas del siglo XIX respecto al carácter contingentes de las necesidades, entiendo que éstas se encuentran sujetas al grado de desarrollo tecnológico y productivo, a los arreglos institucionales y a las convenciones de determinado contexto.

Desde esta perspectiva, las necesidades humanas no son fijas en el tiempo, ni en las diferentes sociedades, permanentemente se adaptan y aumentan a medida que las sociedades se desarrollan. El aumento en la satisfacción de las necesidades, el desarrollo de la división del trabajo y el surgimiento de nuevas organizaciones, entre otros fenómenos, crea y reconstituyen nuevas necesidades.

Según Townsend (Op. Cit.), las necesidades humanas, socialmente producidas, determinan el estilo de vida de una sociedad. Un conjunto de

expectativas compartidas sobre cómo se debe vivir, que tipo de vivienda se debe tener, que clase de actividades y de participación en la vida de la sociedad se deben desarrollar, e incluso a qué tipo de alimentación se debe aspirar.

La consecución de dicho estilo de vida estará sujeta a los sistemas de distribución de recursos públicos (beneficios sociales y servicios) y privados (ingresos personales y bienes de capital), que son los instrumentos con que contarán las personas y hogares para satisfacer sus necesidades. El planteo de Townsend (Op. Cit.) radica en considerar el estilo de vida de una sociedad como parámetro respecto al cual evaluar la pobreza. Ésta quedaría definida como una situación de privación relativa de recursos públicos y privados, bajo la cual las personas y los hogares se ven imposibilitados de alcanzar el tipo de dieta, participar en las actividades y tener las condiciones de vida que se acostumbran en las sociedades de las cuales forman parte.

En palabras del autor "*...a point in the scale of the distribution of resources below which, as resources diminish, families find it particularly difficult to share in the customs, activities and diets comprising their society's style of living*" (1979:60). Es decir, la pobreza es la condición objetiva de imposibilidad de acceder o compartir el estilo de vida habitualmente aceptado en una determinada sociedad. En la medida que el estilo de vida de una sociedad cambie, la definición social de la condición objetiva de pobreza también lo hará.

La difusión del enfoque relativo de pobreza han promovido definiciones y evaluaciones de pobreza particulares, que dan cuenta de la relación cambiante entre las privaciones relativas y los recursos públicos y privados "...en el curso del tiempo y a través de las comunidades que ocupan diferentes territorios" (Townsend, 2004:448).

El atributo relacional del concepto se traduce en operacionalizaciones en las cuales la situación de pobreza se definen en relación a un patrón de productividad-ingreso-consumo establecido como promedio o modal en una sociedad en cuestión, y no a un núcleo irreductible de privaciones (Longhi, 1996). En este sentido, la pobreza es relativa a un estándar nacional, regional o de cualquier otro tipo, y varía en distintas sociedades y contextos históricos, en la medida que se transforman los patrones de productividad, ingreso y consumo.

Dubois (1999) destaca al respecto que el enfoque de pobreza relativa permitió evidenciar situaciones de privación claramente diferenciadas, por ejemplo, entre zonas rurales y urbanas. Habitualmente, en áreas rurales, las condiciones de privación persistente, por ejemplo en términos de acceso a servicios básicos, lleva a que la definición de necesidades básicas pueda tener vigencia.

Sin embargo, en los estudios de pobreza urbana, el enfoque de pobreza relativa ha permitido redefinir umbrales e incorporar dimensiones no consideradas habitualmente, y que reflejan las exigencias del estilo de vida en las ciudades –la movilidad, las condiciones del entorno, la violencia–, así como a reconsiderar los puntos de corte en la escala de recursos asociadas a necesidades tradicionales.

3. Factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza: una mirada a través de los antecedentes de investigación

3.1 Personas pobres en lugares pobres y factores asociados

En la bibliografía sobre factores asociados y determinantes de la pobreza pueden distinguirse dos enfoques, el primero centrado en los individuos (*person poverty*), se preocupa por identificar los factores que inciden en la probabilidad de que una persona u hogar sea identificado como pobre. El segundo, centrado la distribución espacial de la pobreza (*place poverty*), se preocupa por analizar la variabilidad de las tasas de pobreza a través de distintas escalas espaciales e identificar factores asociados y determinantes de dicha variabilidad (Cotter, 2002).

En uno y otro enfoque suele clasificarse los factores asociados a la pobreza en dos grandes grupos; factores individuales, asociados a características y logros de las personas, ya sea en términos demográficos, étnicos, educativos, sociales o de otro tipo, y factores estructurales, procesos de nivel macro asociados al funcionamiento de los mercados de trabajo, los ciclos económicos, características institucionales, composición de la estructura de clase, entre otros (Beeghley, 1988).

A su vez puede señalarse un tercer grupo de factores a los que se ha referido bajo el nombre de contextuales, asociados a propiedades de un nivel de

análisis ecológico que contiene a las unidades evaluadas y que se atribuyen homogéneamente a éstas. Por ejemplo determinadas características de una región geográfica o un barrio, que afecta de forma homogénea a todas las las personas y hogares que contiene (Fernández, et. al. 2018).

La revisión que se desarrolla a continuación presenta nueve grupos de factores asociados a la variabilidad espacial de las tasas de pobreza. Los cinco primero refieren a factores de nivel individual. En términos generales se asume que las características demográficos, raciales y educativas de la población, entre otros, se correlaciona con las tasas de pobreza. En otras palabras, las tasas de pobreza de una unidad espacial serán mayores o menores, dependiendo de las características de la población que allí habite. Se completa la revisión considerando dos grupos de factores estructurales (el primero refiere a las características de la estructura de clase y el segundo a la estructura económica, los niveles de productividad y el tipo de inserción predominante), un grupo de factores contextuales de nivel meso, asociados a características geográficas (niveles de urbanización, densidad de población y localización) y planteando el supuesto de difusión espacial como factor espacial específico para dar cuenta de la desigualdad en los niveles de pobreza.

Para la selección de los nueve grupos de factores se siguieron dos criterios, en primer lugar se priorizó que sean factores frecuentemente considerados en la bibliografía antecedente. En segundo lugar, se previó que los factores desarrollados sean plausible de ser abordados empíricamente a través de fuentes estadísticas secundarias, en particular a través de censos de población, principal fuente de información considerada en esta investigación. Dado esto, como se adelantara en el primer Capítulo, factores sumamente relevantes vinculados por ejemplo a procesos históricos o políticos, no fueron incluidos en el desarrollo.

En lo que sigue, cada una de las secciones presenta un grupo de factores asociados a la pobreza. Sobre el final de cada subsección, a modo de síntesis, se presenta la o las hipótesis que orientan la inclusión del factor en el análisis de la desigualdad espacial de la pobreza.

3.2 Capital humano

El capital humano ha sido el principal factor considerado por los enfoques individuales para dar cuenta de la pobreza (Cotter, 2002, Iceland, 2006). La teoría del capital humano plantea que uno de los principales factores de diferenciación en el mercado de trabajo proviene de la inversión que las personas hacen en educación, entrenamiento u otras actividades para aumentar sus habilidades y así, su productividad. Los indicadores habitualmente utilizados para aproximarse al concepto de capital humano son los logros educativos alcanzados (Becker, 1983).

La relación entre capital humano y pobreza se sustenta en el entendido que niveles de educación altos se asocian con mayores oportunidades de empleo y salarios más altos. En concreto, la ecuación plantea que, a mayor educación, mayores niveles de productividad y, por ende, mejores salarios (Becker, Op. Cit.)

En otras palabras "la asistencia a la educación confiere credenciales que certifican el éxito obtenido en un proceso de selección pedagógica socialmente legitimado, y por esta vía mejoran las probabilidades de empleos mejor remunerados, protegidos legalmente, todo lo cual reduce el riesgo de pobreza" (Fernández, 2003: 165).

Los antecedentes coinciden en señalar que el nivel educativo de los adultos del hogar, ya sea del jefe o del promedio de los activos, resulta un factor que se relaciona inversamente con las chances de pobreza (Cortés, 1997, Cortés, et. al. 2004, Valenzuela, 2013, Torres, et. al 2015, Garza-Rodríguez, 2016, Deutsch y Silber, 2005, Dewilde, 2008, Poza y Fernández Cornejo, 2011, Adeoti, 2014, Torres y Hernández-Cantú, 2017).

Por extensión, también se ha mostrado que en allí donde predomina población con niveles educativos medios y altos, las tasas de pobreza tienden a ser más bajas y, por el contrario, tienden a ser más altas allí donde los logros educativos promedio de los adultos activos tienden a ser bajos (Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018).

Como señala Cotter "*...according to these individualist perspectives, persons with higher skills (education, experience) (...) would face lower risks of being poor. Similarly, poverty rates would be lower in places with larger low-risk populations*" (2002: 538).

En Uruguay los antecedentes concuerdan en señalar los logros educativos como uno de los principales factores relacionados con las chances de pobreza (Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Cardeillac, 2013, Fernández, et. al. 2018). En particular, algunos trabajos han mostrado que las probabilidades de pobreza de un hogar se explica fundamentalmente por la dotación educativa de sus integrantes adultos y los retornos a la educación en el mercado de trabajo (Marroig y Oreiro, 2008), y que la magnitud de esta relación ha tendido a incrementarse en las últimas décadas (Fernández, 2003).

Desde el enfoque de la pobreza del lugar, distintos trabajos han constatado, tanto a nivel nacional, como para Montevideo, la asociación entre las tasas de pobreza y los resultados educativos de la población. Veiga (2015), en un análisis a nivel subnacional, muestra que en los departamentos del norte del país, donde se registran las tasas de pobreza más altas, es también donde los logros educativos en promedio son más bajos. Kaztman y Retamoso por su parte, en un análisis para Montevideo, subrayan que los barrios de la periferia de la ciudad “se caracterizan por su alta proporción de hogares en situación de pobreza y (...) por el nivel educacional relativamente bajo de sus residentes en edades activas” (2006:9).

Hipótesis 1. *Los logros educativos promedio alcanzados por los habitantes de una unidad espacial se correlacionan con las tasas de pobreza de ésta. En concreto, a mayor nivel educativo, mayores niveles de productividad y, dado ello, mayores probabilidades de acceder a empleos de calidad, lo que resulta en un factor inhibitor de la pobreza. Es esperables entonces que, independientemente de otras características, en las unidades espaciales que concentran población en edad de trabajar con bajos logros educativos, las tasas de pobreza sean mayor, y viceversa.*

3.3 Capital físico

En la bibliografía sobre determinantes de la pobreza, ha sido frecuente integrar el capital humano, dentro de un marco de referencia más general, al que se refiere bajo el nombre de enfoque de los activos. Según éste, el capital humano, junto al capital físico y el capital social, constituyen el portafolio de

activos con los que cuentan individuos y hogares para acceder a fuentes de bienestar y evitar la pobreza (Moser, 1998).

El capital físico se define por la tenencia de bienes materiales que se caracterizan por un amplio potencial de uso y su relativa estabilidad en el tiempo. En los estudios sobre pobreza rural el acento se ha puesto en el capital físico asociado a la tenencia de la tierra, mientras en contextos urbanos se vincula fundamentalmente con la forma de acceso a la vivienda. Adicionalmente pueden considerarse otros tipos de bienes físicos, por ejemplo la tenencia en propiedad de automóvil o camioneta (Moser, 1998, Kaztman, 1999).

En todos los casos, un atributo central del capital físico lo constituye el estatuto de propiedad (Kaztman, 2000). Como señalan Fernández, et. al. (2018) para la vivienda, su tenencia bajo régimen formal es un indicador de acumulación histórica, que da cuenta de un excedente en los recursos que, potencialmente, podría ser movilizado para su transformación en flujo, o ejercer su titularidad en el mercado de créditos, vía adquisición de deuda, utilizando ésta como garantía. Adicionalmente, la tenencia formal de la vivienda, brinda mayor estabilidad, lo que da lugar a la planificación a largo plazo y el afincamiento de las familias a los entornos comunitarios, habilitando con ella la construcción de red de capital social (Kaztman, 2000). Dado lo anterior, la tenencia de bienes de capital físico constituye un factor inhibitorio de la pobreza, al tiempo que la privación de los mismos puede constituir un elemento de riesgo. En el caso de la vivienda la tenencia informal, bajo la modalidad de ocupación de terreno o vivienda, constituye un aspecto tenido particularmente en cuenta en los estudios de pobreza de la región.

Según Herzer, et. al. "la informalidad en el acceso al mercado de tierra y vivienda raramente no se vincula con situaciones de pobreza" (2008: .97). El hecho denota la incapacidad de generar ahorros que permitan ingresar al mercado inmobiliario formal. La incursión en el mercado informal de vivienda se asocia frecuentemente con la ocupación de tierras en la periferia de la ciudad o de fincas abandonadas en áreas consolidadas, situaciones que generalmente coinciden con privaciones en la habitabilidad y acceso deficitario a bienes y servicios públicos y, por esta vía, incrementa las chances de pobreza.

En Uruguay, los antecedentes confirman la asociación entre las categorías de propiedad de la vivienda y la probabilidad de pobreza, concluyendo que la propiedad formal de la vivienda es un factor que inhibe las chances de experimentar el fenómeno y que la magnitud de esta asociación ha tendido a incrementarse en las últimas décadas. (Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Cardeillac, 2013, Fernández, et. al. 2018).

La tendencia a la aglomeración espacial de las situaciones de tenencia informal de la vivienda, a través de la conformación de asentamientos irregulares (Casacuberta, 2007), hacen de ésta, una dimensión particularmente relevante para el análisis de la desigualdad espacial en las tasas de pobreza urbana. Al respecto, para el caso de Montevideo, los antecedentes constatan convergencia espacial entre las áreas con tasas de pobreza más altas, y la proporción de hogares con tenencia informal de la vivienda (Amarante y Caffera, 2003, OPP-MIDES, 2015).

Hipótesis 2. *La posesión de activos físicos (vivienda, automóvil o camioneta, entre otros), a la vez que da cuenta de cierta capacidad de ahorro de los hogares, pueden potencialmente mobilizarse para obtener recursos, siendo de este modo inhibidores de la pobreza. En particular, el peso de hogares con tenencia en propiedad de la vivienda, da cuenta estabilidad respecto a un bien central para la consecución de niveles mínimos de bienestar. Por el contrario, la proporción de hogares con tenencia insegura de la vivienda, suponen la situación inversa, siendo esperable que ésta se relacione positivamente con las tasas de pobreza.*

3.4 Capital social

En el enfoque de activos, el capital social constituye el tercer tipo de activo plausible de ser movilizado para acceder a determinadas fuentes de bienestar. En la bibliografía se encuentran distintas definiciones del concepto provenientes de la tradición sociológica (Bourdieu, 1986, Coleman, 1988, Putnam, 1993). Moser (1998), retoma la definición de Putnam, según la cual el capital social refiere a redes informales de confianza y reciprocidad, a nivel de la comunidad, al interior de los hogares o en las relaciones entre hogares. Cortés et. al. (2004) distinguen entre dos tipos de capital social; el de sobrevivencia y el de movilidad. El primero refiere a vínculos fuertes, cerrados y presenciales, que aseguran ciertas obligaciones basadas en la confianza y

la lealtad, sustentadas en adscripciones geográficas –barrio, localidad o comunidad. El segundo supone redes de información, confianza y reciprocidad, que se mantienen abiertas y no implican el relacionamiento cara a cara. Se trata de vínculos débiles, basados en la pertenencia a ciertas asociaciones –sindicales, políticas, profesionales o educativas- y pueden dar lugar a múltiples relaciones entre redes diversas.

En la bibliografía antecedente la relación entre pobreza y capital social ha suscitado debates. Algunos trabajos aseguran que la movilización de capital social por parte de hogares con menores recursos, en particular en coyunturas de crisis, puede evitar la caída en situaciones de pobreza. Otros por el contrario, señalan que el capital social que se sustenta en vínculos fuertes y cerrados, en particular entre los hogares en situación de pobreza, pueden ser un factor de riesgo, que perpetúe esta condición.

En términos generales se acuerda que entre los distintos tipos de capital social, el de movilidad es el que tiene mayor peso como inhibidor de la pobreza. Las oportunidades de acceder a mejores empleos, créditos, vivienda o recursos de otro tipo, cuya acumulación se relaciona inversamente con las probabilidades de pobreza, se asocian en mayor medida con la participación en redes débiles.

Pero la participación en este tipo de redes no es fácilmente medible; los relevamientos estadísticos que suelen considerarse en los análisis de pobreza, no relevan explícitamente este tipo de activos, sino que recurran a indicadores proxy, que necesariamente incurren en supuestos fuertes y discutibles. Algunos de los indicadores utilizados para aproximarse a la participación de los individuos en redes débiles han sido: la antigüedad en el empleo, el tamaño de la empresa, la condición de empleado público y la membresía a asociaciones o sindicatos (Kaztman, 2000, Cortés, et. al. 2004). Entre los modelos analíticos de la pobreza que han especificado estos indicadores se constatan resultados divergentes. Cortés, et. al. (2004), para el caso de México, no encuentran evidencia significativa sobre la relación entre pobreza y sindicalización. Sin embargo si advierten que en los hogares con integrantes ocupados en empresas grandes, disminuye las probabilidades de pobreza. Los resultados son consistente con lo encontrado por Valenzuela (2013) para los hogares rurales de Perú, pero no así en el caso de hogares urbanos.

Extendiendo el argumento al análisis espacial de la pobreza, los antecedentes de investigación han abordado la hipótesis de que en los territorios donde se concentran asociaciones y la participación en éstas es habitual por parte de los miembros de la comunidad, las tasas de pobreza tienden a ser menores. Rupasingha y Goetz (2007), en un análisis sobre desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de condados en los Estados Unidos, propone un índice sintético que incluye la existencia de clubes deportivos, asociaciones civiles y organizaciones religiosas, sociales, políticas, laborales, profesionales y empresariales. Los resultados muestran que el capital social comunitario se asocia inversamente a las tasas de pobreza en áreas rurales y no metropolitanas, sin embargo, su efecto no es significativo al considerar condados urbanos.

En otros trabajos se ha mostrado para contextos urbanos que el nivel de confianza en las relaciones entre vecinos, puede resultar un factor inhibitorio a la pobreza. Al respecto Sampson, et. al. (1998) muestran que, ante iguales características en otros atributos, contextos espaciales con niveles bajos de confianza mutua entre vecinos tienden a presentar tasas de pobreza más altas.

Los antecedentes nacionales concuerdan en señalar que los indicadores de pertenencia a redes secundarias débiles inhiben las chances de pobreza (Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Cardeillac, 2013, Fernández, et. al.2018). Según los trabajos consultados, la incidencia de estos factores se potencia en contextos de crisis y adquieren particular relevancia en el medio urbano. Como señala Fernández, "el impacto negativo de la inserción en redes sociales que se puede hipotetizar sean del tipo "débil" creció para Montevideo [no así en el interior] (...) Es decir, los espacios de interacción se están transformando, pero lo están haciendo en direcciones distintas según el área geográfica" (2003:175).

Hipótesis 3. *El peso de redes secundarias débiles, medida a través de la asistencia a centros educativos privados y la ocupación en el sector público entre los integrantes de un hogar, se relaciona inversamente con la probabilidad de pobreza del mismo, dada la posibilidad que, potencialmente, puede brindar la pertenencia a este tipo de redes de acceder a mejores empleos (en el caso de la educación privada) y a garantías de vivienda o*

créditos (en el caso del empleo público). Dado esto, es esperable que, controladas otras características, en las unidades espaciales donde el peso relativo de hogares con inserción en redes secundarias débiles sea mayor, las tasas de pobreza tiendan a ser más bajas.

3.5 Factores demográficos

El vínculo entre la pobreza y distintos fenómenos demográficos ha sido una preocupación recurrente en la bibliografía. En términos generales se argumenta que distintos fenómenos demográficos que caracterizan a individuos y hogares limitan o amplían el rango de recursos disponibles y, con ello, potencian o restringe las chances de pobreza (Pardo y Peri, 2008). Dado ello, es esperable que allí donde el peso relativo de la población con mayor riesgo a la pobreza sea mayor, también lo serán las tasas de pobreza, En la bibliografía es recurrente considerar tres factores demográficos: (i) la estructura de edades, (ii) los tipos de hogar y (iii) el ciclo de vida de los hogares. De acuerdo a los antecedentes revisados, distintas combinaciones de estos atributos tienden a asociarse de distinto modo con las tasas de pobreza.

(i) La presencia de niños y niñas se asocia de modo positivo con la probabilidad de que un hogar sea identificado como pobre. Los antecedentes coinciden en señalar, tanto a nivel internacional (Cancian y Reed, 2001, Cortés, 1997, Cortés, et. al. 2004, Torres, et. al. 2015, Torres y Hernández-Cantú, 2017), como nacional (Amarante, 2002, Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Marroig y Oreiro, 2008, Cardeillac, 2013, Fernández, et. al 2018), que a medida que aumenta la razón de menores sobre adultos, crece el riesgo a la pobreza, dada la expansión de necesidades, sin el correspondiente aumento en la generación de recursos.

Dado lo anterior, es esperable que allí donde las bases de las pirámides poblacionales sean más anchas, las tasas de pobreza tienden a ser más altas. La evidencia empírica confirma esa relación, tanto a nivel internacional (Rupasingha y Goetz, 2007, Benson, et. al. 2005, Higazi, et. al. 2013), como regional (Giovanetti y Pelinski, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018, Sánchez-Peña, 2012) y nacional (Colacce y Tenenbaum, 2016, Calvo, et. al. 2013).

A nivel urbano, para el caso de Montevideo, distintos estudios subrayan que en las zonas de la ciudad donde las tasas de pobreza tienden a ser más altas,

la proporción de niños y adolescentes también los es, dando lugar a la conformación de conglomerados geográficos homogéneos donde convergen niveles altos de pobreza y una estructura de edades infantilizada (Kaztman y Retamoso, 2006, Aguiar, 2016).

Hipótesis 4. *La estructura de edades de una unidad espacial se relaciona con las tasas de pobreza que allí se registran. En las unidades espaciales donde el peso relativo de niñas y niños es mayor, las tasas de pobreza tienden a ser más altas, ya que se da una expansión de necesidades sin el correspondiendo aumento en la generación de recursos.*

(ii) La relación entre la conformación de los hogares y los niveles de pobreza ha sido recurrentemente tematizada, si bien la evidencia al respecto no es concluyente (Cancian y Reed, 2001, Vigorito, 2003, Pardo y Peri, 2008). En los antecedentes del hemisferio norte, se ha señalado el aumento en la probabilidad de pobreza entre los hogares monoparentales femeninos con hijos menores (Cancian y Reed, 2001, Poza y Fernández Cornejo, 2011).

Lo anterior se relaciona tanto con las dificultades que puede tener la mujer en este tipo de hogares para conciliar tareas de cuidado y trabajo remunerado, como con las inequidades de género que enfrentan al ingresar al mercado. Adicionalmente, la transición hacia un hogar monoparental puede implicar un proceso de división de los bienes presentes en el hogar con pérdida de economías de escala (Vigorito, 2003).

Dado lo anterior, es esperable, como se ha mostrado en distintos antecedentes internacionales, que, controladas otras características, allí donde se concentran hogares monoparentales, las tasas de pobreza tiendan a ser más altas (Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, CONEVAL, 2016).

En la región no se encuentra evidencia concluyente para afirmar que el hecho de integrar un hogar monoparental femenino aumente las chances de pobreza (Cortés, 1997, Castillo y Brorich, 2007, Garza-Rodríguez, 2016). Vigorito (2003) plantea al respecto, que la posibilidad de estar a cargo de un hogar como única perceptora, aun cuando se reciban transferencias, da cuenta de mujeres de mayor nivel socioeconómico que las que probablemente

hayan vuelto al hogar de origen como estrategia de supervivencia luego de la separación o nunca hayan conformado un hogar propio.

En cambio, tanto a nivel regional como nacional, se ha llamado la atención sobre el vínculo entre la estructura de hogares extendidos, aquellos en los que conviven varias generaciones, y la probabilidad de pobreza. Como señala Fernández (2003), la constitución de este tipo de arreglos, pueden responder a una estrategia de maximización de recursos, y de esta forma buscar ser un factor inhibitor de la pobreza. Sin embargo, en Uruguay, desde hace al menos dos décadas, los hogares extendidos destacan entre los más afectados por la pobreza (Amarante, 2002). En un trabajo para Montevideo y el Área Metropolitana, Vigorito (2003) concluye que los hogares extendidos que albergan núcleos monoparentales representan aquellos con mayor vulnerabilidad a la pobreza.

Dado lo anterior, es esperable que allí donde se concentran hogares extendidos, las tasas de pobreza sean más altas. Al respecto, el trabajo de Cabella y colegas muestra que el peso relativo de los hogares extendidos varía a través del espacio. A nivel nacional, los hogares extendidos tienden a tener un mayor peso relativo en las secciones censales y los departamentos del norte del país. Por su parte "en Montevideo, los hogares extendidos se concentran en los barrios centrales y de la periferia" (2015: 29). En ambos casos esto coincide con las zonas del país y de la capital que presentan las tasas de pobreza más altas.

Hipótesis 5. *El peso de hogares monoparentales femeninos con menores a cargo se correlaciona positivamente con las tasas de pobreza, dadas las dificultades que pueden tener las mujeres en este tipo de arreglos familiares para conciliar tareas de cuidado y trabajo remunerado. Del mismo modo, el peso de hogares extendidos, si bien a priori podrían representar una estrategia de maximización de recursos e inhibición de la pobreza, dado lo constatado en antecedentes nacionales, se espera que se relacione positivamente con las tasas de pobreza.*

(iii) Las distintas etapas de desarrollo que atraviesan los hogares, o ciclo de vida del hogar, se relacionan de modo diferencial con la probabilidad de pobreza. Los antecedentes muestran que los hogares en etapa inicial o en

expansión, con integrantes menores de doce años y adultos jóvenes, presentan mayor riesgo de pobreza.

En dichas etapas se produce un incremento de las necesidades locativas, alimenticias, de vestimenta y de educación requeridas lo que, sumado a la relación inversa entre nivel de ingresos y edad de los adultos perceptores, aumenta la probabilidad de pobreza de los hogares (Fernández, 2003, Vigorito, 2003).

Si bien el ciclo de vida no es un factor que usualmente se especifique en los modelos de pobreza, los antecedentes que lo han considerado coinciden en constatar relaciones significativas entre las etapas de los hogares y las chances de pobreza (Cortés, et. al. 2004, Cantó, et. al. 2008). En particular en Uruguay, se ha mostrado que el ciclo de vida tiene un impacto significativo en la probabilidad de pobreza de los hogares, aumentando espacialmente las chances de pobreza entre aquellos en etapa inicial o de expansión, es decir con presencia de menores de 14 años (Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Marroig y Oreiro, 2008, Fernández, et. al. 2018).

Hipótesis 6. *El ciclo de vida de los hogares se relaciona con las chances de pobreza de los hogares, incrementándose en los hogares en etapa inicial y en expansión. El incremento de las necesidades locativas, alimenticias, de vestimenta y de educación requeridas, sumado a la relación inversa entre nivel de ingresos y edad de los adultos perceptores, aumenta el riesgo a la pobreza de los hogares en esta etapa. Por tanto, es esperable que allí donde el peso relativo de los hogares en etapa inicial sea mayor, también lo sean las tasas de pobreza.*

3.6 Ascendencia étnica racial

La relación entre ascendencia racial y pobreza ha sido una preocupación recurrente en la bibliografía. La discriminación racial, históricamente arraigada, tiene entre sus efectos la segmentación del mercado de trabajo, posicionando a ciertas minorías étnicas en situaciones de desventaja relativa y, por esta vía, aumentando sus chances de pobreza. Según Iceland (2006)

en sociedades caracterizadas por altos niveles de discriminación racial, los mercados de trabajo suelen estar racialmente segmentados, tendiendo a diferir el salario entre grupos. En este marco, las minorías étnicas se encuentran privadas del acceso a trabajos mejor remunerados, incluso ante iguales credenciales educativas y experiencia.

Los antecedentes de investigación han mostrado que allí donde el peso relativo de las minorías étnicas es mayor, las tasas de pobreza tienden a ser más altas. En particular, en la bibliografía del hemisferio norte, ha sido frecuente la especificación del porcentaje de población afrodescendiente como factor asociado a los niveles de pobreza (Massey y Denton, 1993) Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012).

En América Latina, son reconocidos los efectos persistentes de la discriminación racial como uno de los factores inherente de la desigualdad estructural en la región (Stavenghagen, 1984). Sin embargo, no ha sido sino en la última década que la ascendencia racial ha sido incorporada en los relevamientos estadísticos de modo sistemático. Desde entonces, el análisis del vínculo entre ascendencia racial y pobreza ha sido incorporado recurrente en las investigaciones, confirmándose en todos los casos una asociación inversa entre la ascendencia blanca y las chances de pobreza y una relación positiva entre las minorías étnicas, en particular indígena o afro, y la probabilidad de pobreza (Castillo y Brborich, 2007).

Como señalan Fernández, et. al. (2018), las minorías étnicas suelen estar desigualmente distribuidas a través del espacio, tipificando regiones de los países o áreas de ciudades. De acuerdo a los antecedentes revisados, en las regiones o áreas donde se concentran estas minorías, las tasas de pobreza tienden a ser sistemáticamente más altas.

Al igual que en el resto de la región, en Uruguay se evidencian una situación de desventaja persistente en la población afrodescendiente. Los resultados constatan enormes diferencias entre la población afro y no afro en todos los indicadores de bienestar; lo que ha fomentado el debate sobre el papel de la discriminación racial, la herencia de la esclavitud y la falta de oportunidades de la población afro-uruguaya (Cabella, et. al. 2013).

Bucheli y Porzecanski (2008), en un estudio sobre desigualdad salarial, concluyen que la discriminación racial tiene un papel importante en la

explicación de las brechas de ingresos. Al tiempo que aseguran, coincidiendo con lo planteado por Iceland (2006), que parte de esa discriminación opera a través de la segmentación del mercado de trabajo. Dada esta posición de desventaja relativa, es esperable una relación positiva entre la ascendencia afro y las condiciones de pobreza, tal como ha sido mostrado en los antecedentes (Fernández, et. al. 2018, Amarante y Colacce, 2021).

El análisis de la desigualdad espacial a nivel nacional ha mostrado que en las zonas del país donde el peso de la población afrodescendiente es mayor, en particular en el norte y noreste, las tasas de pobreza también tienden a ser más altas (Calvo, et. al., 2013, Cabella, et. al. 2013). A nivel de Montevideo, Magnone subraya que "...se revela una fuerte concentración de afrodescendientes en zonas específicas de la ciudad, que coinciden con los barrios situados en la periferia urbana (...) alcanza entre un quinto y un séptimo en algunos barrios ubicados en el cinturón de la pobreza de la capital" (2017:9).

Hipótesis 7. *La discriminación racial históricamente arraigada, y los resultados de ésta en la segmentación racial del mercado de trabajo, hacen que, incluso ante iguales credenciales educativas y experiencia, los afrodescendientes se encuentren privados de acceder a empleos de calidad, aumentando con esto sus chances de pobreza. Dado esto, es esperable que allí donde el peso de la población afro sea mayor, las tasas de pobreza también lo sean.*

3.7 Posición en la estructura de clases

La estructura de clases ha sido uno de las principales dimensiones consideradas en los análisis que privilegian factores estructurales en el análisis de la variación en las tasas de pobreza (Beeghley, 1988, Wright 1995). Pueden distinguirse dos aproximaciones generales al concepto; la primera define a las clases sociales como un gradiente de posiciones, que da lugar a la división de la población en grupos de acuerdo al grado de posesión que tengan de determinada característica de interés (por ejemplo los ingresos o el estatus ocupacional). La segunda concibe las clases sociales en términos

relacionales, quedando definidas por las relaciones sociales estructuradas que establecen con otras clases.

Dos de los enfoques más representativos en el análisis de clase de cuño relacional, retoman el legado de Marx y Weber respectivamente. El primero entiende que las divisiones de clase se definen en términos del vínculo entre la propiedad y la explotación; "interdependencia antagónica entre intereses materiales de actores en relaciones económicas" (Wright, 1995:23).

En las sociedades capitalistas, la forma central de explotación está basada en los derechos de propiedad sobre los medio de producción, lo que genera tres clases: capitalistas, obreros y pequeña burguesía. Wright (1995) complementa el esquema, proponiendo dos divisiones al interior de la población empleada; según la autoridad dentro de la producción y según la posesión de cualificación. Desde esta perspectiva, la pobreza es una característica inherente de las sociedades capitalistas, producida por las dinámicas de explotación de clase.

En el enfoque weberiano la situación de clase puede expresarse como "la probabilidad típica de una provisión de bienes, condiciones externas de vida y experiencias vitales" (Weber, 1984:242, citado en Wright, 1995). Esto supone que los miembros de una clase social comparten las mismas chances de vida, entendiendo por éstas las oportunidades de compartir los bienes económicos y culturales que existen en una sociedad (Breen, 2004). El esquema propuesto por Weber considera cuatro clases sociales; grupos empresariales y propietarios, pequeña burguesía, trabajadores con credenciales formales y trabajadores sin credenciales.

Erikson y Goldthorpe (1992, citado en Breen, 2004) retoman el planteo de Weber y avanza en un esquema de clase que diferencia posiciones en el mercado de trabajo, distinguiendo entre empleadores, trabajadores autoempleados sin empleados y empleados. A la vez, clasifica a los empleados según si el vínculo con el empleador está regulado por un contrato laboral o es en relación de servicios. Desde esta perspectiva, los individuos que pertenecen a distintas clases sociales cuentan con distintas oportunidades o chances de vida y bienestar.

En la bibliografía sobre factores asociados a la pobreza, el análisis de clase ha sido incorporado bajo la hipótesis de que la posición de clase resume un conjunto de recursos financieros, relacionales y culturales que mitigan o

potencian la probabilidad de pobreza de los hogares (Boado y Fernández, 2006).

Investigaciones antecedentes, tanto internacionales como nacionales coinciden en señalar que la pertenencia a categorías inferiores en el esquema de clases (agricultores, pequeños empleadores o auto-empleados no calificados y trabajadores rutinarios) se relacionan significativamente con las chances de pobreza, dada las bajas remuneraciones, menores niveles de protección social y mayor vulnerabilidad a los ciclos económicos que suponen estas posiciones ocupacionales (Beeghley, 1988, Boado y Fernández, 2006, Dewilde, 2008, Whelan y Maître, 2014, Fernández, et. al. 2018).

En el marco del análisis espacial, el hecho de que la estructura de clase "pueda entenderse como una estructura de distribución (desigual) de oportunidades que varía espacialmente" (Di Virgilio y Heredia, 2012:5), hace que las clases sociales se constituyan en un factor relevante para analizar la desigualdad espacial de la pobreza.

Dado el desigual acceso entre clases sociales a recursos, las opciones de acceso a la vivienda de los sectores bajos de la estructura (empleados manuales no calificados y autoempleados no calificados, entre otros) tienden a restringirse a determinadas áreas. Dada la mayor probabilidad de pobreza en estas categorías, donde éstas se concentran las tasas de pobreza tienden a ser más altas (Dwyer, 2010).

Los antecedentes subrayan que en las últimas décadas se acentúa la tendencia a la concentración espacial de las clases sociales. El proceso responde, al menos en parte, a la reestructuración económica caracterizada por la pérdida de peso del sector industrial y el aumento de brechas entre empleos calificados y no calificados, que lleva a un mayor distanciamiento en los recursos disponibles de las distintas clases sociales y, con ello, al aumento de las brechas de pobreza de las distintas áreas donde éstas se concentran (Friedman y Lichter, 1998).

En particular, para el caso de Montevideo Kaztman, et. al. (2008) señalan un mayor distanciamiento, tanto físico como social, entre las clases sociales, que se refleja, entre otros aspectos, en la localización espacial de las mismas. El hecho que las posiciones inferiores en la estructura de clase se encuentran más expuestas a enfrentar situaciones de pobreza, dado, entre otros aspectos, la pérdida de peso del sector industrial, el giro desregulador del

mercado de trabajo y su correlato en la modificación de la cantidad y calidad de puestos de trabajo, hace que los barrios donde se concentran estos grupos tiendan a tener, sistemáticamente, tasas de pobreza más altas que el resto de la ciudad.

Hipótesis 8. *Las posiciones ocupacionales que detentan los individuos activos de en una unidad espacial se relaciona con la tasa de pobreza de ésta, dado el diferencial en el conjunto de recursos que disponen las distintas categorías. En particular, el peso de trabajadores manuales no calificados se relaciona positivamente con las tasas de pobreza, dados los menores niveles de retribución en términos de ingreso y seguridad social y la mayor exposición a los ciclos económicos.*

3.8 Estructura económica y heterogeneidad estructural

El enfoque de heterogeneidad estructural, surgido en el seno de las teorías estructuralistas latinoamericana, postula que el carácter persistente de la pobreza en los países latinoamericanos se relaciona con las características heterogéneas del desarrollo de sus economías.

En las economías regionales conviven actividades de productividad media y alta, con otras rezagadas, con niveles de productividad muy bajos o de subsistencia. Estas últimas tienden a perpetuarse dado el papel periférico de los países latinoamericanos en la economía mundial, dando lugar a la conformación de una masa relativamente estable de trabajadores precarios, subempleados o desempleados (Nun, 2001, Salvia, et. al., 2012).

La heterogeneidad estructural alude a una característica macro de los sistemas económicos y los mercados de trabajo de los países de la región. Sin embargo, se plasma de modo espacialmente desigual, tanto entre países, como al interior de los mismos. La presencia simultánea en una economía de actividades de productividad media y alta y actividades rezagadas de productividad baja o subsistencia, se manifiesta de formar espacialmente heterogénea en la conformación de regiones que albergan en mayor medida unos u otros sectores de actividad (Ramírez, et. al. 2009). Esto redundo en la conformación de mercados de trabajo productiva y espacialmente segmentados, con retornos muy disimiles entre sectores.

Si bien el enfoque de la heterogeneidad estructural parte de supuestos macro sobre la estructura económica y sectorial, el mismo puede hallarse por detrás de hipótesis de nivel micro, sobre la distribución del ingreso, la pobreza y las capacidades de consumo de la población, entre otras (Salvia, et. al., 2012). Según Fernández y Longhi (2002), en contextos de heterogeneidad estructural, la población que queda excluida de los sectores dinámicos de la economía, ya sea vía desempleo o trabajo informal, enfrenta situaciones de inestabilidad y desprotección, que puede condicionar su acceso a distintas fuentes de bienestar y aumentar con esto sus chances de pobreza.

La inserción informal en el mercado de trabajo, definida por la exclusión de titularidades de seguridad social, aumenta las chances de pobreza, dada la ausencia de prestaciones que permitan reducir el impacto ante ciertos eventos económicos (crisis o pérdida del empleo) o biológicos (vejez, discapacidad) que disminuyen o anulan la capacidad de generar recursos.

En los antecedentes regionales y nacionales que analizan la variabilidad espacial de la pobreza, se han encontrado relaciones significativas y positivas entre ésta y los niveles de informalidad (Sánchez-Peña, 2012, Rodríguez Miranda, 2014, Giovanetti y Pelinski, 2015, Fernández, et. al. 2018, Nunes de Farias, et. al. 2018).

El desempleo por su parte, supone menores niveles de ingresos, lo que repercute directamente en la capacidad de hogares y personas de alcanzar niveles mínimos de consumo. En particular entre los miembros de las clases sociales de menor jerarquía y entre los hogares que disponen de menores niveles de activos, el riesgo que supone la condición de desempleado aumenta. Antecedentes de investigación han encontrado relaciones positivas y significativas entre la variabilidad espacial de las tasas de desempleo y las tasas de pobreza (Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Deller, 2010, Curtis, et. al, 2012, Sánchez-Peña, 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013).

En un análisis longitudinal para el caso uruguayo, Fernández y Longhi (2002) se aproximan a la noción de excedente de la fuerza de trabajo integrando la informalidad y el desempleo en un único indicador, encontrando correlación positiva entre la variabilidad de éste y la tasa de pobreza. Por su parte, Amarante y Tenenbaum (2016) muestran que en el país, más allá de las transformaciones positivas que se han experimentado en el mercado de trabajo en términos de acceso y calidad del empleo en los primeros tres lustros del siglo

XXI, persiste una estructura económica heterogénea. En ésta, los trabajadores ocupados en sectores de baja productividad se caracterizan, entre otros aspectos, por menores niveles de formalidad, salarios más bajos y mayor exposición a la pobreza.

Por último, el sector de actividad y la fuente de ingresos, de acuerdo a lo planteado por Salvia, et. al., “tienen significado teórico en los postulados analíticos del concepto de heterogeneidad estructural” (2012:183). Según los autores, la rama de actividad, el sector público o privado, el tamaño de los establecimientos y la existencia de ingresos no laborales asociados a transferencias contributivas, son todos indicadores que pueden ser útiles para aproximarse a la heterogeneidad estructural.

Con diferentes énfasis, estos factores han sido registrados en la revisión bibliográfica sobre factores asociados a la pobreza. En general se comparte que el empleo en el sector público, el cobro de jubilaciones, el trabajo en establecimientos grandes y los empleos industriales inhiben las chances de pobreza, como ha sido mostrado a nivel nacional por Fernández y Longhi (2002), Fernández (2003), Boado y Fernández (2006) y Cardeillac (2013).

En los análisis espaciales se ha prestado atención a la estructura sectorial del mercado de trabajo, concordando que allí donde se concentran sectores de actividad de productividad media y alta, tienden a registrarse menores tasas de pobreza (Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Deller, 2010, Curtis, et. al. 2012). Al respecto, antecedentes nacionales muestran que el grado de especialización productiva y, en particular, el peso de la actividad industrial, como indicador proxy de la existencia de una mayor capacidad tecnológica y organizativa, se asocia inversamente con las tasas de pobreza (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015).

Hipótesis 9. *El peso de población activa excluida de sectores dinámicos de la economía en una unidad espacial, ya sea vía desempleo o trabajo precario, dada las situaciones de inestabilidad y desprotección que ello suponen, se relaciona positivamente con la tasa de pobreza. Por el contrario, el peso del sector industrial, caracterizado por una mayor capacidad tecnológica y organizativa, se relaciona inversamente con las tasas de pobreza*

3.9 Factores contextuales geográficos.

Los factores contextuales refieren a propiedades de un nivel de análisis ecológico que contiene a las unidades evaluadas y que se atribuyen homogéneamente a éstas (Fernández, et. al. 2018). En los modelos analísticos sobre pobreza es recurrente especificar factores contextuales relacionados al área geográfica de residencia, bajo el supuesto que, manteniendo constante otros elementos, el hecho de vivir en una determinada área o región puede resultar un factor de riesgo o inhibidor de la pobreza, que afecta de modo homogéneo a todos los habitantes de ese contexto.

En la revisión de antecedentes surgen cuatro factores contextuales geográficos que se supone relacionados con la desigualdad espacial de la pobreza: (i) el nivel de urbanización, (ii) la densidad de población, (iii) la localización respecto centros urbanos de referencia y (iv) las desigualdades regionales.

(i) La revisión de antecedentes internacionales y regionales muestra que el nivel de urbanización es el factor contextual privilegiado en el análisis de la variabilidad espacial de la pobreza, considerando habitualmente como criterio de clasificación la cantidad de habitantes (Cortés, 1997, Cotter, 2002, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Giovanetti y Pelinski, 2015, Garza-Rodríguez, 2016).

Todos los trabajos constatan relaciones significativas y positivas entre la residencia rural y las tasas de pobreza, argumentando que en áreas rurales convergen una serie de privaciones de diversa índole (acceso a servicios básicos, mercado de trabajos tradicionales de baja productividad, niveles altos de informalidad) que dificultan la consecución de umbrales mínimos de bienestar.

(ii) La densidad poblacional expresa la relación entre la cantidad de habitantes en una unidad espacial y la superficie de la misma. Es otro de los factores contextuales recurrentemente considerado en los antecedentes. Crandall y Weber (2004) sugieren que el indicador puede interpretarse como una medida continua de la división rural urbana y, en tanto esto, podría esperarse una relación inversa con la tasas de pobreza, dadas las mayores

oportunidades y fuentes de bienestar en áreas más densamente pobladas (Benson, et. al., 2005, Okwi, et. al., 2007).

Aponte et. al. señalan que “la densidad poblacional (...) es sustancial para la determinación de la pobreza...”, si bien la dirección y la magnitud del vínculo pueden variar dependiendo de otros factores. “Si un territorio cuenta con altos recursos y producción, puede sostener una población muy grande, pero si tiene alta densidad y bajos ingresos, puede generar mayor pobreza en la región” (2015:408). En el mismo sentido Crandall y Weber (2004) y Guo, et. al. (2018) también señalan que el vínculo entre densidad poblacional y pobreza difiere dependiendo del contexto.

(iii) Un tercer factor contextual considerado recurrentemente en el análisis espacial de la pobreza es la distancia que separa a los hogares de distintos centros urbanos de referencia que, se asume, propician el acceso a distintas fuentes de bienestar.

Trabajos antecedentes a nivel regional han mostrado, la relación inversa entre los niveles de pobreza y los niveles de recursos en salud (Huffman y van Gameren, 2019) y educación o en las ofertas de empleo (Herrero, et. al. 2023). Dado esto, los habitantes de las regiones más pobres de un país o una ciudad tienden afrontar mayores tiempos de traslados, lo que redundaría en barreras para acceder a determinadas fuentes de bienestar y, por esta vía, aumenta las chances de pobreza.

Martínez, et. al. (2013) señala que en Uruguay, a nivel subnacional, los centros urbanos de referencia regional, ciudades intermedias o capitales departamentales, ejercen influencia sobre los territorios más o menos inmediatos, al menos en dos sentidos. Por un lado, suelen dinamizar los mercados de trabajo locales, pudiendo representar un polo de demanda de mano de obra. Por otra parte, son centros de referencia en términos de localización de servicios. Ambos aspectos pueden redundar en mayores oportunidades de acceso a fuentes de bienestar por parte de la población que reside en estas localidades o dentro de su área de influencia, con su correlato en tasas de pobreza más bajas que aquellas de territorios más alejados.

A nivel urbano por su parte, en Montevideo, al igual que la mayoría de las ciudades latinoamericanas, la distribución espacial de la pobreza se ha caracterizado por un patrón centro periferia, donde en los bordes de la ciudad se concentran las tasas más altas del fenómeno. La falta de cobertura de las

redes de servicios y la distancia a las oportunidades de empleo y educación, son algunas de las vías a través de las cuales las distancias al centro de las ciudades tiende a estar asociadas directamente con las tasas de pobreza (Sabatini, et. al. 2001, Arriagada y Rodríguez, 2004, Aguiar, 2016, Herrero, et. al. 2023).

(iv) Las regiones subnacionales, delimitadas en relación a atributos geográficos como norte sur, costeras continentales, llanas o montañosas, dan cuenta de desigualdades espaciales en términos de matriz económica, conformación histórica, localización y arreglos institucionales, que pueden repercutir en los niveles de bienestar al que pueden aspirar sus habitantes (Lobao, 2004).

En Uruguay la desigualdad entre regiones geográficas en términos de desarrollo económico y social ha sido una preocupación desde los trabajos pioneros de CLAEH (1963). Rodríguez Miranda enfatiza al respecto el carácter persistente de las brechas regionales, subrayando que “El diagnóstico sigue mostrando a las regiones del norte y el noreste como los territorios de menor desarrollo relativo, mientras el sur del país exhibe los mejores desempeños” (2014:15).

Veiga (2015) señala que los procesos históricos de conformación de las regiones en el Uruguay han estado marcados por el grado de integración de las áreas subnacionales a la economía nacional e internacional, el tipo de producción agropecuaria y el grado de modernización y diversificación socioeconómica. En este procesos “las tendencias prevalecientes en la asignación de recursos públicos y privados (...) en los departamentos del Sur y Litoral Oeste del país (...) polarizan las disparidades internas entre las diferentes áreas” (Veiga: 2015:13).

Como resultado, se da la conformación de regiones, “sub espacios con rasgos similares, en función a la integración de indicadores sociales representativos de la estructura local” (Op. Cit. 2015: 20). En términos generales los antecedentes coinciden en identificar al menos cuatro regiones en el Uruguay. La región norte, caracterizada por los menores niveles de desarrollo, tanto económico como social. La región litoral, caracterizada por mayor diversificación productiva y desarrollo, cuanta con centros urbanos que son de referencia a nivel nacional. La región centro sur, es la de mayor heterogeneidad, convergen áreas de productividad media y alta, con otras

tradicionales poco desarrolladas. Por último, la región sur ha tenido un crecimiento y desarrollo singular en base a la diversificación económica y desarrollo social, distanciándose de las otras regiones por sus niveles de crecimiento, inversión, desarrollo e inserción internacional (Veiga, Op. Cit.). Las brechas en términos de desarrollo entre regiones, tienen su correlato en una desigual incidencia de las tasas de pobreza. Como señala Veiga "se comprueban significativas desigualdades a nivel territorial (...) los menores niveles de pobreza se presentaban entre la población del Sur y Centro del país, mientras que en el Norte y Litoral se detectaron los mayores índices" (2015:19).

Hipótesis 10. (a) A mayores niveles de urbanización, mayores oportunidades en términos de acceso a recursos públicas y privadas y, dado ello, es esperable encontrar menores tasas de pobreza. En el mismo sentido, a mayor densidad de población, también serían esperables menores tasas de pobreza. (b) La distancia que separa a las unidades espaciales de los centros urbanos de referencia se relaciona positivamente con las tasas de pobreza, dada las limitantes que ello puede suponer en términos de acceso a servicios públicos y a mercados de trabajo dinámicos. (c) Dada las diferencias regionales en términos de matriz productiva y desarrollo mencionadas en los antecedentes nacionales, controladas otras características de las unidades espaciales, es esperable encontrar tasas de pobreza más altas en las que pertenezcan a la región norte y, por el contrario, menores niveles de pobreza en las unidades espaciales de la región sur.

3.10 Difusión espacial de la pobreza

El último factor asociado a la desigualdad espacial de la pobreza refiere a lo que, en la bibliografía sobre análisis espacial, se conoce como supuesto de difusión espacial, y da cuenta de la influencia recíproca entre unidades espaciales vecinas o cercanas (Baller, et. al., 2001, Pérez, 2005, Sánchez-Peña, 2012). Según éste, controladas otras características, las tasas de pobreza de una unidad espacial estarán determinada por los niveles de pobreza de las unidades espaciales vecinas.

Es decir, se espera encontrar una relación directa entre las tasas de pobreza de unidades vecinas, por lo que los niveles de pobreza de una unidad resultarían un factor determinante de las tasas de pobreza de las unidades vecinas (y viceversa).

Ahora bien, como señala Baller, et. al. (2001), no es suficiente identificar la asociación entre los valores que exhiben un conjunto de observaciones, para poder hablar de proceso de difusión espacial. Cualquier proceso de difusión requiere de vectores de transmisión (*vectors of transmission*), mecanismos identificables a través de los que un evento (en este caso las tasas de pobreza) en un determinado lugar en un determinado período de tiempo, influencia un evento en otro lugar en un período de tiempo posterior.

Sánchez-Peña (2012) señala dos mecanismos que, de acuerdo a lo mostrado en la bibliografía, podrían explicar algunos de los procesos de difusión espacial de la pobreza urbana. En primer lugar, "las políticas de zonificación y la apertura de suelo estratificada por nivel socioeconómico pueden contribuir a la concentración geográfica de la pobreza" (162).

Por otra parte, se ha mostrado que la expansión de territorios pobres suele estar relacionada a la migración de nuevos pobres a las zonas donde hay tierra disponible. Según la autora "dicha expansión se genera por las redes sociales de los habitantes originales quienes informan a familiares y conocidos sobre las oportunidades de suelo en el área" (Op. Cit. 165).

Algunos de los antecedentes de investigación revisados dan cuenta de asociación significativa entre las tasas de pobreza de una unidad espacial y las de las vecinas que las rodean (Rupasingha y Goetz, 2007, Colón-Lugo y Sparks, 2013). No obstante suelen ser cautelosos a la hora de interpretar los resultados como procesos de difusión espacial, dadas las limitaciones que acarrear los datos transversales habitualmente utilizados.

Hipótesis 11. *Controlados otros factores (demográficos, sociales, económicos y contextuales), la tasa de pobreza en una unidad espacial estará asociada de forma directa con las tasas de pobreza de las unidades espaciales vecinas.*

CAPÍTULO 3

Preguntas y objetivos de investigación

1. Preguntas de investigación

- ¿Qué características presenta la distribución espacial de la pobreza a nivel subnacional? ¿Y en Montevideo y el área metropolitana? ¿Qué aspectos comunes y cuáles específicos se constatan al considerar distintas escalas espaciales (departamentos, secciones y segmentos censales)?
- ¿Qué características comunes y cuáles específicas asume los patrones de desigualdad espacial de la pobreza a nivel subnacional, y en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo?
- ¿Cuáles son los principales factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza a nivel subnacional? ¿Y en Montevideo y el área metropolitana? ¿Qué aspectos específicos y cuales comunes surgen al considerar distintas escalas espaciales?
- ¿Qué características comunes y cuáles específicas presentan los factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza a nivel subnacional y en Montevideo y el Área Metropolitana?
- ¿El sentido y la magnitud de las relaciones entre la pobreza y los factores asociados a varía al considerar distintas regiones del Uruguay? ¿Y al considerar distintas regiones de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo?

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

- Analizar los patrones de desigualdad espacial de la pobreza en Uruguay, a nivel subnacional y urbano, para Montevideo y el área metropolitana, e identificar los principales factores económicos, sociales, demográficos y espaciales, asociados a la variabilidad espacial de la pobreza, evaluando en cada caso los aspectos comunes y específicos al considerar distintas escalas espaciales.

2.2 Objetivos específicos

- Describir y analizar la variabilidad espacial en las tasas de pobreza en el Uruguay, a nivel subnacional, procurando dar cuenta de características

comunes y específicas en los patrones de distribución al considerar distintas escalas espaciales (departamentos, secciones y segmentos censales).

- Describir y analizar la variabilidad espacial en las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana, procurando dar cuenta de características comunes y específicas en los patrones de distribución al considerar distintas escalas espaciales (municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas y segmentos censales).
- Describir y analizar los factores asociados a la variabilidad espacial en las tasas de pobreza, evaluando aspectos comunes y específicos en el sentido y la magnitud de las relaciones, al considerar el nivel subnacional y Montevideo y el área metropolitana.

CAPÍTULO 4

Diseño metodológico

El diseño metodológico se divide en tres secciones análogas a las presentadas en el marco conceptual. En la primera se presenta el abordaje metodológico utilizado para el análisis espacial de la pobreza, en su componente descriptivo univariado y multivariado. En la segunda se aborda la medición de la pobreza. En la tercera sección se presenta la propuesta de medición de los factores asociados a la variabilidad espacial de la pobreza. El Capítulo se cierra con una cuarta sección donde se presenta una tabla que sintetiza los distintos componentes del Diseño.

1. Análisis espacial

La sección de análisis espacial se organiza en tres subsecciones; en la primera se presentan las nociones fundamentales del análisis espacial de datos. En la segunda se desarrollan los procedimientos de Análisis Exploratorio de Datos Espaciales, conjuntos de técnicas que se utilizarán para describir los patrones que asume la desigualdad espacial de la pobreza. En el tercero se presentan los fundamentos del Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales, conjunto de

técnicas empleadas para ajustar modelos multivariados que permitan identificar los principales factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza.

1.1 Aspectos generales del análisis espacial

1.1.1 Efectos espaciales: heterogeneidad espacial y dependencia espacial

El análisis espacial puede definirse como el conjunto de procedimientos orientados a incluir en la descripción y modelación de un fenómeno aspectos espaciales específicos. Ello supone considerar la localización, el área, la agregación espacial de la información, la distancia y la interacción como fenómenos sustantivos de estudio. Para esto es necesario que la localización de las observaciones esté referenciadas en el espacio como un punto, una línea o un polígono (Anselin, 1996). En la actualidad, la visualización y manipulación de estas propiedades son posibles gracias a las herramientas provistas por los Sistemas de Información Geográfica.

La localización de las observaciones da lugar a lo que en la bibliografía se conoce como efectos espaciales (Anselin, 1988, 1996, 1999, Baller, et al. 2001), pudiéndose diferenciar dos tipos generales: la heterogeneidad espacial y la autocorrelación espacial (o dependencia espacial). Ambas son nociones transversales tanto a los procedimientos exploratorios como a los confirmatorios y, a los efectos de este trabajo, se entiende pueden ser nociones operativas para aproximarse a la desigualdad espacial o, dicho en otras palabras, dos consecuencia observacional del concepto.

(i) Heterogeneidad espacial

La heterogeneidad espacial refiere la variación que se da en los valores de las variables, las formas funcionales o los parámetros de un modelo, según la localización de las observaciones (Anselin, 1988, 1996). En este sentido, puede considerarse una noción operativa para aproximarse a al concepto de desigualdad espacial, tanto en los niveles de pobreza, como en las relaciones que se establecen entre el fenómeno y los distintos factores asociados.

En contextos geográficos de baja desigualdad espacial, debería esperarse que la pobreza asuma valores relativamente homogéneos a través del espacio, mientras en contextos de alta desigualdad espacial puede esperarse que el fenómeno asuma valores diferentes en distintas unidades espaciales.

Por su parte, los factores asociados a la variabilidad espacial de la pobreza se dirá que son espacialmente homogéneos cuando operan con igual signo y magnitud a través del espacio; por el contrario, serán espacialmente heterogéneos en la medida que su efecto varía de acuerdo a la localización de las observaciones.

En la bibliografía antecedente se ha mostrado, tanto a nivel internacional (Friedman y Lichter, 1998, Benson, et al. 2005, Voss et al. 2006, Higazi, et al. 2013), como regional (Pérez, 2005, Sánchez-Peña, 2012, Aponte Gómez, et al. 2015) que la pobreza es un fenómeno que se manifiesta de forma muy desigual a través del espacio. Otro tanto sucede con las formas funcionales que vinculan la pobreza con los factores asociados; el sentido y la magnitud de las relaciones tienden a modificarse al considerar diferentes escalas o regímenes espaciales (Rupasingha y Goetz, 2007, Dwyer, 2010, Curtis, et al. 2012, Sánchez Pérez, 2012).

En el caso del Uruguay, como fuese reseñado más arriba, existe evidencia consistente respecto a diferencias sistemáticas en los resultados alcanzados en términos de bienestar y pobreza por los habitantes de distintas regiones o departamentos del país, así como entre áreas, barrios y localidades de Montevideo y el área metropolitana (DGEC, 1990, Pellegrino y González Cravino, 1995, Calvo y Giraldez, 2000, Calvo, 1999, 2013, DINEM, 2012, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Aguiar y Filardo, 2015, Aguiar, 2016, Borrás, 2017, Serna y González, 2017, Borrás, 2019). Pudiendo decirse entonces que una de las consecuencias observacionales de la desigualdad espacial, está dada por la distribución espacialmente heterogénea de la niveles de pobreza entre distintas unidades espaciales, tanto a nivel subnacional como intraurbano.

(ii) Autocorrelación espacial

La autocorrelación espacial se vincula a la primer ley de la geografía de Tobler (1979, citado en Anselin, 1988) según la cual todo está relacionado con todo, pero las cosas que están cerca entre si están más relacionadas que las que se encuentran lejos. En este sentido, la definición está determinada por una noción de espacio que enfatiza el efecto de la distancia.

La autocorrelación espacial se define como la existencia de una relación funcional entre lo que sucede en un punto en el espacio y lo que sucede en

otro lugar. De modo intuitivo se entiende por autocorrelación espacial la propiedad de una variable de tomar valores, en pares de observaciones separados por una cierta distancia, que son más similares (autocorrelación positiva) o menos similares (autocorrelación negativa) de lo que se esperaría en una distribución aleatoria de pares de observaciones. El efecto resulta en observaciones que están espacialmente agrupadas o, en otras palabras, no son espacialmente independientes (Anselin, 1988).

Siguiendo a Baller et al. (2001), la autocorrelación espacial puede ser representada gráficamente como se expresa en la Figura 1.

Figura 1. Proceso espacial de autocorrelación espacial univariada

$$Y_j \longleftrightarrow Y_i$$

Fuente: elaboración propia en base a Baller et al. (2001)

La Figura 1 describe dos unidades geográficas contiguas donde, para el caso de este trabajo, y_j e y_i representan las tasas de pobreza y la doble flecha la relación inherente de la autocorrelación espacial. En términos formales, lo anterior puede ser expresado como:

$$\text{Cov} [y_i, y_j] \neq 0$$

Donde i y j son vecinos (en la próxima sección se explica que se entiende por vecinos) entre los que se descarta la aleatoriedad espacial.

Para la presente investigación, la autocorrelación espacial puede dar cuenta de un patrón específico de desigualdad espacial, donde la variabilidad espacial de la pobreza a través del espacio (o heterogeneidad espacial) se expresa en la aglomeración de unidades espaciales con valores similares (altas o bajas) de pobreza (autocorrelación espacial positiva) o de situaciones atípicas, de bajas o altas pobreza, en contextos de características opuestas (autocorrelación espacial negativa).

Desde los trabajos pioneros de CLAEH (1963) los análisis regionales a nivel subnacional han señalado que en el Uruguay se conforman regiones o "sub espacios con rasgos similares", internamente homogéneos en términos de desarrollo y bienestar, que dan cuenta de una configuración espacialmente desigual. Es esperable que en esas regiones se develen, entre otros aspectos,

conglomerados internamente homogéneos en términos de pobreza; es decir patrones de autocorrelación espacial positiva.

Pero al mismo tiempo, al interior de las regiones, más allá de la homogeneidad, se debelen situaciones atípicas, espacios de prosperidad dispersa en contextos empobrecidos, por ejemplo en centros urbanos del norte y noreste, y micro-regiones de pobreza en contexto prósperos (Veiga, 2015). Esto patrones podrían verse reflejados en situaciones de autocorrelación espacial inversa.

A nivel urbano, como se señalara más arriba, la segregación residencial económica se constituye en una de las nociones transversales en la mayoría de los trabajos para dar cuenta de los patrones de desigualdad espacial. Ésta se expresa, entre otras dimensiones, en la tendencia de determinados grupos sociales (por ejemplo los hogares pobres) a aglomerarse en ciertas áreas de la ciudad (Massey y Denton, 1993). La autocorrelación espacial positiva ha sido una de las nociones operativas utilizadas para dar cuenta de los patrones de desigualdad espacial en ciudades con estructuras residencial económicamente segregadas.

Por otro lado, y en un sentido similar al señalado en el análisis subnacional, como se ha mostrado en los antecedentes, los patrones de segregación residencial económica expresados en conglomerados homogéneos de alta y baja pobreza, conviven con patrones de desigualdad espacial en pequeña escala, caracterizados por situaciones de alta pobreza, en medio de contextos prósperos (y viceversa) (Benton, 1986, Couriel, 2016, Reclade, 2016, Bajac, et. al. 2019). Dichos patrones de desigualdad espacial podrían verse reflejados en situaciones atípicas de autocorrelación espacial inversa.

Por último, la autocorrelación espacial también ingresa en el análisis de factores asociados a la variabilidad espacial de la pobreza. En la bibliografía se distinguen dos tipos distintos de autocorrelación espacial; por un lado la autocorrelación residual, cuando la tendencia a la aglomeración de unidades espaciales con valores similares en una variable, responde a características propias de la unidad espacial, ya sea en la variable de interés (en este caso los niveles de pobreza) u otras variables independientes.

Por otro lado, la autocorrelación espacial sustantiva, según la cual, el valor que asume una variable (en este caso la tasa de pobreza) en una unidad espacial, se encuentra determinado por los valores que asume dicha variable

en las unidades espaciales vecinas. En caso de autocorrelación espacial sustantiva, la localización y la distancia entre unidades espaciales ingresa al análisis como un factor determinante del fenómeno a estudiar.

1.1.2 El problema de la unidad de área modificable y las definiciones operativas de escala

(i) El problema de unidad de área modificable

El abordaje de las escalas espaciales tiene un lugar central en la presente investigación dado el interés por analizar la desigualdad espacial de pobreza y los factores asociados, dando cuenta de los aspectos comunes y específicos que surgen al considerar distintas escalas espaciales.

El tratamiento metodológico de la escala espacial trae consigo la insoslayable problemática de la unidad de área modificable (*modifiable areal unit problem*). La mayoría del análisis espacial se realiza a partir de información agregada en unidades espaciales y los resultados que se obtienen en estos análisis son sensibles a los criterios de delimitación de las unidades espaciales establecido (Anselin, 1988).

El problema de la unidad de área modificable supone que los resultados de los análisis espaciales con información agregada estarán sujetos a dos problemas, por un lado el problema de la agregación o problema de escala (*scale problem*), por otro el problema de la forma de la unidad espacial, es decir el criterio de zonificación utilizado (*zoning problem*) (Fotheringham y Wong, 1991).

Ambos problemas son de particular relevancia para el análisis de la desigualdad espacial, dado que en la mayoría de los antecedentes las unidades espaciales sobre las que se evalúa la desigualdad están asociadas a jerarquía espacial (política, administrativas, geo-estadística o de otro tipo) que no necesariamente responden de modo homogéneo al fenómeno estudiado.

La pobreza, como se desarrollara en el apartado conceptual, es un atributo de las personas, pero no se dispone de información espacial a nivel individual. La jerarquía espacial de los datos está impuesta por la información estadística disponible en el Instituto Nacional de Estadística. Por tanto, las matrices que se utilizarán para el análisis de la desigualdad espacial, son resultado

principalmente de la agregación de información individual (personas y hogares) en unidad espaciales superiores de carácter político administrativo (departamentos o municipios) o geo-estadístico (secciones o segmentos censales) de contorno y tamaño variable. Ahora bien los criterios administrativos o geoestadísticas de clasificación del territorio, no necesariamente responden al fenómeno específico que se está estudiando (la pobreza), lo que puede suponer una amenaza a la validez de constructo de la unidad espacial.

Así mismo, ya sea por una sobre agregación, que lleve a una varianza alta al interior de las unidades o por sub agregación, que conduzca a que unidades homogéneas contiguas se encuentre separadas, podría argumentarse que utilizar unidades espaciales definidas de modo exógeno puede conducir a dos tipos de sesgos sobre los que se debe tener precaución a la hora de interpretar los resultados del análisis.

El primero vinculado a la falacia ecológica, los resultados no permiten realizar inferencias para el nivel individual, hacerlo supondría caer en este tipo de sesgos. Sánchez Peña señala al respecto; "los modelos sólo tienen sentido para entender que pasa en el nivel agregado y tratar de inferir comportamientos "colectivos"" (2012:175).

El segundo, de connotación metodológica, vinculado a las estimaciones estadísticas espaciales. En algunos antecedentes se señala que ésta son sensibles a la escala utilizada, por ejemplo cuando más pequeña es el área de la unidad espacial, los niveles de autocorrelación espacial tienden a ser mayores y, por el contrario, menores los niveles de correlación entre dos variables (Rodríguez, 2016).

En el caso del análisis espacial multivariado, la variabilidad de los resultados ante distintos criterios de delimitación espacial se potencian (Fotheringham y Wong, 1991) En particular entre las principales problemáticas que deben atenderse en el trabajo con niveles altos de desagregación puede llevar a problemas de validez estadística, valores absolutos muy pequeños y potenciales diagnósticos de autocorrelación espacial espuria (Duque, et. al. 2015).

En síntesis, uno de los desafíos que enfrenta esta investigación está en evaluar en qué medida la desigualdad espacial en los niveles de pobreza y los factores asociados a la misma actúan de modo homogéneo o heterogéneo

dependiendo de la escala espacial considerada. Ahora bien, como se ha argumentado, los resultados podrían estar respondiendo tanto a diferencias sustantivas en las relaciones establecidas, como a problemas vinculados a las definiciones espaciales establecidas. Lo anterior obliga a ser cauto en la interpretación de los resultados.

En la bibliografía existen distintos abordajes posibles al problema de la unidad de área modificable que van desde criterios relativamente intuitivos, de comparación entre distintas delimitación espaciales, de modo evaluar la robustez de los hallazgos, a la utilización de algoritmos estadísticos para la identificación de regiones analíticas que cumplan con un determinado criterio relativos por ejemplo poblacional (Fotheringham y Wong, 1991, Duque, et. al. 2015).

En este trabajo el modo de inclusión del problema de la selección de la unidad espacial, será a través del contraste sistemático de los resultados obtenidos al utilizar distintas escalas espaciales, de modo de cotejar tendencias entre los patrones espaciales de distribución de la pobreza y los principales factores asociados. Ello permitirá considerar la robustez de los resultados ante distintos criterios de agregación; el problema de la zonificación no será abordado.

(ii) Definiciones operativas de escala

La definición operativa de la escala espacial en una investigación cuantitativa supone dos consideraciones; la primera respecto al universo o universos de análisis, la segunda respecto a la o las escalas espaciales en las que será subdividido el universo de estudio. Es habitual en el análisis espacial social que existan restricciones en la información estadística disponible, que inciden en las definiciones operativas. Por tanto, el ejercicio de delimitación de las escalas espaciales, debe considerar ineludiblemente las fuentes de información disponibles.

Las investigaciones sobre desigualdad social, que abordan aspectos asociados al bienestar, suelen recurrir a registros estadísticas oficiales, mayoritariamente encuestas de hogares y censos de población. Dentro de las investigaciones que tienen como preocupación la desigualdad espacial, se priorizan en particular las fuentes de información censales, dada las posibilidades de desagregación espacial de la información.

En esta investigación será utilizado el último Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas del año 2011 realizado por el Instituto Nacional de Estadística como fuente de información principal y las definiciones operativas de escala consideraran la jerarquía espacial y los criterios de publicación de la información disponibilizados en la fuente.

La primera definición se realiza respecto a los contextos o universos a ser considerados. Como se establece en los objetivos, es de interés de la Tesis aportar al análisis de la desigualdad, tanto desde una mirada regional como urbana, en tanto contextos donde la desigualdad espacial puede asumir patrones y relaciones específicas.

El análisis subnacional considerará, en un primer momento, el total país (analizando la distribución de distintas medidas de pobreza en los 19 departamentos en los que se encuentra subdividido Uruguay). En un segundo momento, en el análisis con mayores niveles de desagregación, se excluye del universo a Montevideo y el área metropolitana. Dos aspectos estrechamente relacionados motivan la decisión; en primer lugar, en términos sustantivos, es de interés del trabajo captar relaciones espaciales regionales. En segundo lugar, en términos empíricos, como se ha argumentado en distintos antecedentes, para dar cuenta de patrones y dinámicas regionales, es deseable excluir a Montevideo dado su comportamiento atípico respecto al resto del país (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Mascheroni, 2017).

El análisis urbano metropolitano considera todo el departamento de Montevideo, tanto áreas urbanas como rurales, y el área metropolitana montevideana. Según Duhau (2003), el área metropolitana de una ciudad puede definirse como el conjunto de jurisdicciones que conforman una aglomeración urbana relativamente continua e integrada con una relación de dependencia con la ciudad metrópoli. Supone por tanto una relación pendular, de entrada y salida en la ciudad por parte de los habitantes metropolitanos y, dado esto, cierta relación funcional entre ambos espacios. El vínculo entre la ciudad y su área metropolitana es sin duda dinámico y se encuentra sujeto a distintos procesos sociales, lo que hace que los límites del área metropolitana de una ciudad no sean sustantivos o fijos. La delimitación del contexto metropolitano podría orientarse por una definición relacional, en

tanto escala espacial cambiante, históricamente constituida, en la que se expresan distintos procesos sociales (Smith, 2003).

No obstante lo anterior, en los antecedentes nacionales ha sido frecuente que el vínculo relacional entre Montevideo y el área metropolitana se aborde a partir de una delimitación estática que considera como área metropolitana a la suma de las localidades comprendidas en un radio de 30 km desde el km 0 de Montevideo, sin considerar a las áreas rurales (Lombardi y Bervejillo, 1999, Artigas et. al. 2002, Veiga, 2006, Martínez Guarino, 2007, DINEM, 2012, Ceroni, et. al. 2016, Rocco, 2018, Borrás, 2019, Rubini, 2020). La delimitación incluye localidades del departamento de San José y Canelones. En la presente investigación se adopta idéntica definición, en el entendido que dicha elección habilita las comparaciones con los trabajos antecedentes. En lo que sigue se sintetizan las decisiones adoptadas para la subdivisión del espacio nacional y de Montevideo y el área metropolitana.

Escalas espaciales a nivel subnacional

Se sigue un abordaje que presenta sucesivamente mayores niveles de desagregación, utilizando como escalas espaciales, además de los departamentos⁴, las unidades geo-estadísticas publicadas por el INE. (i) Secciones censales: porciones importantes de territorio que pueden incluir áreas amanzanadas y no amanzanadas, cuyos límites corresponden a los de las Secciones Judiciales vigentes en el Censo del año 1963. Éstas, desde el punto de vista administrativo, cuentan con cierto arraigo en el "interior" del país. Uruguay se divide en 230 secciones censales, 197 excluyendo las secciones de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo. (ii) Segmentos censales: en localidades urbanas censales es un conjunto de manzanas. En áreas no amanzanadas es una porción de territorio que agrupa unidades menores con límites físicos reconocibles en el terreno y que puede comprender además núcleos poblados. El territorio nacional está subdividido en 4303 segmentos censales; 1451 en Montevideo y el área metropolitana y 2952 en el resto del país.

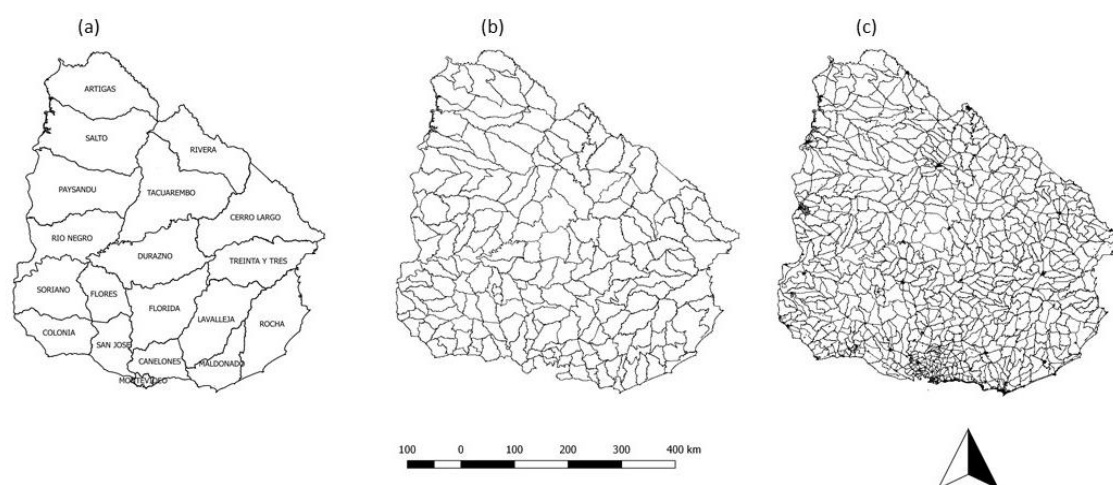
Si bien los criterios de clasificación espacial presentan limitaciones, como fuera discutido en el apartado sobre el problema de la unidad de área

⁴ Uruguay se encuentra dividido políticamente en 19 departamentos (uno de los cuales es Montevideo) que representan el segundo nivel de Gobierno.

modificable, puede señalarse a su favor que las tres escalas cuentan con validez aparente, en tanto han sido ampliamente utilizadas por los antecedentes de investigación nacionales para estudios como los que aquí se presentan.

En la Figura 2 se muestra el mapa de Uruguay subdividido en cada una de estas escalas espacial⁵.

Figura 2. Mapas de Uruguay subdividido en (a) departamentos, (b) secciones censales (excluyendo Montevideo y el área metropolitana) y (c) segmentos censales (excluyendo Montevideo y el área metropolitana)



Fuente: elaboración propia en base a mapas vectoriales del INE

Escalas espaciales para Montevideo y el área metropolitana

Al igual que para el total país, para Montevideo y el área metropolitana, se comienza por un análisis exploratorio con un nivel alto de agregación y se prosigue bajando la escala. Para Montevideo la escala espacial de mayor agregación será el Municipio⁶.

Para el área metropolitana se utiliza una subdivisión realizada en función de los distintos ejes de expansión del área metropolitana, que se ha dado a llamar Grandes Regiones Metropolitanas. Éstas no responde a criterios administrativos como los departamentos y los municipios, pero si cuenta con arraiga entre los antecedentes de investigación que han estudiado los procesos de metropolización de la capital uruguaya (Lombardi y Bervejillo, 1999, Artigas, et. al. 2002, Ceroni, et. al. 2016).

⁵ Los mapas vectoriales se encuentran disponibles en <http://www.ine.gub.uy/web/guest/338>

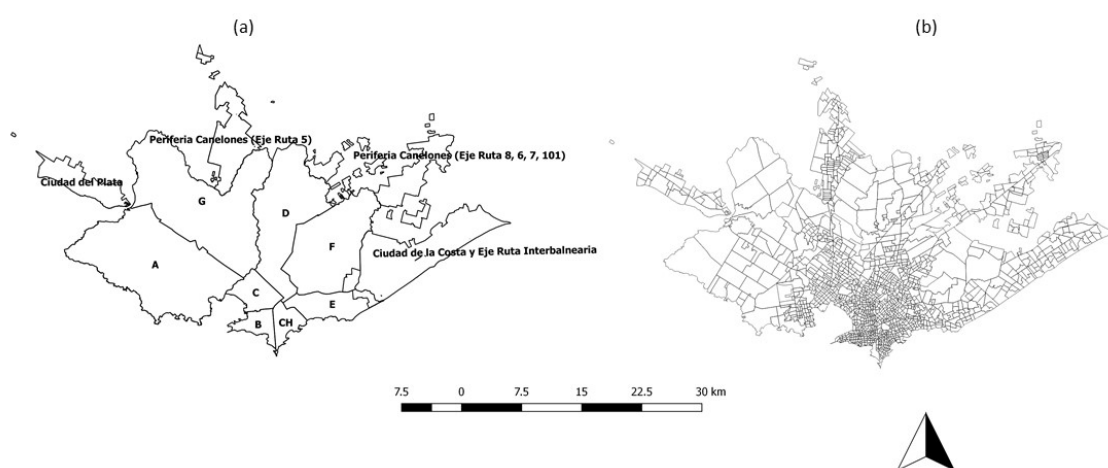
⁶ Los municipios suponen una división político administrativa que representa el tercer nivel de gobierno. Montevideo se encuentra dividido en 8 municipios.

El no optar por la división municipal a nivel metropolitana responde a dos razones: en primer lugar, los límites municipales no coinciden en todos los casos con los límites metropolitanos. Por ejemplo al interior del Municipio de Pando, existen localidades urbanas metropolitana (Pando, San Bernardo, Estanques) y no metropolitanas (Totoral del Sauce, Cruz de los Caminos). Estas últimas, tal como se define el área metropolitana, deberían ser excluidas del análisis. En el caso del Municipio de Canelones, la única localidad que entra dentro de los límites metropolitanos es Parada Cabrera, el resto de las localidades del municipio no debería ser considerado.

En segundo lugar, buena parte de la superficie de los municipios que contienen localidades urbanas metropolitanas es de tipo rural, las cuales han sido excluidas de la conceptualización de área metropolitana, así como de la definición operativa. En definitiva, dada la definición de área metropolitana utilizada, trabajar con municipios supondría realizar importantes modificaciones a la delimitación administrativa.

La escala con menor nivel de agregación será el segmento censal, el cual se utilizará tanto para Montevideo como para el área metropolitana. La Figura 3 presenta el mapa de Montevideo y el área metropolitana subdividido en las dos escalas espaciales.

Figura 3. Mapa de Montevideo y el área metropolitana subdividido en (a) municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas y (b) segmentos censales



Fuente: elaboración propia en base a mapas vectoriales del INE

1.1.3 Estructura de vecindad, matriz de ponderación espacial y operador de rezago espacial

(i) Estructura de vecindad

El análisis espacial tiene como propósito incorporar en sus procedimientos la localización y la distancia entre unidades espaciales. En particular, en el análisis de autocorrelación espacial el interés está en definir la similitud (o disimilitud) de los valores que asume una variable en unidades espaciales vecinas, por tanto debe especificarse el criterio de vecindad a ser utilizado.

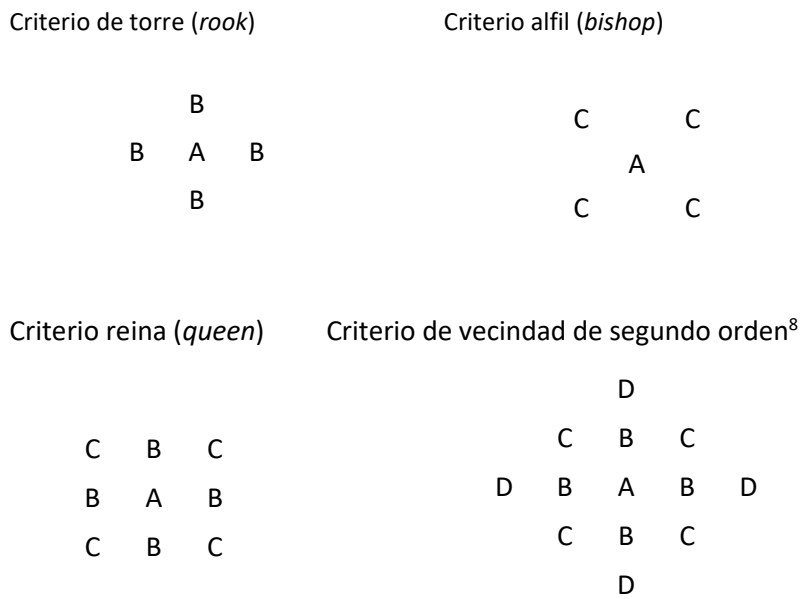
Existen dos formas de establecer la estructura de vecindad de un conjunto de datos. La primera utiliza como criterio la contigüidad; son consideradas vecinas aquellas unidades que comparten al menos un borde. Este criterio supone la existencia de un mapa desde donde discernir los bordes. La determinación del criterio de borde común no es unívoco. La Figura 4 ejemplifica cuatro posibles definiciones de vecindad contigua⁷.

En la imagen superior izquierda se ilustra el criterio de torre, según el cual se consideran vecinas de "A" a las observaciones que comparten los bordes. La imagen superior izquierda muestra el criterio de alfil, según el cual se consideran vecinas de "A" a las unidades que comparten los vértices. El criterio de reina es el más amplio de los tres (ilustrado en la imagen inferior izquierda) y define como vecinas de "A" a todas las observaciones que compartan bordes o vértices.

La imagen inferior derecha muestra un ejemplo de vecindad de segundo orden. En los otros tres ejemplo la definición de vecindad requiere que la contigüidad sea directa (o de primer orden), en este último, utilizando el criterio de torre, se consideran vecinas de "A", tanto el primer orden de contigüidad (celdas B), como las celdas contiguas a B (celdas C y D), segundo orden de vecindad de A.

⁷ Criterios: (i) torre: se consideran vecinas de "A" a las observaciones que comparten los bordes. (ii) Alfil: se consideran vecinas de "A" a las unidades que comparten los vértices. (iii) Reina es el define como vecinas de "A" a todas las observaciones que compartan bordes o vértices.

Figura 4. Tipo de vecindad en cuadrícula regular



Fuente: elaboración propia en base a Anselin (1988).

El segundo criterio establece la vecindad a través de una función de distancia entre pares de observaciones. Por ejemplo, se puede considerar que todas las observaciones que se encuentra a una determinada distancia sean consideradas vecinas (criterio *distance band*) o, alternativamente, podría definirse como vecinas a las *k* observaciones más cercanas a un punto determinado, por ejemplo el centroide de un polígono (criterio *k-nearest*) (Anselin, 2002, Anselin, et. al 2006).

En este trabajo, en el componente exploratorio espacial se evalúa la dependencia espacial utilizando dos de los criterios de contigüidad de primer orden; el de torre y el de reina y una función de distancia establecida en base a las unidades más cercanas al centroíde del polígono. De este modo se busca cotejar en qué medida los resultados se muestran robustos a distintas definiciones de vecindad.

(ii) Matriz de ponderación espacial

Las estructuras de vecindad representada gráficamente en la Figura 4, pueden ser expresadas formalmente en una matriz de contigüidad (Anselin, 1988, 2002), donde cada unidad espacial se encuentra representada por una

⁸ Se consideran vecinas de "A", tanto el primer orden de contigüidad (celdas B), como las celdas contiguas a B (celdas C y D), segundo orden de vecindad de A.

fila y una columna. En cada fila, los valores diferentes de 0 corresponden a unidades contiguas. La noción de contigüidad puede representarse de forma binaria, es decir la estructura de vecindad subyacente a los datos se expresa en 1 y 0, donde las unidades contiguas se identifican con 1 y 0 lo contrario. Por ejemplo, para las nueve celdas del centro de las imágenes de la Figura 5, corresponde una matriz de 9 por 9, con las celdas numeradas de la izquierda a la derecha y de arriba abajo, según lo mostrado en la Figura 4, utilizando el criterio de contigüidad de torre.

Figura 5. Matriz de contigüidad binaria en base a cuadrícula (ejemplo torre)

0	1	0	1	0	0	0	0	0
1	0	1	0	1	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	1	0	1	0	0
0	1	0	1	0	1	0	1	0
0	0	1	0	1	0	0	0	1
0	0	0	1	0	0	0	1	0
0	0	0	0	1	0	1	0	1
0	0	0	0	0	1	0	1	0

Fuente: elaboración propia en base a Anselin (1988)

La matriz de contigüidad binaria, puede ser extendida a una forma general de matriz de ponderación espacial (W) que puede incluir otras medidas generales de interacción potencial entre unidades espaciales vecinas.

En términos formales, la matriz de ponderación espacial (W) es una matriz de forma $n \times n$, con valores positivos, que especifica un conjunto de vecinos para cada unidad espacial. En cada fila i , un elemento distinto de 0 w_{ij} define a j como vecino de i . Por convención, una unidad espacial no puede ser vecina de ella misma, por lo que en la diagonal principal de la matriz de las celdas tienen valor 0, esto es $w_{ii}=0$. Habitualmente W se encuentra estandarizada por las filas, de modo que cada elemento en la matriz estandarizada, $W^{s}_{ij}=W_{ij}/\sum_j w_{ij}$, se encuentra entre 0 y 1 (Anselin, 2002), tal como se muestra en la Figura 6.

Figura 6. Matriz de ponderación espacial estandarizada en base a cuadrícula superior derecha de Figura 4

0	0.5	0	0.5	0	0	0	0	0
0.33	0	0.33	0	0.33	0	0	0	0
0	0.5	0	0	0	0.5	0	0	0
0.33	0	0	0	0.33	0	0.33	0	0
0	0.25	0	0.25	0	0.25	0	0.25	0
0	0	0.33	0	0.33	0	0	0	0.33
0	0	0	0.5	0	0	0	0.5	0
0	0	0	0	0.33	0	0.33	0	0.33
0	0	0	0	0	0.5	0	0.5	0

Fuente: elaboración propia en base a Anselin (1988)

(iii) Operador de rezago espacial

El objetivo último de una matriz de ponderación espacial, es el de relacionar el valor de una variable en una unidad espacial, con el valor de esa variable en otras unidades espaciales. En la bibliografía, esta relación se establece a través de lo que se conoce como operador de rezago espacial (*spatial lag*).

Según Anselin (1988), el procedimiento es similar al realizado en análisis de serie temporales, cuando se usa un operador de rezago para asociar el valor de una variable en un punto en el tiempo, con otro u otros períodos de tiempo. Pero en el análisis espacial la definición del operador de rezago espacial adquiere ciertas particularidades, dadas por las distintas direcciones en las que el operador puede funcionar, dependiendo de la estructura de vecindad utilizada. En función de la Figura 7, se podría obtener el operador de rezago espacial de la variable x en el punto i, j , utilizando el criterio de torre, de modo que:

$$X_{i-1, j} ; x_{i, j-1} ; x_{i+1, j} ; x_{i, j+1}$$

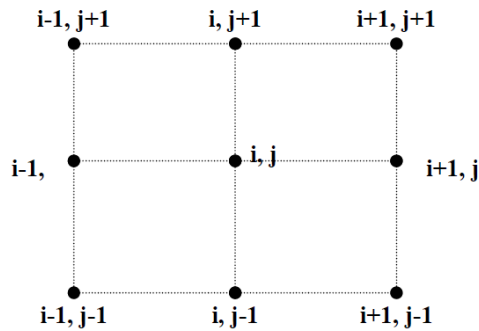
O utilizando el criterio de alfil:

$$x_{i-1, j-1} ; x_{i+1, j-1} ; x_{i+1, j+1} ; x_{i-1, j+1}$$

O el de reina, con ocho localizaciones:

$$X_{i-1, j} ; x_{i-1, j-1} ; x_{i+1, j-1} ; x_{i+1, j} ; x_{i, j-1} ; x_{i+1, j} ; x_{i, j+1} ; x_{i-1, j+1}$$

Figura 7. Operadores de rezago espacial en una cuadrícula



Fuente: Chasco Yrigoyen (2003) en base a Anselin (1988)

Ahora bien, en las situaciones prácticas, los arreglos espaciales son irregulares y no suelen coincidir con una cuadrícula como la mostrada en la Figura 7, lo que hace que sea posible tomar infinitas direcciones en el operador de rezago.

Para resolver el problema de las estructuras espaciales irregulares, Anselin (1988) propone considerar la suma ponderada de todos los valores pertenecientes a un determinado criterio de vecindad, obteniendo los términos de la suma, de multiplicar cada observación (x_i) por su correspondiente peso en la matriz de ponderación espacial (W). A esto se lo denomina operador de rezago espacial y, tal como señala Chasco Yrigoyen (2003), consiste en un promedio ponderado de los valores de una variable, en las unidades espaciales vecinas, con una ponderación fija, dada de forma exógena.

En términos formales:

$$L^S x_i = \sum_j w_{ij} x_j ; \forall j \in J_i$$

Donde, L^S es el operador de rezago espacial con el criterio de vecindad S . Subíndice j , es el valor correspondiente a cada parte del conjunto de J_i , según el criterio S y w_{ij} es la matriz de ponderación espacial.

1.2 Análisis exploratorio de datos espaciales

Bajo el nombre de Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) se reúnen un conjunto de procedimientos que permiten describir y visualizar distribuciones espaciales, identificar casos espaciales atípicos, descubrir patrones de asociación espacial y autocorrelación espacial y evaluar la conformación de regímenes espaciales u otras formas de heterogeneidad espacial (Anselin, 1999, Anselin, et al., 2006).

El AEDE, es una extensión del Análisis Exploratorio de Datos desarrollado por Tukey (1977) y tiene como rasgo distintivo tomar en cuenta de forma explícita la estructura espacial de los datos, valiéndose para ello de la matriz de ponderación espacial.

El AEDE en este trabajo permitirá describir la distribución espacial de la pobreza y evaluando la existencia de patrones de desigualdad espacial en su distribución. Del conjunto de procedimientos disponible dentro del AEDE, se utilizarán tres: (i) mapas temáticos, (ii) análisis de autocorrelación espacial global y (iii) análisis de autocorrelación espacial local. A continuación se las presenta de forma sintética.

1.2.1 Mapas temáticos

Los mapas temáticos tiene hondas raíces en los estudios de pobreza; en Inglaterra se remonta a los trabajos pioneros de Charles Booth (1892) y en América Latina a la década de 1960 con los estudios de condiciones de vida y pobreza a partir de censos de población y de las primeras encuestas de hogares (CLAEH, 1963, Kast y Molina, 1975, INDEC, 1984, 1985, DGEC, 1990).

Para la cartografía de datos estadísticos los mapas temáticos más utilizados son los coropléticos, en los cuales se representa con colores un ordenamiento de intensidad según el valor que asume la variable en la unidad espacial. Esto supone establecer un ordenamiento creciente o decreciente y establecer intervalos que serán mapeados en clases (Buzai, 2014).

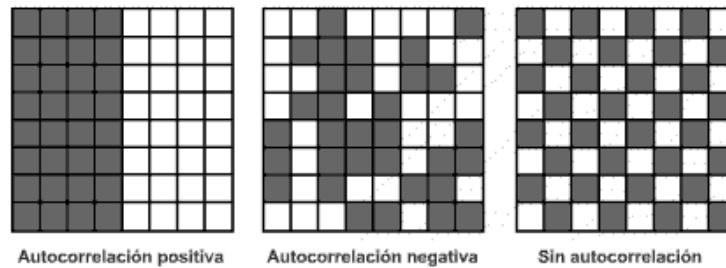
Para la estimación de los intervalos de clase en esta investigación se recurre a la técnica de cortes naturales, que tiene como propósito evidenciar regularidades entre los datos. Los intervalos se establecen en función de un algoritmo no lineal que agrupa las observaciones de modo de maximizar la homogeneidad del intervalo. Se trata de un algoritmo de agrupamiento en una dimensión para determinar los puntos de quiebre que producen grupos con la mayor similitud interna. Así mismo destaca entre las virtudes de la técnica la identificación de casos extremos.

1.2.2 Autocorrelación espacial global

Un componente central del AEDE es la medición y representación gráfica de la autocorrelación espacial entre una o más variables. En la bibliografía se dispone de una amplia gama de índices para esto, de los cuales el I de Moran es el más utilizado (Moran, 1948, citado en Anselin, 1988). Éste tienen como

resultado un valor que puede ubicarse en un rango entre -1 y 1, donde 1 implica autocorrelación espacial perfecta, el cero ausencia de autocorrelación y -1 autocorrelación inversa. La Figura 8 grafica las tres situaciones.

Figura 8. Representaciones gráficas de niveles de autocorrelación espacial.



Fuente: Hypergeo <http://www.hypergeo.eu/spip.php?article196>

El I de Moran es definido como un indicador formal del grado de asociación lineal entre un vector de valores observados y y el promedio ponderado de los valores del vector en las unidades espaciales vecinas; es decir su operador de rezago espacial, W_y . El índice se computa sobre el producto cruzado de una variable y su rezago espacial, con la variable expresada en desvíos de la media. Para una observación en el punto i esto se expresa como $z_i = x_i - \bar{x}$, donde \bar{x} es la media de la variable x .

Puede ser calculado como:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j / S_0}{\sum_i z_i^2 / n}$$

Donde w_{ij} es la matriz de ponderación espacial, $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$ la suma de todos los pesos y n el número de observaciones.

La inferencia para el I de Moran está basada en la hipótesis nula de la distribución espacialmente aleatoria de las observaciones. Según Anselin (2005), la distribución estadística bajo la condición de distribución aleatoria puede ser derivada analíticamente (utilizando la asunción de distribución normal o a través de la aleatorización) o computacionalmente, por medio de permutaciones.

En este trabajo se utiliza el segundo criterio, que calcula una distribución de referencia para el estadístico, bajo una situación de distribución espacial aleatoria, permutando aleatoriamente los valores observados en las unidades espaciales. El estadístico se calcula para cada conjunto de datos reorganizados aleatoriamente, dando como resultado una distribución de referencia. La distribución es usada para calcular un pseudo valor p como:

$$p = \frac{R+1}{M+1}$$

Donde, R es el número de cálculos del I de Moran del conjunto de datos aleatorio y M el número de permutaciones (usualmente, 99, 999, 9999 o superior)⁹.

Si bien las medidas globales de autocorrelación espacial son imprescindibles para tener una visión general del nivel de dependencia de las observaciones, son limitadas para dar cuenta de la localización del fenómeno. El rechazo de la hipótesis nula de aleatoriedad en la distribución espacial de las observaciones, no quiere decir que éstas presenten dependencia espacial a lo largo de toda la distribución. Puede haber áreas donde las observaciones se distribuyan aleatoriamente, otras donde la autocorrelación espacial sea negativa y otras donde sea inversa. En las últimas décadas, el desarrollo de Sistemas de Información Geográfica, ha permitido desarrollar herramientas para visualizar este tipo de situaciones locales.

Una de las más sencillas y más utilizadas es el diagrama de puntos de Moran propuesto por Anselin (1996). Se basa en la interpretación del I de Moran como un coeficiente de regresión en una regresión bivariada, del rezago espacial de la variable de interés, w_{ij} sobre la variable de origen z_j .

Siguiendo a Anselin (1996), considérese la variable z dada en desvíos a la media, en una matriz de ponderación estandarizada por las filas, donde la suma de todos los pesos (S_0) es igual al número de observaciones (n). Como resultado puede simplificarse la expresión del I de Moran de la siguiente forma:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j / S_0}{\sum_i z_i^2 / n} = I = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \times \sum_j w_{ij} z_j}{\sum_i z_i^2}$$

De la ecuación de la derecha, puede obtenerse $\sum_j w_{ij} z_j$ sobre z_i como la pendiente de una regresión bivariada, $y = \alpha + \beta x$, donde el cuadrado estimado por β es $\sum_i (x_i \times y_i) / \sum_i x_i^2$. Para el caso del I de Moran, el papel de y es tomada por el rezago espacial $\sum_j w_{ij} z_j$.

Lo anterior permite graficar el I de Moran, con el valor de la variable original en el eje horizontal y el valor del rezago espacial de la variable en el eje

⁹ Es importante mencionar que el procedimiento no habilita pruebas de hipótesis en sentido analítico, sino que la significación dependerá, en última instancia, del número de permutaciones.

vertical. La pendiente que resulta del ajuste lineal de las observaciones del diagrama es igual al valor del I de Moran.

El diagrama de dispersión de Moran (Anselin, 1996) permite clasificar las unidades espaciales en cuatro grupos: en el cuadrante superior derecho e inferior izquierdo, las observaciones con valores superiores (o inferiores) a la media, rodeadas de observaciones con valores superiores (o inferiores) a la media. A estos cuadrantes se los llama alto-alto y bajo-bajo, respectivamente, y corresponden a situaciones de autocorrelación espacial positiva. En los otros cuadrantes se ubican observaciones atípicas, con niveles altos en la variable rodeadas de unidades con niveles bajos, o viceversa, correspondiente a situaciones de autocorrelación espacial negativa.

1.2.3 Autocorrelación espacial local

La combinación de los procedimientos inferenciales y de la representación del I de Moran en un diagrama de dispersión permite la identificación de patrones locales de asociación espacial, es decir conglomerados locales de autocorrelación espacial (positiva y negativa) e identificar áreas donde no se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria.

En concreto, la propuesta de Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA por sus siglas en inglés) desarrollado por Anselin (1995), permiten la descomposición de un indicador global, en la combinación de cada observación individual. Estos procedimientos son útiles por dos razones: (i) permiten asignarle un nivel de significación estadística al conglomerado de observaciones que rodea una unidad, y (ii) habilitan la identificación de patrones de heterogeneidad espacial.

Según Anselin (Op. Cit.) un LISA debe cumplir dos condiciones: (i) debe brindar para cada observación, una medida del nivel de significación de la aglomeración espacial de valores similares en las unidades que la rodean y (ii) la suma de todas las observaciones del LISA, debe dar como resultado el valor del indicador global de autocorrelación espacial.

El LISA más utilizados en la bibliografía es el I de Morán Local¹⁰. Como fuese mostrado más arriba el I de Moran global puede ser expresado como una doble suma sobre los índices i y j , de modo que $\sum_i \sum_j g_{ij}$. Según Anselin (Op.

¹⁰ Anselin (1995) también presenta desarrollos locales para los índice Gamma y Geary.

Cit.) la forma local del I de Moran debe ser, para cada observación i , la suma de expresiones sobre el índice j , esto es $\sum_j g_{ij}$.

Luego de la estimación, computacionalmente, se obtiene por medio del método de permutación un valor p para cada observación, de modo de establecer si es o no significativa. Combinada la significatividad con la clasificación brindada por el diagrama de dispersión de Morán, da lugar al el mapa LISA, una herramienta poderosa de análisis de autocorrelación espacial.

El mapa LISA identifica unidades espaciales donde no se rechaza la hipótesis nula de distribución espacial aleatoria y las clasifica como: (i) unidades espaciales de autocorrelación positiva (alta-alta y baja-baja) y (ii) unidades espaciales de autocorrelación espacial negativa, casos atípicos (altos-bajos o bajos-altos). De esta forma, complementa el análisis propuesto por el diagrama de dispersión de Moran, al brindarle al procedimiento un componente inferencial.

1.3 Análisis confirmatorio de datos espaciales

A través del Análisis Confirmatorio de Datos Espacial (ACDE), se busca el análisis de los factores asociados a la variabilidad espacial de la pobreza. En el análisis espacial se distingue entre factores exógenos al espacio (a los efectos de esta investigación factores sociales, demográficos, raciales y económicos asociados con la varianza de las tasas de pobreza) y el factor espacial, que se integra en el análisis confirmatorio a través de sus dos efectos; la autocorrelación espacial y la heterogeneidad espacial.

Como se señalara más arriba, existen dos tipos de autocorrelación espacial, la residual y la sustantiva. El Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales permite identificar el tipo de autocorrelación espacial e integrarla en la especificación de un modelo a través de un operador de rezago espacial. La heterogeneidad espacial por su parte se integra evaluando la variabilidad espacial de los parámetros de los modelos a través del espacio.

El ACDE, recurriendo a la econometría espacial, brindan una representación formal de la estructura de la dependencia espacial y la heterogeneidad espacial, proveyendo medios para incorporarlas en la especificación, estimación, testeo de hipótesis y predicción de los modelos de regresión.

En las siguientes subsecciones se desarrollan los procedimientos para incluir en los modelos la autocorrelación espacial y la heterogeneidad espacial.

1.3.1 Modelo básico de regresión lineal y modelos de dependencia espacial

El análisis multivariado espacial sigue la secuencia presentada en la Figura 9. (1) Se Comienza por ajustar un Modelo Básico de Regresión Lineal (MBRL) por mínimos cuadrados (OLS), (2) Se evalúa la autocorrelación espacial de los residuos, en caso de encontrarse se utilizan estadísticos de contraste para evaluar el tipo de autocorrelación espacial. (3) Se ajusta un modelo de dependencia espacial que incorpore la autocorrelación espacial en la especificación del modelo. En lo que sigue se describen cada uno de estos pasos.

1.3.1.1 Modelos Básicos de Regresión Lineal

El primer paso del Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales es ajustar un Modelo Básico de Regresión Lineal (no espacial¹¹). De modo que:

$$y = X\beta + \mu$$

Donde Y es la variable dependiente (en esta investigación los niveles de pobreza), X es una matriz (K, N) de K variables independientes y N observaciones (cantidad de unidades espaciales), β es el vector ($K, 1$) de parámetros de la variable independiente y μ es el término de error, que se asume independiente y normalmente distribuido (Chi y Zhu, 2008).

Ahora bien, en el contexto de análisis de datos espaciales, si se ha probado la existencia de autocorrelación espacial de la variable dependiente (tal es el caso de la pobreza en la totalidad de antecedentes de investigación revisados, tanto a nivel internacional, como regional y nacional) la especificación de un MBRL podría resultar problemática, tanto en términos teóricos (ya que el análisis descuidaría ciertas relaciones sobre la estructura espacial de la variable dependiente) como en términos estadísticos (ya que al no incluir de modo explícito la autocorrelación espacial las estimaciones podrían ser sesgadas).

¹¹ Se define análisis no espacial, en oposición a la definición de análisis espacial de Anselin (1996), según la cual el análisis espacial es el conjunto de procedimientos orientados a incluir en la descripción y modelación de un fenómeno aspectos espaciales específicos como la localización, el área, la agregación espacial de la información, la distancia y la interacción entre observaciones.

En estos casos el MBRL resulta satisfactorio solo cuando la autocorrelación espacial estuviese explicada totalmente por los valores de una o más variables independientes. De ser así, una vez controladas las variables independientes, se debería constatar independencia espacial en la relación de y_i e y_j , de modo que $Cov [y_i, y_j] = 0$ (Chasco, 2003).

En la mayoría de las ocasiones los modelos de regresión no espaciales son insuficientes para explicar la estructura espacial de la variable dependiente. Lo anterior se expresa en términos prácticos en la violación del supuesto de independencia de los errores, bajo la forma de autocorrelación espacial de los residuos (diferencia entre los valores observados en la variable dependiente y los valores ajustados por el modelo) (Chi y Zhu, 2008).

En estos casos los parámetros estimados no son los mejores estimadores lineales insesgados (*best linear unbiased estimator*). La inferencia estadística podría ser incorrecta ya que: (i) los parámetros de regresión estimados están sesgados y son inconsistentes y, (ii) los errores estándar de los parámetros están sesgados (Voss, et. al 2006, Chi y Zhu, Op. Cit.).

Como forma de evaluar la autocorrelación espacial de los residuos se recomienda la estimación del I de Morán; si se descarta la hipótesis nula, el paso siguiente es seleccionar la especificación espacial adecuada.

1.3.1.2 Modelos de dependencia espacial

Los modelos de dependencia espacial son una generalización del Modelo Básico de Regresión Lineal, donde la autocorrelación espacial es incorporada en la modelación. Los parámetros del modelo incluyen los coeficientes de regresión de las variables independientes (β), la varianza en el término de error (μ) y, adicionalmente, se incorpora un coeficiente espacial autorregresivo que mide la fuerza de la autocorrelación espacial y una matriz de ponderación espacial (W) correspondiente a una estructura de vecindad (D) previamente especificada (Chi y Zhu, Op. Cit.).

Existen distintas alternativas para modelar la autocorrelación espacial, la más frecuente es la distinción entre modelos de rezago espacial y modelos de error espacial, dependiendo cuál sea la fuente de dependencia espacial. En los primeros, la dependencia espacial se introduce como un operador de rezago espacial, promedio ponderado de la variable dependiente en las

unidades espaciales vecinas. En los segundos la dependencia espacial se incorpora en el término de error (Anselin, 1988).

Modelo de error espacial

El modelo de error espacial (*spatial error model*) es la especificación más utilizada cuando el MBRL resulta ineficaz para incorporar la autocorrelación espacial (Chasco, 2003). La autocorrelación espacial en el término de error es señal de variables omitidas en el modelo, que si se dejan desatendidas podrían sesgar la inferencia.

Estos resultados pueden llevar a reconsiderar la especificación del modelo e incluir nuevas variables. En caso de incluir todas las variables ausentes, la autocorrelación espacial desaparecería, y en ese caso el MBRL pasaría a ser el más adecuado. Pero habitualmente las variables exógenas que causan la autocorrelación espacial pueden no ser observables, lo que hace que el efecto persista y sea necesaria la inclusión del mismo en el término de error.

En estos casos se habla de autocorrelación espacial residual, y su consideración permitirá, fundamentalmente, mejorar las estimaciones y el ajuste del modelo.

En términos formales el modelo de error espacial puede especificarse como un proceso autorregresivo de orden 1, de forma que:

$$y = X\beta + \mu$$

$$\mu = \lambda W\mu + \varepsilon$$

Donde μ es la perturbación aleatoria distribuida según un proceso autorregresivo de orden 1, λ es un parámetro autorregresivo, asociado al término de error espacialmente rezagado ($W\mu$) y ε es un vector de perturbación aleatoria, independiente y normalmente distribuido. Por tanto, el valor de la variable dependiente, estará afectado por el error en todas las localidades a través del multiplicador espacial.

Modelo de rezago espacial

Otra alternativa en caso de autocorrelación espacial de la variable dependiente es especificar un modelo de rezago espacial (*spatial lag model*). Éste difiere del modelo de error espacial en que incorpora la influencia de las variables omitidas a través de una variable dependiente espacialmente

rezagada. Esto es, el valor de la variable dependiente en un punto i dependerá del valor que tome la variable dependiente en las unidades vecinas. Por tanto, cuando la especificación de un modelo de rezago espacial es adecuada, se dice que la autocorrelación espacial es sustantiva.

En términos formales el modelo de rezago espacial puede expresarse como:

$$y = \rho Wy + X\beta + \mu$$

Donde y es la variable dependiente, ρ es un parámetro espacial autorregresivo, asociado a una matriz de ponderación espacial W , X es una matriz (K, N) de K variables independientes y N observaciones, β es el vector $(K, 1)$ de parámetros de la variable independiente y μ es el término de error.

Estimación, supuestos y contraste del MBRL

Estimación por mínimos cuadrados ordinarios

La estimación del MBRL se realizará por mínimos cuadrados ordinarios (OLS). Según Gujarati y Porter (2010) es el más común en el análisis de regresión lineal, por ser más sencillo e intuitivo que el que le sigue en popularidad, el método de máxima verosimilitud¹². Más allá de las diferencias, en la práctica ambos procedimientos llegan a resultados similares.

Supuestos

El MBRL plantea diez supuestos sobre las variables independientes X y el término de error.

- a. Modelo de regresión lineal: el modelo de regresión es lineal en los parámetros, pero puede o no ser lineal en las variables.
- b. Valores fijos de X o valores de X independientes del término de error, es decir $\text{Cov}(X_i, \mu_i) = 0$
- c. El valor medio de la perturbación μ_i es igual a 0. Dado el valor de X , la media del término de perturbación aleatoria es cero. Es decir, $E(\mu_i | X_i) = 0$.
- d. Homocedasticidad o varianza constante de la perturbación μ_i . La varianza del término de error es la misma, sin importar el valor de X . Es decir:

¹² En el Anexo 1 se desarrollan ambos métodos.

$$\begin{aligned}\text{Varianza } (\mu_i) &= E [\mu_i - E (\mu_i | X_i)]^2 \\ &= E [\mu_i^2 | X_i], \text{ dado lo visto en c.} \\ &= \sigma^2\end{aligned}$$

La homocedasticidad supone que las poblaciones Y correspondientes a diversos valores de X , tienen la misma varianza o, lo que es lo mismo, la variación alrededor de la línea de regresión, la línea de la relación promedio X e Y , es la misma para todos los valores de X . Cuando no se cumple esta situación se está ante una situación de heterocedasticidad o dispersión desigual. Ante situaciones de heterocedasticidad es posible utilizar errores estándar ajustados, robustos a la heterocedasticidad (estimadores robustos de White) (Chasco, 2013).

- e. No hay autocorrelación entre las perturbaciones. Dado dos valores de X , X_i y X_j , la correlación entre las dos perturbaciones μ_i y μ_j es cero.
- f. El número de observaciones debe ser mayor que el número de parámetros por estimar.
- g. La variable X debe ser un número positivo. Los valores atípicos deben ser excluidos.
- h. Ausencia de multicolinealidad. Es decir, la ausencia de relación entre los regresores de un modelo.
- i. El modelo está correctamente especificado, no hay sesgo de especificación.
- j. El término de perturbación aleatoria está normalmente distribuido.

Contrastes

En los párrafos que siguen se presenta el procedimiento de contraste del supuesto de independencia espacial de los errores, dada su centralidad en el análisis espacial. Los restantes

contrastes utilizados para evaluar los supuestos de la regresión en este investigación se presentan en el Anexo 2.

Una vez especificado el MBRL debe testearse la autocorrelación espacial de los residuos. Si se confirma la autocorrelación espacial, el paso siguiente es determinar cuál es la mejor forma de incorporar el efecto espacial en la regresión, para lo cual se exploran dos alternativas; introducirlo como rezago de la variable dependiente o del error.

Para guiar la toma de decisiones sobre el tipo de especificación, el conjunto de pruebas deben ser consideradas como una secuencia de contrastes. En primer lugar se evalúa a través del I de Moran la autocorrelación espacial de los errores, de rechazarse la hipótesis nula de distribución aleatoria, se aplican los contrastes basados en el Multiplicador de Lagrange (Anselin, 1988) que permiten distinguir esquemas de autocorrelación espacial sustantiva o residual.

En este trabajo se utilizarán cuatro contrastes de Lagrange; dos para diagnosticar situaciones de rezago espacial o autocorrelación espacial sustantiva y dos para evaluar la especificación de modelos de error espacial, es decir situaciones de autocorrelación espacial residual. A saber:

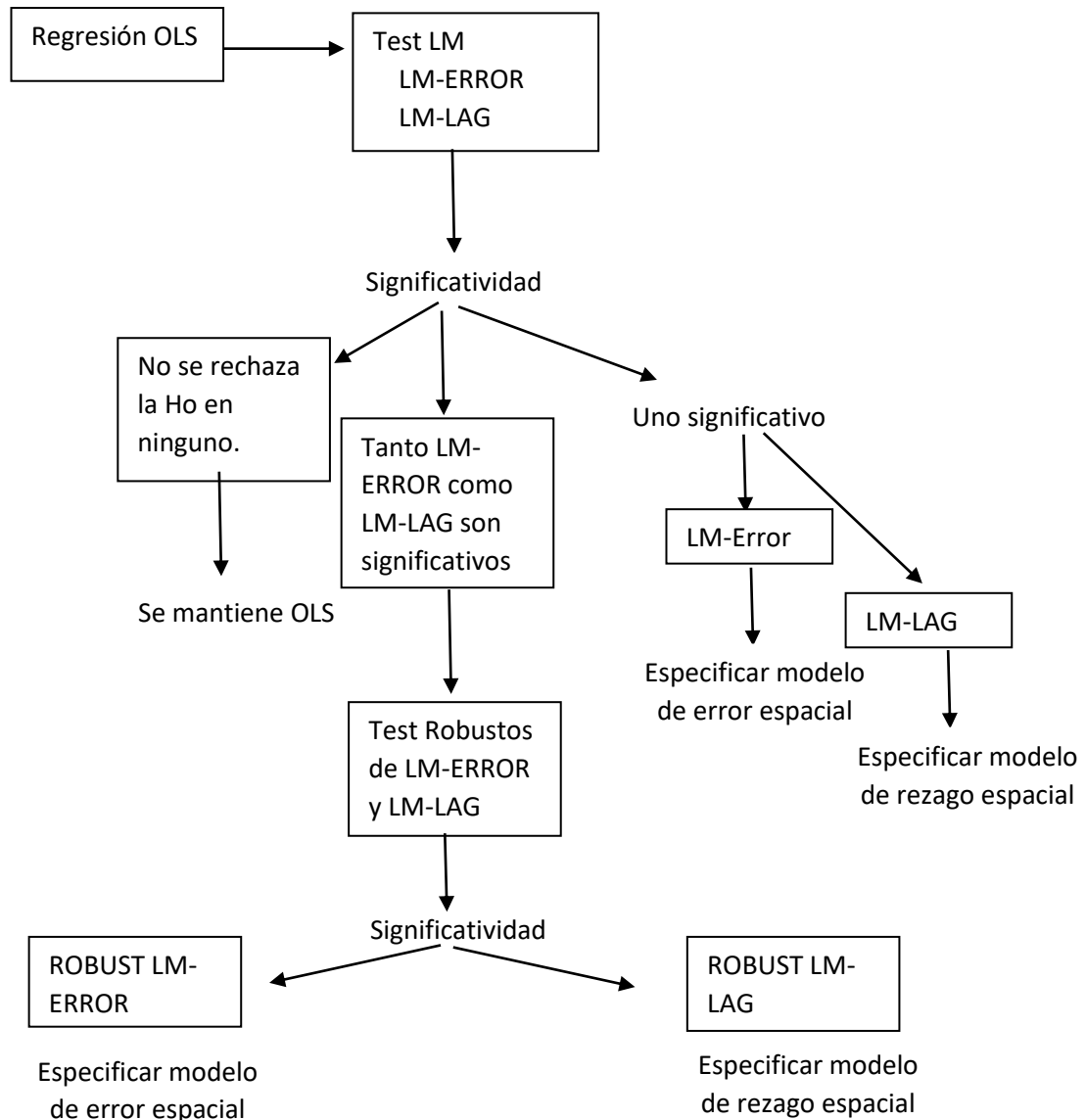
- a. Test LM-ERROR. Test asintótico, con distribución χ^2 con un grado de libertad.
- b. Test ROBUST LM-ERROR. Contraste similar al LM-ERROR (asintótico, con distribución χ^2 con un grado de libertad), pero robusto a una especificación local de dependencia incorrecta, por ejemplo en el caso de la existencia de una variable dependiente rezagada.
- c. Test LM-LAG. Homólogo al LM-ERROR, pero para identificar rezago espacial en la variable dependiente.
- d. Test ROBUST LM-LAG. Homólogo al ROBUST LM-ERROR, pero rezago espacial en la variable dependiente.

La propuesta de Anselin (2005) para la selección del modelo más adecuado, se basa en un conjunto de reglas de decisión, que surgen de aplicar de modo secuencial los cuatro test de Lagrange. Se comienza por contrastar la dependencia en el error y el rezago con los test estándar LM-ERROR y LM-LAG, que dan como resultado un valor de probabilidad que, de encontrarse por debajo de determinado umbral ($p < 0.05$, $p < 0.01$, u otro), rechaza la hipótesis nula de no dependencia espacial en el error o en el rezago, $H_0 (\lambda = 0, \rho = 0)$. Si no se rechaza la hipótesis nula por ninguno de las dos pruebas, la mejor especificación es el MBRL, caso en el cual se concluye el análisis espacial.

En caso que, a través de ambas pruebas, LM-ERROR y LM-LAG, se rechace la hipótesis nula, deberán ser consideradas las variaciones robustas. En esos casos se opta por la prueba robusta que rechace la hipótesis nula. De

rechazarse por ambas vías, deberá considerarse la opción que presente mayor grado de significatividad, de acuerdo al valor de probabilidad. La Figura 9, tomada de Anselin (2005) resume las reglas de decisión.

Figura 9. Reglas de decisión para selección de un modelo de regresión espacial



Fuente: Anselin (2005)

Estimación y contraste de modelos de dependencia espacial

Estimación por máxima-verosimilitud

Debido a la naturaleza multidireccional de la dependencia espacial, la estimación por mínimos cuadrados ordinarios, en el caso de los modelos de rezago espacial, produce estimadores sesgados e inconsistentes. En los

modelos de error espacial, la estimación por OLS, si bien no produce estimadores sesgados, los mismos resultan ineficientes (Chasco, 2003).

Como alternativa a la estimación por mínimos cuadrados ordinarios, el procedimiento más utilizado en la bibliografía es el de estimación por máxima-verosimilitud (ML).

Contraste de heterocedasticidad

Tanto para el modelo de rezago espacial como para el de error espacial se utiliza el test de Breusch-Pagan, basado en los residuos de la estimación por máxima verosimilitud. El mismo que se utiliza en la estimación por OLS.

Ante situaciones de hetercedasticidad en modelos de dependencia espacial, se utilizarán estimadores robustos, similares a los errores estándar de White, pero específicos para el contexto espacial. Para el caso de hetercedasticidad en modelos de error espacial, puede optarse por el ajuste KP-HET de Kelejian y Prucha (Chasco, 2013), para lo que se recurre a estimaciones a través del Método General del Momento (GMM). Ante situaciones de heterocedasticidad en modelos de rezago espacial, puede utilizarse el estimador robusto HAC de Kelejian y Prucha (Chasco, 2013), también estimados a través de GMM.

Diagnóstico de especificaciones por Máxima Verosimilitud

Según Anselin (1988) existen tres test fundamentales de especificación en las estimaciones por máxima verosimilitud. El test de razón de verosimilitud (LR), el test de Wald y el test Multiplicador de Lagrange (LM-LAG o ERROR). Los tres siguen una distribución asintóticamente equivalente, pero en muestras finitas deben seguir el siguiente orden $W > LR > LM$.

En caso de no llegar a este orden, debe sospecharse de problemas de especificación; por ejemplo no normalidad en las perturbaciones aleatorias, no linealidad entre variables dependientes e independientes u omisión de variables independientes. También podría sugerir la necesidad de incorporar otro tipo de matriz de ponderación espacial.

Bondad de ajuste

Si bien en la regresión espacial puede obtenerse como medida de bondad de ajuste un pseudo R^2 , homólogo al utilizado en los MBRL, su utilización no es adecuada en contexto de análisis espacial (Anselin, 2005). En cambio, las medidas de bondad de ajuste adecuadas en estos casos son el Log-Likelihood, el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Schwarz (SC). Los valores más altos de Log-Likelihood sugieren mejores niveles de ajuste en el modelo; por el contrario en el caso del AIC y el SC, cuanto más bajos los valores, mejor el nivel de ajuste del modelo.

1.3.2 Modelos de heterogeneidad espacial o inestabilidad paramétrica espacial

Por inestabilidad paramétrica espacial se entiende la variabilidad de los parámetros de un modelo a través del espacio. Los modelos de inestabilidad paramétrica espacial forman parte de un grupo más general de métodos de análisis local, donde la relación entre variables, se modifica según la localización geográfica donde sea aplicada la regresión (Fotheringham, et al. 2002).

Dentro de los modelos de inestabilidad paramétrica pueden distinguirse dos tipos: (i) modelos de inestabilidad paramétrica continua, donde los parámetros pueden variar en cada observación, y (ii) modelos inestabilidad paramétrica discreta, donde los parámetros pueden variar en determinados subconjunto de datos o, como se lo llama en la bibliografía, regímenes espaciales.

En la presente investigación se incorpora la inestabilidad paramétrica discreta, a través de modelos de regímenes espaciales (Anselin, 1988, Baller, et. al, 2001, Chasco, 2013), buscando determinar en qué medida las relaciones entre las tasas de pobreza y los factores asociados varían al considerar distintos contextos geográficos.

1.3.2.1 Modelos de regímenes espaciales

El análisis de regímenes espaciales busca identificar contextos espacialmente delimitados donde un fenómeno y los factores a éste asociados se manifiesten

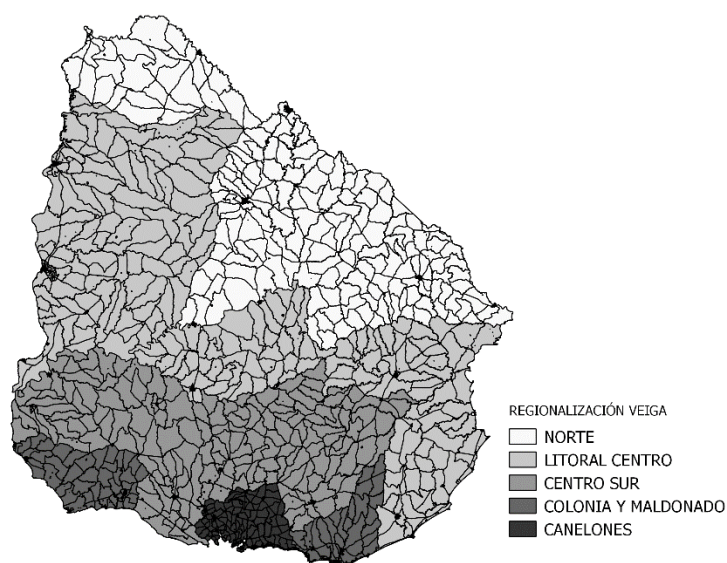
con ciertas singularidades que los distingue de lo observado en otros contextos (Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et al., 2012).

Los modelos de regímenes espaciales incorporan la heterogeneidad espacial de un modo discreto, es decir permitiendo la variación de los parámetros entre subconjunto de datos o regímenes espaciales. La detección de estos regímenes espaciales, en el caso particular de esta investigación, se orienta a partir de regionalizaciones desarrollada por trabajos antecedentes.

A nivel subnacional, se evalúa la conformación de regímenes espaciales en cinco regiones geográficas, definidas por Veiga (2015) (Ver Figura 10) y, para Montevideo y el área metropolitana, en tres regiones definidas en base a Lombardi y Bervejillo (1999) (Ver Figura 11).

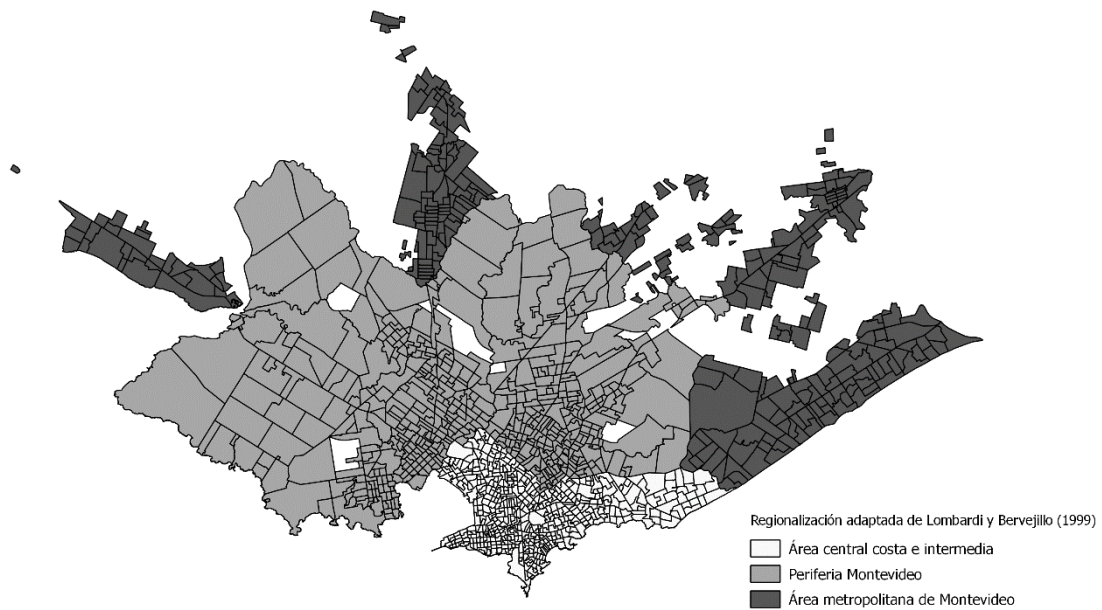
Retomando lo planteado en los preguntas de investigación, se busca determinar en qué medida los factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza se comportan de forma singular, en términos de magnitud y sentido, dependiendo del régimen espacial considerado.

Figura 10. Regionalización del Uruguay (no incluye Montevideo).



Fuente: Veiga, 2015

Figura 11. Regionalización de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo



Fuente: elaboración propia en base a Lombardi y Bervejillo (1999)

El procedimiento propuesto en Anselin (1988) parte de los modelo de regresión cambiante (*switching regression*) de Quandt (1958, citado en Anselin, Op. Cit.), que estima tantos coeficientes de regresión como estructura de datos se indiquen. A los efectos del análisis espacial los subconjuntos de datos refieren a regiones geográficas o regímenes espaciales. El modelo dará como resultado tanto conjuntos de parámetros, como regímenes se haya especificado. Esto es:

$$y_1 = X_1\beta_1 + \mu_1, \text{ para Régimen 1}$$

$$y_2 = X_2\beta_2 + \mu_2, \text{ para Régimen 2}$$

Donde y_1 y x_1 son variables dependientes e independientes correspondientes al Régimen 1 y y_2 y x_2 del Régimen 2. β_1 , β_2 , μ_1 y μ_2 son coeficiente de regresión y errores, de cada régimen espacial.

Estimación y contraste de modelos de regímenes espaciales

Los modelos de regímenes espaciales proceden estimando de modo conjunto los coeficientes de regresión para todos los regímenes espaciales predefinidos, a partir de una matriz $N \times KM$, donde N es cada observación, K las variables independientes y M los regímenes. Es decir, cada variable independiente se transforma en tantas variables independientes como

regímenes haya (Chasco, 2013). En todos los otros aspectos, los modelos de regímenes espaciales son tratados como otros modelos de regresión, admitiendo todo el rango de métodos de estimación vistos anteriormente.

Adicionalmente, parte del contraste de los modelos de inestabilidad paramétrica suponen comprobar la variabilidad espacial de los coeficientes a través del espacio. En el caso de los modelos de regímenes espaciales se utiliza el test de estabilidad espacial de Chow (Anselin, 1990, citado en Baller, et. al, 2001) el cual tiene por hipótesis nula que los coeficientes de regresión son los mismos en todos los regímenes ($\beta^1, \beta^2, \beta^3 \dots = \beta^M$).

El test tiene, tanto una aplicación global, para contrastar la variabilidad agregada del modelo, como para cada coeficiente por separado, de modo de determinar la estabilidad espacial de cada coeficiente.

2. Medición de la pobreza

Según Minor Mora "...el estudio de la pobreza es un campo de debate. Dos parecen ser los temas que concitan las disputas principales entre los científicos sociales (...) Por un lado, definición del objeto: la pobreza -qué es ser pobre-; por otro, la estrategia de medición que debe adoptarse -el método" (2010:2). Este apartado se concentra en el segundo aspecto.

En la medición de la pobreza se reconocen dos operaciones: (i) la identificación de las personas u hogares en situación de pobreza y (ii) la agregación de la pobreza en una medida global (Sen, 1976). La identificación consiste en definir operativamente dimensiones, indicadores y umbrales de privación en función de los cuales las unidades sean clasificadas como pobres o no pobres. La agregación está asociada a las formulaciones matemáticas que permiten obtener una medida global de la pobreza a partir de la población pobre previamente identificada.

En las siguientes secciones, en primer lugar se discute la unidad de análisis a ser considerada, luego se presentan los criterios de identificación y, en tercer lugar los de agregación.

2.1 Unidad de análisis

Un aspecto previo a definir los procedimientos de medición, es determinar cuál será la unidad de análisis sobre la que se aplicará la medida. En los estudios cuantitativos de pobreza existe acuerdo en que la pobreza es un atributo de las personas y los hogares, la elección por una u otra unidad está sujeta tanto a la conceptualización del fenómeno como a las fuentes de información disponible.

En términos conceptuales, en las definiciones de pobreza como amenaza a la subsistencia y de pobreza relativa, presentadas en el capítulo conceptual, si bien no se registra una discusión explícita de la unidad, las definiciones en todos los casos hacen referencia a las familias. Según Rowntree *"families were counted as poor if their ' total earnings are insufficient to obtain the minimum necessities of merely physical efficiency"* (citado en Ringen, 1988:353), Mientras, Townsend define la pobreza como *"...a point in the scale of the distribution of resources below which, as resources diminish, families find it particularly difficult to share in the customs, activities and diets comprising their society's style of living"* (1979:60).

Los conceptos de pobreza en el marco de las necesidades y de las capacidades en cambio, se centran explícitamente en la persona. Ya sea que se la defina como un estado de privación asociado a la supervivencia física, la autonomía y la integración (Doyal y Gough, 1994) o como privación de libertades básicas para ser y hacer lo que se valora (Sen, 2000), el centro del análisis está en las realizaciones del individuo.

Los trabajos antecedentes que utilizan el hogar como unidad de análisis, argumentan que existen ciertas características de los hogares que imponen condiciones sobre el individuo e influyen su estándar de vida, más allá de sus características y habilidades estrictamente personales. Además, se afirma que las situaciones de privación, así como las estrategias para afrontarlas, se experimentan a nivel del hogar y no en los individuos de modo aislado (Angulo, et. al., 2011).

Por su parte, aquellos que optan por el individuo como unidad de análisis, argumentan que el hogar no es necesariamente una unidad democrática, donde se distribuyan los recursos de modo equitativo, por lo que no sería adecuado imputar los mismos niveles de pobreza a todos sus miembros. (Franco, 2014).

Otro orden de argumentos respecto a la unidad de análisis a ser considerada remiten a las fuentes de información disponible. Si bien seleccionar al individuo como unidad de análisis puede ser lo más consistente en términos conceptuales, las fuentes de información que se utilizan primordialmente en los estudios cuantitativos de pobreza (encuestas de hogares, censos de población y encuestas de salud), suelen considerar al hogar como unidad. Esto ha hecho que los estudios que seleccionan al individuo como unidad de análisis, habitualmente tengan que asumir el supuesto de que los atributos del hogar, o de alguno de sus miembros, se distribuyen de modo homogéneo entre todos los miembros, lo que supone una decisión problemática ya que no se dispone de información para establecer cuál es la cuota de uso de cada recurso para cada individuo del hogar (Fernández, et. al. 2018).

Dado lo anterior, la mayoría de los antecedentes optan por el hogar como unidad de análisis. En particular, es el caso de los métodos de medición que se utilizarán en este trabajo, identifican la pobreza a nivel del hogar y extienden esta condición al resto de sus integrantes, de modo de presentar agregaciones a nivel individual.

2.2 Identificación

En la bibliografía dos son los procedimientos más habituales de identificación: el método directo y el método indirecto. El primero consiste en identificar en situación de pobreza a aquellas unidades insatisfechas en una o más dimensiones, previamente definidas como fundamentales. El segundo clasifica las situaciones de pobreza en función del poder adquisitivo, medido a través de los costos de satisfacción de un umbral de consumo establecido en función del valor de una canasta básica (Ringgen, 1988).

Los trabajos que abordan la pobreza como amenaza a la subsistencia se han orientado hacia procedimientos de identificación indirectos, clasificando a la población en función de un umbral establecido en relación al ingreso mínimo necesario para cubrir ciertos requerimientos biofísicos básicos. Las conceptualizaciones de pobreza de necesidades o capacidades, coinciden en la pertinencia de desplazar la atención de los recursos a la realización efectiva de determinados logros (Sen, 1983, Doyal y Gough, 1994). Esto las ha llevado a utilizar indicadores directos, que den cuenta del desempeño efectivo

respecto a dimensiones como la nutrición, la vivienda, el abrigo o la capacidad de participación, entre otras.

No obstante lo anterior, en la práctica las fuentes de información utilizadas para la medición de la pobreza, tanto las encuestas de hogares como los censos de población, suelen concentrar sus relevamientos en bienes, recursos y servicios. Estos, en algunos casos, pueden aproximarse a resultados pero, en última instancia, son formas indirectas de dar cuenta de la consecución de necesidades humanas o capacidades. Ello podría por tanto suponer amenazas a la validez de constructo de dichas medidas (Chiappero-Martinetti y Roche, 2009).

En el caso del enfoque de las capacidades, debe agregarse el hecho de que el abanico de capacidades entre las que los individuos tendrían la libertad de optar, no es directamente observable. Incluso sumando el relevamiento de preferencias y elecciones, como lo hacen algunas encuestas específicas, ello no elude la dificultad aportada por el hecho de que las elecciones individuales se encuentran, en la mayoría de los casos, permeadas por factores exógenos difícilmente mensurables, lo que hace que el pasaje de los resultados al de las capacidades tengan un componente intrínsecamente ambiguo (Krishnakumar, 2014).

En definitiva, más allá del carácter directo de los indicadores per se pueda estar en discusión, uno y otro procedimiento no constituyen formas alternativas de cuantificar lo mismo, sino que contemplan concepciones distintas de la pobreza, que pueden tener por sí mismas interés propio.

La presente investigación subscribe a la complementariedad de los métodos, sin embargo, dado que los microdatos censales utilizados como fuente principal de información en este trabajo no cuentan con información del ingreso de los hogares, se opta por la utilización de indicadores directos. Para esto se parte del Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas de Calvo et. al. (2013) y se realizan una serie de ajustes a los criterios de identificación, orientados por la revisión bibliográfica en general y por las recomendaciones de Kaztman (1996) y Santos, et. al. (2015), en particular. La Encuesta Continua de Hogares, fuente de información utilizada para el cálculo de la pobreza de ingresos (INE, 2009), brinda posibilidades de estimaciones a nivel de departamentos, municipios y grandes regiones

metropolitanas, por lo que en el análisis de la pobreza en esas escalas espaciales se incorporará también el indicador de pobreza de ingresos¹³.

2.2.1 Identificación en el Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas 2011.

El método de las Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI) es una propuesta de medición basada en indicadores directos. Ésta se usó principalmente para el análisis de la pobreza con fuentes censales, ante la ausencia de información sobre ingresos de los hogares en estas fuentes, que permitiera estimar la pobreza por el método del ingreso (Feres y Mancero, 2001a).

Dado el interés original por aproximarse a la pobreza de ingresos, tradicionalmente los trabajos que se inscribieron en el método de las NBI optaron por un enfoque inductivo que priorizó la selección de indicadores que presentaran alta correlación con los ingresos de los hogares.

Como señala Machado y Vigorito “en muchos casos las necesidades básicas no fueron concebidas como un espacio evaluativo en sí mismo, sino que se consideraron una aproximación a los datos de ingreso no disponibles en las boletas censales” (2020:1).

En Uruguay en las distintas propuestas desarrolladas desde la década de 1990 por el Instituto Nacional de Estadística, las necesidades básicas han sido definidas como “el conjunto de requerimientos psicofísicos y culturales cuya satisfacción constituye una condición mínima necesaria para el funcionamiento y desarrollo de los seres humanos en una sociedad específica” (Calvo, et. al., 2013:10, citado de DGEC, 1990).

El planteo se aproxima al concepto de pobreza como privación de necesidades, que entiende que ésta se define como un estado donde se encuentra reducida la posibilidad de satisfacer las necesidades humanas básicas, existiendo por tanto un riesgo para la supervivencia, la autonomía y la integración social (Fernández, 2010). Al mismo tiempo, la definición asume la condición relativa del fenómeno, al precisar que las necesidades son contingentes a las condiciones de “una sociedad específica” y agregar que “los umbrales de privación se fijan tomando como referencia lo que la imagen

¹³ Ver Anexo 3 por desarrollo de criterios de identificación y agregación en la Metodología del Ingreso (INE, 2009).

colectiva de lo que una sociedad o comunidad particular considera como condiciones dignas de vida” (Calvo, et. al., 2013:10).

El método de las NBI se basa en el enfoque de conteo para la identificación de los pobres. Éste supone tres pasos:

- (i) Definir dimensiones e indicadores, así como umbrales de privación al interior de cada indicador.
- (ii) Asignarle una ponderación a los indicadores y sumar las dimensiones en las que las personas sufren privaciones, llegando así a un vector de conteo que resuma el nivel de privación.
- (iii) Establecer una línea de corte (*poverty cutoff*) que determine el valor del vector de conteo sobre el cual los hogares son identificadas como pobres. (Atkinson, 2003).

Es de notar que el enfoque de conteo supone establecer dos líneas de corte, una al interior de cada dimensión y otra entre las dimensiones.

En la propuesta metodológica de Calvo, et al. (2013), la identificación se resuelve de la siguiente forma:

- (i) Se definen seis necesidades básicas, que se las mide a través de diez indicadores¹⁴. Para cada indicador se establece un umbral de privación y se considera que un hogar y sus integrantes están insatisfecha en una necesidad básica si se encuentra privado en al menos uno de los indicadores utilizados para medir dicho requerimiento.
- (ii) Se utiliza un sistema de ponderación anidada, donde el peso general se distribuye en partes iguales entre todas las dimensiones. Cada necesidad básica tiene un peso de 1, por lo que el vector de conteo varía entre 0 y 6.
- (iii) Para la identificación se utiliza el criterio de la unión, que considera en situación de pobreza a hogares con al menos una necesidad básica. Adicionalmente se distinguen los hogares en función de la cantidad de dimensiones en las que estén privados; ninguna, una, dos y tres o más, buscando dar cuenta de la intensidad de la pobreza.

¹⁴ El trabajo señala que “La especificación de los indicadores y los umbrales de privación crítica definidos, son el fruto de acuerdos entre técnicos del Instituto Nacional de Estadística, funcionarios de las Secretarías de Estado y Entes Autónomos rectores o ejecutores de políticas públicas, especialistas de la Universidad de la República y técnicos del Fondo de Población de las Naciones Unidas en Uruguay” (Calvo, et. al. 2013:15)

La Tabla 1 resume las dimensiones, indicadores, umbrales y ponderadores utilizados para la identificación en la metodología de las NBI de Calvo et, al. (Op. Cit.).

Tabla 1. Dimensiones, indicadores, umbrales y ponderación método de las NBI 2011

Dimensiones, indicadores, umbrales y ponderadores del Método de las NBI (Calvo, et. al. 2013)			
Dimensión	Indicador	Umbral	Ponderador
Vivienda decorosa	Materialidad	Hogares que habitan viviendas con materiales de paredes o techos de desechos o piso de tierra	1
	Espacio habitable	Hogares con más de dos personas por habitación de la vivienda	
	Espacio apropiado para cocinar	Hogares que no disponen de un lugar con canilla y pileta para cocinar.	
Abastecimiento de agua potable	Origen y llegada de agua a la vivienda	Hogares que habitan viviendas donde el agua no proviene de Red General o pozo surgente protegido o el agua no ingresa por cañería dentro de la vivienda.	1
Servicio higiénico	Acceso y calidad del servicio higiénico	El hogar no accede a baño de uso exclusivo o la evacuación del servicio sanitario no es a través de la red general, fosa séptica o pozo negro.	1
Energía eléctrica	Acceso a energía eléctrica	Hogares que no acceden a energía eléctrica para iluminarse.	1
Artefactos básicos de confort	Calefacción	Hogares que no dispone de ningún medio para calefaccionar la vivienda	1
	Conservación de alimentos	Hogares que no dispone de refrigerador (con o sin freezer)	
	Calentador de agua para el baño	Hogares que no dispone de calefón o calentador eléctrico	
Educación	Asistencia a enseñanza formal de niños y adolescentes	Hogares integrados por al menos un menor de entre 4 y 17 años que no asiste a educación formal.	1

Fuente: Calvo, et. al. (2013)

2.2.2 Propuesta de ajuste de indicadores de identificación del Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas 2011

Los estudios que han aplicado el método de las NBI han tenido dentro de sus preocupaciones la descripción y el análisis de la desigualdad espacial de la pobreza a través de mapas que graficaban la magnitud, la localización y las características del fenómeno a través del espacio (CEPAL-INDEC, 1984, DGEC, 1990)¹⁵.

¹⁵ Una revisión de antecedentes de investigación de mapas de pobreza de ese período puede encontrarse en Feres y Mancero (2001b)

Lo anterior justifica considerar al método de las NBI como un antecedente directo para una investigación como la que aquí se presenta. Sin embargo, se entiende pertinente realizar algunos ajustes vinculados al criterio de identificación.

La definición de los indicadores de privación para la identificación de las situaciones de pobreza en el método de las NBI se guía por la premisa de la universalidad. Según ésta se deben considerar necesidades cuya satisfacción se encuentre dentro de las opciones razonablemente factibles para todos los hogares del territorio estudiado (Kaztman, 1996).

Por ejemplo, en Uruguay el acceso al agua potable por red general en áreas urbanas constituye una aspiración incorporada como una opción factible. No así en centros urbanos pequeños, asentamientos irregulares o en áreas rurales. Esto ha llevado a incluir como medio factible de satisfacción de la necesidad de agua potable el pozo surgente protegido. Algo similar ocurre con el acceso a la red general de saneamiento, lo que habilita como medio de satisfacción universalmente factible de la necesidad de servicio higiénico de calidad la fosa séptica y el pozo negro (Kaztman, 1995).

La aplicación del criterio de universalidad conduce por tanto a establecer umbrales de privación en niveles lo suficientemente críticos, como para ser representativos de las situaciones de pobreza de distintos contextos geográficos. Si bien esto tiene la ventaja de minimizar el riesgo de inclusión de no pobres, tiene la desventaja de producir un efecto de nivelación hacia abajo.

Según Kaztman (1996), lo anterior podría tener como resultado subestimar situaciones de pobreza, por ejemplo en contextos urbanos, donde la provisión de servicios higiénico vía fosa séptica sí podría ser considerada una situación de privación. Como señala el autor, "...al acentuar el carácter crítico de cada carencia, sesga la información hacia la exclusión de pobres urbanos y por ende llevó a subestimar la pobreza urbana" (1996:29).

La discusión remite a la definición de pobreza considerada; desde la perspectiva de las necesidades humanas, podría argumentarse que, si bien las necesidades básicas son las mismas, los satisfactores son espacialmente contingentes (Doyal y Gough, 1994). Ello ameritaría utilizar indicadores específicos, si lo que se buscan captar, como en el caso de las NBI, son los instrumentos disponibles para satisfacer las necesidades.

Desde la definición de pobreza relativa, podría justificarse además la inclusión de necesidades específicas para distintas escalas espaciales, por entender éstas como socialmente producidas y, por tanto, espacial y temporalmente contingentes (Dubois, 1999, Santos, et. al. 2015). En este sentido señalan Feres y Mancero que "...lo ideal sería contar con niveles críticos de satisfacción específicos para cada región geográfica" (2001b:68) toda vez que esto se considere pertinente.

Atendiendo a lo anteriormente, en los siguientes párrafos se evalúa la pertinencia de introducir ajustes a los criterios de identificación del Método de las NBI 2011 (Calvo, et. al. 2013)¹⁶. Retomando los planteos de los antecedentes (Kaztman, 1995, 1996, Feres y Mancero, 2001b) el clivaje en función del cual se evalúa el ajuste de la medida de NBI es el de urbano/rural, en el entendido de que en el medio urbano el horizonte de oportunidades para acceder a determinados recursos y satisfactores es más amplio que en el medio rural.

Para la definición de ruralidad se utiliza el criterio de ruralidad ampliada, que considera tanto a la población residiendo en áreas no amanzanadas (ruralidad dispersa), como a aquellas residiendo en pequeñas localidades menores a 5.000 habitantes (ruralidad nucleada) (Mascheroni, 2017).

Si bien se entiende que el criterio puede ser restrictiva (podrían considerarse otros criterios como el sector de actividad predominante) (Piñeiro y Cardeillac, 2014), su uso se encuentra extendido en la bibliografía nacional (Cardeillac, 2013, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Mascheroni, 2017). Por oposición se considera como población urbana a la que reside en localidades mayores a 5.000 habitantes, es decir localidades urbanas.

Revisión de indicadores del método de las NBI 2011 y ajustes propuestos

1. Vivienda decorosa

Materialidad. Se considera privados a los hogares que residen en vivienda con materiales de techos o paredes de desecho o piso de tierra. A decir de Calvo, et. al. el indicador "refiere a las carencias de estructura de la vivienda,

¹⁶ La revisión de dimensiones e indicadores se encuentra sujeta a la información disponible en el Censo de Viviendas Hogares y Personas 2011. No se consideran dimensiones ni indicadores que no puedan ser estimados con estas fuentes

su capacidad de aislar a los individuos del medio, haciendo que cumpla su función de protección y abrigo para los hogares (resguardo)” (2013:24).

Dado el interés del indicador por dar cuenta de las funciones de abrigo y resguardo, podría criticarse la baja exigencia de los umbrales, pudiendo haber otra combinación de materiales que afecten negativamente esta necesidad.

Por otra parte, el indicador se ha mantenido incambiado en las distintas propuestas metodológicas (DGEC, 1990, Calvo, 1999, Calvo, et. al. 2013), sin embargo podría argumentarse que la vivienda decorosa es un constructo que no es independiente del momento histórico y del contexto geográfico (Townsend, 1979). Por lo que el criterio de privación debería considerar los estándares residenciales de la sociedad que se esté evaluando, como marco de referencia para definir los umbrales.

El hecho que del total de hogares relevados en el Censo Nacional de Viviendas, Hogares y Personas 2011 solo un 0.6% se encontrara en situación de privación en este indicador, sugiere que el umbral está alejado de los estándares residenciales mínimos.

La versión ajustada del indicador propone un umbral más exigente, donde se consideraren privados, tanto los hogares que habitan viviendas de materiales de desecho y pisos de tierra, como aquellos que habitan viviendas con techo de materiales livianos sin cielo raso, paredes de materiales livianas sin revestimiento o viviendas donde el material predominante del piso es contra piso sin piso. En la Tabla 2 se especifica la nueva definición.

Espacio habitable. Se considera privados a los hogares en los que la relación entre habitaciones de la vivienda y cantidad de integrantes es superior a dos. A la vez de dar cuenta de la necesidad de resguardo (Doyal y Gough, 1994), el hacinamiento ha sido considerado también como un indicador indirecto de privación en la salud, asociadas a situaciones de insalubridad (Feres y Mancero, 2001, Colafranceschi, et al. 2013).

La incidencia del hacinamiento está vinculada con las tasas de natalidad y la presencia de menores en los hogares. Dada las tendencia decreciente de estos indicadores (Varela, et. al. 2008), es esperable que la probabilidad de estar en situación de hacinamiento se vaya reducido. No obstante, la consideración de un umbral más exigente no parecería argumentable, ni en términos de habitabilidad ni de salud. Por último, según lo mostrado en los

antecedentes, el indicador tiene igual incidencia en los distintos contextos geográficos (DGEC, 1990, Calvo, 1999, Calvo, et. al. 2013, Borrás, 2017). Dado lo anterior, no se realizan ajustes en el indicador de espacio habitable.

Espacio apropiado para cocinar. Se consideran privados a los hogares que habitan viviendas que no disponen de un lugar con canilla y pileta para cocinar. El indicador complementa la información aportada por el indicador de hacinamiento sobre la habitabilidad de la vivienda. Además, tal como señalan Calvo y colegas “la no disposición por parte de un hogar de un espacio adecuado para este fin puede conducir también a problemas de salubridad.” (2013:11). También podría argumentarse que el indicador refiere a uno de los satisfactores de la necesidad de alimentación, vinculado a la preparación y al consumo de los alimentos (Boltvinik, 2005) y, en tanto tal, da cuenta de las amenazas a las subsistencia física.

En los antecedentes regionales la adecuación del espacio para cocinar suele contemplar también la fuente de energía utilizada para cocinar, dada la relevancia del indicador para dar cuenta de situaciones insalubridad. El uso de leña o carbón como principal fuente de energía para cocinar se encuentra asociado a enfermedades respiratorias, que pueden ser causa de muertes prevenibles, lo que fundamenta su inclusión como indicador de privación (Satos, et. al., 2015).

En Uruguay la incidencia de las privaciones en espacio para cocinar y energía para cocinar (entendiendo como privados a aquellos hogares que utilizan leña) difieren entre distintas área geográfica, mostrando mayor incidencia entre hogares de áreas rurales (12% y 10% respectivamente), que en el área urbana (5% y 1% respectivamente)¹⁷.

Atendiendo al criterio de Townsend (1979), podría argumentarse que dentro del estándar de vida de las localidades urbanas se encuentra cocinar con gas o electricidad y que el uso de leña supondría una clara privación. En el medio rural los parámetros podrían ser otros dada la extensión en el uso de leña. Dado lo anterior, se opta por modificar el indicador de espacio apropiado para cocinar para el caso de hogares residentes en localidades urbanas, incluyendo

¹⁷ Los datos presentados en este apartado son, en todos los casos procesamientos propios en base a Censo Nacional de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

en éste, tanto la existencia de un espacio con pileta y canilla, como la fuente principal de energía utilizada para cocinar, considerando privados en este último caso a aquellos hogares que utilizan a leña. Para los hogares rurales se mantiene el umbral planteado por el método NBI 2011. La Tabla 2 se especifica la definición ajustada.

2. Abastecimiento de agua potable

Abastecimiento de agua potable. Se consideran privados a los hogares que habitan viviendas donde el agua no proviene de red general o pozo surgente protegido o no ingresa por cañería dentro de la vivienda. Según datos del Censo 2011 el 13,1% de los hogares rurales presentan necesidad básica en el suministro de agua potable, mientras en localidades urbanas es de 2%.

En las áreas urbanas, entre los hogares que acceden a agua potable, el 99% lo hace a través de red general, por lo que esta forma de acceso puede considerarse una aspiración factible para los hogares urbanos. En las áreas rurales un 67% de los hogares accede a red general, al tiempo que un 25% lo hace a pozo surgente protegido, ambas formas de acceso podrían considerarse como aspiraciones factibles a este medio.

Ahora bien, el acceso al agua potable vía pozo surgente supone riesgos distintos dependiendo de que se trate del medio rural o de localidades urbanas. En el primer caso, existe mayor posibilidad de construcción de un pozo surgente de una profundidad suficiente como para alcanzar las napas de agua no contaminadas.

En localidades urbanas, en particular en aquellas de mayor la densidad poblacional, existen mayores riesgos de contaminación subterránea, y por tanto mayores dificultades para acceder a agua potable a través de un pozo surgente. Adicionalmente, la calidad del agua depende de los materiales y la forma de construcción del pozo, aspecto no contratable en las fuentes disponibles. Esto hace que sea difícil asociar la categoría de pozo surgente con calidad del agua, en particular en áreas urbanas (Kaztman, 1995).

Dado lo anterior, se propone modificar el umbral de privación en el indicador para el caso de los hogares residentes en localidades urbanas, sumando a la condición de privación el acceder al agua vía pozo surgente protegido,

manteniendo la definición original de Calvo, et. al. (2013) para los hogares residentes en áreas rurales. En Tabla 2 se especifica la nueva definición.

3. Servicio higiénico

Acceso a servicio higiénico. En la definición establecida por el método de las NBI 2011 se consideran privados a los hogares que no acceden a baño de uso exclusivo del hogar (con o sin cisterna) u hogares habitando en viviendas donde la evacuación del servicio sanitario es por entubado hacia el arroyo, en la superficie o en un hueco en el suelo.

La definición supone un umbral suficientemente crítico como para identificar situaciones de privación en cualquier contexto considerado. Sin embargo, las características del servicio higiénico al que potencialmente se puede acceder varían dependiendo del contexto geográfico, dando cuenta de diferencias espaciales sustantivas en los estándares de vida.

En Uruguay, en el área rural un 85% de los hogares acceden a baño con descarga, mientras en el área urbana el valor asciende a 94%. La extensión del baño con cisterna en áreas urbanas podría sugerir que éste se encuentra dentro de los estándares básicos y que no acceder al mismo podría representar una privación

Atendiendo ello, podría ser conveniente ajustar los umbrales de privación de las áreas urbanas. En la revisión de antecedentes se encuentran ejemplos donde se han adoptado umbrales de privación más exigentes, que incluyen entre las privaciones el no contar con cisterna (Battiston, et. al. 2013, Paz, 2014).

Respecto al acceso a la red general de saneamiento, en Uruguay se constata una relación positiva entre la cantidad de habitantes de las localidades y el acceso a este tipo de evacuación. Según datos del Censo 2011, el 67% de los hogares residentes áreas urbanas cuentan con conexión a la Red General de saneamiento. En las áreas rurales, el acceso a red general no se encuentra en el universo de posibilidad de los hogares dada la falta de extensión del servicio. En estos casos, la forma más habitual de evacuación es la fosa séptica o pozo negro (OPP MIDES, 2015), por lo que se la considera en el método de las NBI como una opción válida de satisfacción de la necesidad de servicios sanitario.

Sin embargo, la idoneidad de la fosa séptica o el pozo negro depende de su capacidad de ser impermeable al subsuelo, evitando así la contaminación del terreno, lo que está sujeto a la calidad de la construcción y al mantenimiento periódico que se haga de la misma. Adicionalmente, la posibilidad de contaminación es mayor a medida que aumenta la densidad de hogares sin acceso a red cloacal. Dado esto, los problemas de contaminación y sus consecuencias sobre la salud se concentran principalmente en áreas urbanas (Kaztman, 1995).

Lo anterior justifica ajustar el umbral de privación para las localidades urbanas, considerando como privación tanto la evacuación por entubado o superficie, como la combinación de baño sin cisterna y evacuación hacia fosa o pozo. Para el área rural se mantiene el criterio de Calvo y colegas (2013). La Tabla 2 especifica la definición.

4. Energía eléctrica

Energía eléctrica. El método de las NBI 2011 define como necesidad básica insatisfecha el no contar con energía eléctrica de ningún tipo. En localidades urbanas los niveles de privación son inferiores al 1% y el abastecimiento es, en casi la totalidad de los casos, vía red general. En el medio rural, los cargadores solares y los grupos alógenos propios son utilizados por el 7% de los hogares, considerándose de acuerdo a Calvo y colegas (2013) una forma adecuada de satisfacer la necesidad, dada la imposibilidad de acceder al servicio público. En este caso o se consideran que existan razones que ameriten realizar modificaciones a la definición utilizada por Calvo y colegas (Op. Cit.).

5. Artefactos de confort básicos

Medio para calefaccionar la vivienda. En el método de las NBI 2011 se consideran privados a los hogares que no disponen de un artefacto para calefaccionar la vivienda. La propuesta ajustada mantiene el indicador, sin realizar modificaciones en su definición.

Refrigerador. Se consideran privados a los hogares que no disponen de refrigerador (con o sin freezer). La propuesta ajustada mantiene el indicador sin realizar modificaciones en su definición.

Calentador de agua para el baño. Se consideran privados a los hogares que no disponen de calefón o calentador eléctrico. La propuesta ajustada mantiene el indicador sin realizar modificaciones en su definición.

Los tres indicadores de confort “determinan condiciones mínimas de calidad de vida” (Calvo, et. al. 2013:11). Además, el refrigerador puede ser considerado como recurso para alcanzar los satisfactores vinculados a la alimentación adecuada (Fernández, 2010) y la calefacción del ambiente también se ha vinculado a la necesidad de subsistencia y salud (Calvo, 1999). La revisión de antecedentes muestra que, en las últimas décadas, ha sido habitual la inclusión, dentro de los artefactos básicos de confort, de bienes como el teléfono, el celular, la computadora o la conexión a internet. Se entiende que estos pueden ser recursos que den lugar a la satisfacción de la necesidad de entendimiento (Fernández, 2010).

Dado lo anterior, dentro de los ajustes realizados a los criterios de identificación, se incluye entre los indicadores de artefactos básicos un indicador de acceso a dispositivos de comunicación (teléfono, celular, computadora o internet). Si bien el acceso a artefactos de confort y comunicación varía al considerar el área geográfica, registrándose mayores niveles de acceso en las localidades urbanas (OPP-MIDES, 2015), no se encuentran argumentos que justifiquen indicadores o umbrales geográficamente diferenciados. En la Tabla 2 se especifica la nueva definición.

6. Educación

Asistencia a educación formal. El método de las NBI 2011 considera privados a los hogares donde al menos un menor de entre 4 y 17 años no asista a educación formal. En la propuesta ajustada se mantiene el indicador tal como ha sido formulado.

Los argumentos para su mantención se basan en la centralidad de la dimensión tanto para la Teoría de las Necesidades Humanas como para el enfoque de las capacidades. En ambas la educación tiene una relevancia intrínseca, siendo propiedad constitutiva del concepto de pobreza. Doyal y Gough (1994) plantean la inclusión de la educación como una necesidad

intermedia que contribuye positivamente a la autonomía. Para Nussbaum (2000), la educación se vincula a la capacidad de desarrollar los sentidos, imaginación, pensamiento, afiliación y razonamiento práctico.

2.2.3 Propuesta de ajustes de los ponderadores en el Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas 2011

El sistema de ponderación de la propuesta de Calvo y colegas (2013) es de tipo anidado, el peso general se distribuye en partes iguales entre todas las dimensiones. Un aspecto singular de la propuesta de Calvo y colegas está en el hecho de que de las seis dimensiones de necesidades, dos están compuestas por tres indicadores y cuatro por un único indicador. Se considerará con NBI a los hogares que estén privados en al menos un indicador dentro de la dimensión, otorgando a la dimensión el peso de 1, independientemente de la cantidad de indicadores en los que se encuentren privados (Ver Tabla 1).

Por tanto, si bien la ponderación se encuentra anidada entre las dimensiones, no sucede lo mismo al interior de cada dimensión, donde el peso de la misma no se distribuye en partes iguales entre los indicadores que la componen.

La ponderación ajustada propuesta en esta investigación mantiene el criterio de ponderación anidada entre dimensiones, el cual fuera puesto a consideración de expertos, llegándose a consenso sobre la pertinencia del mismo, pero ajusta el criterio de ponderación al interior de las dimensiones, extendiendo el criterio de ponderación anidada al interior de cada dimensión. En la propuesta de Calvo y colegas, basta con estar privado en un indicador dentro de una dimensión, para que se le asigne a esa observación la ponderación del total de la dimensión. Esto, por un lado, no informa sobre la intensidad con que se experimenta la privación al interior de cada dimensión y, por otro, implícitamente pondera más las dimensiones con más indicadores.

En la ponderación ajustada propuesta el vector de conteo de privaciones varía entre 0 y 1 y cada dimensión contribuye con 0.167 (1/6). A su vez, el peso de cada dimensión (0.167) se distribuye en partes iguales entre todos los indicadores de la dimensión. De modo que si una dimensión tiene un único indicador, éste valdrá 0.167, si tiene dos, cada uno aporta 0.08 (0.167/2) al

vector de privación, y así sucesivamente. En la Tabla 2 se presentan los ponderadores de cada dimensión e indicadores.

Tabla 2. Definición de dimensiones, indicadores, umbrales y ponderadores de la Medida Ajustada de Necesidades Básicas Insatisfechas (NBIA)

Dimensiones	Indicadores	Umbral de privación		Ponderación del indicador	Ponderación por dimensión
		Urbano	Rural		
Vivienda decorosa	Materiales de la vivienda	Se consideran privados los hogares que residen en viviendas con paredes de material de desecho o de materiales livianos sin revestir; o pisos de tierra o contrapiso sin piso; o techos de material de desecho o material liviano sin revestimiento		0,056	0,167
	Espacio habitable	Hogares con más de dos personas por habitación de la vivienda		0,056	
	Espacio para cocinar	Hogares que no disponen de un lugar con canilla y pileta para cocinar o utilizan leña como principal fuente de energía para cocinar	Hogares que no disponen de un lugar con canilla y pileta para cocinar.	0,056	
Abastecimiento de agua potable	Origen y llegada del agua a la vivienda	Hogares que habitan viviendas donde el agua no proviene de Red General o el agua no ingresa por cañería dentro de la vivienda	Hogares que habitan viviendas donde el agua no proviene de Red General o pozo surgente protegido o el agua no ingresa por cañería dentro de la vivienda	0,167	0,167
Servicio higiénico	Acceso y calidad del servicio higiénico	El hogar no accede a baño de uso exclusivo; o la evacuación del servicio sanitario se realiza por entubado o superficie; o el baño no cuenta con cisterna y la evacuación se realiza hacia una fosa o pozo.	El hogar no accede a baño de uso exclusivo o la evacuación del servicio sanitario no es a través de la red general, fosa séptica o pozo negro.	0,167	0,167
Energía eléctrica	Acceso a energía eléctrica	Hogares que no acceden a energía eléctrica para iluminarse		0,167	0,167
Artefactos básicos de confort	Calefacción	Hogares que no dispone de ningún medio para calefaccionar la vivienda		0,042	0,167
	Conservación de alimentos	Hogares que no dispone de refrigerador (con o sin freezer)		0,042	
	Calentador de agua para el baño	Hogares que no dispone de calefón o calentador eléctrico		0,042	
	Acceso a dispositivos de comunicación	Hogares que no disponen de teléfono fijo, ni celular, ni computadora (sea o no del Plan Ceibal) con internet.		0,042	
Educación	Asistencia a enseñanza formal de niños y adolescentes	Hogares integrados por al menos un menor de entre 4 y 17 años que no asiste a educación formal.		0,167	0,167

Fuente: elaboración propia en base a Calvo, et. al . (2013) y Boleta Censal 2011

2.2.4 Formalización del procedimiento de identificación en el Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas ajustado

El método de las NBI 2011 utiliza para la identificación el enfoque de conteo. Se cuenta el número de dimensiones en las que el hogar sufren privaciones, estableciendo así un valor de privaciones y una línea de corte que determina en qué cantidad de dimensiones se debe estar privado para ser considerado en situación de pobreza.

En la bibliografía se distinguen dos criterios de identificación: el de la intersección, según el cual se debe estar privado en todas las dimensiones para ser identificado como pobre, y el de la unión, según el cual basta con estar privado en una dimensión para ser considerado pobre.

En el método de las NBI 2011 se sigue el criterio de la unión, en la propuesta ajustada para la presente investigación, siguiendo las recomendaciones de Alkire y Foster (2008), se evalúan distintos criterios de identificación o líneas de corte, cotejando cómo varía la distribución de las tasas de pobreza.

En términos formales, supóngase que n representa la cantidad de hogares sujetos a consideración e $y = [Y_{ij}]$ la matriz de desempeño $n \times d$, donde los registros, $y_{ij} \geq 0$, denotan el desempeño del hogar $i=1, 2, \dots, n$, en la dimensión $j= 1, 2, \dots, d$. Por tanto, se tiene como resultado una matriz donde cada vector de fila y_i da cuenta del desempeño de un hogar i y cada vector de la columna y_j da cuenta del desempeño de la dimensión j para un grupo de hogares n . Ahora supóngase que $z_j > 0$ denota la línea o umbral de corte bajo la cual se considera que un hogar sufre privación en la dimensión j , y z es el vector de filas de las líneas de corte específicas de cada dimensión.

Se identifica $p(y; z) = 1$ si el hogar i está privada y $p(y; z) = 0$ si no lo está. La aplicación de p a cada vector individual de desempeño en y da como resultado el conjunto $Z = \{1, \dots, n\}$ de hogares que están privadas en y dado z . Supóngase que para cualquier y dada, $g^0 = [g^0_{ij}]$ denota la matriz de privaciones 0-1, cuyo elemento típico está definido por $[g^0_{ij}] = 1$ donde $y_{ij} < z_j$ y $[g^0_{ij}] = 0$ de lo contrario. El vector de fila i de g^0 denotado g^0_i , es el vector de privaciones de i . Por lo que a partir de la matriz g^0 se puede construir un vector de columna c de recuento de privaciones, cuya entrada $i^{va} c_i = |g^0_i|$ representa la cantidad de privaciones sufridas por el hogar i . La identificación se basa en el vector c ; se proponen como criterio una línea de corte

“intermedia” (k) para c_i , que puede ser fijada en algún valor entre 1 y d . Queda así definido el método de identificación de la pobreza como $p_k(y_i; z) = 1$ siempre que $c_i \geq k$, y $p_k(y_i; z) = 0$ de lo contrario.

2.3 Agregación

2.3.1 Agregación en el Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas 2011

Para la agregación el método de las NBI 2011 utiliza la tasa de recuento (H), estimada como $H = q/n$. Donde q es la cantidad de población identificada como pobre y n la cantidad total de población. La tasa de recuento es la operación de agregación más habitual en la medición de la pobreza, e informa la proporción de población en situación de pobreza,

Adicionalmente Calvo y colegas (2013) presentan como medida resumen de la intensidad de la pobreza el Índice de Necesidades Básicas Insatisfechas (INBI) que ordena a los hogares de acuerdo a la cantidad de necesidades en las que se encuentren privados (ninguna, una, dos, tres o más). En palabras de los autores “una variable ordinal cuyos valores permiten determinar la intensidad de privación crítica en términos del número de necesidades básicas particulares que se encuentran insatisfechas” (2013: 20).

Si bien el indicador tiene la virtud de transmitir de forma sencilla e intuitiva la incidencia de la pobreza, no informa sobre algunos aspectos relevantes del fenómeno, como su profundidad y severidad. En la bibliografía se cuenta con antecedentes que han abordado específicamente esta problemática y propuesto formulaciones de agregación alternativas extendiendo los axiomas utilizados por el método del ingreso. A continuación, de modo sintético, se retoman estas propuestas alternativas de agregación.

2.3.2 Ajustes al criterio de agregación en el Método de las Necesidades Básicas Insatisfechas 2011

La tasa de recuento (H) es de uso extendido en la bibliografía, sin embargo se le ha criticado que una vez identificados los pobres, si la situación de éstos empeora, la medida de pobreza se mantiene constante. Según Sen (1976) es deseable que exista una correspondencia entre la medida de pobreza y la distancia de los pobres respecto al umbral de privación, propiedad conocida bajo el nombre de axioma de monotonidad.

Adicionalmente, es de esperar que una medida de pobreza sea sensible a la transferencia de recursos entre pobres. Es decir, si se da una transferencia de recursos de una unidad pobre a otra menos pobre, la medida debería incrementarse. Esto es, la medida de pobreza debe ser sensible a la distribución de recursos entre los pobre, propiedad conocida como axioma de transferencia.

Lo anterior no supone descartar la tasa de recuento como medida, sino complementar su uso con otra familia de índices que informen sobre otros aspectos de la pobreza. Entre estos aspectos destacan la profundidad de la pobreza, que indica la distancia promedio de los hogares pobres a los umbrales de pobreza, y la severidad, que mide la desigualdad entre los pobres. Los índices fueron desarrollados inicialmente para medida de pobreza de ingresos (Sen, 1976, Foster, Greer y Thorbecke, 1984) y extendidos posteriormente a las medidas multidimensionales (Bourguignon y Chakravarty, 2003, Alkire y Foster, 2008).

A los efectos de la presente investigación, y atendiendo a lo anteriormente expuesta, se propone complementar la tasa de recuento (H), con el índice de pobreza tasa de recuento ajustada a las dimensiones (M_0) de Alkire y Foster (2008), que ajusta la tasa de recuento según la profundidad de la pobreza, definida como el promedio de indicadores en los que se encuentra privado un hogar.

A continuación se formaliza la operación de agregación de la pobreza a ser utilizada en este trabajo.

La propuesta de agregación supone hacer uso de notación adicional que censura los datos de las personas no pobres. Se llamará $g^0(k)$ a la matriz que se obtiene de g^0 al remplazar la fila i^{va} con un vector de ceros siempre que $p_k(y_i; z) = 0$ y se define $g^\alpha(k)$ análogamente para $\alpha > 0$.

La primera forma de medición que presenta la metodología de Alkire y Foster (Op. Cit.) es la tasa de recuento (H), la cual se propone complementar con el índice de amplitud (A), que surge de definir un vector censurado de recuento de privaciones $c(k)$ de la siguiente forma: si $c_i \geq k$, $c_i(k) = c_i$, si $c_i < k$, $c_i(k) = 0$. Entonces, $c_i(k)/d$ representa la proporción de posibles privaciones sufridas por una persona pobre i .

El índice A brinda información relevante sobre la pobreza, a saber, la proporción de dimensiones d en las cuales la persona pobre sufre privaciones.

De la combinación de la tasa de recuento H y el índice A , surge la primera medida de la familia de índices M_α : la “tasa de recuento ajustada (a la dimensión)” $M_0(y;z)$. La misma está dada por $M_0 = H \times A$. El índice M_0 es sensible a la frecuencia y amplitud de la pobreza¹⁸.

3. Operacionalización y medición de factores asociados a la pobreza

En el capítulo conceptual se presentaron nueve grupos de factores que, de acuerdo a la revisión bibliográfica realizada, se vinculan con la desigualdad espacial de la pobreza. En lo que sigue se presenta la operacionalización propuesta para abordar empíricamente cada uno de los factores.

Las definiciones se orientan por dos criterios, en primer lugar se priorizó la selección de indicadores que cuenten con cierta acumulación de uso entre los antecedentes; se entiende que de esta forma se contribuye a la validez aparente de la propuesta. En segundo lugar, se contemplaron únicamente indicadores que puedan ser medidos con fuentes censales; esto sin duda restringe el abanico de dimensiones a ser consideradas y, en algunos casos, pone en discusión la validez de contenido de la propuesta.

En términos prácticos, el resultado del proceso de operacionalización es un grupo de matrices (K, N) de K variables independientes (expresadas en su mayoría en porcentajes respecto a una población o subpoblación de una unidad de análisis espacial) y N unidades de análisis espacial (departamentos, municipios y regiones metropolitanas, secciones y segmentos censales).

¹⁸ El M_0 cumple con las siguientes propiedades: a) Descomponibilidad: la pobreza general es el promedio ponderado de los niveles de pobreza de los subgrupos, donde las ponderaciones son los porcentajes de población de los subgrupos. B) Invariancia de replicación: la pobreza se mida en relación con el tamaño de la población, para permitir comparaciones significativas a través de poblaciones de distinto tamaño. C) Simetría: si dos o más personas modifican sus desempeños, la medición de la pobreza no se verá afectada. D) Enfoque de la pobreza: si se da un incremento simple en una o más dimensiones entre los no pobres, el valor de pobreza no se modifica. E) Enfoque de las privaciones: un incremento simple en una entrada donde no hay privaciones mantiene el valor de la pobreza sin modificaciones. F) Monotonidad débil: al aumentar los niveles de satisfacción de un individuo en una dimensión, entonces la medida de pobreza será igual o menor. G) Monotonidad dimensional: la pobreza debería bajar ante una mejora en una dimensión, que elimina la privación por completo. H) No trivialidad: la pobreza alcanza al menos dos valores diferentes, uno máximo si todas las dimensiones se encuentran en privación y uno mínimo si todas las dimensiones alcanzan o superan la línea de corte. I) Normalización: la pobreza alcanza un valor mínimo de 0 y un valor máximo de 1. J) Transferencia: si hay una mejora en los desempeños entre los pobres genera un nivel de pobreza que es menor al original. K) Reorganización: la reducción de la desigualdad genera un nivel de pobreza menor al original. Ver Alkire y Foster (2008, 11:18) por un desarrollo formal de estos axiomas.

En la Tabla 3 se presentan las dimensiones, los indicadores, sus definiciones y las relaciones esperadas con las tasas de pobreza.

3.1 Operacionalización capital humano

Los indicadores de logros educativos alcanzados por los adultos se encuentran relativamente consensuados en la bibliografía para dar cuenta del concepto de capital humano. En esta investigación se consideran dos indicadores: porcentaje de hogares con al menos un miembro con educación terciaria y porcentaje de hogares con clima educativo bajo, definido como hogares donde los adultos tienen en promedio menos de 9 años de estudio aprobados.

Se espera que el primero se relacione de forma inversa con la pobreza y el segundo de modo directo.

3.2 Operacionalización capital físico

Los indicadores de capital físico buscan dar cuenta de la tenencia por parte de los hogares de bienes materiales que se caracterizan por un amplio potencial de uso y una relativa estabilidad en el tiempo. La propuesta considera tres indicadores, dos referidos a la propiedad de la vivienda y uno a la tenencia de automóvil. Los tres indicadores cuenta con una relativa acumulación en la bibliografía para dar cuenta de la acumulación de activos físicos (Kaztman, 1999).

3.3 Operacionalización capital social

El capital social es el concepto más esquivo en cuanto a su medición; los trabajos cuantitativos que lo abordan empíricamente suelen recurrir a instrumentos específicos, de los que los registros estadísticos oficiales prescinden (Rey, 2021).

Dada las restricciones de la información, la medición del capital social a partir de fuentes censales enfrenta amenazas a la validez de contenido, por lo que el tipo de inferencias que se pueda realizar en función de los indicadores seleccionados será, en el mejor de los casos, discutibles.

De todas formas, se opta por incluir dos indicadores inspirados en la revisión bibliográfica, que se entiende pueden aproximarse a la conformación de vínculos de adscripción débil que se espera tengan un efecto inhibitor de la pobreza. El porcentaje de hogares con al menos un integrante que asiste a

educación privada, podría, potencialmente, habilitar la integración, tanto del que asiste como de otros miembros del hogar, a redes débiles, formales o informales, vinculadas a la institución educativa.

Por su parte, el porcentaje de hogares con al menos un integrante ocupado en el sector público potencialmente puede habilitar la participación en redes débiles, como sindicatos o cooperativas, así como dar lugar a beneficios relacionados a la adscripción pública como el acceso a crédito, garantía de viviendas o recursos de otro tipo.

Ambos indicadores incurren en supuestos fuertes y discutibles, pudiendo argumentarse que da cuenta de otras dimensiones, como la capacidad de consumo de los hogares (en el caso de la asistencia a educación privada) y la posición en la estructura ocupacional (en el caso del empleo público). No obstante ello, el uso de este tipo de indicadores ha sido relativamente frecuente entre los antecedentes (Kaztman, 2000, Cortés, et. al. 2004, Fernández, 2003, Cardeillac, 2013), lo que le brinda de algún modo validez aparente.

3.4 Operacionalización factores demográficos

Entre los factores demográficos se incluyen cinco indicadores, un correspondiente a la estructura de edades de la población y los restantes cuatro relacionados a la estructura y el ciclo de los hogares. En todos los casos son indicadores que de alguna forma intentan dar cuenta de del grado de dependencia demográfica y, dado ello, la limitación en el rango de recursos disponibles de los hogares. El uso de indicadores como los que se proponen en este trabajo se encuentra extendido en la bibliografía, como se mostrara en el capítulo conceptual.

3.5 Operacionalización factores raciales

La inclusión de un módulo de preguntas sobre ascendencia racial de forma sistemática en los registros estadísticos oficiales es reciente en Uruguay. Se trata de preguntas de autoidentificación, de respuesta múltiples, donde las personas declaran que ascendencias raciales creen tener y, en caso de declarar más de una, cuál de ellas es la principal.

Los antecedentes nacionales que han utilizado la ascendencia racial en sus análisis lo han hecho principalmente comparando la situación de la población

afrodescendiente respecto al resto de la población. Para ello se han priorizado dos indicadores, el porcentaje de personas que declaran tener ascendencia racial afro (sea o no ésta la principal) y el porcentaje de personas que declaran que su ascendencia principal es la afrodescendiente (Bucheli y Porzecanski, 2008, Cabella, et. al. 2013, Magnone, 2017). En este trabajo se utiliza el primero de los indicadores.

3.6 Operacionalización posición ocupacional

Para dar cuenta de la posición ocupacional se recurre al Clasificador Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008 (OIT, 2008) utilizado para clasificar los tipos de ocupación en el Censo 2011. En los trabajos antecedentes se han mostrado que entre los trabajadores manuales no calificados los niveles de pobreza son mayores (Beeghley, 1988, Boado y Fernández, 2006, Dewilde, 2008, Whelan y Maître, 2014, Fernández, et. al. 2018).

Atendiendo a ello para el presente trabajo se propone como indicador el porcentaje de población ocupada en empleos no calificados.

3.7 Operacionalización estructura económica y heterogeneidad estructural

La dimensión se aborda a partir de dos grupos de indicadores; por un lado la tasa de desempleo (calculada como el cociente de desocupados sobre activos) y el porcentaje de ocupados precarios (calculado como el cociente entre la cantidad de ocupados cuentapropistas con menos de 9 años de estudio sobre el total de ocupados), buscan dar cuenta del nivel de exclusión de la fuerza de trabajo de los sectores dinámicos de la económica.

La tasa de desempleo es un indicador de uso extendido, si bien no se encuentra libre de controversias (suele argumentarse que la categoría de ocupado es muy poco exigente al bastar con trabajar una hora por semana para ser clasificado de dicha forma).

La consideración del trabajo precario también se encuentra extendida en la bibliografía. Entre los antecedentes nacionales ha sido habitual medirlo a partir de la condición de cotizante en la seguridad social, considerando precarios a aquellos trabajadores que no cotizan. Ahora bien, la Boleta Censal 2011 no cuenta con información sobre la cotización en la seguridad social lo que limita las posibilidades de operacionalización.

Dado esto, se retoma la propuesta de medición del sector informal de Salvia, et. al. (2012) y Salvia y Vera (2016) quienes recurren a la categoría de ocupación y a la calificación de los trabajadores. Según los autores, los trabajadores cuenta propia sin calificación profesional se caracterizan por desarrollar actividades laborales dominadas por baja productividad, alta rotación, inestabilidad y no funcionalidad al mercado formal o más estructurado.

Los indicadores de estructura económica se complementan con tres indicadores que dan cuenta del peso de cada sector de actividad (sector agropecuario, sector industrial y servicios) en el total de ocupados. Se entiende que en economías dinámicas, con capacidad tecnológica y organizativa, el peso de la actividad industrial será mayor.

3.8 Operacionalización factores contextuales

La dimensión se compone de cuatro indicadores; los primeros dos procuran aproximarse al grado de urbanización: porcentaje de población residiendo en localidades mayores a 5.000 habitantes. Definición estadística adoptada por el Instituto Nacional de Estadística para distinguir entre país urbano y rural, de uso extendido en la bibliografía nacional (Cardeillac, 2013, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015), y densidad de población; el indicador ha sido sugerido como medida continua de la división urbano rural (Crandall y Weber, 2004).

El tercer indicador de contexto refiere a la distancia a la capital departamental más cercana. En el caso del Montevideo y el área metropolitana refiere a la distancia al centro de la ciudad.

Para el indicador de Regiones del Uruguay, se considera la propuesta de regionalización de Veiga (2015) tal como se la especifica en la Tabla 3.

3.9 Operacionalización de proceso de difusión espacial de la pobreza.

Retomando lo planteado en el apartado sobre Análisis espacial, el supuesto de disfunción se hace optativo a través de un operador de rezago espacial definido como el promedio ponderado de las tasas de pobreza de las unidades espaciales vecinas.

Tabla 3. Factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza: dimensiones, indicadores y relaciones esperadas.

Dimensiones	Indicadores	Descripción	Relación esperada con la Tasa de pobreza
Capital humano	Hogares con al menos un integrante con educación terciaria	Porcentaje de hogares con al menos un integrante con 13 años de estudio o más	-
	Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	Porcentaje de hogares donde los integrantes de 18 años y más, en promedio, tienen menos de 9 años de estudio	+
Capital físico	Tenencia insegura de la vivienda	Porcentaje de hogares que son propietarios de la vivienda pero no del terreno en el que habitan u ocupan una vivienda sin permiso del propietario	+
	Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	Porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el terreno	-
	Tenencia de automóvil o camioneta	Porcentaje de hogares propietarios de automóvil o camioneta	-
Capital social	Asistencia a educación privada	Porcentaje de hogares con al menos un integrante que asiste a educación privada	-
	Hogares con trabajadores públicos	Porcentaje de hogares con al menos un integrante asalariado público	-
Demográfica	Personas de 0 a 14 años	Porcentaje de personas de 0 a 14 años	+
	Hogares monoparentales femeninos con menores	Porcentaje de hogares encabezados por mujeres sin cónyuge con menores a cargo	+
	Hogares extendidos	Porcentaje de hogares integrados por un núcleo familiar (biparental o monoparental) más otro u otros parientes (comprende todas las personas emparentadas con el jefe/a de hogar excluyendo cónyuge e hijos del jefe/a o de su cónyuge)	+
	Ciclo de vida inicial	Porcentaje de hogares con hijos menores de 0 a 5 años y sin otros menores	+
	Ciclo de vida en expansión	Porcentaje de hogares con al menos un hijo de entre 6 y 12 años independientemente que tengan hijos menores	+
Ascendencia racial	Personas afrodescendientes	Porcentaje de personas autoidentificadas como afrodescendientes	+
Posición en la estructura de clases	Trabajadores manuales no calificados	Porcentaje de trabajadores manuales no calificados	+
Estructura económica y heterogeneidad estructural	Tasa de desempleo	Razón entre cantidad de desempleados y la población económicamente activa	+
	Trabajadores precarios	Porcentaje de trabajadores por cuenta propia con menos de 9 años de estudio	+
	Trabajadores en el sector agropecuario	Porcentaje de ocupados en el sector agropecuario	
	Trabajadores en el sector industrial	Porcentaje de ocupados en el sector industrial	+
	Trabajadores en el sector servicios	Porcentaje de ocupados en el sector servicios	-
Factores contextuales	Población urbana	Porcentaje de población residiendo en localidades de 5 mil o más habitantes	-
	Densidad de población	Razón entre la cantidad de habitantes y la superficie en km	-
	Distancia a la capital departamental	Distancia en kilómetros a la capital departamental	+
	Región norte	Artigas, Rivera, Tacuarembó, Cerro Largo	+
	Región litoral centro	Salto, Paysandú, Río Negro, Durazno, Rocha y Treinta y Tres	+
	Región centro sur	Soriano, Flores, Florida, San José, Lavalleja	-
	Región sur	Canelones, Colonia y Maldonado	-
Difusión espacial	Operador de rezago espacial	Promedio ponderado de las tasas de pobreza de las unidades espaciales vecinas	+

Fuente: elaboración propia en base a revisión bibliográfica y Boleta censal

4. Síntesis del diseño metodológico

Tabla 4. Síntesis propósito, preguntas y metodología de investigación

Propósito	Preguntas	Metodología
Exploración y descripción de la desigualdad de tasas de pobreza en distintas escalas espaciales	¿Qué características presenta la distribución espacial de las tasas de pobreza a nivel subnacional? ¿Qué aspectos comunes y cuáles específicos se constatan al considerar distintas escalas espaciales (departamentos, secciones y segmentos censales)?	<p>PRIMERA ETAPA. Contexto. Subnacional (Uruguay) Escala: departamental. Fuente de información. Censo 2011, ECH, 2011 (para pobreza de ingresos) Medidas de pobreza: tasa de recuento de pobreza de ingresos, tasa de recuento de NBI 2011, tasa de recuento de NBI ajustada (H NBIa), Amplitud de NBIa (A-NBIa) y tasa de recuento ajustada de NBIa (MO NBIa). Procedimientos. Estadísticos de tendencia central y dispersión, cruces bivariados y mapas temáticos.</p> <p>SEGUNDA ETAPA. Contexto. Subnacional (Uruguay excluye Montevideo y el área metropolitana de Montevideo) Escala: sección censal y segmento censal. Fuente de información. Censo 2011 Medidas de pobreza. Tasa de recuento de NBIa (H NBIa), Amplitud (A-NBIa), tasa de recuento ajustada (MO NBIa). Procedimientos. Análisis Exploratorio de Datos Espacial: mapas temáticos, índices de autocorrelación, análisis de autocorrelación espacial local</p>
	¿Qué características presenta la distribución espacial en las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo? ¿Qué aspectos comunes y cuáles específicos se constatan al considerar distintas escalas espaciales (Municipios, regiones metropolitanas y segmentos censales)?	<p>PRIMERA ETAPA. Contexto. Montevideo y el área metropolitana de Montevideo. Escala: Municipios de Montevideo y regiones del AMM (Ciudad del Plata, Ciudad de la Costa y Periferia Canelones). Fuente de información. Censo 2011, ECH, 2011 (para pobreza de ingresos). Medidas de pobreza: tasa de recuento de pobreza de ingresos, tasa de recuento de NBI 2011, tasa de recuento de NBI ajustada (H NBIa), Amplitud de NBIa (A-NBIa) y tasa de recuento ajustada de NBIa (MO NBIa). Procedimientos. Estadísticos de tendencia central y dispersión, cruces bivariados y mapas temáticos.</p> <p>SEGUNDA ETAPA. Contexto. Montevideo y el área metropolitana de Montevideo. Escala: segmento censal. Fuente de información. Censo 2011 Medidas de pobreza. Tasa de recuento de NBIa (H NBIa), Amplitud (A-NBIa), tasa de recuento ajustada (MO NBIa). Procedimientos. Análisis Exploratorio de Datos Espacial: mapas temáticos, índices de autocorrelación, análisis de autocorrelación espacial local</p>
	¿Qué características comunes y cuáles específicas asume los patrones de desigualdad espacial en las tasas de pobreza en Uruguay, a nivel subnacional, y en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo?	Discusión transversal y síntesis

Análisis confirmatorio, factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza	¿Cuáles son los principales factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel subnacional? ¿Qué aspectos específicos y cuales comunes surgen al considerar distintas escalas espaciales?	Contexto. Subnacional (Uruguay excluye Montevideo y el área metropolitana de Montevideo) Escala: sección y segmento censal. Fuente de información. Censo 2011. Medidas de pobreza: tasa de recuento ajustada (M0-NBIa). Factores asociados a las tasas de pobreza: capital humano, capital físico, capital social, factores demográficos, ascendencia étnica, posición ocupacional, estructura económica y factores contextuales Procedimientos. análisis de correlación, regresión lineal múltiple, regresiones espaciales
	¿Qué factores se relacionan con la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en Montevideo y el Área Metropolitana?	Contexto. Montevideo y el área metropolitana de Montevideo. Escala. Segmento censal Fuente de información. Censo 2011. Medidas de pobreza: tasa de recuento ajustada (M0-NBIa). Factores asociados a las tasas de pobreza: capital humano, capital físico, capital social, factores demográficos, ascendencia étnica, posición ocupacional, estructura económica y factores contextuales Procedimientos. análisis de correlación, Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales: regresión lineal múltiple, regresiones espaciales
	¿Qué características comunes y cuáles específicas presentan los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel subnacional y en Montevideo y el Área Metropolitana?	Discusión transversal y síntesis
	¿Los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza se comportan de modo estacional a través del espacio, o se advierte heterogeneidad en el sentido o la magnitud de las relaciones al considerar distintas regiones del Uruguay? ¿Y al considerar distintas regiones de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo?	PRIMERA ETAPA. Contexto. Subnacional (Uruguay excluye Montevideo y el área metropolitana de Montevideo) Regímenes espaciales. Región norte, litoral centro, centro sur y sur. Escala. Segmento censal. Fuente de información. Censo 2011. Medidas de pobreza: tasa de recuento ajustada (M0-NBIa). Factores asociados a las tasas de pobreza: capital humano, capital físico, capital social, factores demográficos, ascendencia étnica, posición ocupacional, estructura económica y factores contextuales Procedimientos. Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales: modelo de regímenes espaciales SEGUNDA ETAPA. Contexto. Montevideo y el área metropolitana de Montevideo. Regímenes espaciales. Área central, costa e intermedia, periferia de Montevideo, área metropolitana de Montevideo. Escala. Segmento censal. Fuente de información. Censo 2011. Medidas de pobreza: tasa de recuento ajustada (M0-NBIa). Factores asociados a las tasas de pobreza: capital humano, capital físico, capital social, factores demográficos, ascendencia étnica, posición ocupacional, estructura económica y factores contextuales Procedimientos. Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales: modelo de regímenes espaciales

Fuente. Elaboración propia.

CAPÍTULO 5

Análisis de la desigualdad espacial de la pobreza

Las brechas espaciales en el acceso a distintas dimensiones del bienestar es un rasgo distintivo de la desigualdad en América Latina. Si bien en los estudios comparados Uruguay ha sido señalado como una excepción en términos de equidad, los antecedentes nacionales han llamado la atención respecto al vínculo entre las condiciones de vida de las personas y su lugar de residencia (Claeh, 1963, DGEC, 1990, Pellegrino y González Cravino, 1995, Veiga, 2015).

Una de las facetas más acuciantes de la desigualdad espacial se expresa en la desigualdad espacial en los niveles de pobreza, tal como lo han mostrado los mapas de pobreza desde DGEC (1990) en adelante (Calvo, 1999, Calvo y Giráldez, Calvo et. al 2013). En las secciones que siguen se propone avanzar en el estudio de la desigualdad espacial de la pobreza a nivel subnacional y en Montevideo y el área metropolitana.

El análisis está orientado por las siguientes preguntas: ¿Qué características presenta la distribución espacial de la pobreza a nivel subnacional?, ¿y en Montevideo y el área metropolitana? ¿Qué aspectos comunes y cuáles específicos se constatan al considerar distintas escalas espaciales (departamentos, secciones y segmentos censales)?

El Capítulo se organiza en dos secciones homólogas que abordan el nivel subnacional y Montevideo y el área metropolitana respectivamente.

1. Descripción y análisis de las tasas de pobreza a nivel sub-nacional

1.1 Pobreza de ingresos y Necesidades Básicas Insatisfechas por departamentos

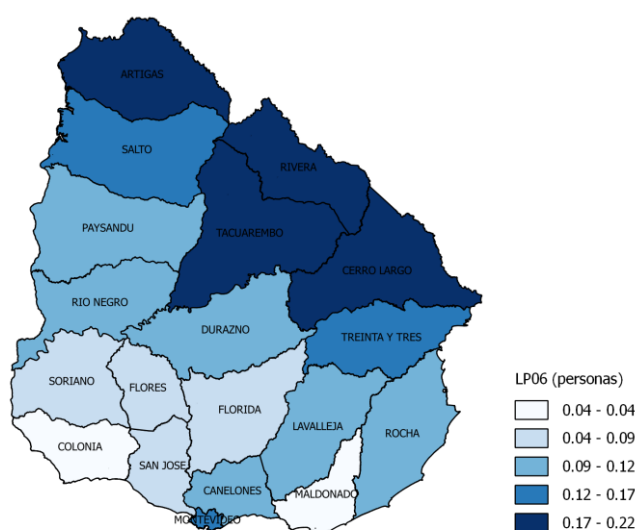
El análisis de la pobreza por departamento ofrece una primera aproximación a la desigualdad espacial en la manifestación del fenómeno a nivel subnacional. El primer grupo de medidas consideradas son las provistas por el método del ingreso LP06 (INE, 2009). El procedimiento se basa en un criterio de identificación indirecto y se inspira en una concepción de la pobreza como amenaza a la subsistencia (Ringen, 1988), asociada a la "insuficiencia

de recursos” para cubrir “requerimientos psicofísicos de alimentación, vestimenta, vivienda, salud, educación, transporte y esparcimiento” (INE, 2009:11).

La Figura 12 presenta el mapa de la tasa de recuento de pobreza de ingresos a nivel de personas por departamento, graficado según intervalos de clase de cortes naturales. Los resultados confirman una distribución espacialmente heterogénea, donde los niveles más altos de pobreza de ingreso se registran en los departamentos del norte y noreste del país, con porcentajes de personas residiendo en hogares bajo la línea de pobreza que, en 2011, superaban el 17%. En el extremo opuesto, los departamentos ubicados al suroeste conforman, junto a Maldonado, un grupo de departamentos con valores bajos de pobreza, inferiores en todos los casos al 9%.

Los restantes departamentos se dividen entre aquellos con niveles medios altos de pobreza, entre los que se encuentran Salto y Treinta y Tres y Montevideo; los dos primeros colindantes del grupo de departamentos con tasas más altas del fenómeno, y un último grupo con niveles medios, integrados por departamentos del litoral (Paysandú y Río Negro), del centro (Durazno) y del sur y sureste (Canelones, Lavalleja y Rocha).

Figura 12. Mapa de Tasa de recuento de la pobreza ingresos por departamento, Uruguay 2011 (personas)



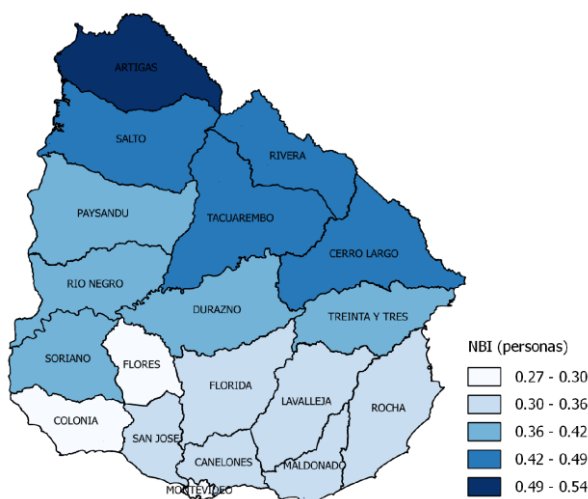
Fuente: elaboración propia en base a Encuesta Continua de Hogares 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

La Figura 13 presenta el mapa de la tasa de recuento de personas que integran hogares con al menos una NBI. La medida está orientada por un conceptualización de pobreza como privación de necesidades, entendiendo por

éstas “el conjunto de requerimientos psicofísicos y culturales cuya satisfacción constituye una condición mínima necesaria para el funcionamiento y desarrollo de los seres humanos en una sociedad específica” (Calvo, et. al., 2013:10). Se recurre a los llamados indicadores directos, buscando dar cuenta del desempeño efectivo respecto a seis dimensiones de la pobreza; vivienda decorosa, acceso a agua potable, servicio higiénico, electricidad, tenencia de artefactos básicos de confort y asistencia a educación formal por parte de menores de 4 a 17 años.

Los resultados muestran heterogeneidad espacial en la distribución de las tasas de recuento de personas con NBI. Los patrones de distribución coinciden con los mostrados por la medida de ingresos. Se establece un continuo espacial desde aquellos departamentos del norte, que presentan los niveles más altos de NBI, pasando por el centro y litoral oeste, hasta los del sur, que muestran los porcentajes más bajos de personas viviendo en hogares con al menos un NBI. Destaca como diferencia que Montevideo, que se encuentra entre los departamentos con niveles medios altos de pobreza de ingreso, presenta el valor mínimo en el caso de las NBI. La extensión de los servicios públicos en un departamento principalmente urbano como Montevideo, podría estar dando cuenta, al menos en parte, de los menores niveles de incidencia de NBI.

Figura 13. Mapa de Tasa de recuento de personas en hogares con al menos una NBI por departamento, Uruguay 2011 (personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

La Gráfica 1 muestra la distribución conjunta de la tasa de recuento de pobreza de ingresos y la tasa de recuento de NBI por departamento. Las

rectas que dividen el gráfico en cuadrantes marcan el valor de la mediana para cada medida. En términos generales se advierte correlación positiva entre las medidas; la mayoría de los departamentos se distribuye en los cuadrantes superior derecho (departamentos con tasas de pobreza de ingresos y de NBI superiores a las medianas) e inferior izquierdo (departamentos con tasas de pobreza de ingresos y de NBI inferiores a la mediana). El coeficiente de Pearson es de 0.68 lo que implica correlación positiva alta entre ambos tipos de pobreza.

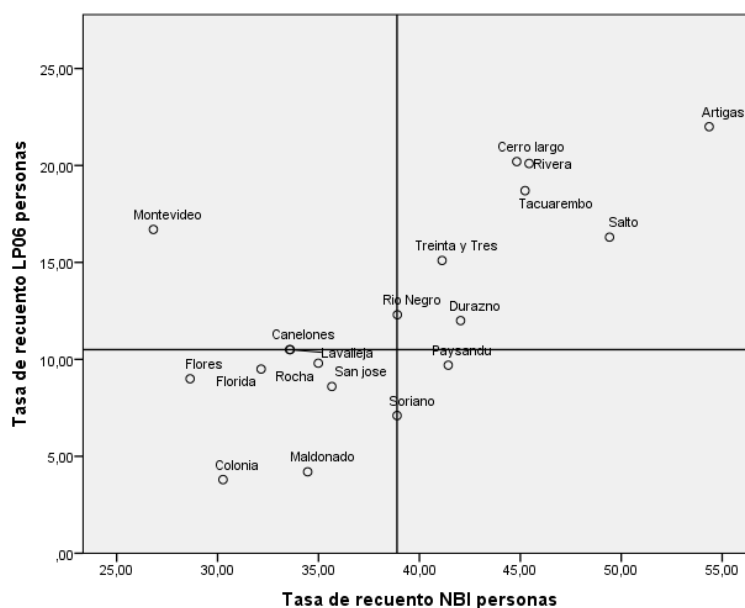
Entre los casos atípicos, Paysandú destaca por ser el único en ubicarse en el cuadrante inferior derecho, con tasas de pobreza por NBI superiores a la mediana y tasas de pobreza de ingresos inferiores. Pero es sin duda Montevideo es el que registra la principal divergencia entre los resultados de una y otra medida. Se ubica entre los cinco departamentos con mayor incidencia de pobreza de ingresos, y es al mismo tiempo el que presenta los valores más bajos de NBI.

Dado que ambas medidas no constituyen formas alternativas de cuantificar lo mismo, sino que parten de concepciones distintas de la pobreza, puede darse la falta de equivalencia de las medidas, sin que esto suponga necesariamente problemas de confiabilidad.

En el método del ingreso, la pobreza se entiende y evalúa en función de los recursos económicos necesarios para, potencialmente, satisfacer un umbral mínimo de consumo que permita la subsistencia (Ringen, 2004). El método de las NBI se inspira en una concepción de pobreza como privación de resultados, que reducen la posibilidad de supervivencia, autonomía e integración social (Fernández, 2010) y los indicadores identifican situaciones de privación efectiva.

La tasa de pobreza de ingreso en Montevideo da cuenta de una peor situación que la de la mayoría de departamentos del interior en términos de consumo privado de los hogares, por lo que potencialmente podrían estar ante la imposibilidad de acceder a un umbral mínimo de consumo. Sin embargo, en lo que hace a privaciones efectivas, los montevideanos se encuentran en mejor posición relativa que los restantes departamentos del país.

Gráfica 1. Diagrama de puntos de tasa de recuento de pobreza de ingresos LP06 y tasa de recuento de NBI por departamento, Uruguay 2011 (% personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011 y Encuesta Continua de Hogares 2011. Nota: las rectas que dividen el gráfico en cuadrantes representan la mediana de cada tasa.

1.2 Indicadores de pobreza: comparación del método de las NBI 2011 y el método de las NBI ajustado por departamentos

La Tabla 5 presenta los porcentajes de privación por departamento en los indicadores de Necesidades Básicas Insatisfechas del Método 2011 (Calvo, et. al. 2013) y los indicadores ajustados utilizados para las medidas de pobreza propuestas en esta investigación.

En términos generales los resultados reafirman la imagen de un Uruguay profundamente desigual, donde los niveles más altos de carencia en todos los indicadores se dan en departamentos del norte y noreste y los más bajos en los del sur. No obstante ello, las brechas espaciales se potencian en algunos indicadores, mientras en otros parecerían asumir distribuciones algo más homogéneas.

Las primeras cinco columnas de la Tabla 5 corresponden a indicadores de vivienda decorosa; entre estos el indicador con porcentajes más altos de privación es la versión ajustada de materiales de construcción. Se considera privado en materiales de construcción a todos los hogares que habitan en viviendas de material liviano sin revestimiento. Los niveles más altos de incidencia se registran en Salto y Artigas, con 29% y 28% respectivamente, seguido por Rivera, Canelones y San José, con valores que se ubican en

torno al 20%. En Lavalleja, Florida y Flores, es donde el indicador tiene menor incidencia, afectando a 1 de cada 10 personas.

El indicador de espacio para cocinar, tanto en su versión original como en la ajustada (que incluye como privación para hogares urbanos el cocinar con leña), presenta los niveles más altos de privación en Rivera, Salto y Tacuarembó, 12%, 13% y 14% respectivamente, mientras que en Montevideo y Maldonado registra los niveles más bajos (3% y 5% respectivamente).

Completa la dimensión vivienda decorosa el indicador de hacinamiento, sobre el que no se realizaron ajuste. Éste también muestra una incidencia desigual entre departamentos, los niveles más altos de privación se encuentran en el litoral (Salto, Paysandú y Soriano), mientras que los más bajos se registran en el sur (Montevideo, Rocha, Flores y Colonia). No obstante ello, las brechas entre departamentos son de menor envergadura que las registradas en los otros indicadores de la dimensión vivienda decorosa.

El indicador de origen y acceso al agua potable, tanto en su versión original como en la ajustada, presenta los niveles más altos de privación en departamentos del norte, siendo Tacuarembó donde se registran los valores más altos de privación. En la versión original lo secundan Rivera, Cerro Largo y Lavalleja, en la versión ajustada, que exige que el acceso al agua sea por Red General en localidades urbanas mayores de 5.000 habitantes, los niveles de privación suben en particular para el caso de Salto y San José, que pasan a ubicarse junto a Tacuarembó, Rivera y Cerro Largo, entre los de mayor porcentajes de privación.

En el acceso a servicio higiénico de calidad destaca Salto por registrar los niveles más altos de privación. En la versión original le sigue Rio Negro, Durazno, Soriano y Paysandú. En la versión ajustada, que exige como condición mínima de satisfacción para localidades urbanas mayores de 5.000 habitantes el acceso a Red de Saneamiento, a los anteriores departamentos se suma Tacuarembó y San José, entre los de mayores niveles de privación. En términos generales, el indicador de privación en servicio higiénico, en su versión ajustada, aumenta su incidencia relativa en los departamentos del sur.

La privación en acceso a electricidad, el último de los indicadores vinculados al acceso a servicios, se encuentra entre los de menor incidencia, sin embargo

su distribución da cuenta de brechas geográficas importantes. Mientras que en los departamentos del norte los valores de privación se ubican en torno al 2%, en los del sur, con excepción de Lavalleja y Rocha, en todos los casos se ubican por debajo del 1%.

Los indicadores de artefactos de confort son, en la mayoría de los departamentos, los que presentan los porcentajes más altos de privación. El que presenta mayores niveles de incidencia en diecisiete de los diecinueve departamentos es tenencia de calentador de agua para el baño. Los niveles de privación se encuentran en torno al 20% en los departamentos del norte del país, y en torno al 10% en los del sur. La privación en tenencia de refrigerador es, de los tres indicadores de artefactos de confort propuestos por Calvo y colegas (2013), el que presente menores niveles de privación, a pesar de lo cual se constatan diferencias que ratifican las brechas entre los departamentos del sur y los del norte.

El indicador de acceso a tecnologías de la información y la comunicación, indicador agregado a la dimensión de artefactos de confort en la versión ajustada propuesta por la presente investigación, presenta valores bajos de incidencia, con un rango entre 6% y 2%. Pero, nuevamente, se constatan brechas entre los departamentos del norte, donde los porcentajes de privación superan el 5% (Artigas, Rivera, Cerro Largo y Tacuarembó) y los del sur donde los niveles de privación no alcanzan al 3% de la población.

Por último, la asistencia a centro de educación formal en menores de entre 4 y 17 años ratifica en buena medida lo visto en las cinco dimensiones anteriores. Las primeras posiciones en términos de privación las ocupan cuatro departamentos del norte (Salto, Artigas, Rivera y Tacuarembó), a los que se suman Treinta y Tres y Durazno, en todos los casos con valores superiores al 11%. Por el contrario, los porcentajes más bajos de privación se registran en Canelones, Flores, Colonia y Montevideo.

En síntesis, el abordaje de la pobreza a través de diferentes indicadores de carencia da cuenta de un desempeño disímil entre dimensiones. Algunas privaciones relacionadas a la extensión de servicios públicos como la electrificación o el acceso a telecomunicaciones, muestran valores muy bajos, sin embargo otras, igualmente básicas, como el acceso a una vivienda decorosa y a servicios básicos de drenaje y agua, presentan niveles altos y muy altos. La recurrencia de este tipo de hallazgos en la bibliografía desde

CLAEH (1963) en adelante (Lombardi y Veiga, 1979, DGEC, 1990, Calvo, 1999) da cuenta del carácter persistente de este tipo de carencias.

El análisis de indicadores contribuye a evidenciar el carácter multidimensional de la desigualdad y la convergencia espacial de una amplia gama de privaciones. En todos los casos los valores más altos de privación se dan en los departamentos del norte y noreste, en el litoral y el centro se registra niveles medios y las condiciones más privilegiadas en los departamentos del sur.

No obstante lo anterior, destacan algunas indicadores con niveles altos de incidencia en departamentos del sur, caracterizados por niveles bajos de pobreza. En particular, en los indicadores ajustados con umbrales de privación más exigentes, tienden a reducir las brechas espaciales entre los departamentos del norte y algunos de los del sur. En particular los indicadores de acceso al agua potable y al saneamiento ajustados, donde se eleva el umbral de privación para los hogares urbanos.

Tabla 5. Privación según indicadores de NBI 2011 y NBI ajustada por departamento, Uruguay 2011 (% personas).

Dimensiones	Vivienda decorosa					Abastecimiento de agua potable		Servicio higiénico		Energía eléctrica	Artefactos básicos de confort				Educación
	Materiales	Materiales ajustados	Espacio habitable	Espacio para cocinar	Espacio para cocinar ajustado	Origen y llegada del agua a la vivienda	Origen y llegada del agua a la vivienda ajustado	Acceso y calidad del servicio higiénico	Acceso y calidad del servicio higiénico ajustado	Acceso a energía eléctrica	Calefacción	Conservación de alimentos	Calentador de agua para el baño	Acceso a dispositivos de comunicación	Asistencia a educación formal (4 a 17 años)
MONTEVIDEO	0.4	10.2	7.8	2.9	3.0	1.2	1.3	4.8	6.5	0.1	12.6	4.2	7.3	1.6	6.4
ARTIGAS	1.5	27.7	13.8	10.4	10.9	5.8	6.0	5.4	7.7	1.5	34.9	7.1	19.1	5.9	12.8
CANELONES	0.7	18.2	11.2	6.5	6.7	4.1	5.4	4.8	9.5	0.5	11.1	6.3	14.1	2.5	8.4
CERRO LARGO	0.9	16.5	12.1	9.3	10.1	7.8	9.2	5.6	10.2	2.1	15.9	10.7	21.9	4.8	10.7
COLONIA	0.3	11.5	10.3	7.8	8.4	4.2	5.4	4.1	8.1	0.4	7.4	4.9	10.3	2.7	7.9
DURAZNO	0.4	12.1	15.4	9.2	10.2	6.2	6.2	6.2	9.4	1.1	9.2	11.0	19.1	3.4	12.5
FLORES	0.4	9.9	9.0	8.3	8.8	2.8	2.8	4.4	5.9	0.6	5.7	5.2	10.9	2.9	8.4
FLORIDA	0.6	9.7	10.7	6.7	7.1	5.1	5.3	5.0	6.7	0.8	6.5	6.6	13.3	2.6	9.3
LAVALLEJA	1.1	9.3	9.4	6.3	7.4	7.1	7.3	3.9	7.0	1.1	8.2	7.6	13.7	3.0	8.8
MALDONADO	0.6	14.9	13.2	5.1	5.3	3.1	3.3	4.1	5.5	0.7	13.7	6.0	10.3	2.1	9.5
PAYSANDÚ	1.2	14.8	15.6	10.2	11.1	5.8	6.2	6.0	11.0	1.3	13.5	7.6	18.1	3.4	10.8
RÍO NEGRO	0.6	12.8	14.9	10.1	10.6	4.9	5.1	7.3	11.0	1.0	10.3	6.4	15.7	3.5	11.4
RIVERA	1.9	19.8	10.8	11.3	13.2	8.6	9.7	5.8	10.7	1.4	17.8	9.3	18.3	5.1	12.0
ROCHA	0.6	14.5	8.6	6.7	7.7	5.2	5.3	3.3	6.7	1.1	12.0	7.4	13.6	3.2	9.7
SALTO	1.2	28.6	17.0	12.0	12.4	7.0	10.1	8.3	13.1	1.8	22.9	8.4	23.5	4.3	12.9
SAN JOSE	0.6	17.2	11.9	7.7	8.0	5.5	8.2	4.8	10.5	0.6	10.9	6.5	14.4	2.7	9.0
SORIANO	0.8	13.4	15.4	9.5	9.9	5.2	5.5	6.1	10.8	0.8	11.8	7.6	15.9	3.9	9.8
TACUAREMBÓ	1.2	16.8	12.3	12.8	13.7	10.8	11.1	5.8	11.2	2.0	13.8	10.6	23.9	4.5	11.5
TREINTA Y TRES	0.6	12.6	12.2	9.8	11.0	6.8	6.8	5.4	9.2	1.5	11.4	10.7	17.8	3.4	11.8
Total país	0.7	14.2	10.6	6.2	6.6	3.8	4.5	5.1	8.3	0.7	13.0	6.1	12.6	2.7	8.6

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011

1.3 La pobreza por departamentos según el método de las NBI ajustado

En esta sección se presenta la estimación de la pobreza por departamento por el método de las NBI ajustado (NBIa de aquí en más), propuesto en la presente investigación. Como se especificara en el apartado metodológico, la medida propone tres cambios en los criterios de medición de la pobreza. Primero, se proponen ajustes en algunos de los indicadores y en el criterio de ponderación (ver Tabla 2).

En segundo lugar, a diferencia del método de las NBI 2011, donde basta con estar privado en un indicador para ser considerado pobre, en el método de las NBIa los indicadores ponderados se suman en un vector de privación C que varía entre 0 (ninguna privación) y 1 (privación en todas las dimensiones) y la identificación de las situaciones de pobreza se realiza estableciendo un umbral (k) en algún lugar de la distribución que puede variar entre $C > 0$ y $C = 1$. En esta sección se coteja el ordenamiento de departamentos que surge de utilizar distintos umbrales de corte (k).

En tercer lugar, la estimación de la pobreza se realiza a través de la familia de índices M_α propuesta por Alkire y Foster (2008) que incluye, además de la tasa de recuento (H), el índice de amplitud de la pobreza (A) y la tasa de recuento ajustada a las dimensiones (M_0).

La Gráfica 2 muestra el porcentaje de personas en situación de pobreza por departamento según distintos umbrales de corte (k). El primer umbral de corte ($k > 0$) identifica como hogares en situación de pobreza a aquellos privados en al menos un indicador, es decir que toman valores mayores a cero en el vector de privaciones C ($C_i > 0$), el criterio coincide con el utilizado por el método de las NBI 2011, según el cual basta con estar privado en un único indicador para ser considerado pobre. El segundo umbral de corte ($k = 0.1$) identifica como pobres a los hogares con valores superiores a 0.1 en el vector de privación C ($C_i > 0.1$), el tercer umbral a los que tienen valores superiores a 0.2 ($C_i > 0.2$) y así sucesivamente.

La Tabla 6 complementa la información mostrando los rankings de departamentos según valores de tasas de recuento de pobreza para distintos umbrales de corte. Se representa con color verde los departamentos ubicados en la parte baja de la distribución, con colores que van del amarillo al naranja

los departamentos con valores medios y con rojo los que se encuentran en las primeras posiciones entre los más pobres.

La pobreza por departamento medida por tasa de recuento NBIa tiene, como es esperable, una incidencia decreciente a medida que aumenta el umbral de corte (k). Para todos los umbrales de corte seleccionados, cinco departamentos del norte y noreste del país se posicionan entre los más pobres por tasas de recuento (Artigas, Salto, Rivera, Tacuarembó y Cerro Largo) con valores que superan el 50% para $k > 0$, se ubican en torno al 30% para $k = 0.1$ y al 20% para $k = 0.2$.

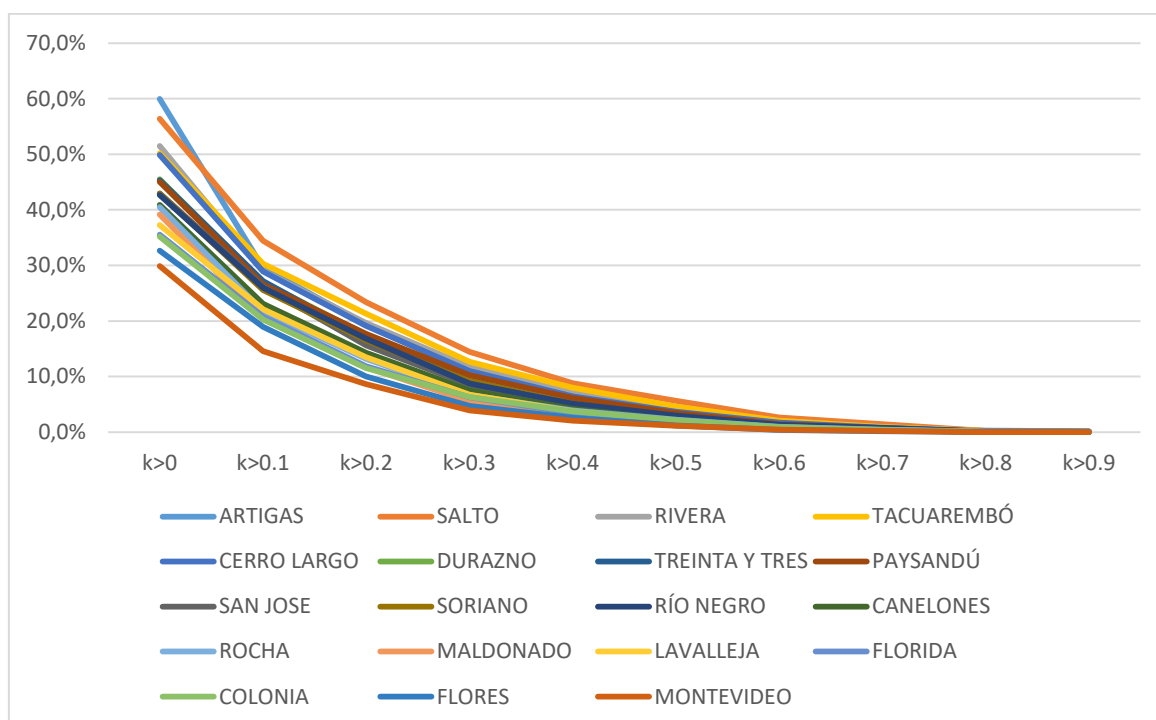
Ahora bien, el orden entre estos varía al considerar distintos k (ver Tabla 3). Artigas se ubica en el primer lugar para $k > 0$, $k = 0.8$ y $k = 0.9$, en los tres casos secundado por Salto. Para los valores de k mayores a 0.1 y menores a 0.8, el departamento con tasas de recuento más altas es Salto, sucedido en todos los casos por Tacuarembó, con excepción de $k = 0.7$, donde el segundo lugar lo ocupa Rivera. Cerro Largo se encuentra, para todos los k , en el cuarto o quinto lugar.

Las tasas de recuento de necesidades básicas ajustadas más bajas se dan, para todos los valores de k , en departamentos del sur del país (Maldonado, Lavalleja, Florida, Colonia, Flores y Montevideo), donde para $k > 0$ no superan en ningún caso el 40%, ubicándose en torno al 20% para $k = 0.1$ y 10% para $k = 0.2$.

Un tercer grupo compuesto por ocho de departamentos completan la distribución, asumiendo valores medios de pobreza. Éstos pueden ser clasificados en tres subgrupos: Rocha y Canelones, presentan para todos los $k < 0.8$, niveles medios bajos de pobreza, inferiores en todos los casos a la mediana (41% para $k > 0$, 22% para $k = 0.1$ y 14% para $k = 0.2$). San José, Rio Negro y Soriano se ubican en torno a la mediana, mientras Paysandú, Durazno, Treinta y Tres la superan.

La información presentada muestra que la tasa de recuento de pobreza medida por NBIa es robusta a diferentes umbrales de corte. Los rankings de departamentos que resultan de aplicar la medida a distintos k se muestran constantes, algo que se ratifica en el análisis de correlación entre rankings donde, para todos los valores de k menores a 0.8, se estiman R de Pearson superiores a 0.9.

Gráfica 2. Tasa de recuento (H) de pobreza de NBI ajustada por departamento para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011 (% personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011

Tabla 6. Posición de departamento en ordenamiento de acuerdo a tasa de recuento (H) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011.

	k>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
MONTEVIDEO	19	19	19	19	19	19	18	18	19	17
ARTIGAS	1	3	4	5	6	5	4	4	1	1
CANELONES	12	12	12	12	12	12	14	16	15	15
CERRO LARGO	5	5	5	4	4	4	5	5	5	4
COLONIA	17	17	17	15	14	14	13	13	16	16
DURAZNO	6	7	7	7	10	7	7	8	14	12
FLORES	18	18	18	18	18	18	19	19	17	11
FLORIDA	16	15	15	16	16	16	15	14	11	14
LAVALLEJA	15	13	13	13	15	15	16	17	12	9
MALDONADO	14	16	16	17	17	17	17	15	10	8
PAYSANDÚ	8	8	6	6	5	6	6	6	6	5
RÍO NEGRO	11	10	9	10	8	8	8	7	8	6
RIVERA	3	4	3	3	3	3	3	2	4	7
ROCHA	13	14	14	14	13	13	12	11	9	10
SALTO	2	1	1	1	1	1	1	1	2	2
SAN JOSE	9	9	11	11	11	11	10	9	13	17
SORIANO	10	11	10	8	9	10	11	12	18	13
TACUAREMBÓ	4	2	2	2	2	2	2	3	3	3
TREINTA Y TRES	7	6	8	9	7	9	9	10	7	19

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011

La Tabla 7 muestra la amplitud (A) de la pobreza a nivel de personas (valor promedio del vector de privaciones para las personas identificadas como

pobres) para distintos umbrales de corte y la Tabla 8 muestra el ranking de departamentos.

La amplitud (A) de la pobreza por departamento muestra patrones de distribución que, en términos generales, convergen con los constatados para el caso de la tasa de recuento. En los departamentos del norte, con porcentajes más altos de pobreza, es donde las personas en situación de pobreza experimentan el fenómeno con mayor intensidad. Por el contrario, en los departamentos del sur, a la vez que presentan valores más bajos de tasa de recuento, las personas en situación de pobreza se encuentran privadas, en promedio, en menos dimensiones.

A pesar de las coincidencias entre ambas medidas, en algunos departamentos destaca diferencias, por ejemplo Artigas si bien se ubicaba entre los departamentos con tasas de recuento más altas, no figura entre los de mayor intensidad cuando se consideran valores de k inferiores a 0.4.

Paysandú, en cambio, que no sobresale entre los departamentos con tasas de recuento más altas, se ubica en los primeros lugares al considerar la amplitud. Algo similar ocurre con Río Negro, que para $k > 0$, $k = 0.3$ y $k = 0.4$ se encuentra entre los cinco departamentos con mayores niveles de amplitud de la pobreza. Es decir, si bien los porcentajes de personas pobres en estos departamentos no son de los más altos del país, las personas en situación de pobreza experimentan el fenómeno con intensidad similar a la de los departamentos más pobres.

Por otra parte, los ordenamientos de departamentos que resultan de estimar la amplitud para distintos umbrales de corte, muestra menores niveles de equivalencia a los registrados para la Tasa de recuento. En particular, los rankings que resultan de estimar el índice A para valores de $k > 0.6$ presentan correlaciones bajas entre sí, así como con los valores menores de k .

Tabla 7. Amplitud (A) de la pobreza de NBI ajustada por departamento para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011 (% personas)

	k>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
MONTEVIDEO	15.5	26.0	33.1	44.3	53.6	60.9	69.9	76.2	87.1	94.2
ARTIGAS	17.4	29.2	36.3	46.2	55.6	63.7	72.4	80.1	89.8	94.7
CANELONES	18.1	27.6	34.9	44.7	53.4	60.8	70.0	76.6	88.3	94.1
CERRO LARGO	19.6	29.6	36.7	46.3	55.1	62.9	71.7	78.3	91.4	93.9
COLONIA	18.2	27.3	36.1	46.2	54.4	61.5	70.1	75.8	87.6	92.5
DURAZNO	19.3	28.5	35.4	45.5	55.0	62.0	69.8	76.5	88.4	94.6
FLORES	17.0	25.0	33.2	44.0	52.0	61.0	71.6	79.2	95.5	95.5
FLORIDA	18.1	26.9	35.1	45.3	54.4	61.9	70.6	77.9	87.2	93.2
LAVALLEJA	18.4	27.1	34.2	44.6	53.3	60.9	69.6	77.3	86.9	91.2
MALDONADO	16.4	26.1	33.8	44.9	54.5	62.3	72.8	79.2	89.5	93.4
PAYSANDÚ	20.0	29.8	36.9	46.3	54.5	61.9	71.5	77.8	90.7	94.0
RÍO NEGRO	19.7	28.6	35.6	46.5	55.2	62.3	71.3	76.0	88.2	92.4
RIVERA	19.9	30.8	38.1	47.5	55.6	62.8	71.1	76.6	87.1	92.2
ROCHA	17.4	27.4	35.0	46.1	54.7	62.1	71.6	77.9	86.7	96.4
SALTO	21.4	31.3	38.6	47.7	56.5	63.1	72.2	78.1	89.5	94.5
SAN JOSE	19.2	27.6	35.7	45.4	54.2	61.3	70.4	76.9	85.4	92.6
SORIANO	19.3	28.4	35.4	44.7	53.2	60.5	69.9	75.5	92.9	92.9
TACUAREMBÓ	21.2	31.2	37.7	47.3	54.9	62.4	71.2	78.3	89.5	93.3
TREINTA Y TRES	19.2	28.0	35.4	45.4	54.2	61.3	71.3	77.5	86.0	90.6
Total país	18.00	28.00	35.00	46.00	54.00	62.00	71.00	77.00	89.00	94.00

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

Tabla 8. Posición de departamento en ordenamiento de acuerdo a Amplitud (A) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011.

	k>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
MONTEVIDEO	19	18	19	18	15	16	17	16	14	6
ARTIGAS	16	6	6	7	3	1	2	1	5	3
CANELONES	14	12	15	16	16	18	15	14	10	7
CERRO LARGO	6	5	5	5	5	3	4	4	3	9
COLONIA	12	14	7	8	12	12	14	18	12	15
DURAZNO	7	8	11	10	6	9	18	15	9	4
FLORES	17	19	18	19	19	15	6	3	1	2
FLORIDA	13	16	13	13	11	11	12	8	13	12
LAVALLEJA	11	15	16	17	17	17	19	11	16	18
MALDONADO	18	17	17	14	10	7	1	2	7	10
PAYSANDÚ	3	4	4	6	9	10	7	9	4	8
RÍO NEGRO	5	7	9	4	4	6	8	17	11	16
RIVERA	4	3	2	2	2	4	11	13	15	17
ROCHA	15	13	14	9	8	8	5	7	17	1
SALTO	1	1	1	1	1	2	3	6	8	5
SAN JOSE	10	11	8	11	13	13	13	12	19	14
SORIANO	8	9	10	15	18	19	16	19	2	13
TACUAREMBÓ	2	2	3	3	7	5	10	5	6	11
TREINTA Y TRES	9	10	12	12	14	13	9	10	18	19

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

La Gráfica 3 muestra el resultado de la tasa de recuento ajustada a las dimensiones (M_0) para distintos k . El M_0 ajusta la tasa de pobreza a la proporción de dimensiones en las que se encuentran privados los pobres,

dando cuenta de dos aspectos complementarios de la pobreza, la incidencia y la intensidad.

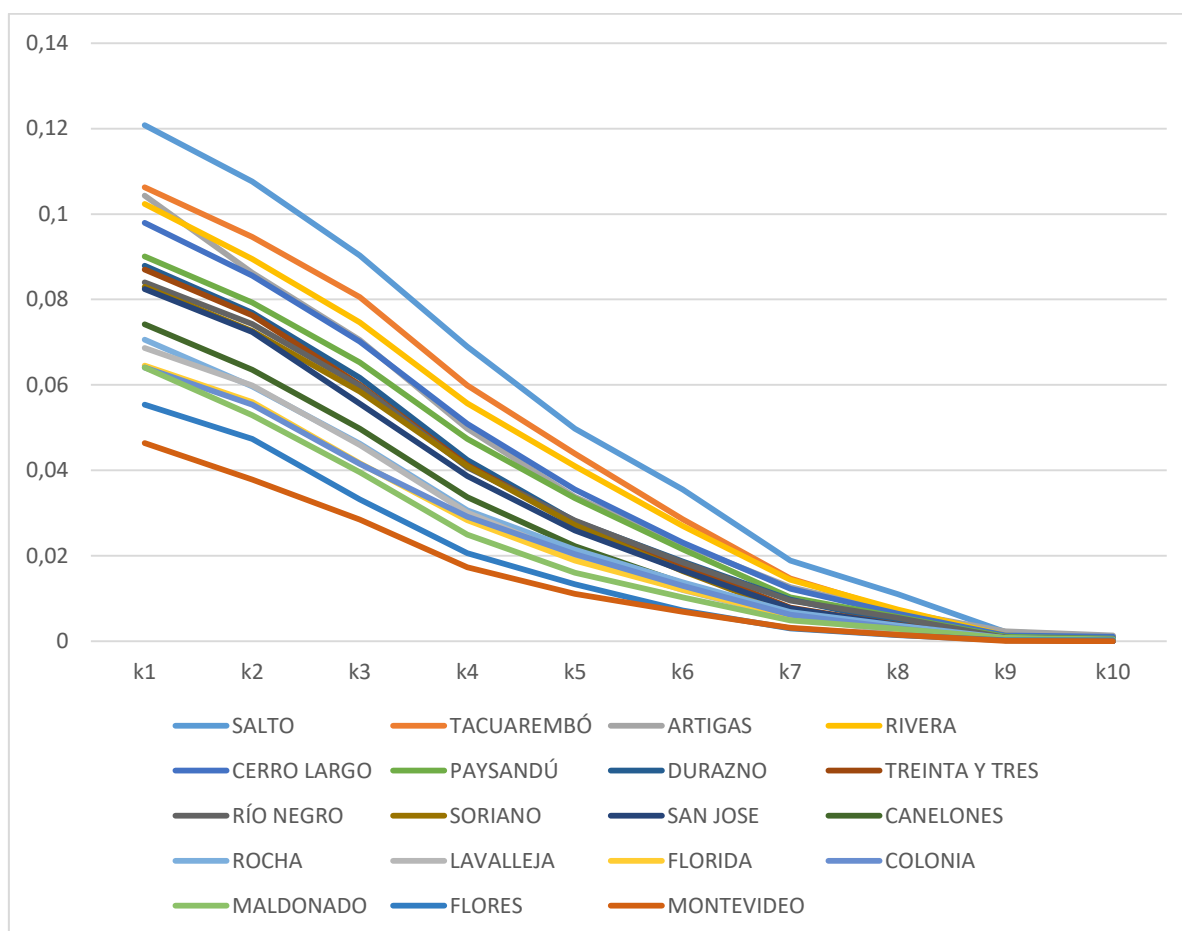
Dada la forma de cálculo de la tasa de recuento ajustada, y teniendo en cuenta la distribución de las medidas H y A , es esperable que la distribución no presente grandes variaciones respecto a lo constatado en los párrafos anteriores. Para todos los valores de k , los niveles más altos de M_0 se dan en los cinco departamentos de norte y noreste del país: Salto, Tacuarembó, Rivera, Artigas y Cerro Largo y el orden entre ellos se mantiene relativamente estable ante distintos umbrales de corte.

Un segundo grupo de departamentos lo componen Paysandú, Durazno y Treinta y Tres; el primero, para todos los valores de $k < 0.9$ se ubica en el sexto lugar entre los departamentos más pobres, Durazno para la mayoría de los umbrales ocupa la séptima posición y Treinta y Tres la octava. Río Negro, Soriano y San José para todos los valores de k , se ubican en torno a la mediana, seguidos por Canelones y Rocha, con valores algo más bajos en todos los casos.

Los niveles más bajos de pobreza, medida por tasa de recuento ajustada, se encuentran en seis de los departamentos del sur. El ordenamiento entre ellos permanece prácticamente inalterado para valores de $k < 0.6$ siendo, de mayor a menor nivel de pobreza: Lavalleja, Florida, Colonia, Maldonado, Flores y Montevideo.

En síntesis, los patrones de distribución de la pobreza medida por tasa de recuento ajustada (M_0) se muestran consistentes ante distintos umbrales de corte. El análisis de correlación de los ordenamientos entre departamentos según niveles de M_0 muestra valores de R de Pearson superiores a 0.9 entre todos los ordenamientos, con excepción de los obtenidos al estimar el índice para $k > 0.8$ y $k > 0.9$. Ello sugiere que la desigualdad en las tasas de pobreza entre departamento es independiente del criterio que se utilice para identificar las situaciones de pobreza

Gráfica 3. Tasa de recuento ajustada (M0) de pobreza de NBI ajustada por departamento para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011 (personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

Tabla 9. Posición de departamento en ordenamiento de acuerdo a Tasa de recuento ajustada a las dimensiones (M0) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, Uruguay 2011.

	k>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
MONTEVIDEO	19	19	19	19	19	19	18	18	19	17
ARTIGAS	3	4	4	5	5	5	4	4	1	1
CANELONES	12	12	12	12	12	13	14	16	15	15
CERRO LARGO	5	5	5	4	4	4	5	5	4	4
COLONIA	16	16	16	15	14	14	13	13	16	16
DURAZNO	7	7	7	7	8	7	7	8	14	12
FLORES	18	18	18	18	18	18	19	19	16	11
FLORIDA	15	15	15	16	16	15	14	15	11	14
LAVALLEJA	14	13	14	14	15	16	16	17	12	9
MALDONADO	17	17	17	17	17	17	17	14	10	8
PAYSANDÚ	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5
RÍO NEGRO	9	9	9	10	7	8	8	7	8	6
RIVERA	4	3	3	3	3	3	3	2	4	7
ROCHA	13	14	13	13	13	12	12	11	9	10
SALTO	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2
SAN JOSE	11	11	11	11	11	10	10	10	13	17
SORIANO	10	10	10	9	10	11	11	12	18	13
TACUAREMBÓ	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3
TREINTA Y TRES	8	8	8	8	9	9	9	9	7	17

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

Esta primera sección del análisis ha aportado evidencias sobre el carácter espacialmente desigual del Uruguay, constatado por la bibliografía nacional desde hace al menos cinco décadas. La desigualdad espacial en las manifestaciones de la pobreza es uno de los aspectos en el que se plasman dichas diferencias y, a nivel departamental, ratifican las brechas regionales ampliamente consensuadas por los resultados de investigaciones antecedentes.

El análisis precedente mostró, en términos generales, convergencia entre los resultados de las tres medidas propuestas en el método de las NBI ajustado y, a su vez, de éstas con las medidas oficiales del ingreso (INE, 2009) y las NBI 2011 (Calvo, et. al.2013). En todos los casos se establece un continuo territorial de acuerdo a la incidencia e intensidad del fenómeno que va desde los departamentos del norte y noreste, que presentan los niveles más altos, pasando por el centro y litoral oeste, hasta los del sur, que presenten los niveles más bajos.

Retomando las definiciones conceptuales de pobreza, los resultados sugerirían que los patrones de desigualdad espacial en la manifestación de la pobreza por departamentos se evidencian tanto en términos de privaciones en el consumo de "requerimientos psicofísicos" mínimos para la subsistencia (Ringen, 2004), como en términos de privaciones en el acceso a satisfactores o recursos que habiliten la consecución de necesidades (Doyal y Gough, 1994) y capacidades (Sen, 2000).

1.4 Selección de un umbral de corte de pobreza para el método de las NBI ajustado.

En los métodos que utilizan múltiples dimensiones para evaluar la pobreza, la identificación supone establecer líneas de corte tanto al interior de los indicadores y dimensiones (z), como entre las dimensiones (k).

En el apartado anterior se estimaron y contrastaron los resultados de tres medidas de pobreza propuestas por Alkire y Foster (2008) para diez umbrales de corte. Teniendo en cuenta los objetivos del presente trabajo, orientados a la descripción y análisis de la desigualdad espacial en la manifestación de la pobreza, más que a la estimación precisa de la magnitud y la intensidad del fenómeno, podría argumentarse que no es necesario seleccionar un único umbral de corte y que, en cambio, proseguir el análisis utilizando múltiples umbrales permitiría dar cuenta de distintos grados de criticidad.

No obstante, la selección de un único umbral de corte (k) para proseguir el análisis resulta pertinente al menos por dos motivos. En primer lugar, en términos conceptuales, los distintos enfoques revisados coinciden en definir la pobreza como una situación de privación. Ya sea en relación a un "mínimo objetivo de condiciones" basados en recursos (Pigou, citado en Boltvinik, 2005:250), satisfactores de necesidades (Doyal y Gough, 1994) o capacidades básicas (Sen, 2000), todas las definiciones se orientan a establecer "síntomas de la pobreza" que permitan delimitar un umbral donde comienza y donde termina el fenómeno (Dubois, 1999). Incluso en la conceptualización relativa, definidas en relación a un estándar de vida (Townsend, 1979), éste se establece en relación a un punto específico en la distribución de bienes que distingue a las personas en situación de pobreza de las que no lo están.

En segundo lugar, en términos metodológico, los resultados de la sección anterior confirman que la distribución espacial de las tres medidas de pobreza se muestran robustas a distintos umbrales de corte. Independientemente del umbral establecido, las medidas de pobreza utilizadas resultaron equivalentes para establecer ordenamientos entre unidades espaciales. Dado esto, es posible proseguir el análisis utilizando un único umbral de corte, asumiendo que los resultados a los que se arribaría al utilizar otros umbrales no presentarían variaciones sustantivas.

La elección del umbral de corte, más allá de la consistencia de la medida, no resulta un aspecto trivial. Como fue mencionado más arriba, han predominado dos procedimientos, el de la unión (identifica como pobres a las unidades privadas en al menos un indicador) y el de la intersección (identifica como pobres a las unidades privadas en todos los indicadores). En los antecedentes regionales y nacionales ha predominado el primero (Feres y Mancero, 2001, Calvo, et. al., 2013). Los argumentos se sustentan en el carácter insustituible de las dimensiones, ya sea en término de necesidades que garantizan la supervivencia o de derechos inalienables.

Para la medida propuesta en esta investigación se planteó una revisión del método de las NBI 2011, en función del cual se establecieron umbrales más exigentes al interior de los indicadores y se redefinió la estructura de pesos. Si bien, cada uno de los indicadores supone situaciones de privación, es discutible que por sí solos constituyan una situación de pobreza.

Por ejemplo, un hogar que reside en una vivienda de materiales livianos o que no tiene acceso a teléfono o internet enfrenta claramente una situación de privación. Pero ello de por sí podría no suponer un riesgo para la supervivencia, la autonomía o la integración social (Doyal y Gough, 1994), ni constituir una privación instrumental que cercena las capacidades de ser o hacer lo que estima (Sen, 2000) o una imposibilidad de compartir los estándares de vida de la sociedad uruguaya al año 2011 (Townsend, 1979). Según Alkire y Foster (2008), especialmente cuando se consideran medidas de pobreza con muchos indicadores o con indicadores que trascienden las dimensiones tradicionalmente consensuadas, una alternativa a los enfoques de la unión y la intersección es establecer una línea de corte intermedia entre $k > 0$ y $k = d$. En lo que sigue del trabajo se adopta este enfoque.

Evaluados distintos umbrales de corte, y habiendo establecido que resultan robustos, se opta por proseguir el análisis con la línea de corte $k = 0.1$. Se identifican como personas en situación de pobreza a aquellas que integran hogares en los que vector de conteo de privaciones (C_i) presenten valores superiores a 0.1 ($\rho_k(y_i; z) = 1$ siempre que $C_i > 0.1$ y $\rho_k(y_i; z) = 0$ de lo contrario).

El umbral $k = 0.1$ asegura que las privaciones en los indicadores tradicionalmente consensuadas en el enfoque de las necesidades básicas (agua potable, servicio higiénico, electricidad y asistencia a educación en

menores) sean identificadas por si mismas como situaciones de pobreza (cada una de ellas tiene un peso de 0.167). Tanto en términos de necesidades humanas, como de capacidades, se entiende que estos indicadores dan cuenta de recursos fundamentales para evitar la pobreza.

Sin embargo, en las dos dimensiones en las que se aplican umbrales más exigentes y se agregaron indicadores (vivienda decorosa y artefactos de confort), se requiere de la combinación de al menos dos indicadores de privación para identificar esas como situaciones de pobreza. Esto pretende evitar incluir en la identificación de pobreza situaciones que el juicio general sobre el fenómeno indica que no lo son, afectando así la validez aparente de la medida.

1.5 Análisis exploratorio de datos espaciales de pobreza a nivel sub-nacional

Las brechas departamentales en la distribución espacial de la pobreza resultan pertinentes para el análisis de la desigualdad espacial dada la relevancia de la escala en términos de organización política del espacio. Sin embargo, en Uruguay distintos trabajos han mostrado que “la diferenciación socioeconómica y las desigualdades socio territoriales, se manifiestan no solamente a “nivel intra-regional” (entre diferentes departamentos); sino especialmente a “nivel intra-departamental” (Veiga, 2015:39).

Más allá del continuo territorial que puede establecerse de norte a sur, al considerar niveles mayores de desagregación, se evidencia una heterogeneidad de situaciones que se expresa en profundas desigualdades espaciales intra-regionales e intra-departamentales (Veiga, 2015, Rodríguez Miranda, 2014, Mascheroni, 2017).

En este apartado se busca avanzar en el análisis de la desigualdad espacial a nivel subnacional, estudiando a través de procedimientos de Análisis Exploratorio de Datos Espaciales la distribución de la pobreza a nivel de sección y segmento censal, segundo y tercer nivel de agregación geoestadística utilizada por el INE.

Se prioriza la descripción de los patrones de desigualdad espacial de la incidencia e intensidad de la pobreza, el análisis de la asociación espacial entre las tres medidas consideradas (H , A y M_0), la identificación de casos atípicos (*spatial outliers*) y el análisis de autocorrelación espacial.

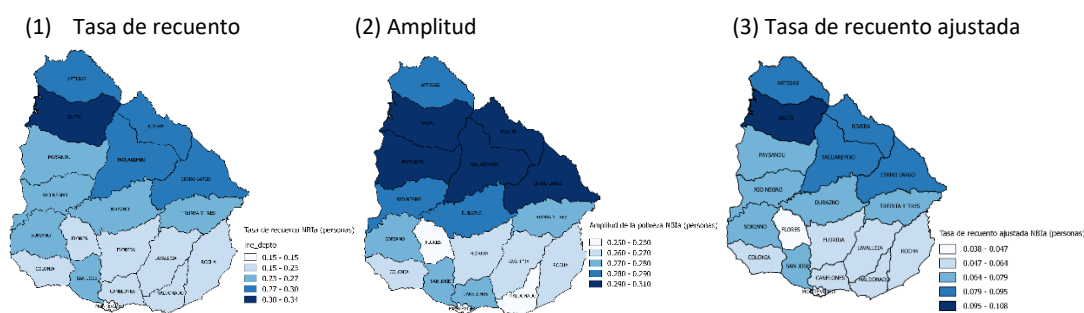
En concreto se procede de la siguiente forma: en primer lugar se analiza la dispersión de las medidas de pobreza al interior de los departamentos, seguido de ello se presentan mapas temáticos de cortes naturales y por último se procede al análisis de autocorrelación espacial global y local, de las tres medidas de pobreza.

1.5.1 Análisis de dispersión intra-departamental de la pobreza

La Figura 14 muestra la distribución de las tres medidas de pobreza de NBIa para el umbral de corte $k=0.1$ a nivel de departamentos. Los resultados, ya comentados en la sección anterior, confirman la heterogeneidad espacial en la incidencia e intensidad del fenómeno y la conformación de un conglomerado de departamentos al norte del país con niveles altos en las tres medidas.

Ahora bien, en línea con lo planteado por Rodríguez Miranda, "si bien se confirma, en términos generales, el mejor posicionamiento relativo de los departamentos del sur, el este y el litoral oeste sobre los del norte y el noreste (y algunos del centro), dentro los departamentos también hay heterogeneidades que es importante considerar" (2014:15).

Figura 14. Mapas de tasa de recuento (H), Amplitud (A) y Tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por departamento, Uruguay 2011 (personas), $k=0.1$



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

Una primera forma de dar cuenta de la heterogeneidad intra-departamental es a través del análisis de dispersión de las medidas de pobreza al interior de cada departamento.

La Tabla 10 muestra el coeficiente de variación a nivel de secciones y segmentos censales de las tres medidas de pobreza. Se registran niveles medios y altos de dispersión, tanto entre secciones, como entre segmentos

censales. Los resultados sugieren la existencia de heterogeneidad espacial en los resultados intra-departamentales y, por tanto, pautas de desigualdad espacial no necesariamente constatadas en el análisis departamental.

En Montevideo y Maldonado se encuentran los niveles más altos de dispersión en la incidencia de la pobreza, tanto a nivel de secciones como de segmentos. Lavalleja y Treinta y Tres y Cerro Largo también destacan por niveles altos de dispersión en los valores de la tasa de recuento a nivel de sección censal y Rocha, Colonia y Florida por niveles altos de dispersión a nivel de segmentos.

Respecto a la intensidad de la pobreza, tanto Montevideo como Maldonado presentan niveles altos de dispersión a nivel de sección, sin embargo el primero se muestra una distribución más homogénea si se consideran los segmentos censales. Otros departamentos que destacan por niveles altos de dispersión en los valores de la amplitud son: Lavalleja a nivel de sección censal y Cerro Largo, Rocha y Rivera a nivel de segmento.

Las dos últimas columnas de la Tabla 10 muestran los coeficientes de variación de las tasas de recuento ajustadas (M_0). A nivel de sección censal, los niveles más altos de dispersión en los resultados se registran en Cerro Largo, Maldonado, Treinta y Tres y Montevideo. A nivel de segmentos en Maldonado, Montevideo y Rocha. Destaca el hecho que, dos de los departamentos con menores niveles de pobreza (Maldonado y Montevideo), se encuentran entre los de mayor heterogeneidad. En el otro extremo, Río Negro y Durazno, ambos departamentos con niveles medios de pobreza, se encuentran a su vez, tanto a nivel de sección como de segmento, entre los departamentos más homogéneos.

Tabla 10. Coeficiente de variación de tasa de recuento (H), amplitud (A) y tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa a nivel de sección y segmento censal por departamento, Uruguay 2011 (personas) $k=0.1$.

	Tasa de recuento		Amplitud		Tasa de recuento ajustada (M0)	
	Sección	Segmento	Sección	Segmento	Sección	Segmento
MONTEVIDEO	.63	.94	.63	.40	.83	1.40
ARTIGAS	.38	.64	.38	.43	.68	1.04
CANELONES	.24	.68	.24	.34	.32	.95
CERRO LARGO	.48	.68	.48	.50	.91	1.03
COLONIA	.35	.78	.35	.32	.51	1.03
DURAZNO	.24	.55	.24	.29	.31	.79
FLORES	.31	.56	.31	.24	.40	.70
FLORIDA	.35	.74	.35	.34	.51	1.15
LAVALLEJA	.56	.71	.56	.32	.77	.92
MALDONADO	.68	1.06	.68	.48	.88	1.52
PAYSANDÚ	.20	.68	.20	.41	.29	1.11
RÍO NEGRO	.24	.52	.24	.28	.36	.77
RIVERA	.35	.68	.35	.44	.48	1.00
ROCHA	.41	.80	.41	.45	.63	1.29
SALTO	.31	.66	.31	.42	.46	.97
SAN JOSE	.25	.62	.25	.34	.32	.98
SORIANO	.31	.63	.31	.33	.45	.95
TACUAREMBÓ	.39	.63	.39	.41	.62	.92
TREINTA Y TRES	.48	.65	.48	.33	.86	.91

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

1.5.2 Análisis de mapas temáticos de pobreza

El análisis de los coeficientes de variación de las medidas de pobreza brinda un primer acercamiento a la dispersión de los niveles de pobreza al interior de los departamentos. Pero queda abierta la pregunta sobre los patrones espaciales que sigue esa variabilidad. Las figura 12, 13 y 14 presentan los mapas temáticos de cortes naturales de las tres medidas de pobreza a nivel de secciones y de segmentos censales a modo de primera aproximación al análisis de heterogeneidad y dependencia espacial.

Los mapas dan cuenta de heterogeneidad espacial en las tres medidas de pobreza, ratificando en general los patrones de desigualdad espacial constatados en el análisis departamental. La mayoría de las unidades espaciales con valores altos de pobreza se ubican al norte y el noreste del Uruguay, mientras en el sur y parte del litoral, la mayoría son clasificadas en los intervalos inferiores.

Ahora bien, más allá de la convergencia, los mapas a nivel de sección y segmento dan cuenta de algunos rasgos singulares de la desigualdad espacial

en las tasas de la pobreza. Se evidencian situaciones de heterogeneidad espacial intra-departamental, lo que insinúa que las brechas regionales en los resultados alcanzados por la población uruguaya, convive con situaciones de desigualdad espacial intra-regionales, en pequeñas escalas.

A nivel de sección censal las que tienen mayor porcentaje de personas en situación de pobreza (Figura 15-Mapa 1), graficadas con color azul y azul oscuro, se ubican en su mayoría en el norte y noreste. Sin embargo, el análisis intra-departamental devela que cinco de las secciones con mayor proporción de personas en hogares pobres se ubican en Lavalleja y Maldonado, dos departamentos que, en términos agregados, destacan por niveles bajos de pobreza. A la inversa, en los departamentos del norte y noreste, se aprecian secciones con valores medios-bajos y bajos, graficados con color celeste claro y blanco, lo que dando cuenta que la concentración de la pobreza en esta región, no se da de forma espacialmente homogénea.

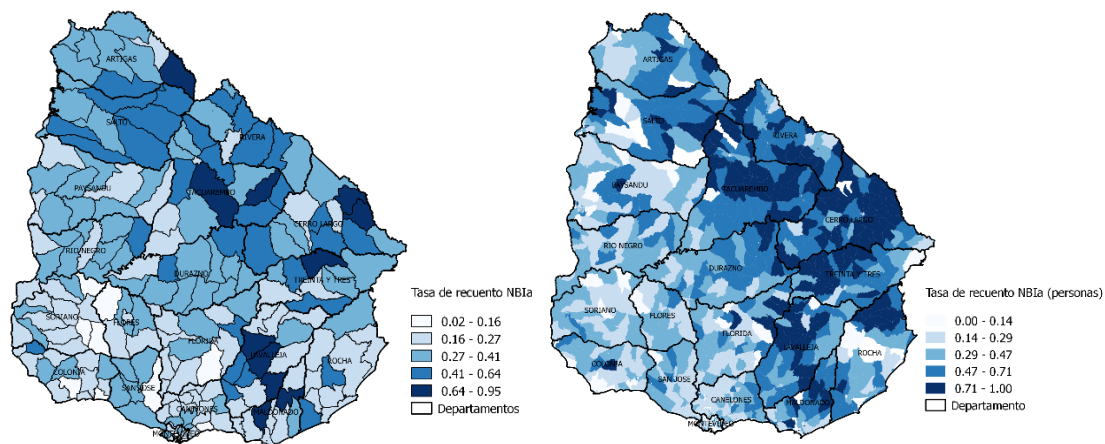
El análisis a nivel de segmento censal brinda información adicional respecto a la desigualdad espacial de la pobreza. En la Figura 15 -Mapa 2 destaca la conformación de un continuo de unidades espaciales graficadas en azul oscuro, con niveles muy altos de pobreza, que se extienden desde segmentos del sur, correspondientes a Maldonado, pasando por Lavalleja y Florida, adquiriendo mayor predominancia en tanto se avanza hacia el norte. Por el contrario, en la mayoría de los segmentos del litoral y del suroeste los niveles de pobreza se ubican en rangos medios y bajos.

Por otra parte, el análisis a nivel de segmentos es fecundo para identificar unidades atípicas; pequeñas manchas blancas en medio de conglomerados azules y azules oscuros en el noreste, así como segmentos azules y azules oscuros en la zona sur. En San José, Flores, Soriano, Canelones y Rocha, donde el análisis a nivel de sección censal no había identificado ninguna unidad con niveles medios altos o altos de la pobreza, se constata, al disminuir la escala de análisis, unidades espaciales clasificadas en intervalos altos.

Figura 15. Mapas de Tasa de recuento (H) de la pobreza de NB1a por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (personas) k=0.1

(1) Secciones censales

(2) Segmentos censales



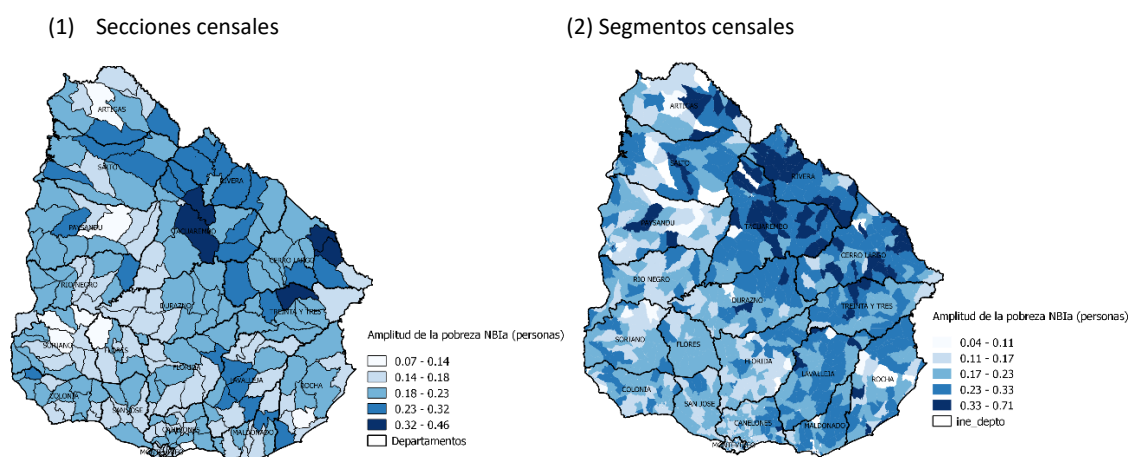
Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

La amplitud de la pobreza (A) (Figura 16) también muestra una distribución espacialmente heterogénea que, en general, convergen con los patrones descritos para la tasa de pobreza. En el Mapa 1 de la Figura 16, la mayoría de las secciones censales identificadas con niveles medios altos y altos de A, coinciden con las clasificadas como de alta incidencia en el análisis de Tasa de recuento (Figura 15). Es decir, a la vez que se registran las proporciones más altas de personas residiendo en hogares en situación de pobreza, es también donde las situaciones de pobreza se experimentan con mayor intensidad.

En cambio, en las secciones del sur y el litoral, la amplitud de la pobreza se ubica, en términos generales, en niveles medios-bajos y bajos. Estas no solo son las secciones con menor proporción de personas en situación de pobreza, sino que son también las secciones donde en promedio, los pobres están privados en menos dimensiones.

A nivel de segmento (Figura 16-Mapa 2), la amplitud de la pobreza mantiene en grandes rasgos los patrones de heterogeneidad espacial descritos a nivel de sección censal. Sin embargo, si se compara su distribución con la de la tasa de recuento (Figura 15-Mapa 2), se advierten menores niveles de aglomeración de unidades espaciales con valores altos de A.

Figura 16. Mapas de Amplitud (A) de la pobreza de NBIA por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

La tasa de recuento ajustada (M_0) ofrece una síntesis de la incidencia e intensidad de la pobreza, conjungando los mapas temáticos varios de los aspectos señalados anteriormente (Figura 17).

Destaca una distribución espacialmente heterogénea de los niveles de pobreza, que tiende a asumir los valores más altos en las unidades espaciales del norte y noreste y los más bajos en las del sur. Además, la distribución espacial de M_0 insinúa cierto grado de autocorrelación espacial positiva que parecería intensificarse al considerar segmentos censales.

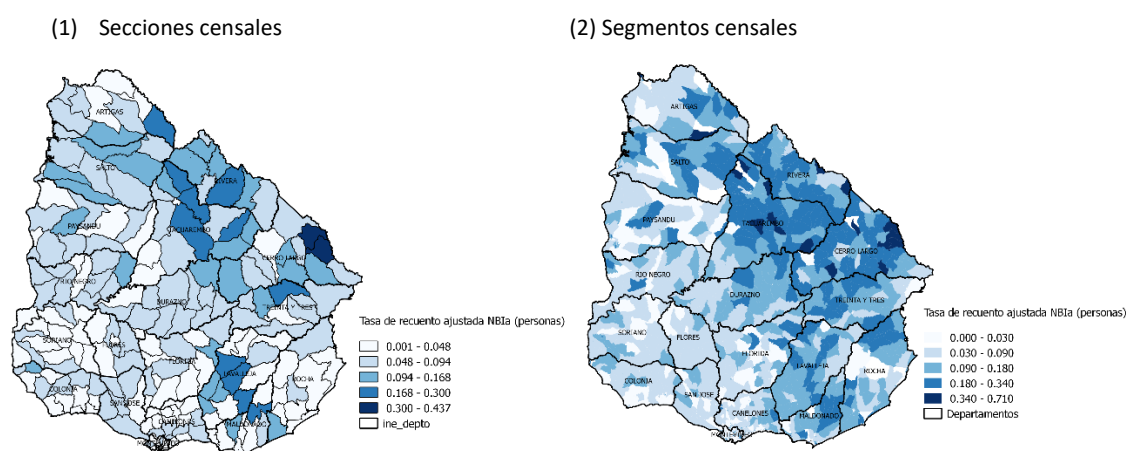
Como aspecto singular puede señalarse que, a nivel de secciones censales (Figura 17-Mapa 1), la clasificación por cortes naturales agrupa únicamente dos secciones en el intervalo superior, ambas en el departamento de Cerro Largo. En el intervalo medio-alto se registran secciones de Maldonado, Lavalleja, Treinta y Tres, Tacuarembó, Rivera y Artigas. Llama la atención que en Salto, donde los niveles de pobreza en términos agregados son los más altos del país, no se registre ninguna sección con niveles medios-alto o altos de pobreza.

Los resultados a nivel de segmentos censales (Figura 17 -Mapa 2) sopesan de cierta forma las tendencias observadas en la distribución de H y la A (Figura 15 -Mapa 2 y Figura 16-Mapa 2). En el primer caso la heterogeneidad espacial se traduciría en una tendencia a la aglomeración espacial de las unidades, en el segundo esta tendencia, si bien se mantiene, no parece tan clara y, en

cambio, la distribución en algunas regiones del país aparenta cierta aleatoriedad.

La tasa de recuento ajustada (M_0) muestra una situación intermedia donde, si si bien se advierte cierta tendencia a la distribución aleatoria de los segmentos según sus niveles de pobreza en algunas regiones del país (en particular en el litoral y en el centro), se advierte la conformación de un conglomerado relativamente homogéneo que se extiende de sureste a norte.

Figura 17. Mapas de Tasa de recuento ajustada (M_0) de la pobreza de NBla por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (personas) $k=0.1$



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

En síntesis, el análisis de mapas temáticos confirma en buena medida lo anunciado en el análisis por departamentos respecto a una distribución espacialmente desigual de los niveles de pobreza entre regiones del Uruguay, ratificando a su vez la evidencia mostrada por los antecedentes de investigación (CLAEH, 1963, Lombardi y Veiga, 1979, DGEC, 1990, Pellegrino y González Cravino, 1995, Calvo, 1999, Calvo et. al 2013, Veiga, 2015).

Como señalara Calvo, Uruguay presenta "una geografía de la pobreza con regiones muy distintas entre sí..." (1999:23). El análisis a nivel de sección y segmento, permite mostrar que estas regiones, no están circunscriptas a los límites departamentales. En cambio, parecerían conformarse un continuo de unidades espaciales, que va desde el sureste hacia el norte, atravesando, departamentos con niveles bajos, medios y altos de pobreza.

Adicionalmente, y más allá de la tendencia a la aglomeración, se constata una fuerte desigualdad espacial intra-departamental que, entre sus rasgos distintivos, cuenta con la presencia de unidades espaciales con valores

atípicamente altos (o bajos) dada su localización, lo que ilustra la dispersión interna de los resultados departamentales y sugiere, como señala Veiga (2015), la conformación de micro-espacios de pobreza distribuidos de forma dispersa en medio de contextos prósperos.

1.5.3 Análisis de autocorrelación espacial de la pobreza

El análisis de mapas temáticos permitió ilustrar aspectos específicos de la desigualdad espacial a nivel sub-nacional, confirmado para las dos escalas una fuerte heterogeneidad espacial en las tres medidas de pobreza. Además, en parte del territorio nacional se observaron agrupamientos homogéneos de unidades espaciales con valores similares de pobreza, así como casos espacialmente atípicos.

Con el propósito de profundizar en las tendencias descritas, en esta sección se desarrolla un análisis de autocorrelación espacial que permite realizar inferencias estadísticas sobre el efecto, cuantificar su sentido y magnitud e identificar patrones locales de heterogeneidad espacial. .

La Tabla 11 muestra los resultados del I de Moran a nivel de sección y segmento censal para las tres medias de pobreza. Las estimaciones se realizan para el total país y para el total país excluyendo a Montevideo y el Área Metropolitana de Montevideo (MAMM).

El I de Moran ofrece un resumen global de la tendencia a la autocorrelación espacial de las medidas de pobreza. Puede asumir como resultado valores en un rango entre -1 (autocorrelación espacial inversa) y 1 (autocorrelación espacial positiva), pasando por cero (ausencia de autocorrelación espacial). La inferencia para el I de Moran se basa en la hipótesis nula de la distribución espacialmente aleatoria de las observaciones. Para el contraste se utiliza el pseudo valor p calculado a partir de permutaciones (Anselin, 2006).

Dado que la autocorrelación espacial se define en función de la similitud (o disimilitud) de los valores de una variable en unidades espaciales vecinas, un paso previo al cómputo del estadístico es definir cuáles son las unidades vecinas bajo consideración. En lo que sigue se calcula el I de Moran para tres criterios de vecindad distintos, de modo de evaluar los resultados ante distintas definiciones.

El primer aspecto a señalar es que en todos los casos se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria de las unidades espaciales según tasas de pobreza. En las dos escalas espaciales, para las tres medidas de pobreza, tanto al considerar el total país, como al excluir del análisis a Montevideo y el Área Metropolitana, para los tres criterios de vecindad utilizados, se confirma presencia de autocorrelación espacial positiva, lo que implica cierta tendencia de las medidas de pobreza a asumir valores similares en unidades espaciales vecinas.

Lo anterior implica que, en línea con lo mostrado en los mapas temáticos, la desigualdad espacial de la pobreza en Uruguay, a nivel sub-nacional, tiene entre sus características distintivas una distribución espacialmente heterogénea, que asume como patrón específico la tendencia a la aglomeración de las unidades espaciales con valores similares. La desigualdad espacial se manifiesta así no solo en las brechas en los resultados de pobreza entre distintos espacios, sino también en el distanciamiento físico de las unidades espaciales con resultados opuestos.

Por otra parte, como es esperable, la magnitud de la autocorrelación espacial aumenta en la medida que se disminuye la escala del análisis. El efecto responde a la sensibilidad propia de este tipo de índices al problema de la unidad de área modificable, dificultando la comparación de tendencia y magnitudes entre escalas (Rodríguez, 2016).

No obstante la existencia de autocorrelación espacial positiva estadísticamente significativa en todas las opciones consideradas, la magnitud del efecto varía ante distintos criterios. La magnitud de la autocorrelación, tanto a nivel de secciones censales como de segmentos, es mayor al incluir en el análisis a Montevideo y el Área Metropolitana, que al excluirlo.

Montevideo presenta niveles bajos en las tres medidas de pobreza, sin embargo internamente los resultados muestran una alta dispersión (ver Tabla 10) que, como se ha mostrado en la bibliografía antecedente, se caracteriza por una tendencia a la homogenización espaciales en los niveles de pobreza (Kaztman y Retamoso, 2005, Aguiar y Filardo, 2015, Aguiar, 2016, Serna y González, 2017), hecho que se refuerza al incluir en el análisis el área metropolitana (Borrás, 2019).

La dependencia espacial interna en los niveles de pobreza en Montevideo y el área metropolitana, es captada por la estimación del I de Moran a nivel subnacional, potenciando la magnitud del efecto. Ante resultados similares, otros trabajos han señalado que la inclusión de Montevideo en el análisis subnacional podría suponer ciertos sesgos, dado su comportamiento atípico respecto al resto del país (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015).

Por otra parte, los resultados permiten confirmar y cuantificar la imagen descrita en las figuras 15, 16 y 17; la dependencia espacial a nivel de secciones censales asume magnitudes similares en las tres medidas de pobreza.

Tabla 11. Índice de autocorrelación espacial de Moran de tasa de recuento, amplitud y tasa de recuento ajustada de pobreza de NBla por sección y segmento censal según distintos criterios de vecindad, Uruguay y Uruguay sin Montevideo y área metropolitana de Montevideo 2011 (personas), $k=0.1$

Criterios de vecindad	Medida de pobreza	I Moran Sección	I Moran Sección sin MAMM	I Moran Segmentos	I Moran Segmentos sin MAMM
Seis vecinos más cercanos	Tasa de recuento (H)	0.395	0.268	0.509	0.422
	Amplitud (A)	0.431	0.264	0.412	0.286
	Tasa de recuento ajustada (M0)	0.32	0.248	0.431	0.374
Criterio Reina	Tasa de recuento	0.396	0.269	0.594	0.495
	Amplitud	0.452	0.298	0.489	0.342
	Tasa de recuento ajustada	0.336	0.265	0.52	0.454
Criterio Torre	Tasa de recuento	0.396	0.271	0.599	0.5
	Amplitud	0.452	0.299	0.492	0.345
	Tasa de recuento ajustada	0.338	0.267	0.525	0.459

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Todos los resultados son significativos con un pseudo valores p en todos los casos ≤ 0.001 estimado en base al criterio de 999 permutaciones

El I de Moran constató presencia de autocorrelación espacial en las tasas de pobreza, el análisis a través de Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA) permite profundizar en la descripción de dichos patrones locales de desigualdad espacial; conglomerados internamente homogéneos y casos atípicos.

En los mapas que se presentan a continuación (Figura 18, 19 y 20) se clasifican las secciones y los segmentos en cinco grupos; unidades donde no se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria de la pobreza (graficadas en blanco), unidades espaciales con autocorrelación espacial positiva, entre las que se distinguen aquellas que conforman conglomerados homogéneos de alta pobreza (graficadas en rojo) y los conglomerados de baja pobreza (graficadas en azul) y unidades atípicas, con niveles bajos de pobreza,

rodeadas de unidades con niveles bajos (graficados en celeste) y viceversa (graficados en rosado).

En el análisis de autocorrelación espacial local desarrollado a continuación se excluye a Montevideo y el Área Metropolitana de Montevideo, los patrones de heterogeneidad espacial que surgen en su interior serán abordados de modo específico en la próxima sección.

Un primer aspecto que se constata en el análisis local de las tres medidas de pobreza, tanto a nivel de secciones como de segmentos, es que en buena parte del territorio nacional no se rechaza la hipótesis nula de distribución espacial aleatoria de la pobreza. Por tanto, si bien una característica distintiva de la desigualdad espacial está dado por la tendencia a la conformación de conglomerados homogéneos, esta tendencia no se manifiesta de modo espacialmente uniforme.

Un segundo aspecto a destacar es la identificación, para las tres medidas de pobreza, tanto a nivel de sección como de segmentos censales, de conglomerados de autocorrelación espacial positiva donde se aglomeran, por un lado, unidades con niveles altos de pobreza y, por otro, unidades con niveles bajos. A esto se suma, para las tres medidas y en las dos escalas espaciales, casos de autocorrelación local inversa, donde las unidades espaciales muestran valores atípicos de pobreza dada su localización.

La Figura 18 muestra los mapas de autocorrelación espacial local para la tasa de recuento (H). A nivel de sección censal (Mapa 1) se identifican cinco conglomerados de autocorrelación positiva de pobreza alta; tres se ubican en el noreste, en secciones fronterizas con Brasil. Uno pequeño al norte de Rivera, otro que abarca buena parte de Rivera y el este de Tacuarembó y un tercero que se ubica en el centro y este Cerro Largo. Uno cuarto conglomerado se extiende desde el este de Salto hasta el norte de Tacuarembó. Por último, se registran un quinto conjunto de secciones censales con una incidencia homogéneamente alta de pobreza en Lavalleja.

Al sur del país se constata un extenso conglomerado de autocorrelación espacial positiva con niveles homogéneamente bajos de pobreza, que se extiende de forma continua desde el sureste de Canelones hasta el norte de Soriano, pasando por el sur de Florida, San José, Colonia y Soriano.

El mapa se completa con un conjunto de secciones con autocorrelación espacial negativa; en Colonia y Soriano, dos departamentos caracterizados

por amplios conglomerados de baja pobreza, se identifican secciones con niveles atípicamente altos. Por el contrario, en Artigas, Rivera, Tacuarembó, Cerro Largo y Lavalleja, departamentos donde sobresalen conglomerados de alta pobreza, hay secciones con niveles atípicamente bajos. Maldonado, Rocha y Treinta y Tres, si bien no registran secciones censales con autocorrelación positiva, si presentan casos atípicos.

A nivel de segmento censal se amplía la extensión de los conglomerados de alta pobreza, identificándose situaciones de autocorrelación positiva alta-alta en todos los departamentos con excepción de Río Negro, Flores y Colonia. Como ya se ha señalado, el aumento de los niveles de autocorrelación espacial son esperables al disminuir la escala del análisis, lo que llama a ser cauteloso en la comparación entre secciones y segmentos.

La Figura 18-Mapa 2 da cuenta de la conformación de un conjunto extenso y relativamente contiguo de segmentos, ya insinuado en el mapas temáticos 2 de la Figura 15, que se extiende desde el sur de Artigas, pasando por la mayor parte de Salto, Rivera, Tacuarembó, Cerro Largo, el este de Durazno, Treinta y Tres, el norte de Rocha, Maldonado, Lavalleja y unas pocas unidades de Florida, limítrofes a Lavalleja.

Además, se identifican pequeños conglomerados dispersos de alta pobreza en Paysandú y Soriano. En San José y Canelones, si bien en el análisis presentado tampoco se registran aglomeraciones de pobreza alta, al incluir los segmentos correspondientes al área metropolitana de Montevideo si surgen conglomerados de alta pobreza, aspecto sobre el que se profundizará en la próxima sección.

A diferencia de lo que sucede con la autocorrelación positiva de alta pobreza, en las estimaciones locales a nivel de segmentos el conglomerado de baja pobreza identificado en el análisis por secciones, que abarcaba buena parte de los departamentos del sur, se diluye.

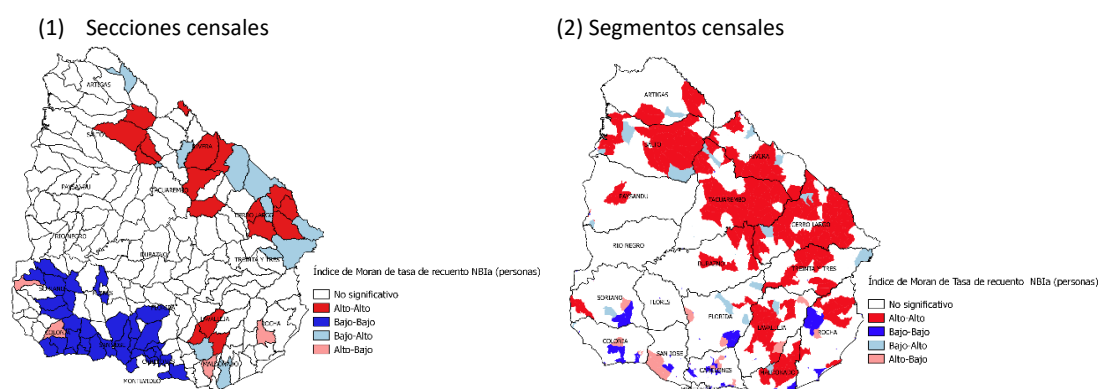
El resultado podría suponer que, si bien nivel de sección censal la zona sur del país constituye un conjunto relativamente homogéneo de baja pobreza, al considerar niveles más altos de desagregación aflora cierta heterogeneidad espacial interna, caracterizada por una distribución aleatoria de las observaciones.

Un aspecto distintivo de la autocorrelación espacial positiva de baja pobreza es la conformación de múltiples conglomerados muy pequeños de baja

pobreza que, a modo de archipiélagos, se extienden a lo largo de los 18 departamentos. Se trata en su mayoría de conjuntos de segmentos correspondientes a áreas centrales de localidades urbanas del interior de país. Por último, respecto a los valores atípicos, en el sur se registran algunos segmentos con niveles particularmente altos de pobreza, alternados en zonas de baja pobreza. Por otra parte, en la mayoría de los departamentos se observa la situación inversa, segmentos con niveles bajos de pobreza, rodeados por segmentos con niveles altos.

Los resultados abonan la idea que la tendencia a la aglomeración de las unidades espaciales en conjuntos con niveles homogéneos de alta y baja pobreza, convive con procesos de diferenciación intra-departamental y la conformación de micro-espacios (segmentos en este análisis) de alta o baja pobreza en contexto marcados por situaciones inversas. Lo anterior abonaría la hipótesis de procesos de fragmentación social a pequeña escala planteada por Mascheroni (2017).

Figura 18. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de de recuento (H) de la pobreza de NBIA por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (no incluye Montevideo y el Área Metropolitana) (personas) $k=0.1$



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos.

En el análisis de autocorrelación espacial local de la amplitud de la pobreza (A), tanto a nivel de secciones censales como de segmentos, se observa la conformación de un conglomerado homogéneo de alta intensidad en el noreste del Uruguay (Figura 19). La concentración de porcentajes altos de la pobreza, converge con niveles altos de intensidad, dando cuenta de la virulencia del fenómeno en esta zona del país.

En el análisis a nivel de sección censal (Figura 19-Mapa 1) el conglomerado de secciones con valores altos de A abarca parte de Tacuarembó y Cerro Largo y casi la totalidad de Rivera. La mayoría de las unidades han sido calificadas en el grupo de autocorrelación positiva alta-alta en el análisis de tasa de recuento, ilustrando la asociación espacial en la distribución de ambas medidas.

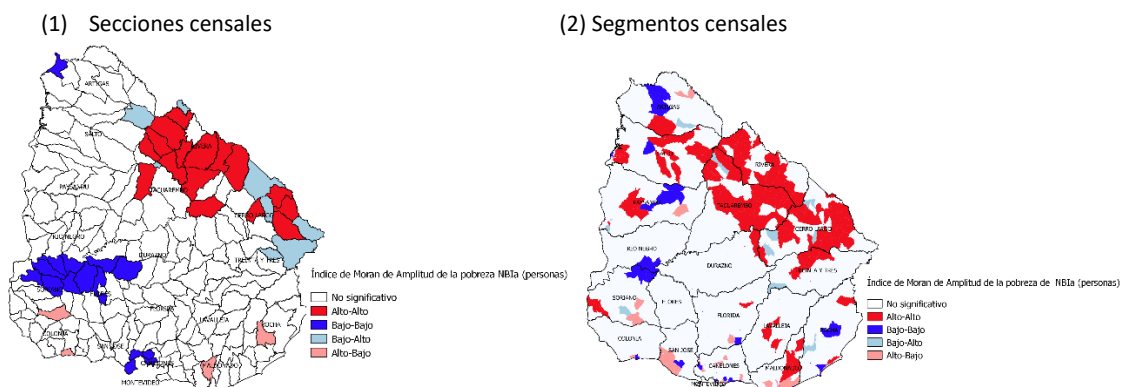
En el análisis a nivel de segmentos censales (Figura 19-Mapa 2) la superficie del conglomerado de alta intensidad se extiende hacia el norte, a unidades de Salto y Artigas, y al sur, sobre Treinta y Tres y Durazno. Además, algunos de los segmentos que conformaban el conglomerado con valores altos de H en los departamentos de Lavalleja, Maldonado y Rocha (Figura 18-Mapa 2), conforman pequeños aglomerados de alta amplitud, que se suman a otros también dispersos en Paysandú, Soriano y Florida.

No obstante lo anterior, la extensión del conglomerado de alta amplitud es de menor envergadura que el registrado para la tasa de recuento. En particular en los departamentos del este y sureste (Treinta y Tres, Lavalleja, Rocha y Maldonado), donde se registra una superficie relativamente extensa de autocorrelación espacial local positiva alta-alta de H , se da una distribución aleatoria de A .

Por otra parte, la autocorrelación espacial local positiva de baja amplitud (A) da cuenta de la conformación de conglomerados medianos y pequeños que se distribuyen de modo relativamente disperso a través de todo el país.

Se confirman así mismo situaciones atípicas, que siguen un patrón similar al de la tasa de recuento. En el sur, donde prevalecen situaciones de baja amplitud de la pobreza, se identifican casos atípicamente altos, mientras en el norte y noreste, se da la situación inversa. Además Rocha, Soriano, Paysandú y Artigas registran segmentos con valores atípicos de A , tanto altos como bajos.

Figura 19. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de Amplitud (A) de la pobreza de NBIa por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (no incluye Montevideo y el Área Metropolitana) (personas) k=0.1



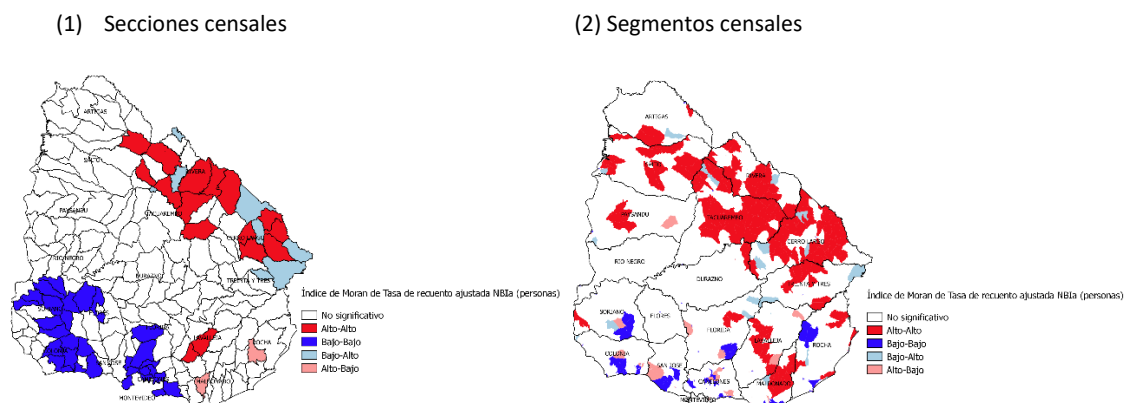
Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos.

En los resultados del análisis de autocorrelación espacial local de la tasa de recuento ajustada (M_0) confluye lo señalado para las dos medidas anteriores. A nivel de sección censal (Figura 20-Mapa 1) se dan situaciones de autocorrelación espacial positiva en el noreste (dos conglomerados de alta pobreza que abarcan secciones de Salto, Tacuarembó, Rivera y Cerro Largo) y en el sur (dos conglomerados de baja pobreza que incluye secciones censales de Canelones, Florida, Flores, Colonia y Soriano). Adicionalmente se constata autocorrelación espacial positiva alta-alta en secciones correspondientes a Lavalleja.

A nivel de segmento censal, coincidiendo con lo descrito para H y A , sobresale el aumento en la superficie del conglomerado de alta pobreza, que se extiende de sureste a norte, de forma relativamente contigua, adquiriendo mayor predominancia a medida que se avanza hacia la región nordestina, fronteriza con Brasil.

Respecto a la autocorrelación espacial positiva de baja pobreza, se constata la conformación de múltiples conglomerados medianos distribuidos de modo disperso a lo largo de todos los departamentos del sur y otros muy pequeños, presentes en todos los departamentos del país que, como se anticipara más arriba, corresponden a las áreas centrales de localidades urbanas del interior.

Figura 20. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de recuento ajustada (M0) de NBla por sección censal y segmento censal, Uruguay 2011 (no incluye Montevideo y el Área Metropolitana) (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos

En síntesis, el análisis exploratorio de datos espaciales permite profundizar en la descripción de los patrones de desigualdad espacial en la distribución subnacional de la pobreza. Al igual que se ha mostrado en antecedentes internacionales (Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et al. 2012, Higazi, et. al. 2013) y regionales (Pérez, 2005, Sánchez-Peña, 2012, Aponte Gómez, et. al. 2015), en Uruguay a nivel subnacional se constata heterogeneidad espacial y autocorrelación espacial positiva en la distribución espacial de las tasas de pobreza.

Coincidiendo con lo planteado en los antecedentes nacionales, al disminuir la escala del análisis de los departamentos a las secciones y los segmentos censales, la dualidad norte sur y las grandes divisiones regionales se complejiza (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Mascheroni, 2017), aflorando patrones de desigualdad espacial que trascienden las fronteras departamentales.

Uno de los rasgos distintivos de la desigualdad espacial de la pobreza a nivel subnacional está en la conformación de conglomerados relativamente extensos de alta pobreza, que se extiende de sureste a norte, incluyendo unidades espaciales de departamentos del sur que, en términos agregados, habían sido clasificados como de baja pobreza. También destacan situaciones de desigualdad intra-departamental; en varios de los departamentos más pobres del país se identifican unidades espaciales con bajas y muy bajas tasas de pobreza que corresponden con áreas centrales urbanas, caracterizadas por niveles altos de bienestar. Por el contrario, en todos los departamentos

del sur del país, caracterizados en términos agregados como de baja pobreza, se identifican situaciones críticas en términos de incidencia e intensidad de la pobreza.

2. Descripción y análisis de las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo

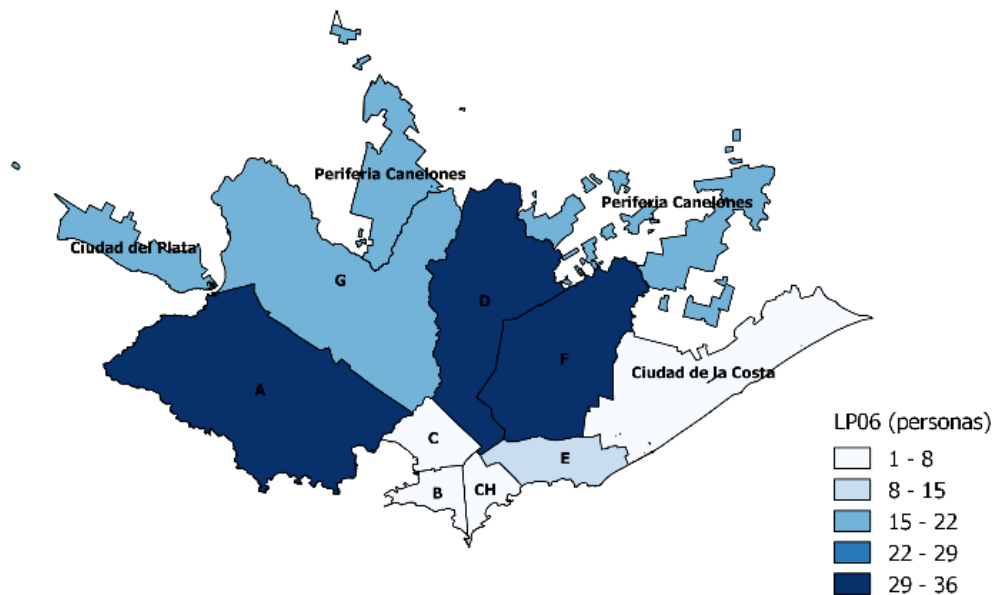
2.1 Pobreza de ingresos y Necesidades Básicas Insatisfechas por Municipios y regiones metropolitanas

De forma homóloga a la primera sección del análisis, en lo que sigue, como primera aproximación a la desigualdad espacial en los niveles de pobreza en Montevideo y el área metropolitana, se presenta la distribución de las medidas de pobreza de ingresos (INE, 2009) y de Necesidades Básicas Insatisfechas (Calvo, et. al. 2013) a nivel de municipios y grandes regiones metropolitanas.

La Figura 21 presenta el mapa temático de cortes naturales de la tasa de recuento de pobreza de ingresos. Se advierte una incidencia espacialmente heterogénea, caracterizada por una distribución centro-periferia donde se constatan profundas brechas entre los municipios del área central, costa sur y sureste por un lado (municipios B, C, CH y E), con niveles bajos y muy bajos de pobreza de ingresos, y los municipios A, G, D y F, los cuales conforman un perímetro amplio con porcentajes medios-altos y altos de pobreza.

Las tres regiones metropolitanas que se extienden de forma contigua a Montevideo siguen pautas de distribución de la pobreza de ingresos similares a las señaladas para Montevideo. Ciudad de la Costa y el Eje de la Ruta Interbalnearia, región correspondiente al departamento de Canelones contigua a los municipios F y E, registra niveles muy bajos de pobreza de ingreso, similares a los de los municipios centrales y costeros. Por el contrario, Ciudad del Plata, ubicada sobre el Eje Ruta 1 en el departamento de San José, lindera al Municipio A, y la Periferia de Canelones, que incluye los conjuntos urbanos ubicados en los Ejes de Ruta 5 y 8, contiguos a los municipios G, D y F, presenta niveles medios altos de pobreza de ingresos.

Figura 21. Mapa de Tasa de recuento de la pobreza ingresos por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas)



Fuente: elaboración propia en base a Encuesta Continua de Hogares 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

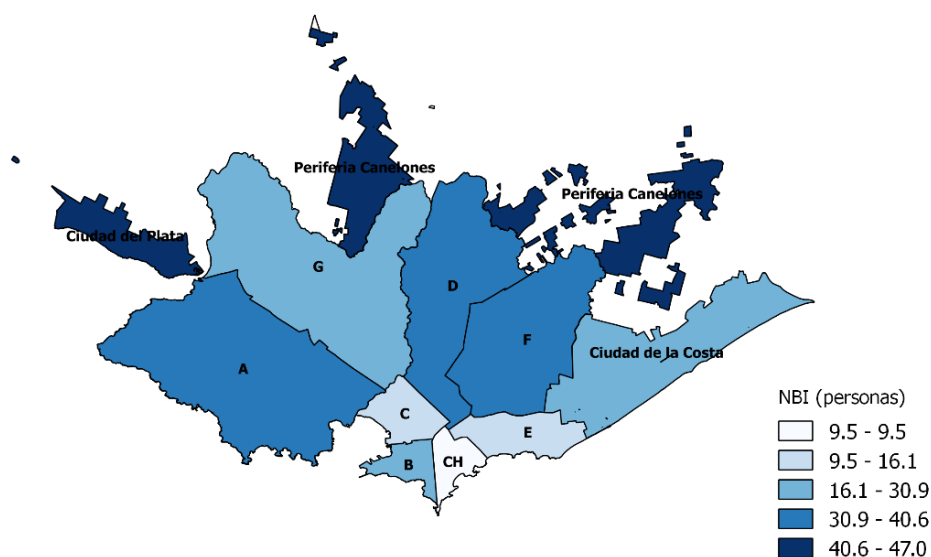
La Figura 22 presenta el mapa de la tasa de recuento de pobreza medida por el método de las NBI 2011 (Calvo, et. al. 2013). En términos generales los patrones de distribución coinciden con los descritos en los párrafos precedentes; se aprecia una distribución espacialmente heterogénea signada por la concentración de municipios y regiones con niveles similares de pobreza. Los municipios del área central, la costa sur y sureste y la región metropolitana de Ciudad de la Costa muestran niveles medios-bajos y bajos de personas en hogares con NBI, mientras los municipios de la periferia y las regiones metropolitanas contiguas a estos registran niveles medios-altos y altos.

Más allá de la asociación espacial en la distribución de las medidas de pobreza de ingreso y de NBI, al cotejar los mapas de las Figuras 21 y 22, se advierten algunas divergencias. En primer lugar, el orden entre los municipios y las regiones metropolitanas más pobres difiere. En el caso de la pobreza por NBI, los valores más altos se registran en Ciudad del Plata (47%) y la Periferia de Canelones (44%), seguidas por los municipios F y D.

El Municipio A, que integra el intervalo de clase superior en la clasificación de pobreza de ingresos, se ubica en una mejor posición relativa al considerar la medida por NBI, lo mismo sucede con el Municipio G. Entre los municipios

centrales, costeros y Ciudad de la Costa, si bien el CH se mantiene como el de menor incidencia, en los otros se ven algunas alternaciones respecto a las estimaciones de ingresos.

Figura 22. Mapa de Tasa de recuento de personas en hogares con al menos una NBI por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

La Gráfica 4 presenta la distribución conjunta de ambas medidas. Las líneas que dividen el gráfico en cuadrantes representan la mediana de ambas distribuciones. En términos generales se constata una relación lineal positiva entre ambas medidas, el coeficiente de Pearson es de 0.73, dando cuenta de una correlación fuerte.

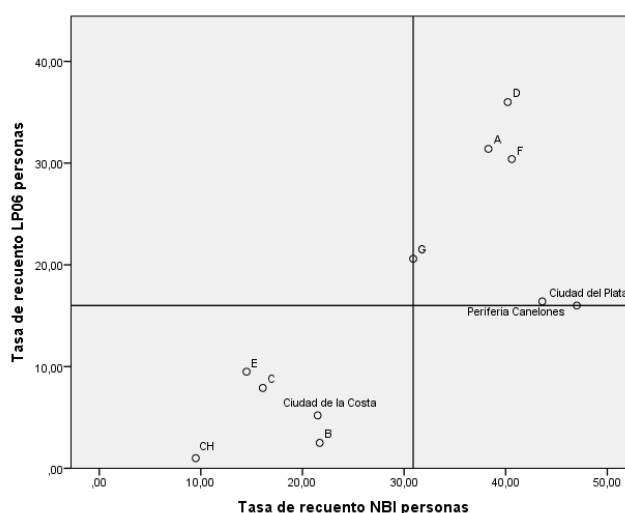
Los municipios D, A y F se ubican en el cuadrante superior derecho, separados de las restantes observaciones por varios puntos porcentuales. El Municipio G se ubica sobre la mediana en porcentaje de personas en hogares con NBI sin embargo, supera el 50% de la distribución en pobreza de ingresos.

Ciudad de Plata y la Periferia de Canelones, se ubican sobre la recta de la mediana en la pobreza de ingresos, pero son las dos unidades espaciales con mayor incidencia de la pobreza por NBI. En el cuadrante inferior izquierdo se ubican los municipios de área central, el sur y el sureste a los que se suma Ciudad de la Costa.

Como se señala en el Anexo 1, la línea de pobreza para las localidades urbanas fuera de Montevideo son menos exigente, ya que se estima los costos de las canastas básicas en el interior son inferiores. Esto puede estar

explicando por qué los niveles de pobreza de ingresos en la periferia del área metropolitana de Montevideo son inferiores a los de los municipios periféricos capitalinos. En otras palabras, esto estrictamente no supone que el nivel de ingresos de los hogares metropolitanos sea mayor al de los hogares montevideanos, sino que su capacidad de consumo es mayor. No obstante ello, en términos de satisfacción efectiva de necesidades, los hogares de la periferia metropolitana se encuentran en situación de desventajas, incluso respecto a los municipios más pobres de Montevideo.

Gráfica 4. Diagrama de puntos de tasa de recuento de pobreza de ingresos LP06 y tasa de recuento de NBI por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011 y Encuesta Continua de Hogares 2011. Nota: las rectas que dividen el gráfico en cuadrantes representan la mediana de cada tasa.

2.2 Indicadores de pobreza: comparación del método de las NBI 2011 y el método de las NBI ajustado por Municipios de Montevideo y grandes regiones del área metropolitana.

En la propuesta ajustada del método de las NBI un aspecto central estuvo dado por la revisión de los indicadores y umbrales utilizados para la identificación de las situaciones de pobreza en el medio urbano (Ver Tabla 2). El esfuerzo estuvo orientado a mejorar la validez de la medida de pobreza, en particular para su utilización en el análisis de la desigualdad espacial en dos contextos geográficos diferentes, el nivel sub-nacional y Montevideo y el área metropolitana de Montevideo.

En este último caso, la medida ajustada resulta de particular relevancia dado el predominio urbano. En esta sección se describe y compara la incidencia de los indicadores de privación de las NBI 2011 y de la propuesta ajustada a

nivel de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas. Los resultados se presentan en la Tabla 12.

En general se confirma lo visto en la sección anterior, la incidencia de privaciones sigue un gradiente que va desde valores muy bajos en el área central y la costa sur, pasando por valores medios y medios-altos en Ciudad de la Costa y el Municipio G, altos en los municipios periféricos (A, D y F) y muy altos en la Periferia de Canelones y, en particular, en Ciudad del Plata.

En la Periferia de Canelones, Ciudad del Plata y los municipios A, D y F, los porcentajes de privación superan ampliamente los de los municipios centrales y de la costa sureste e incluso, en varios de los indicadores, son superiores a los registrados en los departamentos más pobres del país (Ver Tabla 5).

Los municipios de la periferia de Montevideo y las tres regiones metropolitanas, comparten como indicador con mayores porcentajes de incidencia el de materiales de construcción de la vivienda en su versión ajustada, con valores que oscilan entre 15% (Municipio G) y 34% (Ciudad del Plata). En los municipios centrales los niveles de carencia en ningún caso superan el 4%.

El hacinamiento, segundo indicador de la dimensión vivienda decorosa, en los municipios de la periferia y las regiones metropolitanas, afectando entre el 11% (Municipio G) y el 19% (Ciudad del Plata) de la población, frente a valores inferiores al 3% en los municipios costeros y centrales.

El espacio apropiado para cocinar, si bien no presenta brechas tan pronunciadas entre áreas periféricas y centrales como los otros dos indicadores de vivienda decorosa, tiene un nivel de incidencia que varía entre 4% (Municipio G) y 11% (Ciudad del Plata), frente a valores que no superan el 1% en los municipios centrales y costeros.

En el caso de la privación en el acceso al agua potable, no se advierte diferencias importantes entre municipios de Montevideo, tanto en su versión original como ajustada en ningún caso los niveles de privación superan el 2%. No así en las regiones metropolitanas, donde se registran niveles más altos de privación; en particular, al considerar la versión ajustada del indicador, que considera el acceso a Red General como un requisito mínimo. Según ese criterio, en Ciudad del Plata el 15% de las personas se encontraban privadas en el acceso a agua potable.

El indicador de acceso a servicios higiénico, en su versión original, destaca por presentar los niveles más altos de privación en el Municipio B (8%), uno de los municipios caracterizado como de baja pobreza. El hecho que su definición considere como privación la tenencia compartida de baño hace que arreglos residenciales propios del área central como las casas de inquilinato, sean susceptibles de ser clasificados en situación de privación.

En los municipios periféricos y las regiones metropolitanas contiguas los valores oscilan entre 5 y 7%. El ajuste del indicador redundó en mayores niveles de incidencia, en particular en los municipios de la periferia. Tanto en el Municipio A, como en el D y el F, aproximadamente el 10% de la población tiene privación en el acceso a servicio sanitario según el criterio ajustado y en las regiones metropolitanas contiguas, el valor asciende a 15% (Periferia de Canelones) y 18% (Ciudad el Plata).

En los municipios del área central y la costa, los valores más altos de privación se dan en la dimensión de artefactos de confort, en particular en el indicador de tenencia de medios para calefaccionar la vivienda. Los niveles de privación oscilan entre el 5% en el Municipio CH y el 14% en el B. En los municipios de la periferia y en las tres regiones metropolitanas los porcentajes de privación en calefacción son algo mayores, pero las brechas más importantes en la dimensión de artefactos de confort se dan en el porcentaje de personas que no disponen de medios para calentar el agua del baño. La privación alcanza el 13% en los municipios de la periferia y el 20% en Ciudad del Plata, mientras en las áreas centrales y costeras no supera el 3%.

Por último, el indicador de asistencia a educación formal en menores de entre 4 y 17 años, muestra un fuerte contraste centro periferia. Tanto en los Municipios A, G, D y F, como en la Periferia de Canelones y Ciudad del Plata, aproximadamente el 10% de la población integra hogares con privación en este indicador, mientras en los municipios centrales y costeros la incidencia no supera en ningún caso el 3%.

El análisis pone en evidencia que la desigualdad en la incidencia de privaciones básicas entre municipios y regiones metropolitanas, combina situaciones de carencia en vivienda decorosa y servicios, que dan cuenta de desigualdades en satisfactores asociados a la necesidad humana de subsistencia (Doyal y Gough, 1994, Fernández, 2010) y las capacidades básica de evitar enfermedades y contar con un resguardo adecuado (Sen,

2000, Nussbaum, 2000). Privación en el acceso a bienes durables asociados a la capacidad de consumos privado de los hogares (Filmer y Pritchett, 2001), y privación en la asistencia a la educación en niños, niñas y adolescentes, un nudo crítico en el acceso a satisfactores vinculados a la autonomía e integración social (Doyal y Gough, 1994, Fernández, 2010) y a la capacidad de afiliación y razonamiento (Nussbaum, 2000).

En línea con lo expresado por Serna y González, en Montevideo “Las desigualdades espaciales se expresan en diversas barreras (...) que activan diversas dimensiones y engranajes de la desigualdad social” (2017:586). Al igual que en el apartado departamental, el análisis de cada uno de los indicadores de privación por separado tiene como virtud permitir ilustrar la superposición de desventajas y el carácter multidimensional de la desigualdad espacial.

Llama la atención la profundización de las brechas entre Montevideo y la periferia metropolitana al considerar los indicadores ajustados de acceso a agua potables y baño, lo que sugiere situaciones de desigualdad espacial en el acceso a servicios públicos relacionada a la expansión de la ciudad. Al interior de Montevideo, si bien existen marcadas desigualdades entre municipios, las brechas son en todos los casos de menor envergadura.

Tabla 12. Privación según indicadores de NBI 2011 y NBI ajustada (NBla) por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas).

Dimensiones	Indicadores	Municipios de Montevideo y grandes regiones del área metropolitana										
		A	B	C	CH	D	E	F	G	Periferia Canelones	Ciudad de la Costa	Ciudad del Plata
Vivienda decorosa	Materiales	.7	.0	.0	.0	1.2	.3	.6	.5	.7	.5	.8
	Materiales ajustados	19.3	.3	1.6	.3	18.9	3.9	19.7	14.5	23.4	16.8	34.4
	Espacio habitable	12.6	2.6	2.7	.7	14.4	3.0	14.6	10.5	16.6	7.2	19.0
	Espacio para cocinar	5.2	.8	.6	.1	5.7	1.1	5.3	3.7	7.9	3.4	10.7
	Espacio para cocinar ajustado	5.3	.8	.6	.1	5.8	1.2	5.4	3.8	8.2	3.5	10.9
Abastecimiento de agua potable	Origen y llegada del agua a la vivienda	2.3	.1	.2	.0	2.3	.5	2.0	1.5	3.5	1.6	5.7
	Origen y llegada del agua a la vivienda ajustado	2.5	.1	.2	.1	2.4	.6	2.2	1.6	4.1	5.3	14.2
Servicio higiénico	Acceso y calidad del servicio higiénico	6.6	8.2	2.7	1.2	6.4	2.3	6.0	5.0	6.7	2.7	5.4
	Acceso y calidad del servicio higiénico ajustado	10.2	8.2	2.8	1.2	9.6	2.8	9.8	7.1	14.9	5.9	17.9
Energía eléctrica	Electricidad	.3	.0	.1	.0	.2	.1	.3	.2	.5	.3	.8
Artefactos básicos de confort	Calefacción	15.8	13.6	9.6	4.8	18.1	7.8	17.6	12.8	16.4	7.3	17.0
	Conservación de alimentos	6.8	2.8	2.3	1.0	6.4	2.1	6.8	4.6	8.5	4.1	10.4
	Calentador de agua para el baño	12.3	2.2	2.0	2.1	13.0	3.3	13.0	9.1	19.0	7.1	19.7
	Acceso a dispositivos de comunicación	2.6	.7	.8	.2	2.9	.8	2.7	2.1	3.1	1.1	2.7
Educación	Asistencia a educación (4 a 17 años)	10.7	1.4	2.3	.7	11.2	2.8	11.8	8.9	11.1	5.3	11.0

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

2.3 La pobreza por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas según el método de las NBI ajustado

A continuación se presentan el análisis de la pobreza por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas utilizando el método de las NBI ajustado. Al igual que en la sección departamental, se presenta la distribución de las tres medidas de pobreza para diez umbrales de corte diferentes, de modo de evaluar la consistencia de los resultados.

En la Gráfica 5 se representa el porcentaje de personas que integran hogares pobres por municipios y regiones metropolitanas. Para todos los umbrales de corte seleccionados los resultados muestran la incidencia más alta de la pobreza en la región metropolitana de Ciudad del Plata. Los valores de Ciudad

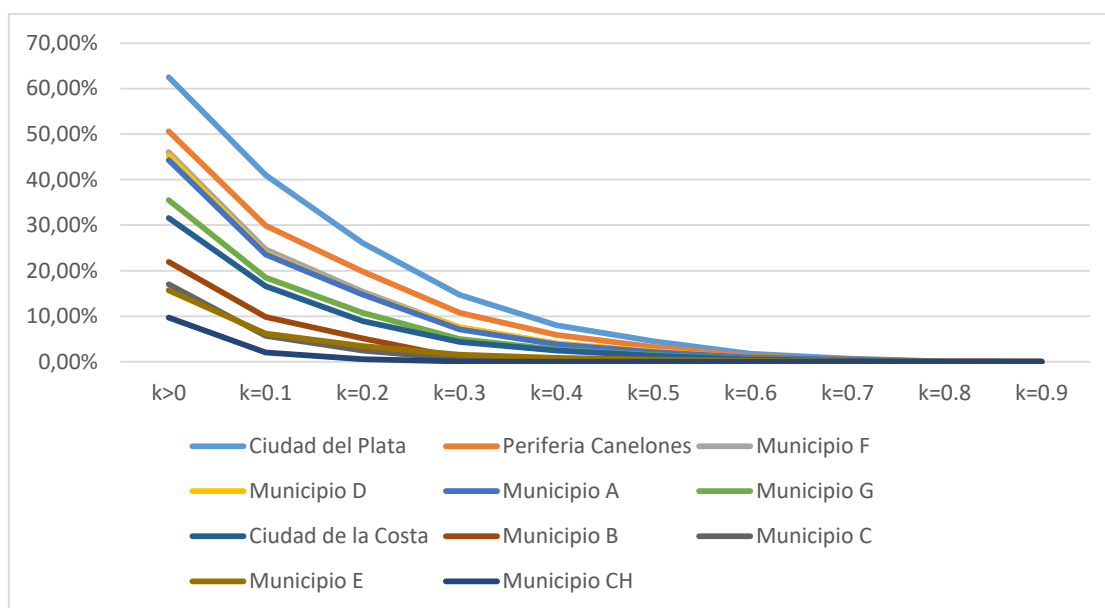
del Plata superan en varios puntos a los de la región Periferia de Canelones, la segunda unidad espacial con mayor incidencia del fenómeno. Entre los municipio montevideanos, las peores situaciones se encuentran en el F, el D y el A.

En la Tabla 13 se presentan las posiciones de los departamentos en un ordenamiento según los valores que asumen en las tasa de recuento (H). Para valores de $k < 0.3$ el Municipio F es el que tiene mayor porcentajes de personas pobres, en cambio, si se utilizan criterios más exigentes para la identificación de la pobreza ($k > 0.2$ y $k < 0.6$), el Municipio D es el que ocupa la peor posición.

El Municipio G, que compone el anillo de municipios periférico, se ubica en la mediana de la distribución. En una situación similar se encuentra Ciudad de la Costa, lo que marca diferencias con las clasificaciones realizadas por el método de las NBI 2011 y, en particular, por el de los ingresos LP06, que colocaban a esta región en una situación similar a la de los municipios de la costa sur y sureste. Los municipios B, C, E y CH presentan los porcentajes más bajos de personas en situación de pobreza. Entre estos, el Municipio CH es el que muestra las tasas de recuento de pobreza más bajas.

En síntesis, la medida se muestra consistente, ante distintos umbrales de corte los ordenamientos entre unidades espaciales se mantienen constante, lo que supone que las diferencias en la incidencia de la pobreza entre municipios de Montevideo y regiones metropolitanas son independientes del criterio utilizado para la identificación del fenómeno.

Gráfica 5. Tasa de recuento (H) de NBIa por municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas para distintos umbrales de corte, 2011 (% personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

Tabla 13. Posición de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas en ordenamiento de acuerdo a tasa de recuento (H) de pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, 2011.

	k>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
Municipio A	5	5	5	5	5	5	3	3	3	2
Municipio B	8	8	8	9	10	10	9	10	9	8
Municipio C	9	10	10	10	9	9	10	9	10	8
Municipio CH	11	11	11	11	11	11	11	11	10	8
Municipio D	4	4	4	3	3	3	4	4	6	5
Municipio E	10	9	9	8	8	8	8	8	8	6
Municipio F	3	3	3	4	4	4	5	5	5	4
Municipio G	6	6	6	6	6	6	6	6	7	7
Periferia Canelones	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
Ciudad de la Costa	7	7	7	7	7	7	7	7	4	1
Ciudad del Plata	1	1	1	1	1	1	1	1	1	8

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

La desigualdad espacial en la amplitud de la pobreza (A) coincide en general con los patrones descritos en los párrafos anteriores. Sin embargo presenta algunas singularidades que merecen ser señaladas. Si bien Ciudad del Plata y la Periferia de Canelones son las dos unidades espaciales con mayor intensidad de pobreza para umbrales de $k < 0.3$, el ordenamiento para criterios de identificación más exigentes se altera, e incluso municipios que se encuentran entre los de menor incidencia de la pobreza, exhiben valores particularmente altos de intensidad (Tabla 14 y Tabla 15).

Por ejemplo, para $k=0.3$ y $k=0.4$, el Municipio E, que se encuentra entre los de muy baja incidencia, es la unidad con los niveles más altos de intensidad. En este municipio la proporción de personas en hogares pobres es baja, pero la intensidad con que experimentan la pobreza aquellos que se encuentran en esa situación es particularmente acuciante. Algo similar ocurre en Ciudad de la Costa que, para valores de $k>0.1$, se encuentra entre las unidades de mayor intensidad de pobreza.

Por otra parte, el Municipio F, que destaca como el de mayor incidencia de pobreza para $k<0.3$, no encabeza el ordenamiento en términos de A. El Municipio A en cambio, a la vez que presenta porcentajes altos de H , se ubican, para todos los valores de k (con excepción de $k=0.7$), entre los de mayor amplitud. El Municipio D encabeza el ordenamiento de municipios de montevideanos para $k=0.1$ y $k=0.2$. Es decir, en los municipios A y D, en mayor medida que en el F, convergen situaciones de alta incidencia de la pobreza con situaciones alta intensidad o amplitud.

Por tanto, los patrones de desigualdad espacial no convergen totalmente al considerar la incidencia y la intensidad de la pobreza. Además, respecto a esta última, su distribución espacial no es independientes del umbral de corte seleccionado para identificar las situaciones de pobreza. Para $k>0$ y $k>0.1$ se mantiene en términos generales las agrupaciones señaladas para la tasa de recuento (Ciudad del Plata y la Periferia de Canelones son las unidades con mayor intensidad y, entre los municipios, el A, el D y el F se encuentran en la peor situación), pero para criterios más exigentes los ordenamientos difieren y municipios que no fueron caracterizadas como de alta incidencia, tienden a ubicarse entre los de mayor intensidad.

Tabla 14. Amplitud (A) de la pobreza de NBI ajustada por municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas para distintos umbrales de corte, 2011 (% personas)

	$k>0$	$k=0.1$	$k=0.2$	$k=0.3$	$k=0.4$	$k=0.5$	$k=0.6$	$k=0.7$	$k=0.8$	$k=0.9$
Municipio A	17.18	27.09	33.99	44.82	54.13	61.92	70.75	76.41	90.23	95.19
Municipio B	12.15	21.08	25.31	38.81	49.51	57.84	67.53	78.68	83.70	
Municipio C	10.49	21.21	27.67	41.52	50.18	58.64	71.07	75.62		
Municipio CH	7.65	18.99	25.12	39.43	52.00	57.67	70.08	72.97		
Municipio D	17.12	27.28	34.46	44.50	53.76	60.68	69.66	76.60	85.25	90.60
Municipio E	13.24	25.76	33.53	45.69	54.60	60.85	68.80	75.53	87.87	96.20
Municipio F	17.17	26.94	33.79	44.08	53.19	60.56	69.58	76.04	87.08	93.94
Municipio G	16.27	25.94	33.41	44.39	53.53	60.64	69.32	75.50	84.25	94.80
Periferia Canelones	19.31	28.54	35.18	44.61	53.29	60.37	69.63	76.73	86.63	93.23
Ciudad de la Costa	16.32	25.74	34.33	45.20	53.87	61.33	70.55	76.80	93.16	96.75
Ciudad del Plata	20.85	28.52	35.87	44.91	53.83	60.78	69.52	77.25	85.05	

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

Tabla 15. Posición de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas en ordenamiento de acuerdo a Amplitud (A) de la pobreza de NBI ajustada para distintos umbrales de corte, 2011.

	K>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
Municipio A	3	4	5	4	2	1	2	6	2	3
Municipio B	9	10	10	11	11	10	11	1	9	Sin casos
Municipio C	10	9	9	9	10	9	1	8	Sin casos	Sin casos
Municipio CH	11	11	11	10	9	11	4	11	Sin casos	Sin casos
Municipio D	5	3	3	6	5	5	5	5	6	7
Municipio E	8	7	7	1	1	3	10	9	3	2
Municipio F	4	5	6	8	8	7	7	7	4	5
Municipio G	7	6	8	7	6	6	9	10	8	4
Periferia Canelones	2	1	2	5	7	8	6	4	5	6
Ciudad de la Costa	6	8	4	2	3	2	3	3	1	1
Ciudad del Plata	1	2	1	3	4	4	8	2	7	Sin casos

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

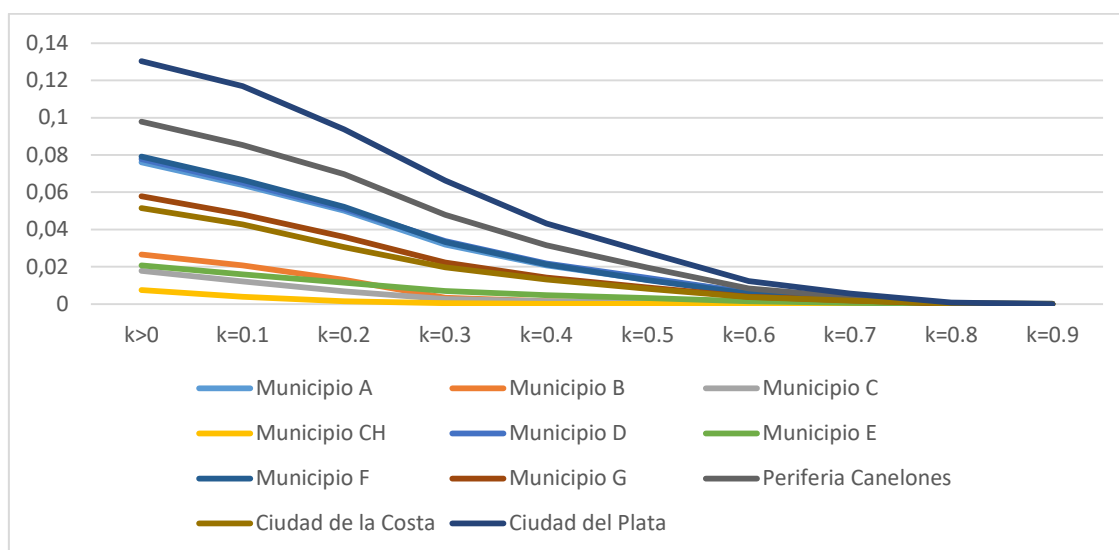
Los resultados de la tasa de recuento ajustada (M_0) refrendan lo visto en los párrafos anteriores respecto a la desigualdad espacial en la manifestación de la pobreza en Montevideo y el área metropolitana. Independientemente del umbral de corte utilizado Ciudad del Plata es la unidad con mayores niveles de pobreza, seguida por la Periferia de Canelones.

Entre los municipios de Montevideo, el A, el D y el F constituyen un grupo con niveles altos de pobreza. Tal como se observa en la Gráfica 6, los resultados de estos tres municipios se solapan, advirtiéndose pequeñas diferencias entre unos y otros dependiendo del umbral de corte considerado. El Municipio G y Ciudad de la Costa presentan valores medianos de M_0 .

Los municipios costeros y centrales (B, C, CH y E) presentan en todos los casos niveles bajos de pobreza. No obstante lo cual se advierten diferencias entre ellos. El Municipio B es, de los cuatro, el que presenta los valores más altos de M_0 para $k < 0.3$; para valores mayores de k , la pobreza es superior en el Municipio E.

Más allá de lo anterior, en términos generales, al igual que en el análisis departamental, los resultados muestran que el ordenamiento en municipios y regiones según tasa de recuento ajustada es independiente del umbral de corte utilizado para identificar la pobreza.

Gráfica 6. Tasa de recuento ajustada (M0) de pobreza de NBIa por municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas para distintos umbrales de corte, 2011 (% personas)



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

Tabla 16. Posición de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas en ordenamiento de acuerdo a Tasa de recuento ajustada (M0) de pobreza de NBIa para distintos umbrales de corte, 2011.

	k>0	k=0.1	k=0.2	k=0.3	k=0.4	k=0.5	k=0.6	k=0.7	k=0.8	k=0.9
Municipio A	5	5	5	5	5	4	3	3	3	2
Municipio B	8	8	8	9	10	10	10	10	9	Sin casos
Municipio C	10	10	10	10	9	9	9	9	Sin casos	Sin casos
Municipio CH	11	11	11	11	11	11	11	11	Sin casos	Sin casos
Municipio D	4	4	4	3	3	3	4	4	6	5
Municipio E	9	9	9	8	8	8	8	8	8	6
Municipio F	3	3	3	4	4	5	5	5	5	4
Municipio G	6	6	6	6	6	6	6	6	7	7
Periferia Canelones	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3
Ciudad de la Costa	7	7	7	7	7	7	7	7	4	1
Ciudad del Plata	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Sin casos

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011.

En síntesis, una primera aproximación a la desigualdad espacial en la manifestación de la pobreza en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo a nivel de municipios y grandes regiones metropolitanas, da cuenta de una marcada dicotomía en la incidencia e intensidad del fenómeno, que se manifiesta en una distribución centro-periferia, propias de una ciudad dual (Castells, 1995).

Los municipios E, CH, B y C, conformarían una región de Montevideo con niveles muy bajos de pobreza. En cambio, otro conjunto de municipios, que abarcan una amplia superficie del departamento, componen un anillo periférico con niveles altos de pobreza (Municipios A, D y F). El Municipio G,

se ubica en una posición intermedia, a los que se suman las regiones periféricas del área metropolitana.

Persiste por tanto la tendencia a la concentración de la pobreza en determinadas áreas de la periferia descrita por los antecedentes en las últimas cuatro décadas (Mazei y Veiga, 1985, DGEC, 1990, Calvo y Giraldez, 2000, Cruz, 2005, Kaztman y Retamoso, 2005, Calvo, et. al. 2013, Aguiar y Filardo, 2015, Aguiar, 2016, Serna y González, 2017). Por su parte, la inclusión del área metropolitana en el análisis, evidenció que en ésta se reproducen y profundizan los patrones de desigualdad espacial registrados al interior de Montevideo, lo que va en línea con los procesos de expansión desigual del área metropolitana (Lombardi y Bevejillo, 1999, Artigas et. al. 2002).

De acuerdo a los resultados obtenidos, en las regiones metropolitanas contiguas a los municipios periféricos (Ciudad del Plata y Periferia de Canelones), se registran los niveles más altos de incidencia e intensidad de la pobreza, ubicándose ambas regiones en una posición de desventaja incluso respecto a los municipios más pobres de Montevideo.

Por su parte, Ciudad de la Costa muestra una situación intermedia, con valores en todos los casos cercanos a la mediana, similares a los registrados en el Municipio G. Por tanto, más que una imagen polarizada o dual, el análisis de Montevideo y el área metropolitana, muestra gradientes de desigualdades. Al cotejar las distintas medidas de pobreza se advierten algunas singularidades en su distribución, hecho que se evidencian en ciertas modificaciones en los ordenamientos entre Municipios y regiones metropolitanas al considerar la tasa de recuento o la intensidad de la pobreza. Lo más llamativo es que al considerar umbrales de exigencia media o alta ($k > 0.2$), Ciudad de la Costa y el Municipio E, amabas caracterizadas por niveles medios y bajos de incidencia, se ubican entre las de mayor intensidad del fenómeno. Es decir, si bien en términos relativos la cantidad de personas que integran hogares pobres es baja, el promedio de dimensiones en las que se encuentran privados los hogares en situación de pobreza los coloca en condiciones de particular desventaja.

Por último, al cotejar los resultados del análisis departamental con los alcanzados en el presente apartado, destaca el hecho de que, si bien Montevideo, Canelones y San José, fueron caracterizados como

departamentos de baja pobreza, el análisis a nivel de Municipios y regiones metropolitanas evidenció la heterogeneidad de situaciones al interior de éstos. Si bien Montevideo y el área metropolitana muestran, en el contexto nacional, niveles bajos de pobreza, algunas de los municipios y regiones en su interior presentan niveles similares al de los departamentos más pobres del país. En particular, llama la atención el caso de Ciudad del Plata y la Periferia de Canelones, cuyos niveles de pobreza equiparan los de Salto, Tacuarembó, Artigas y Rivera.

2.4 Análisis exploratorio de datos espaciales de pobreza en Montevideo y el Área Metropolitana de Montevideo

La escala municipal, al igual que la departamental, resulta pertinente para el análisis de la desigualdad espacial, en tanto da cuenta de brechas entre unidades que responden a criterios de organización administrativa y política del espacio. Sin embargo, como se ha insistido en el correr de este trabajo, la desigualdad espacial se manifiesta de modo multiescalar, asumiendo aspectos comunes y específicos al considerar distintas escalas (Soja, 2010). En el caso de Montevideo y el área metropolitana, de acuerdo a la revisión de antecedentes, la imagen dual insinuada en el apartado precedente, se vería en cierta forma interpelada al considerar escalas espaciales menores, que dan lugar a la emergencia de situaciones heterogéneas tanto en la periferia de Montevideo (Aguiar, 2016), como en áreas centrales y metropolitanas (Couriel, 2016).

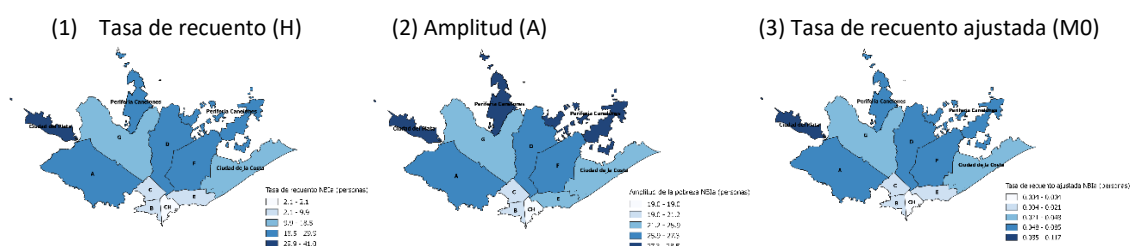
En lo que sigue se analiza la distribución de las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana a nivel de segmentos censales. Para ello se recurre al mismo conjunto de técnicas utilizadas en el apartado exploratorio sub-nacional.

Al igual que para el análisis espacial sub-nacional, a continuación se utiliza como umbral de corte $k=0.1$.

2.4.1 Análisis de dispersión al interior de los Municipios y regiones metropolitanas

La Figura 23 muestra los mapas temáticos de las tres medidas de pobreza a nivel de municipios y regiones metropolitanas. Los resultados, sobre los que ya se ha explayado la subsección anterior, muestran los niveles más bajos de pobreza en el Municipio CH, y los más altos en la región metropolitana de Ciudad del Plata. Los municipios A, D y F, conforman un segundo grupo con niveles altos de pobreza, al que, según la clasificación por cortes naturales, se suma la Periferia de Canelones. Si se atiende a la Amplitud de la pobreza, la Periferia de Canelones es clasificada en el intervalo más alto de pobreza. Los municipios B, C y E, conforman un grupo de baja pobreza, tanto por tasa de recuento como por tasa de recuento ajustada. Sin embargo, si se considera la amplitud, el Municipio E es clasificado en el intervalo de clase de pobreza media; posición que el Municipio G y Ciudad de la Costa comparten para las tres medidas.

Figura 23. Mapas de tasa de recuento (H), Amplitud (A) y Tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011 (personas), k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

El análisis de dispersión de las medidas de pobreza a nivel de segmentos censales en municipios y regiones metropolitanas devela distintos grados de dispersión interna (Tabla 17). El Municipio E, seguido por Ciudad de la Costa y el Municipio C son, para las tres medidas de pobreza, las unidades que presenta mayor dispersión de resultados entre los segmentos censales que las componen. Es decir, si bien el análisis precedente clasificó a estas unidades como de baja pobreza, el coeficiente de variación sugiere resultados internos desiguales. El Municipio F también destaca por niveles altos de dispersión de A.

Ciudad del Plata y la Periferia de Canelones, a la vez que son las que registran los peores resultados en términos de pobreza, también son las dos unidades

espaciales con mayor homogeneidad interna. Entre los municipios de Montevideo, el A se posiciona para las tres medidas entre los de menor dispersión. Por tanto, estas tres unidades, de acuerdo a la información presentada en la Tabla 17, estarían respondiendo a la tendencia de homogenización de los contextos de alta pobreza, señalada por los antecedentes (Sabatini, et. al. 2001, Arriagada y Rodríguez, 2004, Aguiar, 2016).

Tabla 17. Coeficiente de variación de tasa de recuento, amplitud y tasa de recuento ajustada (M0) de NBla a nivel de segmentos censales por municipios de Montevideo y regiones del área metropolitana 2011 (personas) $k=0.1$.

	Tasa de recuento (H)	Amplitud (A)	Tasa de recuento ajustada (M0)
A	0.583	0.190	0.752
B	0.668	0.161	0.878
C	0.833	0.191	1.211
CH	0.786	0.125	0.846
D	0.705	0.181	0.854
E	1.395	0.234	1.806
F	0.572	0.207	0.828
G	0.693	0.192	0.881
Periferia Canelones	0.493	0.141	0.570
Ciudad de la Costa	0.877	0.218	1.055
Ciudad del Plata	0.268	0.111	0.310

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

2.4.2 Análisis de mapas temáticos de pobreza

El análisis de dispersión evidencia situaciones de desigualdades al interior de los municipios y las regiones en términos de niveles de pobreza. En aras de indagar en los patrones espaciales de estas desigualdades, a continuación se presenta el análisis de los mapas temáticos.

Al igual que en el análisis subnacional, los mapas temáticos dan cuenta de fuertes contrastes entre distintas zonas de Montevideo y el área metropolitana. La desigualdad espacial se expresa en una distribución espacialmente heterogénea de los resultados y en cierta tendencia a la concentración de las unidades espaciales con valores similares de pobreza.

En términos generales, la imagen de Montevideo y el área metropolitana que surge de los mapas temáticos de cortes naturales coincide con la provista por el análisis por municipios y regiones metropolitanas. Las unidades espaciales con niveles bajos de pobreza se ubican principalmente en la zona sur y sureste de la ciudad. Por el contrario, la mayoría de los segmentos

clasificados en los intervalos superiores se ubican en la Periferia de Canelones, Ciudad del Plata y en los municipios A, D y F.

No obstante lo anterior, el análisis a nivel de segmentos brinda información adicional sobre la desigualdad espacial, revelando patrones específicos de distribución de la pobreza que quedaban inadvertidos en el agregado de municipios y regiones. Por un lado, se constata distintos niveles de desigualdad espacial al interior de los municipios, que están en consonancia con los resultados de la Tabla 6. Por otra parte, la tendencia a la aglomeración de segmentos censales con resultados similares sugiere la conformación de regiones homogéneas que, en muchos casos, trascienden los límites municipales y departamentales.

La distribución espacial de la *H* (Figura 24), da cuenta de un grupo de segmentos con porcentajes muy bajos de pobreza (inferiores en todos los casos a 7%) que se extiende en forma de "L" desde la zona sur de Ciudad de la Costa, pasando por la mayoría de los segmentos del Municipio E, CH y C, parte de los segmentos del Municipio B (en particular los limítrofes con el CH y los costeros), alcanzando así mismo algunos segmentos del sur de los municipios A, D, F y G. En la Periferia de Canelones, tanto en el Eje de la Ruta 5, como en el de la Ruta 8, también se registra un conjunto de segmentos con valores muy bajos de tasa de recuento que coincide con áreas centrales de las principales ciudades de esta región.

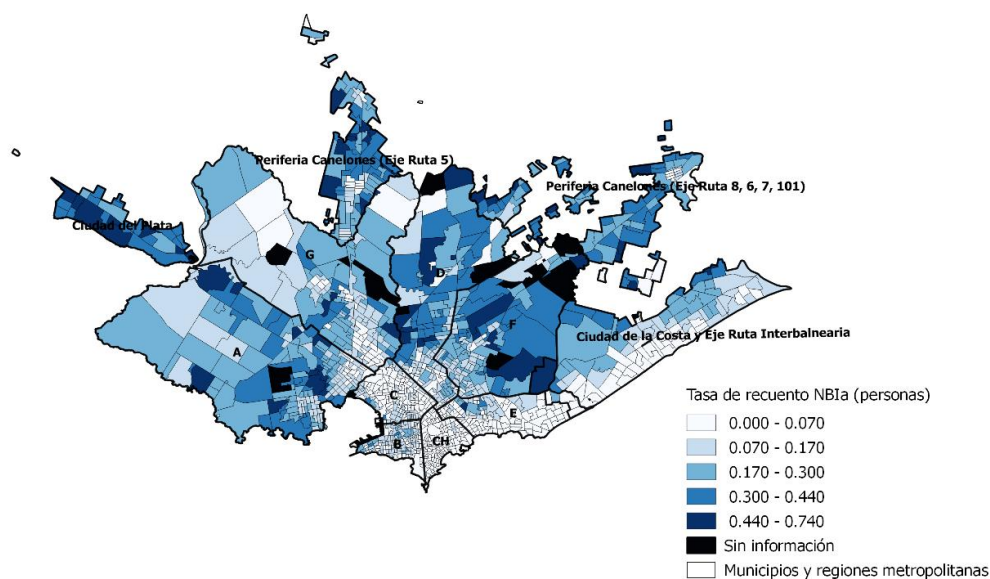
Los segmentos con porcentajes altos y muy altos de pobreza (graficados en color celeste oscuro y azul) se ubican en su mayoría en los municipios A, D y F, extendiéndose de forma relativamente continua. En el caso del Municipio A, los segmentos con valores altos y muy altos de pobreza se extienden hacia el suroeste y hacia el oeste, traspasando los límites municipales y cubriendo la casi totalidad de Ciudad del Plata.

En los casos de los municipios D y F, los segmentos con alta pobreza también conforman conglomerados homogéneos que se extienden más allá de los límites departamentales, sobre el Eje Ruta 8 de la Periferia de Canelones. El Eje Ruta 5 del área metropolitana también se caracteriza por la concentración de segmentos con porcentajes altos de pobreza, si bien en este caso no se advierte un continuo tan claro con los segmentos linderos de Montevideo.

Adicionalmente, se identifican algunas unidades con valores atípicamente altos de tasa de recuento en zonas caracterizadas como de baja pobreza,

ilustrando situaciones de desigualdad espacial intra municipal o regional. En concreto se identifican algunos segmentos dispersos con porcentajes de pobreza medios altos y altos en los municipios E, C y B y un grupo de segmentos con porcentajes altos de pobreza en el borde superior de Ciudad de la Costa y el Eje Ruta Interbalnearia.

Figura 24. Mapa de Tasa de recuento de la pobreza (H) de NB1a por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

Los patrones de distribución espacial de la amplitud de la pobreza (A) (Figura 25) coinciden con los descritos para la tasa de recuento. En términos generales, la incidencia y la intensidad se expresan de forma espacialmente heterogénea en Montevideo y el área metropolitana, sugiriéndose en los mapas una tendencia a la convergencia espacial y la aglomeración de segmentos con niveles altos en ambas medida.

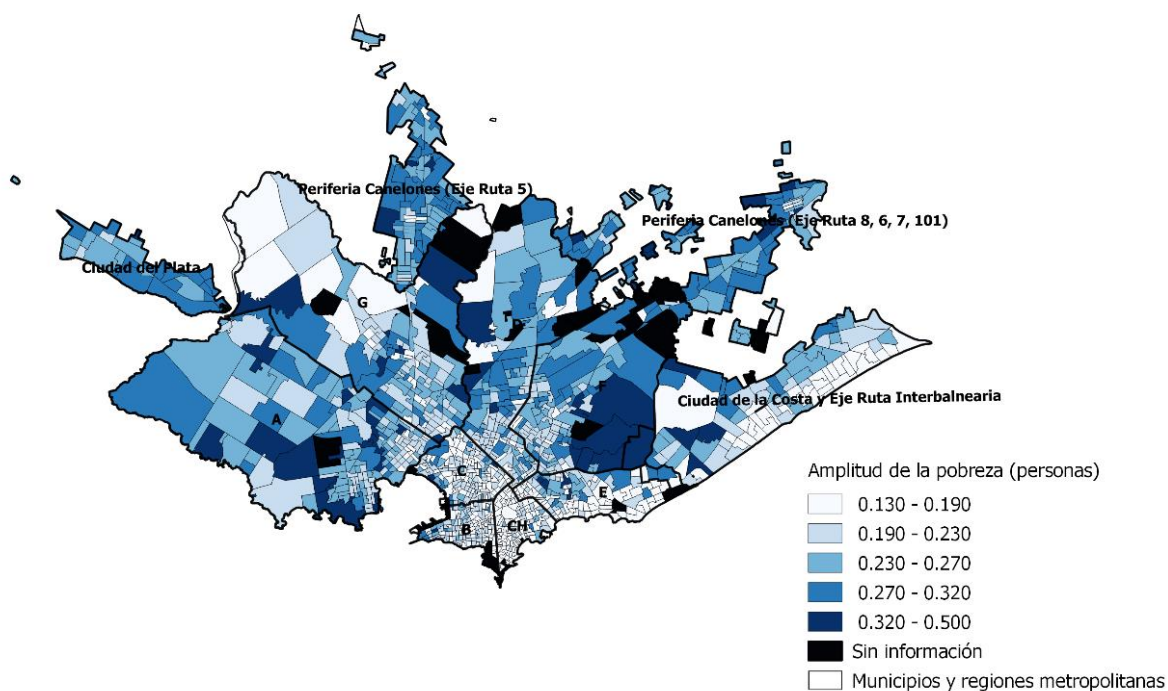
Se observa un conjunto de segmentos con niveles muy bajos de A, que se extienden en forma de "L" sobre toda la costa sureste y el área central, rodeados en forma de anillo por segmentos con niveles medios bajos. Por el contrario, la mayoría de los segmentos con amplitud alta de pobreza se ubican en zonas periféricas de Montevideo y el área metropolitana, caracterizadas anteriormente como de alta incidencia.

No obstante lo anterior, la distribución espacial de la amplitud de la pobreza asume algunos rasgos específicos que merece la pena subrayar. En el Municipio E y en Ciudad de la Costa, caracterizados en términos agregados

como de baja pobreza, se identifican segmentos ubicados al norte de ambas unidades, con niveles altos y muy altos de A.

Como fuese señalado más arriba, divergencias de este tipo evidencian que si bien los porcentajes de pobreza en los segmentos de estas unidades no destacan entre los más altos, los hogares en situación de pobreza allí localizados experimentan el fenómeno con particular vigor.

Figura 25. Mapas de Amplitud de la pobreza (A) de NBla por segmento censal, montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

La Figura 26 presenta la distribución espacial de la tasa de recuento ajustada (M_0), la cual se caracteriza por una marcada heterogeneidad espacial y el agrupamiento de segmentos con niveles similares de pobreza, ya sean bajos o altos.

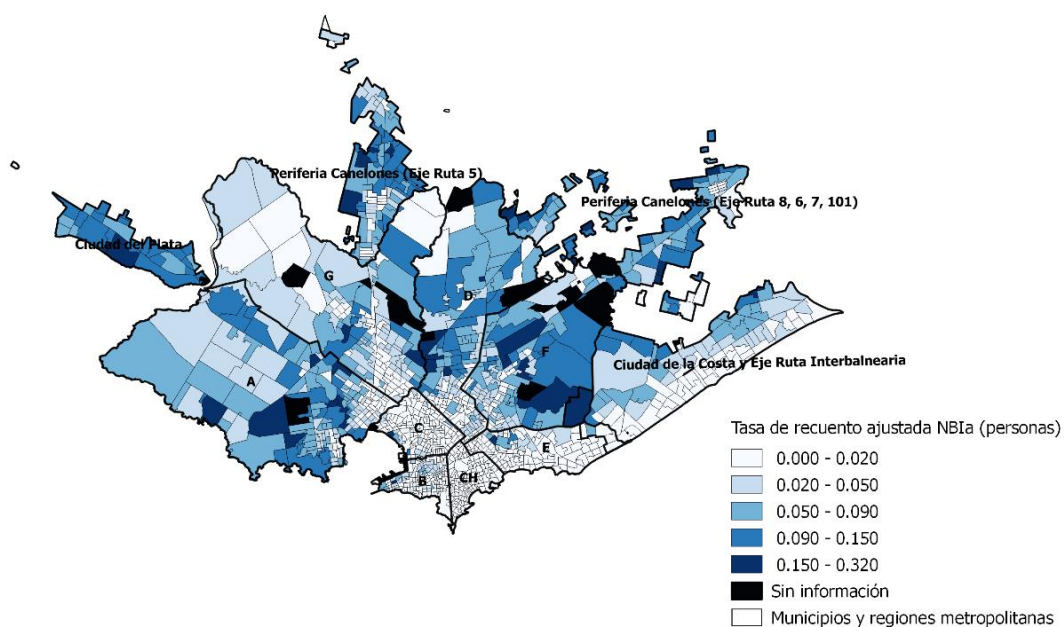
Como fuese señalado para H y A , se registra un conglomerado continuo de segmentos con niveles bajos y muy bajos de pobreza, que trasciende los límites municipales y departamentales, incluyendo la casi totalidad de unidades de Ciudad de la Costa, Municipio E, CH, B, C y G. Así mismo, un buen número de segmentos de los municipios A, D y F y la Periferia de Canelones también presentan valores bajos de pobreza, si bien en el análisis agregado fueran caracterizados como áreas de alta pobreza. Lo anterior

ratifica la existencia de importantes heterogeneidades al interior de los municipios y las grandes regiones metropolitanas.

Entre los segmentos de los municipios periféricos de Montevideo se corrobora un patrón común de distribución de la pobreza según el cual, los segmentos con menores niveles de pobreza tienen confluencia sobre el sur, en zonas próximas a los municipios costeros y centrales. Al alejarse de estas zonas hacia la periferia del área metropolitana, comienza a registrarse un aumento de las tasas de pobreza que, de modo gradual, pasa de valores medios a valores altos y muy altos.

En la Periferia de Canelones, tanto en el Eje de Ruta 5, como en el Eje de Ruta 8, se constatan algunos agrupamientos de baja pobreza, rodeados por segmentos con niveles medios-altos y altos. Como fue anunciado más arriba, los agrupamientos de baja pobreza coinciden con las principales ciudades del área metropolitana y los segmentos de alta pobreza tienden a rodearlas. Ciudad del Plata en cambio, muestra valores homogéneamente altos en todos sus segmentos.

Figura 26. Mapas de Tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) $k=0.1$



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

2.4.3 Análisis de autocorrelación espacial de la pobreza

El análisis de mapas temáticos de pobreza permitió dar cuenta de la confluencia de dos tendencias en los patrones de desigualdad espacial en Montevideo y el área metropolitana. Por un lado, coincidiendo con lo mostrado en buena parte de los antecedentes, se advierte una concentración y homogenización interna de las unidades espaciales con niveles altos de pobreza (Kaztman y Retamoso, 2005, Aguiar, 2016). Los patrones de aglomeración se potencian al incluir en el análisis el área metropolitana de Montevideo. La evidencia se suma a la de otros trabajos que han alertado sobre fuertes desigualdades en los procesos de metropolización montevideana (Lombardi y Bervejillo, 1999, Artigas, et. a. 2002, Ceroni, et. al. 2016, Rocco, 2018, Borrás, 2019, Rubini, 2020).

Por otra parte, se identificaron unidades con niveles atípicamente altos de pobreza dada su ubicación espacial. Estas situaciones de precariedad dispersa en áreas consolidadas, constituye un rasgo distintivo de la desigualdad espacial, que complejiza la imagen dual, dando cuenta de la expresión multiescalar y fragmentada de la desigualdad urbana (Marcuse, 1989), propia de las ciudades latinoamericanas (Borsdorf, 2003, Buzai, 2014).

En aras de profundizar en estas tendencias, en lo que sigue se presenta el análisis de autocorrelación espacial global y local de la pobreza. La Tabla 18 muestra los resultados del I de Moran para las tres medidas de pobreza, considerando tres criterios diferentes de vecindad y tomando cuatro universos (Montevideo, con y sin segmentos rurales y Montevideo y el área metropolitana de Montevideo, con y sin segmentos rurales) de modo de evaluar en qué medida los patrones de desigualdad espacial se modifican (o no) ante las distintas definiciones.

Para los tres criterios de vecindad, tanto para Montevideo, como para Montevideo y el área metropolitana, se descarta la hipótesis nula de distribución aleatoria en las tres medidas de pobreza. Además, en todos los casos la autocorrelación espacial es positiva, corroborando la tendencia al agrupamiento de segmentos con niveles similares de pobreza insinuadas en el análisis de mapas temáticos.

Por tanto, al igual que a nivel subnacional, la desigualdad espacial en los niveles de pobreza en Montevideo se expresan en una distribución

espacialmente heterogénea del fenómeno, que tiene entre sus rasgos distintivos la tendencia a la aglomeración de las unidades espaciales con valores similares de pobreza. Los resultados abonan la hipótesis de fragmentación socio-espacial y creciente homogenización interna de los territorios urbanos, sugerida en distintos antecedentes (Kaztman y Retamoso, 2005, Aguiar y Filardo, 2015, Aguiar, 2016, Serna y González, 2017).

Más allá de la convergencia de los resultados, al considerar los distintos criterios contrastados en la Tabla 18, se advierten algunas especificidades. En primer lugar, la autocorrelación espacial se da tanto en la tasa de recuento, como en la amplitud de la pobreza, pero la misma es de mayor envergadura en el primer caso. La tasa de recuento ajustada por su parte asume, como es de esperar, un valor intermedio entre las otras dos medidas. En segundo lugar, los valores del I de Moran, para todos los criterios utilizados, son mayores al incluir en el análisis al Área Metropolitana de Montevideo, que al considerar únicamente al departamento de Montevideo (ya sea que se consideren o no los segmentos rurales). Esto podría insinuar que los procesos de metropolización han tendido a profundizar los patrones de desigualdad espacial asociados a la homogenización, como fuera sugerido en la bibliografía antecedente (Lombardi y Bervejillo, 1999 y Artigas et. al. 2002, Ceroni, et. al. 2016).

Tabla 18. Índice de autocorrelación espacial de Moran de tasa de recuento, amplitud y tasa de recuento ajustada de pobreza de NBla por segmento censal según distintos criterios de vecindad, Montevideo y área metropolitana de Montevideo 2011 (personas), $k=0.1$

Matriz de ponderación	Medida de pobreza	Montevideo		Montevideo y el AMM	
		I Moran (incluye segmentos rurales)	I Moran (no incluye segmentos rurales)	I Moran (incluye segmentos rurales de Montevideo)	I Moran (no incluye segmentos rurales de Montevideo)
Seis vecinos más cercanos	Tasa de recuento	0.525	0.57	0.613	0.631
	Amplitud	0.236	0.323	0.425	0.448
	Tasa de recuento ajustada	0.438	0.467	0.529	0.547
Criterio Reina	Tasa de recuento	0.58	0.64	0.66	0.691
	Amplitud	0.272	0.388	0.452	0.474
	Tasa de recuento ajustada	0.499	0.563	0.58	0.6604
Criterio Torre	Tasa de recuento	0.586	0.654	0.663	0.697
	Amplitud	0.27	0.4	0.457	0.482
	Tasa de recuento ajustada	0.507	0.549	0.583	0.608

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Todos los resultados son significativos con un pseudo valores p en todos los casos ≤ 0.001 estimado en base al criterio de 999 permutaciones

Las figuras 27, 28 y 29 muestran los mapas LISA de las tres medidas de pobreza. Un primer aspecto a destacar para las tres medidas es que, si bien la desigualdad espacial se expresa en una distribución espacialmente heterogénea de la pobreza, que se distingue por la tendencia a la aglomeración de unidades con niveles similares de pobreza, ésta tendencia no se constata en todo Montevideo y el área metropolitana por igual.

En buena parte del territorio (señaladas en blanco en los mapas), no se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria de los niveles de pobreza, es decir se registra una distribución aleatoria de las unidades espaciales según niveles de pobreza, pudiéndose suponer allí mayores niveles de "mixtura social".

Un segundo aspecto que se corrobora en el análisis es la existencia de conglomerados de autocorrelación espacial positiva, de baja y alta pobreza. Los primeros, graficados en color azul, se extienden, con distintos grados de continuidad dependiendo de la medida considerada, desde el área central de Montevideo, hacia el sureste, llegando hasta los segmentos del sur de Ciudad de la Costa.

Los conglomerados de alta pobreza, graficados en rojo, conforman un anillo relativamente continuo, que se extiende desde la periferia oeste hasta la noreste. En buena parte de la Periferia de Canelones y en la casi totalidad de Ciudad del Plata también se registran conglomerados de autocorrelación espacial positiva de alta pobreza.

En tercer lugar, para las tres medidas de pobreza se identifican situaciones de autocorrelación espacial negativa, unidades espaciales con niveles atípicamente altos o bajos de pobreza dada su localización. En particular, destaca en los Municipios A, D y F, la presencia de segmentos con valores atípicamente bajos de pobreza, linderos de conglomerados rojos de alta pobreza.

La Figura 27 muestra el mapa de autocorrelación espacial local de la tasa de recuento (H). Esta es, de las tres medidas de pobreza, la que presentaba los valores más altos de autocorrelación espacial global (Tabla 18), hecho que se traduce a nivel local en la conformación de conglomerados extensos de autocorrelación local positiva.

Sobresale el conglomerado de baja pobreza en forma de "L" ya anunciado en el análisis de mapas temáticos, que se extiende desde el sur de Ciudad de la

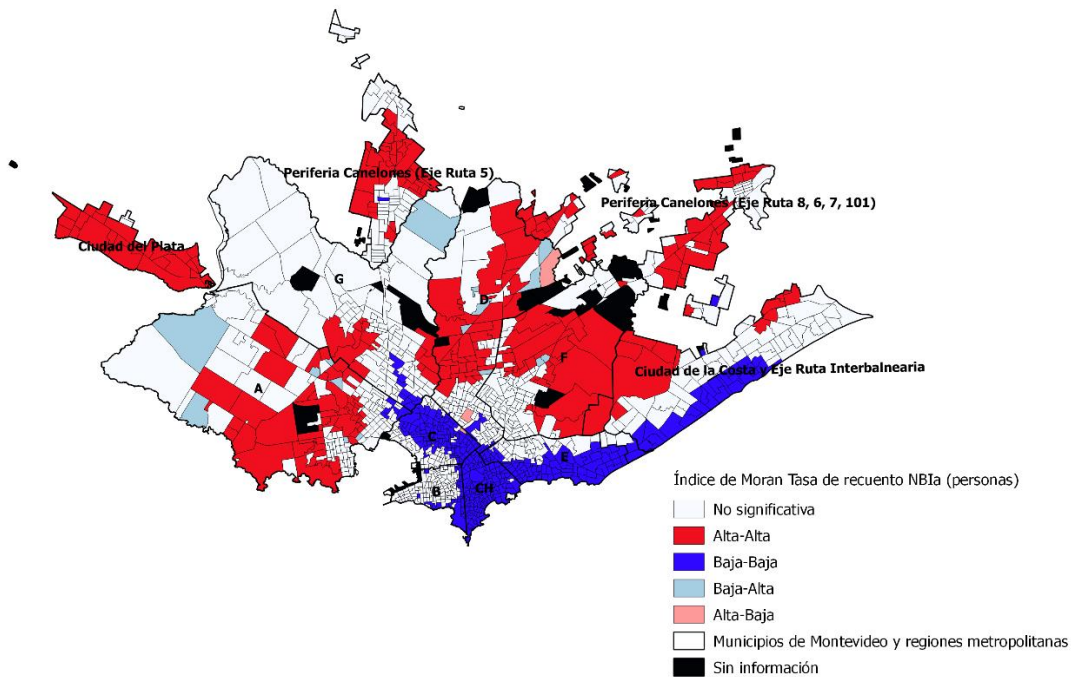
Costa, hasta el Municipio C, pasando por todos los segmentos del sur del Municipio E y la totalidad de los del CH. El conglomerado azul se extiende hasta algunos segmentos de la costa sur del Municipio B y segmentos de los Municipios A, G y D, limítrofes con el Municipio C.

Por otra parte, el conglomerado de alta pobreza, graficado en rojo, conforma una suerte de anillo periférico, solo interrumpido en parte del Municipio G, que se extiende desde la costa suroeste de Montevideo (Municipio A), hasta algunos segmentos del norte del Eje de Ruta Interbalnearia y Ciudad de la Costa, pasando por los municipios F, D y parte del G.

Los conglomerados de alta pobreza se completan con tres conjuntos extensos que abarcan la casi totalidad de segmentos de Ciudad del Plata y buena parte de los segmentos de los ejes Ruta 5 y Ruta 8 de la Periferia de Canelones. Además en el Eje Ruta 8 se observan pequeños conjuntos de segmentos urbanos, que corresponden a localidades pequeñas y medianas que, a modo de islas, se distribuyen en torno al conglomerado principal de alta pobreza, varios de los cuales conforman también pequeñas agrupaciones de autocorrelación positiva de alta pobreza.

Por último, a través del análisis de autocorrelación espacial local de la tasa de recuento se identificaron unidades espaciales con autocorrelación negativa significativa. Los más frecuentes son los segmentos con porcentajes bajos de pobreza rodeados por otros con porcentajes altos, representados en color celeste. Estas situaciones se registran en los municipios A, G, D y F, en segmentos linderos a conglomerados de alta pobreza. Por su parte, se identifican tres casos atípicos de alta pobreza en los municipios C y D.

Figura 27. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de de recuento (H) de la pobreza de NBla por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos.

El mapa de autocorrelación espacial local de la amplitud de la pobreza (A) (Figura 28) presenta características similares a las descritas para *H* (Figura 27). Puede interpretarse que allí donde se concentran los porcentajes más altos de hogares en situación de pobreza, es también donde la profundidad del fenómeno es mayor. Por el contrario, donde se concentran la mayor proporción de hogares no pobres es, al mismo tiempo, donde aquellos que sí lo son, están privados, en promedio, en menos dimensiones.

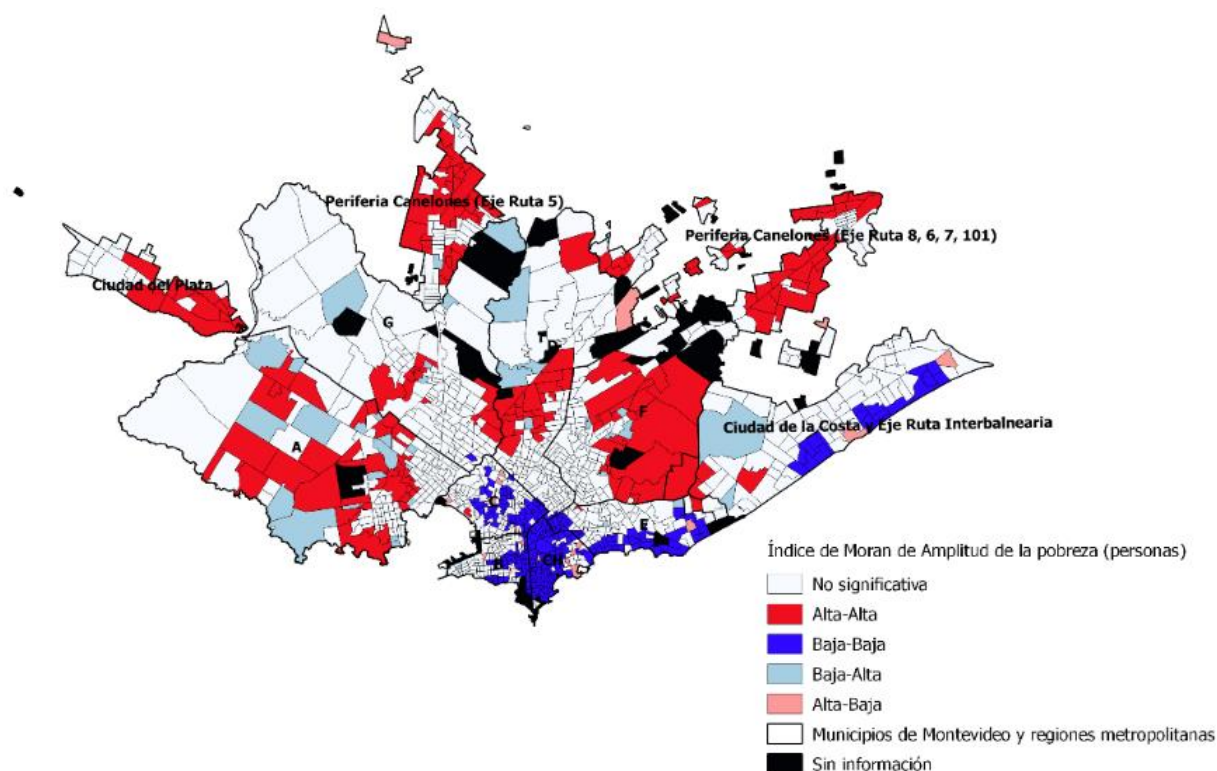
No obstante lo anterior, sobresalen algunas especificidades en los patrones de autocorrelación espacial local de la *A* que merecen ser señaladas. En primer lugar, la superficie del mapa graficada en color blanco, donde no se rechaza la hipótesis nula de distribución espacialmente aleatoria, ocupa una mayor extensión que en el caso de *H*.

El conglomerado azul, de baja amplitud, se extiende, al igual que *H*, desde Ciudad de la Costa hasta el Municipio C, pasando por el E, el CH y el B. Sin embargo, no se trata de un conjunto continuo, sino que de modo intercalado lo suceden segmentos donde la autocorrelación no es significativa, pequeños conjuntos de autocorrelación espacial positiva de alta amplitud sobre el norte

de Ciudad de la Costa y el Municipio E y segmentos atípicos, de autocorrelación inversa, con alta intensidad de pobreza.

Por su parte, se registran dos conglomerados de alta amplitud en el Municipio F y en el D, este último se extiende hacia algunos segmentos del Municipio G, si bien en ambos casos la superficie que ocupan es menor que la ocupado por los conglomerados de H. El Municipio A también registra varios conglomerados de alta A, al igual que la periferia de Canelones y Ciudad del Plata. Adicionalmente, en los municipios periféricos, se identifican varios segmentos atípicos, linderos a conglomerados de alta amplitud, que destacan por niveles bajos en el indicador.

Figura 28. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de de Amplitud (A) de la pobreza de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos.

La Figura 29 presenta el análisis de autocorrelación espacial local de la tasa de recuento ajustada (M_0). Los resultados combinan varios de los aspectos especificados en los párrafos anteriores. La desigualdad espacial se manifiesta en la conformación de tres grandes zonas, la primera compuesta por un conglomerado de autocorrelación espacial positiva que agrupa

segmentos con niveles bajos de pobreza. Este conjunto ocupa parte de los segmentos ubicados en el sur de Ciudad de la Costa, la totalidad de segmentos del sur del Municipio E, todo el CH (exceptuando dos segmentos) y casi la totalidad del Municipio C, traspasando los límites de éste e incluyendo un conjunto de segmentos del sur de los municipios A, G y D.

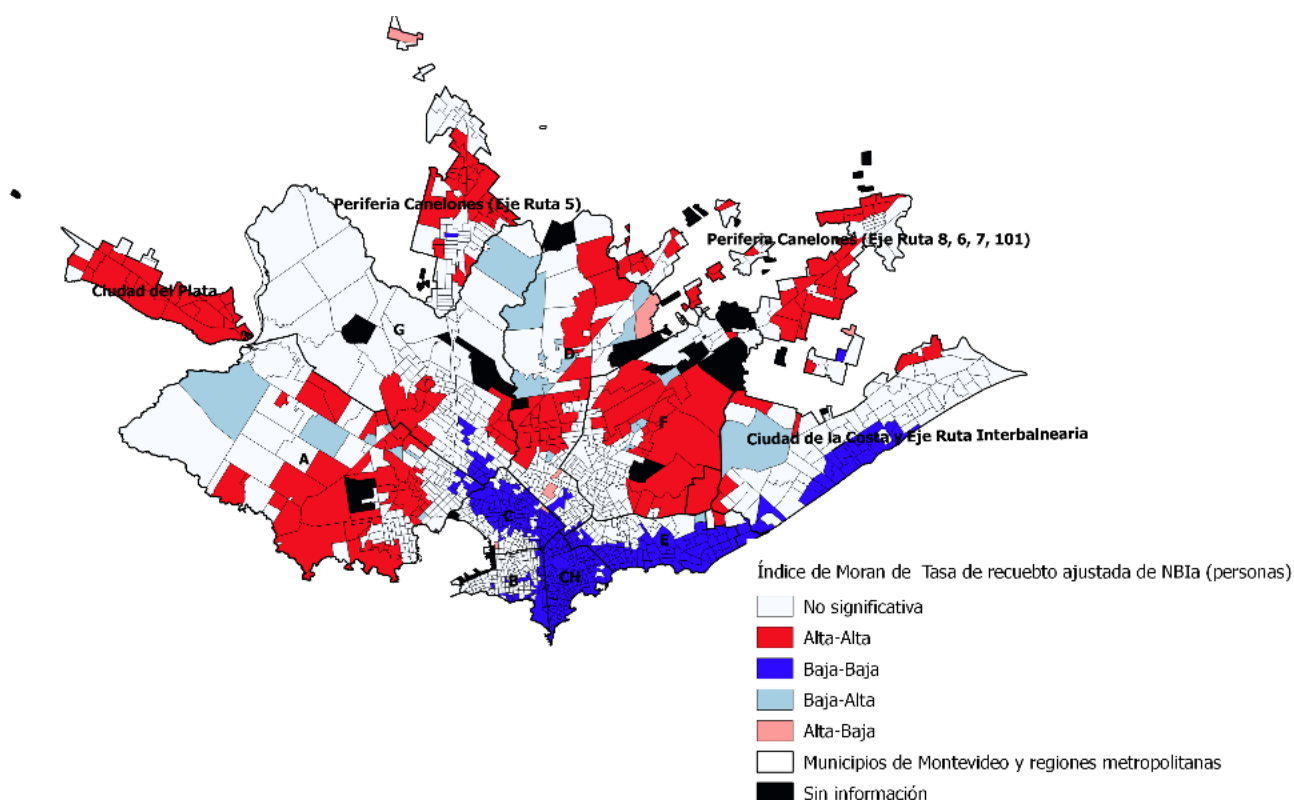
Una segunda zona, caracterizada por una distribución aleatoria de la pobreza, se extiende desde Ciudad de la Costa, en paralelo al conglomerado azul de baja pobreza, atravesando el norte del Municipio E, parte del sur del Municipio F y el D y casi la totalidad del Municipio G. Completan la zona de distribución aleatoria de la pobreza la casi totalidad de segmentos del Municipio B, algunos segmentos del Municipio A limítrofes con el G y el C y un suerte de anillo periférico de segmentos rurales. Además, en la Periferia de Canelones, tanto en el Eje Ruta 5 como en el Ruta 8, se registran conjuntos relativamente extensos de segmentos donde tampoco se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria.

Por tanto, si bien en varias zonas de Montevideo y el área metropolitana se asiste a un proceso de homogenización social interna y diferenciación con otras zonas que, como se ha mostrado en la bibliografía antecedentes y ratificado en este trabajo, tiene entre sus rasgos distintivos la aglomeración de unidades espaciales con niveles similares de pobreza, esta tendencia no se da de modo espacialmente uniforme (Cruz, 2005, Kaztman y Retamoso, 2005, Aguiar y Filardo, 2015, Aguiar, 2016, Serna y Gonzales, 2017). La extensa zona graficada en blanco en la Figura 29, evidencia que en buena parte de Montevideo y el área metropolitana, no se constatan patrones de homogenización.

Una tercera zona se extiende a modo de anillo más o menos continuo de alta pobreza, desde la costa suroeste en el Municipio A, hasta el Municipio F, traspasando los límites de éste e incluyendo algunos segmentos linderos del norte del Municipio E y Ciudad de la Costa. Adicionalmente, en la región metropolitana Periferia de Canelones se conforman dos conglomerados extensos sobre los ejes Ruta 5 y Ruta 8. Ciudad del Plata por su parte constituye, casi en su totalidad, un conglomerado homogéneamente pobre. Algunos segmentos con autocorrelación local negativa completan el mapa LISA de M_0 . En el Municipio C y en el sur del D destacan algunos segmentos con niveles altos de pobreza, linderos de conglomerado azul de baja pobreza.

En la Periferia de Canelones, también se registran dos casos atípicos de alta pobreza, uno al sur del Eje Ruta 8 y el otro al norte del Eje Ruta 5. Por último, se registran casos atípicos de baja pobreza linderos de segmentos con niveles altos en los cuatro municipios periféricos y en Ciudad de la Costa.

Figura 29. Índice de autocorrelación espacial local de Moran de tasa de recuento ajustada (M0) de NBIa por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos.

En síntesis, los resultados del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales complejizan la imagen dual que surge del análisis a nivel municipal. Si bien en los mapas temáticos se insinúa de algún modo una distribución centro-periferia, afloran matices y especificidades que dan cuenta, como fuese señalado en otros antecedentes, de fragmentaciones múltiples en la estructura urbana montevideana (Filardo, et. al. 2005, Kaztman, et. al. 2008).

En este sentido Montevideo se asemeja a otras ciudades de la región. Tal como señalara Sabatini y colegas "a las ciudades latinoamericanas las caracterizan extensas zonas de pobreza" evidenciables en el análisis a "a gran escala" (2001:28). Sin embargo, esta tendencia convive con otra "...a

pequeña escala [que] consistente en la existencia de barrios homogéneos de pequeño tamaño dispuestos alternadamente en el espacio urbano” (Op. Cit.). El análisis a nivel de segmentos supuso una aproximación a ambos patrones de desigualdad espacial; el de las grandes extensiones de pobreza en las periferias y el de los pequeños enclaves de pobreza, próximos a zonas prósperas. La tendencia a la homogenización, propia de estructuras residenciales segregada, quedó evidenciada en la tendencia al agrupamiento de unidades con niveles similares de pobreza. Los contraste más fuertes se dan entre los segmentos del área central, la costa sureste y Ciudad de la Costa y los segmentos periféricos. Destaca en este sentido que los conglomerados, tanto de alta como de baja pobreza, se extienden de manera continua más allá de los límites administrativos del departamento.

Por otra parte, se identificaron pequeños grupos de segmentos, e incluso segmentos aislados, con tasas altas de pobreza y muy altas que, a modo de archipiélagos, se distribuyen en áreas caracterizadas como de baja pobreza, dando cuenta de patrones fragmentados en la distribución de la pobreza. Destacan en este sentido unidades espaciales del Municipio E y Ciudad de la Costa, así como casos atípicos de alta pobreza en zonas céntricas de la ciudad (como fuese constatad en el caso del Municipio B y el C).

En definitiva, la tendencia a la homogenización de grandes áreas, convive con situaciones de precariedad dispersa en el tejido urbano, aledañas a zonas de prósperas, al que se ha hecho referencia en los antecedentes nacionales, (Couriel, 2016, Reclade, 2016, Bajac, et. al. 2019, Álvarez Rivadula, 2019), pero que en el análisis a mayor escala pasan inadvertidas.

Por último, si bien se identifican patrones de segregación residencial de la pobreza, consistentes con la tendencia a la homogenización espacial, ésta no se da de modo uniforme a través de la ciudad. En buena parte de Montevideo las tasas de pobreza a nivel de segmentos siguen una distribución aleatoria, que podrían insinuar una composición social mixta.

CAPÍTULO 6

Análisis de factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza

En el primer capítulo del análisis se indagó en la distribución de las tasas de pobreza en distintas escalas espaciales de modo de identificar patrones de desigualdad espacial, tanto a nivel nacional como para Montevideo y el Área metropolitana. Los resultados fueron contundentes al mostrar fuertes contrastes entre los niveles de pobreza de distintas áreas. En este sentido, puede decirse que el espacio es contenedor de desigualdades, soporte físico sobre el que se expresan de modo heterogéneo situaciones de privación y pobreza.

Ahora bien, el espacio, tal como ha sido conceptualizado, a la vez de contenedor de desigualdades, es producto y productor de relaciones sociales, económicas y políticas, que inciden de forma espacialmente desigual en el acceso a oportunidades, en la consecución del bienestar y, en definitiva, en la calidad de vida de las personas (Tickamyer, 2000, Lobao, et. al. 2007, Di Virgilio y Heredia, 2012).

Atendiendo a ello, el presente capítulo tiene como propósito avanzar en la identificación del entramado de relaciones sociales, económicas y políticas constitutivas del espacio, que operan como factores asociados o determinantes de la desigualdad espacial de la pobreza.

En concreto, se indaga en los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza, a nivel sub-nacional y para Montevideo y el área metropolitana, evaluando aspectos comunes y particulares de las relaciones en uno y otro contexto y en distintas escalas espaciales. El capítulo sigue la siguiente estructura: (i) se presenta el análisis descriptivo univariado de los factores asociados a las tasas de pobreza y el análisis bivariado de la correlación entre las tasas de pobreza y los factores asociados a éstas. (ii) Se ajusta un grupo de modelos de regresión para cada grupo de factores. (iii) Se ajusta una serie de modelos generales de regresión, que integran de forma conjunta los nueve grupos de factores especificados en el capítulo conceptual y, aplicando procedimientos de Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales,

se incluye la autocorrelación espacial y la heterogeneidad espacial en las especificaciones.

En la primera sección se consideran como variables dependientes tanto las medidas que resultan de los métodos oficiales -LP06 (INE, 2009) y NBI 2011 (Calvo, et. al. 2013)- como las medidas del método de las NBI ajustado propuesto en la presente investigación (H , A y M_0). En la segunda y tercer sección se considera como variable dependiente la tasa de recuento ajustada (M_0).

Respecto a las escalas espaciales, en la primera sección se considera, a nivel sub-nacional la escala departamental y, para Montevideo y área metropolitana, los municipios y grandes regiones metropolitanas. En las secciones 2 y 3, el análisis se realiza a nivel de secciones y segmentos censales para el nivel sub-nacional y de segmentos censales para Montevideo y el área metropolitana.

1. Descripción y análisis de los factores asociados a la desigualdad espacial en las Tasas de pobreza: primera aproximación por departamentos y Municipios de Montevideo y regiones metropolitanas.

Más arriba se planteó a modo de hipótesis que la desigualdad espacial en las tasas de pobreza se relaciona con la variabilidad espacial en nueve grupos de factores, a saber: (i) capital humano, (ii) capital físico, (iii) capital social, (iv) factores demográficos, (v) ascendencia étnica racial (vi) posición en la estructura de clases, (vii) factores relacionados a la heterogeneidad estructural de la economía, (viii) factores contextuales y (ix) procesos de difusión espacial.

En función de la información disponible en la boleta del Censo Nacional de Viviendas, Hogares y Personas se propusieron 23 indicadores o variables independientes para abordar empíricamente los nueve grupos de factores asociados a la variabilidad espacial de las tasas de pobreza que se sintetizaron en la Tabla 3 del Capítulo 4. En los párrafos que siguen se describe cada uno de los indicadores y se analiza su correlación simple con las tasas de pobreza.

1.1 Descripción de los factores asociados a las tasas de pobreza

La Tabla 19 muestra estadísticos univariados para las variables dependientes e independientes a nivel de departamentos (excluyendo Montevideo) y de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, los coeficientes de variación, el máximo y el mínimo.

En las primeras cinco filas de la tabla se presenta la información para la tasa de recuento de pobreza de ingresos (INE, 2009), la tasa de recuento de NBI (Calvo, et. al. 2013) y las tres medidas de pobreza de la medida ajustada propuesta por esta investigación (H , A y M_0).

Como fue señalado en el primer capítulo del análisis, el promedio de la tasa de pobreza de ingresos es superior a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas que a nivel departamental, mientras que para el caso de las medidas de NBI oficial y NBI ajustada los promedios son superiores a nivel departamental.

Al analizar la dispersión de los resultados se constata que, tanto para la medida de ingresos, como para las de NBI (oficial y ajustadas) los coeficientes de variación son más altos en Montevideo y el área metropolitana que a nivel departamental. Por último, al observar el mínimo y el máximo, para todas las medidas de pobreza se constata un rango más amplio de distribución entre Municipios de Montevideo y regiones metropolitanas que entre departamentos.

Los primeros tres grupo de factores corresponde a lo que se ha dado a llamar en la bibliografía activos de los hogares; capital humano, capital físico y capital social. Su inclusión responde a la importancia instrumental de los mismos en aras de acceder a determinados niveles de bienestar y evitar la pobreza (Moser, 1998, Kaztman, 1999).

Si se comparan el promedio de los distintos indicadores de activos a nivel departamentales y de municipios de Montevideo y sus regiones metropolitanas, la principal diferencia se advierte en los indicadores de capital humano. En éstos los Municipios de Montevideo muestran, en promedio, logros educativos superiores que los registrados a nivel departamental. No obstante ello, los coeficientes de variación también son más altos en la capital y área metropolitana.

Entre los indicadores de capital físico los niveles de privación en la tenencia de la vivienda son, en promedio, superiores a nivel de municipios de

Montevideo, que entre departamentos. Lo mismo pasa con el promedio de asistencia a educación privada, indicador utilizado para aproximarse a la acumulación de capital social. El otro indicador utilizado para dar cuenta del capital social, el promedio de hogares con un empleado público entre sus integrantes, presenta promedios similares en ambos contextos.

Los tres fenómenos demográficos considerados son; la estructura de edades, la composición de los hogares y el ciclo de vida de los mismos. Distintas combinaciones de estos atributos, potencialmente podrían limitar o ampliar el rango de recursos disponibles de los hogares (Pardo y Peri, 2008). En términos generales no se aprecian diferencias importantes en los promedios registrados en estas variables a nivel departamental y a nivel de Municipios de Montevideo y el área metropolitana. Sin embargo, en todos los casos, la dispersión de los resultados es superior entre Municipios y regiones que entre departamentos.

El siguiente factor considerado se relaciona a la composición étnica de la población. Su inclusión responde a los efectos nocivos de la discriminación racial en términos de acceso a oportunidades de empleos de calidad por parte de la población afrodescendiente, lo que aumenta sus chances de pobreza (Iceland, 2006, Bucheli y Porzecanski, 2008). La información presentada en la Tabla 19 muestra que el promedio de población afrodescendiente entre departamentos (7.4) es similar al registrado entre municipios de Montevideo y regiones metropolitanas (8.5). Sin embargo, la dispersión es superior entre departamentos, con valores que se mueven en un rango de entre 2.9 y 17.3. La posición ocupacional, sexto factor considerado en el análisis, es abordada a través del indicador de proporción de trabajadores empleados en tareas manuales no calificadas. Su inclusión se funda en la situación de desventaja en términos de recursos financieros y relacionales a los que este tipo de trabajadores se encuentra sujeto, lo que reduce sus chances de mitigar la pobreza (Boado y Fernández, 2006). El promedio de ocupados en tareas manuales no calificadas es superior entre departamentos que entre Municipios, si bien la dispersión es superior en este último caso.

La posición ocupacional se integra en el análisis junto a un séptimo grupo de factores que buscan aproximarse a características de la estructura económica vinculadas al peso de la población activa excluida de sectores dinámicos de la economía, ya sea vía desempleo o trabajo precario. Se entiende que la

prevalencia de estas condiciones se relacionan con situaciones de inestabilidad y desprotección que tienen como resultado el aumento de las tasa de pobreza (Salvia, et. al., 2012). La información se complementa con el peso entre los ocupados de los tres grandes sectores de actividad; agropecuario, industrial y servicios.

Respecto al promedio de población desocupada, los niveles son muy similares entre departamentos y municipios y regiones metropolitanas, sin embargo el promedio de trabajadores precarios es superior en el primer caso. La distribución de ocupados por rama muestra, en promedio, un peso mayor del sector agropecuario e industrial a nivel departamental, al tiempo que el sector de servicios tiene mayor relevancia entre los municipios de Montevideo y el área metropolitana.

Por último, respecto a los factores contextuales, para el nivel departamental y municipal, se consideran la densidad de población y, para el primer caso, el porcentaje de población residiendo en localidades mayores de cinco mil habitantes. Los resultados univariados muestran mayor densidad poblacional promedio entre Municipios y regiones metropolitanas que entre departamentos. A nivel departamental las personas residiendo en localidades mayores de 5.000 habitantes representan el 75% del total.

Tabla 19. Estadísticos descriptivos de tasas de pobreza y factores asociados a la pobreza, departamentos (no incluye Montevideo) y Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, 2011									
		Departamentos				Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas			
		Mean	CV	Min	Max	Mean	CV	Min	Max
Medidas de pobreza	H LP ingresos (personas)	12.2	0.44	3.8	22.0	17.0	0.76	1.0	36.0
	H NBI11 (personas)	39.2	0.18	28.6	54.4	29.5	0.45	9.5	47.0
	H NBIa (personas, k=0.1)	25.4	0.17	18.9	34.4	18.4	0.64	2.1	41.0
	A NBIa (personas, k=0.1)	28.4	0.06	25.0	31.3	25.2	0.13	19.0	28.5
	MO NBIa (personas, k=0.2)	0.073	0.22	0.047	0.108	0.049	0.71	0.04	0.117
Capital humano	Hogares con al menos un integrante con educación terciaria	17.3	0.15	13.3	23.0	32.5	0.65	9.6	68.4
	Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	38.7	0.12	27.3	45.5	23.4	0.50	6.2	37.0
Capital físico	Tenencia insegura de la vivienda	4.8	0.78	1.1	18.1	9.7	0.38	5.8	17.0
	Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	56.2	0.04	49.5	60.4	49.2	0.14	38.3	60.4
	Tenencia de automóvil o camioneta	35.8	0.12	28.5	44.9	32.5	0.34	22.4	50.6
Factores demográficos	Personas de 0 a 14 años	23.7	0.07	21.2	26.0	20.5	0.27	11.3	27.6
	Hogares monoparentales femeninos con menores	12.9	0.06	11.4	14.5	14.2	0.16	9.9	16.2
	Hogares extendidos	9.2	0.20	6.2	12.7	9.2	0.36	3.7	12.9
	Ciclo de vida inicial	7.4	0.07	6.3	8.2	7.4	0.16	5.3	9.0
	Ciclo de vida en expansión	21.6	0.09	18.3	24.3	18.2	0.33	7.6	25.9
Ascendencia étnica	Personas afrodescendientes	7.4	0.57	2.9	17.3	8.5	0.36	2.8	13.2
Capital social	Asistencia a educación privada	4.7	0.54	1.2	11.7	13.1	0.43	3.9	21.8
	Hogares con trabajadores públicos	18.8	0.16	13.1	22.9	16.6	0.25	11.2	23.4
Posición ocupacional	Trabajadores manuales no calificados	26.2	0.10	22.0	31.8	16.6	0.47	4.3	24.1
Heterogeneidad estructural	Tasa de desempleo	6.0	0.14	4.2	7.6	7.1	0.21	4.9	9.3
	Trabajadores precarios	12.9	0.20	9.3	19.1	8.7	0.56	1.4	15.1
	Trabajadores en el sector agropecuario	14.3	0.30	3.1	18.8	1.7	0.82	0.6	5.6
	Trabajadores en el sector industrial	19.4	0.16	15.6	26.7	16.6	0.34	9.1	25.8
	Trabajadores en el sector servicios	57.6	0.04	53.2	62.7	69.6	0.11	55.1	78.6
Factores contextuales	Densidad de población	15.87	1.63	4.87	114.68	46.74	0.99	10.60	132.10
	Población en localidades de 5000 o más habitantes	74.6	0.0816	59.3	85.5				

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Viviendas Hogares y Personas 2011.

1.2 Análisis de correlación de tasas de pobreza y factores asociados

La Tabla 20 introduce al análisis la relación entre las tasas de pobreza y los factores asociados, a través de la estimación de coeficientes de correlación de Pearson simples. Para facilitar la lectura de la tabla, las correlaciones se grafican con colores que van del rojo (indican las correlaciones más altas) al verde (indican las correlaciones más bajas).

Las primeras siete filas de la tabla muestran la correlación de las tasas de pobreza con los activos de los hogares, recursos materiales e inmateriales, que los hogares potencialmente movilizan para maximizar su bienestar y evitar la pobreza (Moser, 1998, Ksztman). La acumulación de capital humano, ha sido un factor unívocamente considerados en los modelos de análisis de desigualdad espacial en las tasas de pobreza (Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018).

Los antecedentes nacionales muestran que la probabilidades de pobreza de un hogar se encuentra fuertemente determinada por la dotación educativa de los integrantes adultos y los retornos a la educación en el mercado de trabajo (Marroig y Oreiro, 2008), y que la magnitud de esta relación ha tendido a incrementarse en las últimas décadas (Fernández, 2003).

A nivel espacial, esto se traduce en una relación inversa entre las tasas de pobreza y el nivel educativo de la población; vínculo que ha sido constatado tanto a nivel subnacional (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015), cómo para Montevideo (Ksztman y Retamoso, 2006, Aguiar, 2016).

El análisis de correlación muestra que el porcentaje de hogares con al menos un integrante con educación terciaria se relaciona de modo inverso con todas las medidas de pobreza a nivel de Municipios y regiones metropolitanas. No así a nivel departamental, donde la correlación es despreciable para las medidas de NBI y de magnitud baja en el caso de las medidas de ingreso.

Por su parte, el porcentaje de hogares con clima educativo bajo presenta correlación positiva con todas las medidas de pobreza en ambos contextos considerados. En particular, a nivel de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, es el indicador que presenta la correlación más alta con la tasa de recuento de NBI 2011.

Los siguientes indicadores refieren a la acumulación de capital físico, bienes materiales que se caracterizan por su amplio potencial de uso y su relativa

estabilidad en el tiempo (Moser, 1998). Entre los activos físicos destaca el estatuto de propiedad de la vivienda abordado en este trabajo a través de los indicadores de tenencia insegura y tenencia en propiedad.

La tenencia insegura de la vivienda denota incapacidad de generar ahorros que permitan ingresar al mercado inmobiliario formal, lo que es esperable se vincule positivamente con la pobreza de ingresos (Davis, 2006, Herzer, et. al. 2008). La tenencia en propiedad formal sugiere cierta acumulación de recursos plausibles de ser movilizados y, dado ello, ser un elemento inhibidores de la pobreza (Fernández, 2003, Boado y Fernández, 2006, Cardeillac, 2013).

Para el caso de este estudio, el porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda se encuentra entre los indicadores que más correlacionan con las medidas de pobreza de ingresos a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas. A nivel departamental y para las medidas de NBI, tanto en su versión original como ajustada, la magnitud de la correlación es baja.

En un sentido similar a la tenencia de la vivienda, la tenencia de automóvil para uso del hogar, resulta un indicador de acumulación de capital físico (Kaztman, 1999) a la vez que un proxy de nivel de bienestar (Filmer y Pritchet, 2001). Los resultados muestran en todos los casos una asociación inversamente con las tasas de pobreza, tanto a nivel departamental, como a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas.

El último de los activos considerados es el capital social, sin duda la dimensión cuya medición a partir de censos de población presenta mayores restricciones en términos de validez de constructo (Kaztman, 2000, Fernández, 2003, Cortés, et. al. 2004, Boado y Fernández, 2006, Cardeillac, 2013). El trabajo utiliza dos indicadores: el porcentaje de hogares con al menos un integrante ocupado en el sector público y el porcentaje de hogares con al menos un integrante que asiste a educación privada, sin desconocer que su uso incurre en supuestos fuertes y discutibles.

Los resultados muestran que el porcentaje de trabajadores en empleo público se relaciona inversamente con todas las medidas de pobreza a nivel municipal y metropolitano. No así a nivel departamental, donde la relación observada no condice con lo esperado. La asistencia actual de algún miembro del hogar a educación privada, muestran una relación inversa con todas las medidas

de pobreza, tanto a nivel departamental como de municipios y regiones metropolitanas.

Los siguientes factores refieren a la dimensión demográfica; el porcentaje de menores de 14 años se relaciona positivamente con todas las medidas de pobreza, coincidiendo con lo mostrado en trabajos antecedentes. Es de esperar que la expansión de necesidades que supone una pirámide poblacional más ancha, sin el correspondiente aumento en la generación de recursos, tenga como resultado mayores niveles de pobreza (Vigorito, 2003, Fernández, 2003, Marroig y Oreiro, 2008, Calvo, et. al. 2013, Colacce y Tenenbaum, 2016).

El porcentaje de hogares monoparentales femeninos y el porcentaje de hogares extendidos se correlacionan positivamente con las tasas de pobreza. A nivel departamental el porcentaje de hogares monoparentales es, de los indicadores demográficos, el que presenta la correlación más alta con la pobreza de ingresos. Las dificultades que afrontan las mujeres responsables en estos hogares para conciliar tareas de cuidado y trabajo remunerado, así como la pérdida de economías de escala en este tipo de arreglos, podría suponer menores niveles de ingresos y, dado ello, tasas de pobreza mayores (Vigorito, 2003).

Por su parte, a nivel de municipios de Montevideo, el porcentaje de hogares extendidos es, del total de indicadores incluidos en el análisis, el que muestra la correlación más alta con la pobreza de ingresos, relación sobre la que se había alertado en trabajos nacionales antecedentes (Vigorito, 2003, Fernández, 2003, Cabella, et. al. 2015).

Los últimos dos indicadores demográficos refieren al porcentaje de hogares en etapa inicial y en expansión. A nivel departamental, la correlación del porcentaje de hogares en etapa inicial respecto a las medidas de pobreza de ingresos es despreciable y respecto a las medidas de NBI, tanto en su versión original como ajustada, es positiva si bien de magnitud baja. No así en el caso de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, donde se advierten correlaciones altas con todas las medidas de pobreza.

Las correlaciones de las medidas de pobreza con el porcentaje de hogares en etapa de expansión es en todos los casos alta, con valores que se ubican en torno 0.6 para el caso de la pobreza de ingreso y de 0.8 para las medidas de NBI. En esta etapa del ciclo de vida se da un incremento de las necesidades

locativas, alimenticias, de vestimenta y de educación requeridas que puede colocar a estos hogares en situación de riesgo a la pobreza (Fernández, 2003, Vigorito, 2003). Dado esto, es esperable que allí donde el peso relativo de estos hogares sea mayor, también lo sean las tasas de pobreza.

La relación entre el peso de la población afrodescendiente y las tasas de pobreza ha sido recurrentemente probada en la bibliografía internacional (Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012) y nacional (Cabella, et. al. 2013, Amarante y Colacce, 2021). Según muestran los antecedentes nacionales, por efectos de la discriminación, el mercado de trabajo ha tendido a segmentarse racialmente, lo que ha impedido a la población afro acceder empleos de calidad, viéndose por esta vía más vulnerables a la pobreza (Bucheli y Porzecanski, 2008). Es esperable por tanto que allí donde se concentra población afrodescendiente las tasas de pobreza tiendan a ser mayores.

Los resultados ratifican la relación esperada; el indicador es, de todos los considerados, el que presenta la correlación lineal más alta con las tasas de pobreza de ingresos por departamento y la tercera correlación más alta a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas. Para el caso de las medidas de NBI las correlaciones también son altas, si bien no se encuentran entre las principales.

El siguiente grupo de indicadores busca aproximarse al vínculo entre las tasas de pobreza y la posición ocupacional y algunas características de la estructura económica. La posición ocupacional, como se señalara más arriba, resume un conjunto de atributos asociadas a las posibilidades de acceso a recursos financieros, relacionales y culturales que pueden mitigar o potencian la probabilidad de pobreza de los hogares (Boado y Fernández, 2006). Entre las distintas posiciones ocupacionales, aquellas asociadas a trabajos manuales no calificados, dada su bajas remuneraciones, los menores niveles de protección social y mayor vulnerabilidad a los ciclo económicos, son las que presentan mayores chances de pobreza (Beeghley, 1988).

El hecho de que la estructura de clase no sea independiente de la localización en el espacio, sino que por el contrario “pueda entenderse como una estructura de distribución (desigual) de oportunidades que varía espacialmente” (Di Virgilio y Heredia, 2012:5), hace suponer que, allí donde el peso relativo de posiciones inferiores en la estructura ocupacional es alto,

las tasas de pobreza también lo sean (Dwyer, 2010, Kaztman, et. al. 2008, Di Virgilio y Heredia, Op. Cit.). Los resultados obtenidos ratifican esto para todas las medidas de pobreza, tanto a nivel departamental, como de municipios y regiones metropolitanas.

Respecto la estructura económica, la prevalencia de niveles altos de exclusión de la población activa de sectores dinámicos de la economía, ya sea vía desempleo o empleo de muy baja productividad o subsistencia, se ha esgrimido como uno de los principales factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en América Latina (Salvia, et. al., 2012).

Los resultados observados en la Tabla 20 coinciden con lo esperado, para todos los casos la tasa de desempleo y el porcentaje de ocupados en empleos precarios se correlaciona positivamente con las tasas de pobreza.

Con respecto al sector de actividad, el porcentaje de ocupados en el sector agropecuario se correlaciona positivamente con las tasas de pobreza, tanto a nivel departamental como de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, si bien la magnitud de las correlaciones es baja. Por el contrario, el peso de los ocupados en el sector de servicios se relaciona de modo inverso con todas las medidas de pobreza, siendo para el caso de la tasas de recuento de NBI ajustada a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, el indicador que presenta la correlación más alta entre todos los considerados.

Respecto al peso de la actividad industrial, en la bibliografía internacional se ha constatado en distintos trabajos la relación inversa con las tasas de pobreza, en particular cuando predominan industrias de productividad media y alta (Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Deller, 2010, Curtis, et. al. 2012). A nivel nacional, en análisis a nivel de departamentos Rodríguez Miranda (2014) y Veiga (2015) arriban a resultados similares, aduciendo que allí donde predomina la actividad industrial tienden a existir mayor capacidad tecnológica y organizativa, asociadas a trabajos de mejor calidad y, dado ello, menores tasas de pobreza. Los resultados obtenidos en el análisis de correlación confirman para el nivel departamental lo señalado en los antecedentes; todas las medidas de pobreza muestran una correlación inversa con el peso de la actividad industrial. Sin embargo, a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas el vínculo de la correlación se invierte.

Esto, a priori, contradice lo teóricamente esperado, sin embargo, como señalan Kaztman y colegas (2008) la actividad industrial, en el marco de la liberalización y desindustrialización de la década de 1980, ha perdido la capacidad de absorción de mano de obra urbana. A la vez, fruto de la desregulación, no supone los retornos de antaño, por lo que es esperable que el efecto de aversión a la pobreza haya perdido relevancia.

El último grupo de factores refiere a indicadores contextuales relacionados a características del área geográfica de residencia que puede inhibir o potenciar los niveles de pobreza. El primero de los indicadores considerados, la densidad de población, tanto a nivel departamental como municipal, se relaciona inversamente con todas las medidas de pobreza. En particular destaca la correlación negativa entre la amplitud de la pobreza (A) a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas.

Como fue señalado en otros trabajos, la baja densidad poblacional está relacionada tanto a un deficitario acceso a servicios, como a un reducido dinamismo de los mercados de trabajo, aspectos ambos que podrían estar determinando mayores tasas de pobreza (Crandall y Weber, 2004, Benson, et. al., 2005, Okwi, et. al., 2007).

En un sentido similar, otra de las hipótesis planteadas fue que a mayor proporción de personas residiendo en localidades urbanas mayores a 5.000 habitantes, menores serían las tasas de pobreza, en el entendido que el acceso a oportunidades y fuentes de bienestar se potencia en centros poblados. No obstante ello, a nivel de departamento, la relación constatada entre porcentaje de población urbana y tasas de pobreza es, en todos los casos, despreciable.

El análisis regional en el Uruguay ha ratificado, desde CLAEH (1963) en adelante "diferencias regionales que inciden sobre diversos logros y oportunidades que los individuos pueden alcanzar" (Fernández, 2018:8). En concreto, diferentes trabajos han mostrado que, a nivel nacional, los departamentos del norte del país presentan los niveles más altos de pobreza, al tiempo que los departamentos del sur muestran los más bajos (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Fernández, 2018).

Como forma de aproximación a la relación entre regiones y tasas de pobreza, las últimas filas de la Tabla 20 presentan la correlación entre las tasas de pobreza y las regiones propuestas en la regionalización de Veiga (2015). En

términos generales los resultados ratifican lo mostrado en los antecedentes; las regiones Litoral Centro y Norte se correlacionan positivamente con la pobreza. En particular, la Norte presenta una correlación muy fuerte con las medidas de NBI y NBI ajustadas. Por el contrario, las tres regiones sureñas presentan relación inversa.

	Departamentos					Municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas				
	H LP ingresos	H NBI11	H NBla	A NBla	MO NBla	H LP ingresos	H NBI11	H NBla	A NBla	MO NBla
Hogares con al menos un integrante con educación terciaria	-0.23	-0.002	0.022	0.056	0.050	-0.81	-0.94	-0.91	-0.90	-0.90
Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	0.682	0.404	0.449	0.471	0.455	0.80	0.97	0.92	0.90	0.93
Tenencia insegura de la vivienda	0.274	0.519	0.239	0.215	0.229	0.88	0.55	0.37	0.45	0.35
Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	-0.33	-0.523	-0.262	-0.275	-0.252	-0.45	-0.17	0.08	0.14	0.12
Tenencia de automóvil o camioneta	-0.87	-0.792	-0.745	-0.663	-0.725	-0.72	-0.84	-0.69	-0.52	-0.67
Asistencia a educación privada	-0.43	-0.357	-0.311	-0.323	-0.304	-0.68	-0.97	-0.94	-0.74	-0.93
Hogares con trabajadores públicos	0.488	0.318	0.226	0.108	0.195	-0.70	-0.84	-0.86	-0.83	-0.86
Personas de 0 a 14 años	0.705	0.862	0.812	0.767	0.812	0.70	0.89	0.91	0.93	0.92
Hogares monoparentales femeninos con menores	0.757	0.731	0.659	0.594	0.647	0.87	0.75	0.67	0.83	0.67
Hogares extendidos	0.595	0.812	0.782	0.687	0.769	0.90	0.78	0.68	0.82	0.67
Ciclo de vida inicial	0.008	0.191	0.278	0.294	0.286	0.54	0.76	0.84	0.85	0.85
Ciclo de vida en expansión	0.670	0.807	0.768	0.728	0.772	0.62	0.83	0.88	0.93	0.89
Personas afrodescendientes	0.882	0.787	0.642	0.620	0.646	0.87	0.93	0.85	0.83	0.83
Trabajadores manuales no calificados	0.762	0.815	0.674	0.472	0.633	0.84	0.96	0.91	0.90	0.90

Tasa de desempleo	0.554	0.487	0.591	0.506	0.559	0.72	0.96	0.96	0.88	0.95
Trabajadores precarios	0.731	0.492	0.475	0.526	0.49	0.77	0.96	0.95	0.91	0.95
Trabajadores en el sector agropecuario	0.448	0.430	0.458	0.335	0.430	0.07	0.56	0.73	0.48	0.75
Trabajadores en el sector industrial	-0.56	-0.515	-0.455	-0.381	-0.451	0.58	0.92	0.96	0.87	0.96
Trabajadores en el sector servicios	-0.26	-0.289	-0.323	-0.205	-0.281	-0.53	-0.91	-0.97	-0.84	-0.98
Densidad de población	-0.23	-0.280	-0.226	-0.197	-0.226	-0.70	-0.75	-0.76	-0.93	-0.75
Población en localidades de 5000 o más habitantes	-0.00	0.071	0.083	0.091	0.114					
Región NORTE	0.523	0.818	0.833	0.829	0.659					
Región LITORAL centro	0.297	0.046	-0.061	-0.133	0.226					
Región LITORAL sur	-0.41	-0.383	-0.346	-0.323	-0.496					
Colonia y Maldonado	-0.45	-0.55	-0.489	-0.439	-0.357					
Canelones	-0.14	-0.077	-0.039	0.003	-0.202					

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda, Hogares y Personas, 2011.

En síntesis, en su mayoría el sentido de las correlaciones entre las distintas medidas de pobreza y el grupo de factores asociados coincide con lo esperado de acuerdo a las hipótesis. El análisis permitió identificar factores que presentan correlaciones homogéneamente altas con las distintas tasas de pobreza, tanto a nivel departamental como de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas. Entre los principales destacan el porcentaje de población afrodescendiente, el porcentaje de trabajadores no calificados y el porcentaje de trabajadores precarios.

Otros indicadores muestran variaciones en la magnitud de las correlaciones al considerar distintas medidas de pobreza. Por ejemplo, la correlación directa entre tasas de pobreza y proporción de hogares monoparentales se intensifica al considerar la pobreza de ingresos, aspecto que podría relacionarse a las restricciones que enfrentan estos hogares en términos de acceso al mercado de trabajo. Algo similar ocurre con el porcentaje de hogares en etapa de expansión, pero en ese caso, la fuerza del vínculo crece al atender a las medidas de NBI y NBI ajustada; la ampliación de necesidades locativas podría en parte estar relacionada con ello.

Ahora bien, como señala Tickamyer (2000), el espacio produce y reproduce relaciones sociales, económicas y políticas desiguales, que pueden operar como factores asociados o determinantes de la pobreza, con sentido y magnitud espacial y temporalmente contingente. Al respecto, el análisis de correlación permitió identificar algunos factores que se comportan de modo divergente en su vínculo con la pobreza, al considerar la escala departamental y la de municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas.

El porcentaje de hogares con al menos un integrante con educación terciaria presenta correlación inversa muy fuerte con todas las medidas de pobreza a nivel de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, sin embargo la magnitud de la relación es muy baja para el caso de las tasas de pobreza de ingresos a nivel departamental y despreciable en el caso de las medidas de NBI.

Por el contrario, el porcentaje de trabajadores industriales presenta correlación inversa fuerte a nivel departamental, sin embargo el sentido de la correlación se invierte a nivel de municipios y regiones metropolitanas. Otro factor que se comporta de modo diferente en uno y otro contexto es el porcentaje de trabajadores públicos el cual, a nivel de municipios de Montevideo presenta correlación negativa fuerte con todas las tasas de pobreza. Sin embargo, a nivel departamental el signo se invierte, si bien las magnitudes de las correlaciones son bajas.

Lo anterior insinúa heterogeneidad espacial en las relaciones entre la desigualdad espacial de la pobreza y los factores asociados y deja abierta la pregunta respecto a en qué medida los vínculos previstos en las hipótesis se constatan o no de modo uniforme en distintos contextos y escalas espaciales.

2. Descripción y análisis de los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en escalas espaciales menores.

Como señalan Del Casino Jr. y Jones III (2007), la relación entre pobreza y espacio se expresa de modo particular dependiendo del contexto y la escala espacial considerada, lo que sugiere vínculos de carácter multiescalar (Soja, 2010). En el primer capítulo del análisis se dio cuenta de las especificidades que presentaban los patrones de distribución espacial de la pobreza al considerar distintos contextos y escalas. En este apartado se avanza en la descripción, analizando los factores asociados a la desigualdad espacial en escalas menores.

Como medida de pobreza se utiliza la tasa de recuento ajustada (M_0). La sección se estructura en dos apartados, en el primero se realiza el análisis de correlación y se ajustan modelos de regresión lineal para cada conjunto de factores. En el segundo se ajustan modelos de regresión lineal generales, donde se evalúan de modo conjunto todos los factores y se incorpora en el análisis los efectos de autocorrelación espacial y heterogeneidad espacial.

La Tabla 21 muestra los estadísticos descriptivos univariados de M_0 y los factores asociados. Los valores promedio de M_0 a nivel de secciones y segmentos coinciden a grandes rasgos con los observados a nivel de departamentos y municipios. No obstante, como fuese señalado ya en el primer capítulo, al bajar la escala de análisis los niveles de heterogeneidad en la distribución de la pobreza aumentan.

Los promedios de los factores asociados a la pobreza, en términos generales, se comportan también de forma similar a la descrita a nivel de departamentos y municipios. Llama la atención valores altos de dispersión, tanto a nivel de Montevideo y el área metropolitana, como para el resto del país, en el porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda y el porcentaje de ocupados agropecuarios. Como es de esperar, la densidad de población es el indicador que presenta mayor heterogeneidad en su distribución. Para el caso del total país (sin Montevideo y el área metropolitana), destacan niveles altos de dispersión en el porcentaje de hogares con miembros que asisten a educación privada y la tasa de desempleo.

Tabla 21. Estadísticos descriptivos de tasa de pobreza ajustada a las dimensiones (M0 NBla) y factores asociados a la pobreza, secciones censales (no incluye Montevideo) y segmentos censales, Uruguay y Montevideo y área metropolitana de Montevideo, 2011

	Secciones censales Uruguay sin MAMM				Segmentos Uruguay sin MAMM				Segmentos Montevideo y área metropolitana			
	Media	CV	Mínimo	Máximo	Media	CV	Mínimo	Máximo	Media	CV	Mínimo	Máximo
M0NBla (personas, k=0.1)	.07453	0.81	.01738	.43739	.069	1.17	0.00	0.713	0.04	1.07	0.00	0.32
Personas de 0 a 14 años	23.3	0.16	8.7	33.0	22.5	0.30	0.00	53.85	0.20	0.33	0.00	0.45
Hogares monoparentales femeninos con menores	9.3	0.40	0.0	16.3	7.2	0.62	0.00	33.33	0.10	0.26	0.00	0.18
Hogares extendidos	7.5	0.36	0.0	14.7	7.5	0.65	0.00	50.00	0.09	0.45	0.00	0.30
Ciclo de vida inicial	7.2	0.26	1.0	14.4	7.4	0.67	0.00	100.00	0.07	0.34	0.00	0.21
Ciclo de vida en expansión	21.7	0.22	4.5	35.8	20.9	0.46	0.00	100.00	0.18	0.43	0.00	0.57
Personas afrodescendientes	7.0	0.84	0.0	32.5	6.3	1.15	0.00	92.86	0.08	0.71	0.00	1.00
Hogares con al menos un integrante con educación terciaria	10.3	0.62	0.9	34.8	16.0	0.90	0.00	100.00	0.33	0.69	0.00	0.95
Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	55.1	0.28	22.9	87.2	45.6	0.47	0.00	100.00	0.22	0.61	0.00	0.75
Tenencia insegura de la vivienda	3.3	1.38	0.0	27.9	3.9	2.38	0.00	100.00	0.08	1.38	0.00	0.96
Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	53.2	0.24	5.1	76.1	54.0	0.34	0.00	100.00	0.48	0.30	0.00	1.00
Tenencia de automóvil o camioneta	40.4	0.28	16.8	81.8	42.0	0.42	0.00	100.00	0.33	0.52	0.00	1.00
Asistencia a educación privada	2.3	1.12	0.0	13.9	4.3	1.47	0.00	66.67	0.14	0.66	0.00	0.75
Hogares con trabajadores públicos	13.1	0.50	0.0	48.2	14.6	0.66	0.00	84.62	0.17	0.38	0.00	0.50
Trabajadores manuales no calificados	34.9	0.32	13.1	73.6	30.3	0.55	0.00	100.00	0.17	0.62	0.00	1.00
Tasa de desempleo	4.0	0.57	0.0	14.1	4.4	0.92	0.00	100.00	0.07	0.40	0.00	0.25
Trabajadores precarios	15.4	0.50	0.0	42.4	14.2	0.80	0.00	100.00	0.08	0.79	0.00	0.44
Trabajadores en el sector agropecuario	40.3	0.63	1.1	96.7	27.9	1.05	0.00	100.00	0.02	2.41	0.00	0.55
Trabajadores en el sector industrial	15.9	0.55	0.0	45.4	17.2	0.64	0.00	100.00	0.18	0.45	0.00	1.00
Trabajadores en el sector servicios	36.6	0.51	3.1	72.2	46.4	0.50	0.00	100.00	0.70	0.15	0.00	1.00
Densidad de población	55.12	3.82	0.14	2118.96	3.80	12.03	0.00	1905.41	9.06	3.58	0.01	1162.65
Población en localidades de 5000 o más habitantes	22.5	1.73	0.0	100.0	40.1	1.22	0.00	100.00	0.92	0.30	0.00	1.00
Distancia a la capital más cercana	43.3	0.64	0.0	99.4	34.00	0.86	0.04	118.18	9.50403	0.63	0.2	29.53535

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda, Hogares y Personas 2011

2.1 Análisis por dimensión: correlación y modelo de regresión sobre la tasa de pobreza

2.1.1 Capital humano

En las hipótesis de este trabajo se señaló que los logros educativos promedio alcanzados por los habitantes de una unidad espacial, se relacionan con las tasas de pobreza de ésta. En concreto, se espera que en las unidades espaciales que concentran población en edad de trabajar con menor nivel educativo, las tasas de pobreza sean mayor, y viceversa (Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018). Los resultados alcanzados en el análisis de correlación a nivel de departamentos y municipios, aportaron elementos en el sentido de esta hipótesis.

La Tabla 22 ratifica los hallazgos a nivel de secciones y segmentos; tanto en el total país, como en Montevideo y el área metropolitana, se constata una relación inversa entre la tasa de pobreza y la proporción de hogares con integrantes con educación terciaria. Por el contrario, el peso de hogares con clima educativo bajo se vincula, en todos los casos, de modo directo con el fenómeno.

Tabla 22. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (MO NBIa) e indicadores de capital humano a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
Hogares con al menos un integrante con educación terciaria	-0.439	-0.423	-0.693
Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	0.596	0.569	0.767

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011.

El ajuste de un modelo de regresión sobre la tasa de pobreza utilizando los dos indicadores de clima educativo como variables independientes muestra que, tanto para Montevideo y el área metropolitana como para el resto del país, manteniendo constante el peso de la educación terciaria, el porcentaje de hogares con clima educativo bajo se relaciona de forma positiva y significativa con la tasa de pobreza. Además, dado el valor de los coeficientes de regresión, puede decirse que éste es, de los dos indicadores de capital humano, el que más contribuye a la explicación de la varianza en las tasas de pobreza (Tabla 23).

La relación entre el porcentaje de hogares con integrantes con educación terciaria y las tasas de pobreza, resulta inversa y significativa para Montevideo y el área metropolitana. En el resto del país, para ambas escalas espaciales, la relación se invierte. Es decir, controlado el efecto de los hogares con clima educativo bajo, el peso de la educación terciaria deja de tener el efecto esperado.

Tabla 23. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre Tasa de recuento ajustada (MO NBla). Modelos de capital humano a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
	Coef	Coef	Coef
Constante	-0.143***	-0.044***	-0.003
Hogares con al menos un integrante con educación terciaria	0.2944***	0.0381***	-0.017**
Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	0.3402***	0.234***	0.23***
<i>R² Ajustado</i>	0.3731	0.3250	0.5890
<i>AIC</i>	-636.3988	-7547.445	-5658.34
<i>F</i>	***	***	***

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.1.2 Capital físico

A nivel de secciones censales, para el total país (sin Montevideo y el área metropolitana), las correlaciones entre la tasa de pobreza y los indicadores de capital físico son en todos los casos despreciables, inferiores a la décima (Tabla 24).

A nivel de segmentos, tanto para el total país, como para Montevideo y el área metropolitana, la tenencia insegura de la vivienda se relaciona positivamente con las tasas de pobreza. La tenencia informal, en particular en su forma de tenencia de la vivienda pero no del terreno, se asocia frecuentemente con la ocupación de tierras en la periferia de las ciudades, caracterizadas, entre otros aspectos, por la privación en el acceso a servicios públicos y, dado ello, con limitación para satisfacer necesidades básicas.

Así mismo, la precariedad de los materiales que en muchas ocasiones caracteriza la autoconstrucción de este tipo de viviendas, suelen colocar a los hogares que allí residen en situaciones de privación (Herzer et. al. 2008). Dado lo anterior, como fuese planteado en las hipótesis, es esperable que la

proporción de hogares con tenencia insegura de la vivienda en una unidad espacial se correlacione con niveles altos de pobreza.

En cambio, la acumulación promedio de capital físico, medida a través del porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el terreno y el porcentaje de hogares propietarios de automóvil o camioneta, se relacionan inversamente con la tasa de pobreza. En ambos casos los indicadores dan cuantías de acumulación de recursos con un amplio rango potencial de uso y de relativa estabilidad en el tiempo (Moser, 1998), instrumentalmente relevantes para alcanzar determinados niveles de bienestar (Sen, 2000).

Es de señalar que, para el caso de Montevideo y el área metropolitana, la correlación de las tasas de pobreza y la tenencia en propiedad de la vivienda a nivel de segmentos censales, difiere de los resultados alcanzados a nivel de municipios y regiones, donde la relación entre la tenencia de la vivienda en propiedad y la tasa de recuento ajustada (M_0) presentaba signo positivo.

Tabla 24. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa) e indicadores de capital físico a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011

	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
Tenencia insegura de la vivienda	-0.035	0.175	0.414
Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	0.004	-0.141	-0.255
Tenencia de automóvil o camioneta	0.082	-0.115	-0.525

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

El modelo de capital físico sobre la tasa de recuento ajustada (M_0) (Tabla 25) a nivel subnacional por sección censal, a la luz del test de Fisher, no resulta significativo. No así a nivel de segmentos, donde en el test global se rechaza la hipótesis nula, confirmándose a su vez el sentido de las relaciones descritas en el análisis de correlación.

La privación en la tenencia es, de los tres indicadores, el que más contribuye al ajuste del modelo. En el caso de la propiedad de la vivienda y la tenencia de auto, si bien en ambos casos resultan significativos, los valores del coeficiente de regresión son bajos.

Los resultados del modelo para Montevideo y el área metropolitana coinciden con lo mostrado para el resto del país respecto a la relación positiva y significativa entre la tasa de pobreza a nivel de segmento censal y el

porcentaje de hogares con tenencia insegura. El porcentaje de hogares propietarios de automóvil por su parte se relaciona de modo inverso con M_0 . En cambio, a diferencia de lo teóricamente esperado, el porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el terreno, controlado el efecto de los restantes indicadores de capital físico, presenta relación positiva con las tasas de pobreza.

Es de destacar en el modelo de capital físico, el hecho de presentar variabilidad en el sentido y la magnitud de las relaciones al considerar distintas escalas espaciales. Para el total país (excluyendo a Montevideo y el área metropolitana), a nivel de sección censal, ningún indicador de capital físico resulta significativo, sin embargo, al bajar la escala espacial, a nivel de segmentos censales, si lo son y con el sentido esperado en la hipótesis planteada más arriba.

Los resultados abonan la idea recurrente en el análisis de la desigualdad espacial respecto a la heterogeneidad en el sentido y la magnitud de las relaciones encontradas al considerar distintos contextos y escalas espaciales (Tickamyer, 2000, Lobao, et. al. 2007, Del Casino Jr. y Jones III, 2007, Soja, 2010). Sin embargo, dado el problema de la unidad de área modificable (*modifiable areal unit problema*) se debe ser cauteloso en la interpretación de dichas variaciones.

Tabla 25. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (MO NBla). Modelos de capital físico a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
	Coef	Coef	Coef
Constante	0.051***	0.109***	0.043***
Privación en la tenencia de la vivienda	-0.008	0.106***	0.16***
Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	0.010	-0.05***	0.076***
Tenencia de automóvil o camioneta	0.045	-0.04***	-0.147***
R^2 Ajustado	-0.0081	0.0471	0.3847
AIC	-541.8455	-6546.815	-5112.992
F	NS	***	***

***Valor $P < 0.01$ **Valor $P < 0.05$ *Valor $P < 0.1$

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.1.3 Capital social

Según los resultados de investigaciones antecedentes, manteniendo otros factores constantes, la acumulación de capital social por parte de los hogares de una unidad espacial se relaciona inversamente con las tasas de pobreza

de ésta (Sampson, et. al. 1998, Rupasingha y Goetz, 2007). En particular, la acumulación de capital social de movilidad, asociado a la pertenencia a redes de confianza y reciprocidad débiles (asociaciones profesionales, sindicales, políticas o educativas, entre otras) pueden ser relevantes como activos para el acceso a determinadas fuentes de bienestar (Cortes, et. al. 2004).

Dado lo anterior, la hipótesis planteada en este trabajo al respecto señalaba que la acumulación de capital social de movilidad por parte de los hogares de una unidad espacial, aproximada a través del peso del empleo público y la asistencia a educación privada, se relacionaría inversamente con las tasas de pobreza.

Los resultados del análisis de correlación (Tabla 26) muestran que tanto para el total país, a nivel de secciones y segmentos censales, como para Montevideo y el área metropolitana de Montevideo, el porcentaje de hogares con al menos un miembro empleado en el sector público y el porcentaje de hogares con algún integrante que asiste a educación privada, se correlacionan negativamente con las tasas de pobreza. Los resultados ratifican lo encontrado a nivel de Municipios y grandes regiones metropolitanas. No así a nivel de departamentos, donde el peso del empleo público y las tasas de pobreza presentan relación positiva (Ver Tabla 20).

Tabla 26. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa) e indicadores de capital social a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
Asistencia a educación privada	-0.289	-0.309	-0.575
Hogares con trabajadores públicos	-0.445	-0.33	-0.54

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

En el modelo de regresión lineal sobre M_0 que integra los indicadores de capital social muestra resultados homogéneos entre los distintos contextos y escalas espaciales. Tanto a nivel segmentos censales de Montevideo y el área metropolitana, como de secciones y segmentos del resto del país, se constatan relaciones inversas y significativas entre los indicadores de capital social y las tasas de pobreza. Los resultados coinciden con los alcanzados por antecedentes nacionales que han trabajado a nivel individual con indicadores similares (Fernández, et. al. 2018).

El peso de hogares con integrantes empleados en el sector público sugiere la posible filiación a redes secundarias (sindicatos o asociaciones), así como la adquisición de ciertos beneficios en términos de acceso a créditos o garantías, que permitiría el ingreso en el mercado formal de vivienda y, por esa vía, la satisfacción de ciertos mínimos habitacionales y necesidades básicas. Los resultados de la Tabla 27 ratifican esto, el incremento del peso del empleo público en una unidad espacial se relaciona inversamente con M_0 .

Por su parte, la asistencia a educación privada por parte de un integrante del hogar podría habilitar, tanto para éste, como de otros miembros, por ejemplo adultos responsables, la filiación a redes informales o formales vinculadas a la institución (por ejemplo grupos de padres, alumnos o ex alumnos) que, potencialmente, podrían ser movilizadas para acceder a determinadas fuentes de bienestar (Kaztman, 2000).

Vale señalar de todas formas que, como fuese mencionado más arriba, no puede obviarse que los indicadores seleccionados incurren en supuestos fuertes que podrían poner en cuestión su validez para dar cuenta del capital social. La asistencia a educación privada alude de forma directa al ingreso disponible de los hogares, siendo esto lo que de forma más evidente podría estar mediando su relación con la pobreza. Algo similar podría ocurrir respecto al peso del empleo público.

Tabla 27. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa). Modelos de capital social a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
	Coef	Coef	Coef
Constante	0.1308***	0.118***	0.1243***
Educación privada	-0.3872**	-0.333***	-0.236***
Empleo público	-0.3626***	-0.4***	-0.294***
R^2 Ajustado	0.2140	0.1756	0.487
AIC	-591.8441	-6967.968	-5359.282
F	***	***	***

***Valor $P < 0.01$ **Valor $P < 0.05$ *Valor $P < 0.1$

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.1.4 Factores demográficos

La Tabla 28 presenta las correlaciones simples de Pearson de la tasa de recuento ajustada (M_0) y el grupo de factores demográficos, a nivel de secciones y segmentos censales, para el total país sin incluir Montevideo y el área metropolitana (primer y segunda columna) y a nivel de segmentos para Montevideo y el área metropolitana de Montevideo (tercera columna).

Para el total país, a nivel de secciones, llama la atención que todos los indicadores demográficos, con excepción del porcentaje de hogares en etapa de expansión, presentan relación inversa con la tasa de pobreza, contradiciendo el sentido teóricamente esperado, así como los resultados alcanzados para escalas espaciales superiores (Ver Tabla 20), dando indicio de procesos sociales que operan con sentido y magnitud diferente, dependiendo de la escala espacial considerada (Tickamyer, 2000).

La correlación más importante a nivel de secciones se da con el porcentaje de hogares monoparentales femeninos, vínculo que se mantiene con sentido y magnitud similar a nivel de segmentos. En esa escala también es inversa, si bien despreciable, la correlación con el porcentaje de hogares extendidos. No ocurre lo mismo con los restantes indicadores, que a nivel de segmento presentan relación positiva con la pobreza, si bien de magnitud baja.

A nivel de segmentos de Montevideo y el área metropolitana el signo de las correlaciones coincide en todos los casos con lo esperado en las hipótesis, destacando por su magnitud la correlación de las tasas de pobreza con el porcentaje de menores de 14 años y con el porcentaje de hogares en etapa de expansión.

Tabla 28. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa) y factores demográficos asociados a la pobreza a nivel de secciones y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
Personas de 0 a 14 años	-0.052	0.168	0.774
Hogares monoparentales femeninos con menores	-0.369	-0.251	0.257
Hogares extendidos	-0.095	-0.02	0.468
Ciclo de vida inicial	-0.226	0.002	0.467
Ciclo de vida en expansión	0.045	0.129	0.670

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 29 muestra los coeficientes y la significación resultantes de ajustar modelos de regresión lineal múltiple de factores demográficos sobre la tasa de recuento de pobreza ajustada. Para el total país, a nivel de secciones, controlado el efecto de las demás variables, el porcentaje de menores de 15 años y los hogares en etapa inicial no resultan significativos. El porcentaje de hogares extendidos, tal como se esperaba, se relaciona positivamente con la pobreza. Sin embargo, el peso de hogares monoparentales y el porcentaje de hogares en etapa inicial, dos indicadores que teóricamente se relacionan directamente con las tasas de pobreza, en el modelo muestran el sentido inverso.

A nivel de segmentos, tanto a nivel subnacional, como para Montevideo y el área metropolitana, controlado el efecto de los restantes factores demográficos, el único indicador que se relaciona positivamente con las tasas de pobreza es el porcentaje de menores de 15 años.

Los resultados concuerdan con lo planteado por los antecedentes y lo encontrado en el análisis departamental, reforzando la idea que, independientemente de los arreglos familiares predominantes, a mayor porcentaje de niños y niñas, las tasas de pobreza tienden a ser mayores (Amarante, 2002, Vigorito, 2003, Fernández, 2003, Marroig y Oreiro, 2008, Calvo, et. al. 2013, Colacce y Tenenbaum, 2016).

Para el caso de Montevideo y el área metropolitana, de los restantes indicadores el único significativo es el porcentaje de hogares en expansión que, contrario a lo esperado, se relaciona inversamente con la pobreza. Para el resto del país, los coeficientes de porcentaje de hogares con jefatura femenina, hogares en etapa inicial y hogares en expansión, resultan significativos y, en los tres casos, se relacionan inversamente con las tasas de pobreza.

Si bien a priori se esperaba encontrar relaciones positivas entre estas variables y la pobreza dadas las condiciones de vulnerabilidad que pueden suponer, en la revisión de antecedentes ya se había subrayado la divergencia en los resultados alcanzados en este sentido, en particular una vez controlado el peso de los menores (Cortés, 1997, Castillo y Brorich, 2007, Garza-Rodríguez, 2016). En el caso de hogares monoparentales con jefatura femenina, el estar a cargo de un hogar como única perceptora podría dar cuenta de mujeres de mayor nivel socioeconómico (Vigorito, 2003).

Tabla 29. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa). Modelo de factores demográficos a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	URU (sin MAMM) secciones	URU (sin MAMM) segmentos	MAMM segmentos
Constante	0.148***	0.046***	-0.07***
Menores de 15 años	-0.062	0.42***	0.76***
Hogares con Jefatura femenina	-0.804***	-0.6***	-0.003
Hogares extendidos	0.452**	-0.037	-0.02
CV inicial	-0.793***	-0.2***	-0.06
CV expansión	0.178	-0.07**	-0.19***
R^2 Ajustado	0.2059	0.1270	0.612
AIC	-586.9118	-6798.861	-5727.5
F	***	***	***

***Valor $P < 0.01$ **Valor $P < 0.05$ *Valor $P < 0.1$

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.1.5 Ascendencia étnica racial

La correlación entre M_0 y el porcentaje de personas afrodescendientes es positiva, tanto para el total país, a nivel de secciones y segmentos, como para Montevideo y el área metropolitana (Tabla 30). Los resultados coinciden en signo con las registradas a nivel de departamentos y de municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, permitiendo por tanto afirmar que, sin importar la escala espacial utilizada, se registra un vínculo directo entre la tasa de pobreza de una unidad espacial y el peso de la población afrodescendiente.

Tabla 30. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa) y porcentaje de población afrodescendiente a nivel de secciones y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011		
Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
0.213	0.218	0.579

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011.

La especificación del porcentaje de afrodescendiente en un modelo de regresión lineal simple sobre M_0 corrobora, para ambos contextos y escalas espaciales, el vínculo positivo significativo entre la tasa de pobreza y el peso relativo de la población afro (Tabla 31). Por cada cambio unitario en el peso de la población afrodescendiente, las tasas de pobreza se incrementarían aproximadamente en 3 décimas en Montevideo y el área metropolitana y en 2 décimas en el resto del país.

Los resultados ratifican lo mostrado en antecedentes internacionales y nacionales respecto a los efectos persistentes de la discriminación racial sobre los niveles de bienestar y su expresión espacial en estructuras residencial racialmente segregadas (Wilson, 1987, Massey y Denton, 1993). Como señala Cabella y colegas, para el Uruguay “las zonas donde hay mayor concentración de población afrodescendiente coinciden con las regiones en las que los indicadores de desarrollo humano alcanzan valores más bajos” (2013: 21).

El vínculo entre pobreza y afrodescendencia, se encuentra medido por los efectos de la discriminación que ha tendido por diferentes vías, entre las que destaca la segmentación del mercado de trabajo, a reproducir las condiciones de privación que han caracterizado históricamente a la población afro. La discriminación racial, históricamente arraigada, también es espacialmente producida y reproducida (Tickamyer, 2000), en el marco de relaciones sociales desiguales, teniendo entre sus resultados mayor incidencia de la pobreza en esta población.

Tabla 31. Regresión lineal simple (OLS) sobre Tasa de recuento ajustada (MO NBIa). Modelos de ascendencia racial a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
	Coef	Coef	Coef
Constante	0.056***	0.0534***	0.0054***
Población afrodescendiente	0.218***	0.2415***	0.448***
<i>R² Ajustado</i>	0.0404	0.0471	0.335
<i>AIC</i>	-553.5252	-6548.966	-5012.866
<i>F</i>	***	***	***

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.1.6 Posición ocupacional y estructura económica

La posición en la estructura de clase en sociedades capitalistas expresa “la probabilidad típica de una provisión de bienes” (Weber, 1984:242, citado en Wright, 1995). Los miembros de una clase social comparten las mismas chances de vida, entendiendo por éstas las oportunidades de acceder a los bienes económicos y culturales que existen en una sociedad (Breen, 2004). Lo anterior se traduce en una distribución desigual de recursos financieros, relacionales y culturales y, por tanto, en diferentes niveles de bienestar.

Como fuese señalado más arriba, los antecedentes concuerdan en señalar que los trabajadores manuales no calificados presentan mayores chances de pobreza (Boado y Fernández, 2006, Dewilde, 2008, Whelan y Maître, 2014, Fernández, et. al. 2018). Además, dada la asociación entre la clase social y el lugar de residencia, el peso relativo de las distintas posiciones ocupacionales, ha sido señalado como un factor relacionado con la desigualdad espacial de la pobreza (Dwyer, 2010, Di Virgilio y Heredia, 2012). El análisis de correlación a nivel de sección y segmentos censales (Tabla 32), ratifica lo encontrado por los antecedentes y lo mostrado en el análisis por departamentos y municipios. El peso de los trabajadores manuales no calificados en el total de la población ocupada se relaciona de forma directa con las tasas de pobreza; vínculo que se constata tanto para el total país, como para Montevideo y el área metropolitana.

Respecto a la estructura económica, la uruguaya, como la del resto de los países latinoamericanos, se caracteriza por cierto grado de heterogeneidad dada por la convivencia de actividades productividad media y alta, con otras rezagadas, con niveles de productividad muy bajos o de subsistencia (Nun, 2001, Salvia, et. al., 2012). Esta heterogeneidad estructural se expresa espacialmente en la conformación de regiones o áreas donde predominan dinámicas de mayor o menor productividad (Ramírez, et. a. 2009, Rodríguez Miranda, 2014).

Según la hipótesis planteada en la presente investigación, el peso que tenga el componente rezagado de la economía, expresado en términos de peso del trabajo precario y el desempleo en una unidad espacial, se relacionaría directamente con las tasas de pobreza. Los resultados de la Tabla 32 corroboran las relaciones esperadas entre trabajo precario y pobreza, tanto a nivel de secciones como de segmentos censales, para el total país y para Montevideo y el área metropolitana.

En Montevideo y el área metropolitana el porcentaje de trabajadores precarios destaca por ser, de los 23 indicadores considerados, el que presenta la correlación más alta con las tasas de pobreza. La relevancia de la correlación también había sido señalada en el análisis a nivel de municipios y grandes regiones metropolitanas (Tabla 20).

La tasa de desempleo a nivel subnacional, a diferencia de lo que se esperaba en la hipótesis, se relaciona inversamente con M_0 , tanto a nivel de secciones

como de segmentos censales. Es esperable que otra u otras variables estén incidiendo en la relación. Para el caso de Montevideo y el área metropolitana en cambio la correlación entre tasas de desempleo y tasa de pobreza, tal como se esperaba, es positiva.

Por último, el vínculo entre estructura económica y pobreza se complementa con el análisis del peso de cada sector de actividad. Más allá de la heterogeneidad existente al interior de cada sector, se entiende que en términos generales el peso de la actividad industrial podría aproximarse al grado de especialización productiva, capacidad tecnológica y organizativa de una región (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015). Por el contrario, la actividad agropecuaria habitualmente se encuentra relacionada con actividades de menor especialización y, dado ello, con menores niveles de retorno y mayores tasas de pobreza (Cardeillac, 2013).

La Tabla 32 revela una correlación positiva entre el peso de la actividad agropecuaria y las tasas de pobreza. Por el contrario, el peso del sector de servicios se correlaciona, en todos los casos, de forma negativa con las tasas de pobreza. Probablemente el peso de actividades no manuales, con diferentes grados de especialización esté mediando en el rol inhibitor del sector terciario.

La correlación de la tasa de pobreza con el peso de la actividad industrial, al igual que en el análisis a nivel de departamentos y municipios, difiere al considerar el nivel subnacional y Montevideo y el área metropolitana. En Montevideo el porcentaje de trabajadores industriales a nivel de segmentos censales se correlaciona positivamente con las tasas de pobreza, en cambio en el resto la correlación es negativa.

Como fuese señalado más arriba, en Montevideo el empleo industrial se encuentra sobrerrepresentado en zonas de la periferia. Si bien en décadas anteriores es esperable que éste, dado su rol estructurador del mercado de trabajo, se haya relacionado inversamente con la pobreza (Kaztman, et. al. 2008), en la actualidad, dado los procesos de liberalización y desindustrialización, su rol de aversión a la pobreza se habría reducido.

Tabla 32. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (M_0 NBIa) de indicadores de posición ocupacional y estructura económica a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
Trabajadores manuales no calificados	0.477	0.452	0.791
Tasa de desempleo	-0.32	-0.136	0.493
Trabajadores precarios	0.468	0.401	0.832
Trabajadores en el sector agropecuario	0.51	0.487	0.158
Trabajadores en el sector industrial	-0.435	-0.199	0.675
Trabajadores en el sector servicios	-0.515	-0.525	-0.652

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 33 presenta los resultados del ajuste del modelo de posición ocupacional y estructura económica sobre M_0 a nivel de secciones y segmentos. El modelo es, tanto para Montevideo y el área metropolitana como para el resto del país, a nivel de secciones censales y de segmentos, el que presenta los mejores niveles de ajuste.

Para el total país, a nivel de secciones censales, todos los coeficientes con excepción de la tasa de desempleo resultan significativos. Manteniendo el efecto de las restantes variables constantes, el porcentaje de trabajadores manuales no calificados se relaciona positivamente con las tasas de pobreza por sección. Lo mismo ocurre con el porcentaje de trabajadores en empleos precarios.

Llama la atención que el la actividad agropecuaria se relacione inversamente con las tasas de pobreza. Controlado el tipo de inserción que predomine, en términos de posición ocupacional, nivel de desempleo y precariedad, el que estaría el sector primario per se deja de ser un factor de riesgo. El vínculo directo entre tasas de pobreza y ocupación agropecuaria constatado en el análisis de correlación (Ver Tabla 32) se invierte.

A nivel del de segmentos censales las principales diferencias respecto a los resultados alcanzados a nivel de sección refieren a la relación positiva y significativamente de las tasas de desempleo y el M_0 . Por su parte, el peso de la ocupación agropecuaria deja de ser significativo. Los restantes coeficiente se comportan de modo similar a lo descrito a nivel de sección censal, destacando el coeficiente de porcentaje de trabajo precario por ser el más alto.

A nivel de segmentos censales en Montevideo y el área metropolitana se observa una relación positiva y significativa entre las tasas de pobreza y los indicadores de posición ocupacional y estructura económica. Manteniendo constante la tasa de desempleo, el trabajo precario y el sector de actividad, el porcentaje de trabajadores manuales no calificados se relaciona de forma directa con las tasas de pobreza. Idéntica interpretación puede realizarse del papel de la tasa de desempleo y el porcentaje de trabajadores precarios. Este último, al igual que para el total país, es en el que registra mayor efecto sobre la tasa de pobreza.

La diferencia más importante entre los parámetros del modelo ajustado a Montevideo y el área metropolitana y el del total país refiere al peso de la ocupación en el sector industrial. En el primer caso no resulta un factor significativo, sin embargo para el total país la correlación con la tasas de pobreza es inversa y estadísticamente significativa.

Tabla 33. Regresión lineal múltiple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (MO NBla). Modelo de posición ocupacional y heterogeneidad estructural a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
	Coef	Coef	Coef
Constante	0.252***	0.076***	0.020
Empleo no calificado	0.102**	0.079***	0.1025***
Tasa de desempleo	-0.182	0.124***	0.144***
Empleo precario	0.275***	0.187***	0.361***
PEA agro	-0.218***	0.008	-0.054**
PEA industrial	-0.308***	-0.077***	0.05
PEA servicios	-0.304***	-0.114***	-0.05**
<i>R² Ajustado</i>	0.4635	0.3779	0.7361
<i>AIC</i>	-663.1796	-7880.18	-6248.428
<i>F</i>	***	***	***

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.1.7 Factores contextuales

El último grupo de factores refiere a propiedades geográficas que, vía ampliación o restricción en las oportunidades de acceso a fuentes de bienestar, inciden en los niveles de pobreza de una unidad espacial. En concreto, la hipótesis planteada al respecto indica que los niveles de urbanización, la región y la distancia a las capitales departamentales se relacionan con las tasas de pobreza.

El análisis de correlación (Tabla 34) muestra para el total país una relación positiva, tanto a nivel de sección como de segmento censal, entre las tasas de pobreza y la región norte del país. En promedio, las unidades espaciales de la región norte presentan tasas de pobreza más altas que las secciones y segmentos del resto del país. Los resultados ya habían sido advertidos en el análisis exploratorio del primer capítulo y ratifican lo mostrado por los antecedentes nacionales respecto al rezago sustantivo en términos de desarrollo y bienestar que históricamente ha tenido a esta región (CLAEH 1963, Gómez Gavazzo, et. al. 1966, Lombardi y Veiga, 1979, DGEC, 1990, Pellegrino y González Cravino, 1995, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015, Fernández, 2018).

El porcentaje de personas residiendo en localidades mayores a cinco mil habitantes y la densidad de población buscan aproximarse al nivel de urbanización de las unidades espaciales (Crandall y Weber, 2004). De acuerdo a los antecedentes internacionales, dadas las mayores oportunidades de acceso a servicios, así como el mayor dinamismo en los mercados de trabajo urbanos, es esperable que las tasas de pobreza se relacionan inversamente con los niveles de urbanización (Cortés, 1997, Cotter, 2002, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Giovanetti y Pelinski, 2015, Garza-Rodríguez, 2016). En Uruguay, se constata correlación inversa entre urbanización y pobreza multidimensionales (Borrás, 2017), resultados que se ratifican en el análisis de correlación de la Tabla 34.

El último indicador de contexto explora la relación entre la pobreza y la distancia a centros urbanos de referencia departamental. Para el caso de Montevideo y el área metropolitana se considera la distancia al centro de la ciudad. En trabajos antecedentes se ha mostrado que la distancia o el tiempo promedio de viaje a centros urbanos de referencia son factores que se relacionan positivamente con las tasas de pobreza (Benson, et. al. 2005,

Okwi, et. al. 2007, Herrero, et. al. 2023). La relación se funda en el rol de estos centros en términos económicos y de provisión de servicios, aspectos que pueden redundar en mayores oportunidades de acceso a fuentes de bienestar.

En las hipótesis de investigación se planteó que las tasas de pobreza se relacionan positivamente con la distancia a las capitales departamentales, entendiendo que éstas constituyen, en el caso del Uruguay, los principales centros urbanos de referencia. El análisis de correlación para el total país muestra que, a nivel de sección censal, la relación entre tasa de pobreza y distancia a la capital departamental es despreciable, sin embargo, al considerar los segmentos censales la correlación resulta positiva. Para el caso de Montevideo y el área metropolitana se considera la distancia al centro de Montevideo, y los resultados también concuerdan con lo esperado; los segmentos más alejados del área central, son los que presentan las tasas de pobreza más altas.

Tabla 34. Correlación de Pearson de tasa de recuento ajustada (MO NBIa) e indicadores de contexto a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
Región NORTE	0.372	0.26	
Región LITORAL centro	-0.048	0.05	
Región LITORAL sur	-0.152	-0.075	
Canelones	-0.15	-0.126	
Colonia y Maldonado	-0.096	-0.144	
Población en localidades de 5000 o más habitantes	-0.238	-0.272	-0.154
Densidad de población	-0.088	-0.02	-0.043
Distancia a la capital departamental más cercana	0.04	0.214	0.212

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 35 presenta los coeficientes del modelo de regresión lineal de factores contextuales. El modelo a nivel subnacional ajusta como variables categóricas las regiones consideradas en la tipología de Veiga (2015), manteniendo como categoría de comparación la región Norte. Manteniendo constante el resto de las variables, tanto a nivel de secciones censales como de segmentos, las unidades espaciales localizadas fuera de la región Norte, presentan en promedio tasas de pobreza significativamente más bajas que ésta. Vale señalar que a nivel de sección censal las regiones son las únicas variables que resultan significativas en el modelo.

A nivel de segmentos censales, *ceteris paribus*, la distancia a la capital departamental más cercana se relaciona positiva y significativamente con M_0 . Es decir, a mayor distancia a la capital departamental la pobreza promedio aumenta. En Montevideo y el área metropolitana se constata una relación similar respecto a la distancia al centro de la ciudad; a mayor distancia al centro las tasas de pobreza tienden a ser significativamente mayores.

En uno y otro caso, la distancia a los centros urbanos podrían develar, entre otros aspectos, diferencias en el acceso a oportunidades de empleo y educativas, así como brechas en la cobertura de servicios de agua y drenaje, aspectos estos relacionados con la satisfacción de niveles mínimos de bienestar (Benson, 2005, Okwi, et. al. 2007, Martínez, et. al. 2013, Herrero, et. al. 2023).

Por último, controlado el efecto de las regiones y la distancia a las ciudades capitales, tanto el porcentaje de personas residiendo en localidades mayores a 5000 habitantes, como la densidad de población, se relacionan inversamente con las tasas de pobreza, si bien en este último caso la relación no resulta estadísticamente significativa. Es decir, independientemente de la región del país considerada y de la distancia a los centros urbanos de referencia, los segmentos censales que integran localidades urbanas tienden a tener, en promedio, tasas de pobreza más bajas que los segmentos rurales.

Tabla 35. Regresión lineal simple (OLS) sobre tasa de recuento ajustada (M0 NBIa). Modelo de factores contextuales a nivel de sección y segmentos censales, Uruguay sin MAMM y MAMM, 2011			
	Secciones Uruguay sin MAMM	Segmentos Uruguay sin MAMM	Segmentos de MAMM
	Coef	Coef	Coef
Constante	0.124***	0.121***	0.05***
Densidad poblacional	-9.1E-06	-3.04E-06	-0.000052
Distancia a la capital departamental más cercana	5.37E-06	1.52E-07***	1.43e-06***
Población en localidades de 5000 o más habitantes	-0.036	-0.040***	-0.01***
Categoría referencia Norte			
Canelones	-0.08***	-0.07***	
Litoral y Centro	-0.05***	-0.035***	
Centro Sur	-0.06***	-0.053***	
Colonia y Maldonado	-0.05***	-0.061***	
<i>R² Ajustado</i>	0.1834	0.1649	0.0553
<i>AIC</i>	-581.4613	-6897.723	-4541.097
<i>F</i>	***	***	***

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

2.2 Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza

A continuación se integran los distintos grupos de factores considerados en el apartado anterior, en un conjunto de modelos que buscan dar cuenta de los principales factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza, a nivel sub-nacional y en Montevideo y el área metropolitana.

Retomando el planteo del Capítulo metodológico se procede de la siguiente forma: (i) se especifica un Modelo Básico de Regresión Lineal y se evalúan los supuestos de la regresión dentro de los que se incluyen los diagnósticos espaciales de autocorrelación de los residuos. (ii) Detectada autocorrelación espacial en los residuos, se evalúa la mejor forma de incorporarla en los modelos, procediendo a ajustar modelos de rezago o de error dependiendo el caso. (iii) Se evalúa la heterogeneidad espacial de los parámetros a través del ajuste de modelos de regímenes espaciales.

Cotejados de forma independiente los nueve grupos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza, tanto para Montevideo y el Área Metropolitana como para el resto del país, el modelo de posición ocupacional y estructura económica (Tabla 33) es el que presenta los mejores

niveles de ajuste. Dado ello, se opta por partir, tanto en el análisis a nivel subnacional, como para Montevideo y el área metropolitana, de este modelo, y se incorporan de manera sucesiva los restantes factores.

El apartado se organiza en dos secciones, en la primera se presenta el análisis a nivel subnacional, considerando como unidad espacial de análisis las secciones y los segmentos censales. En la segunda sección se presenta el análisis para Montevideo y el área metropolitana considerando como unidad espacial de análisis los segmentos censales.

2.2.1 Modelo de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel subnacional

2.2.1.1 Análisis subnacional por secciones censales

El modelo de posición ocupacional a nivel subnacional explica el 46% de la varianza de la tasas de pobreza de las secciones censales (Modelo 1 Tabla 36). Como se señalara más arriba, el porcentaje de empleados precarios destaca como el principal factor asociado positivamente con M_0 . La inestabilidad y desprotección de este tipo de inserción en el mercado de empleo y, dado esto, las privaciones en términos de acceso a fuentes de bienestar, se encontraría mediando el vínculo entre el peso del empleo precario y las tasas de pobreza (Fernández y Longhi, 2002, Salvia, et. al., 2012).

Por el contrario, el peso de los sectores de servicios e industria resultan inhibidores de la tasa de pobreza. En términos generales el peso del sector industrial denota mayor capacidad tecnológica y organizativa y suele estar asociadas a trabajos de mejor calidad (Rodríguez Miranda, 2014), por lo que es esperable que se relacione inversamente con la pobreza.

El Modelo 2 (Tabla 36) mantiene los factores significativos y con baja multicolinealidad del Modelo 1 (Tabla 33) y agrega los indicadores de capital humano, capital físico y capital social. Controlado el efecto de la acumulación de activos, el porcentaje de ocupados precarios y el porcentaje de ocupados en el sector industrial, continúan siendo factores que se asocian significativamente con la varianza de las tasas de pobreza a nivel de sección censal. No así el porcentaje de ocupados en empleos no calificados, el cual deja de ser significativa.

Entre los indicadores de acumulación de activos, *ceteris paribus*, contrario a lo esperado en las hipótesis, ni los niveles de acumulación de activos físicos de los hogares, ni los indicadores proxy de capital social, resultan significativos para dar cuenta de la desigualdad espacial en las tasas de pobreza. Por el contrario, los niveles de capital humano acumulados a nivel de sección censal sí resultan significativos.

Coincidiendo con los hallazgos antecedentes, allí donde predominan hogares con clima educativo bajo las tasas de pobreza tienden a ser más altas (Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018).

La relación directa entre el clima educativo bajo y las tasas de pobreza, podría estar vinculado al hecho que la medida de pobreza considerada en este trabajo incluye entre los indicadores de privación la no asistencia a educación formal por parte de los menores de 18 años, pudiendo esperarse un efecto del tipo modelo de rol¹⁹ (Kaztman y Retamoso, 2006) según el cual, en las unidades espaciales donde, en promedio, los logros educativos de los mayores sean bajos, la salida del sistema educativo formal de los menores se dé antes.

Sumado a lo anterior, los logros educativos bajos tienden a relacionarse con una inserción laboral en empleos con niveles bajos de protección y retribución. Ambos aspectos estaría mediando entre el desempeño educativo medio y los niveles de pobreza.

El otro indicador de capital humano incluido en el modelo, porcentaje de hogares con al menos un miembro con educación terciaria, se esperaba se encuentre inversamente correlacionado con las tasas de pobreza. No obstante, controlado el efecto de las restantes variables, resulta un factor significativo y positivamente relacionado con las tasas de pobreza, contradiciendo lo teóricamente esperado.

No resulta evidente que motiva este vínculo, pudiéndose esperar que una o más variables confusoras estén mediando la relación. El hecho que los

¹⁹ Los modelos de rol constituyen ejemplos, por parte de los adultos del hogar u otros miembros de la comunidad, de la posibilidad de salir de la pobreza o elevar los niveles de bienestar utilizando determinados canales, por ejemplo a través de la acumulación de capital humano (Kaztman y Retamoso, 2006).

controles aplicados en los siguientes modelos no resultan en una inversión del sentido de la asociación, sugiere la existencia de variable omitidas.

El Modelo 3 (Tabla 36) incluye los factores que resultaron significativos en el Modelo 2 (porcentaje de ocupados en servicios, empleados precarios, hogares con clima educativo bajo y hogares con al menos un miembro con educación terciaria), los cuales mantienen su signo y nivel de significatividad, e incorpora los factores demográficos y la ascendencia racial afro.

Entre los factores demográficos el porcentaje de hogares extendidos es el que presenta mayor nivel de significatividad, relacionándose de modo positivo con las tasas de pobreza. El porcentaje de menores de 15 años y el porcentaje de hogares con jefatura femenina, contrario a lo esperado en las hipótesis, se relacionan de forma inversa con las tasas de pobreza, si bien los niveles de significatividad resultan relativamente bajos (valor $p < 0.1$). Es decir, controlado el efecto de la estructura económica, el capital humano y los factores demográficos y étnico-raciales, el peso de los menores y los hogares con jefatura femenina, resultan factores inhibidores de la pobreza.

Por último, el peso de la población afrodescendiente se asocia de forma directa y significativa con las tasas de pobreza. Manteniendo constante los restantes factores, aquellas unidades espaciales donde el porcentaje de afros es mayor, tienden a tener mayores niveles de pobreza. El Modelo 4 (Tabla 36) mantiene los factores de los modelos anteriores que presentan niveles de significatividad mayores al 95% y agrega los factores contextuales. Controlados éstos, el porcentaje de hogares extendidos y el porcentaje de población afrodescendiente dejan de ser significativos. Por el contrario, los factores de estructura económica y capital humano continúan siendo significativos.

Entre los factores contextuales, el porcentaje de población urbana se relaciona directa y significativamente con las tasas de pobreza. Contrario a lo previsto en las hipótesis y a lo reseñado en buena parte de la bibliografía (Cortés, 1997, Cotter, 2002, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Giovanetti y Pelinski, 2015, Garza-Rodríguez, 2016), controlados otros factores demográficos, sociales y económicos, el nivel de urbanización aproximado a través del porcentaje de población residiendo en localidades mayores a 5000 habitantes, no resulta un factor inhibidor de M_0 . Por el contrario, la correlación entre pobreza y densidad de población, segundo

indicador considerado para aproximarse a la urbanización, es negativa, si bien el vínculo no resulta estadísticamente significativo.

Por último, dado que los centros urbanos de referencia regional o capitales departamentales pueden ejercer influencia positiva sobre los territorios más o menos inmediatos vías dinamización de los mercados de trabajo locales y provisión de servicios (Martínez et. al., 2013), se esperaba que las tasas de pobreza sean más bajas cuanto más cerca se encuentren las unidades espaciales del centro de las capitales departamentales. Sin embargo, controlado el efecto de las restantes variables, tampoco se constatan relaciones estadísticamente significativas.

El Modelo Final de la desigualdad espacial de la pobreza en secciones censales a nivel subnacional (excluyendo Montevideo y el área metropolitana) explica el 50,8% de la varianza especificando seis variables independientes, todas ellas significativas para un $\alpha < 0.1$. La última columna de la Tabla 36 presenta el coeficiente Beta que informa sobre el aporte relativo de cada variable a la explicación de la varianza de la tasa de pobreza.

El porcentaje de hogares con clima educativo bajo es la que, controlando el efecto de los restantes cinco, más contribuye al ajuste del modelo. El resultado coincide con lo planteado en los antecedentes internacionales (Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018) y nacionales (Fernández, 2003, Marroig y Oreiro, 2008) respecto a la importancia instrumental de los logros educativos de los adultos para acceder a determinadas fuentes de bienestar y evitar la pobreza.

El segundo factor en importancia es el porcentaje de trabajadores en empleos precarios; el mismo da cuenta del peso de sectores económicos de baja productividad o subsistencia, caracterizados por bajos niveles de retribución. De algún modo la correlación ilustra la manifestación espacial de la heterogeneidad económica estructural y su asociación espacial con la pobreza.

Por el contrario, el peso del trabajo industrial y del empleo públicos; sectores caracterizados por empleos de mejor calidad y mayor retribución, constituyen los dos principales inhibidores de las tasas de pobreza, ratificando la vigencia de ambos factores como estructuradores del mercado de trabajo

y la matriz de bienestar uruguayo (Kaztman, et. al., 2008, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015).

El porcentaje de población afrodescendiente constituye, entre los factores incluidos, el que menos contribuye al ajuste del Modelo Final. Sin embargo, resulta pertinente notar que, ante unidades espaciales con iguales características en términos de estructura económica y acumulación de capital humano, aquellas donde el peso de la población afro es mayor la pobreza también tiende a ser más alta.

Por último, el porcentaje de población residiendo en localidades mayores a 5.000 habitantes, contrario a lo esperado en la hipótesis planteada y a lo señalado en parte de la bibliografía (Cortés, 1997, Cotter, 2002, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Giovanetti y Pelinski, 2015, Garza-Rodríguez, 2016), controlado el efecto de los factores económicos, educativos, demográficos y raciales, se correlaciona positivamente con las tasas de pobreza.

Tabla 36. Regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada (M0 NBlA). Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de sección censal, Uruguay sin MAMM, 2011 (N=197)

	Modelo 1 (Posición ocupacional y estructura)		Modelo 2 (Posición ocupacional, estructura y activos)		Modelo 3 (Posición ocupacional, estructura, activos y demografía)		Modelo 4 (Posición ocupacional, estructura, activos y demografía y contexto)		Modelo final		
	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Beta
_cons	0.252***		-0.12**		-0.1007**		-0.151***		-0.035***		
Tasa_desempleo	-0.182	1.670									
No_calificados	0.102**	2.19	0.069	2.76							
Agro	-0.218***	43.8									
Industria	-0.308***	5.97	-0.11**	1.63	-0.113***	1.46	-0.112***	1.53	-0.120***	1.35	-0.17
Servicios	-0.304***	30.83									
Precario	0.275***	1.09	0.25***	1.45	0.267***	1.38	0.257***	1.26	0.252***	1.11	0.32
HCLIMB			0.22***	6.43	0.231***	5.42	0.311***	5.53	0.171***	3.11	0.44
HEdter			0.284**	5.09	0.282***	4.34	0.3***	4.69			
Privten			-0.005	1.32							
Hpropi			0.025	1.65							
Hauto			-0.001	2.02							
Hedpriv			0.101	1.94							
Hasalpu			-0.091	2.62					-0.15**	1.86	-0.16
MEN15					-0.017*	6.83					
Jefem					-0.272*	2.91					
Hext					0.353**	2.38	0.093	1.55			
CV_ini					0.000	1.45					
CV_ex					-0.044	5.34					
Afro					0.120**	1.35	0.031	1.86	0.104*	1.19	0.102
LITORALC							-0.010	2.45			
CENTROS							-0.010	3.27			
CANE							-0.042**	1.68			
ColMaldo							0.010	2.62			
Urba							0.024**	2.07	0.036***	1.80	0.234
Densidadkm							-0.000011	1.08			
Distancia							-1.16E-12	1.04			
R2	0.463		0.4845		0.4943		0.557		0.5077		
A/C	-663.1796		-667.2412		-671.0094		-682.7789		-680.1245		

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 37 presenta los estadísticos de contraste para evaluar algunos de los supuestos de la regresión lineal por OLS y la pertinencia de corregir el Modelo Final incorporando operadores espaciales autorregresivos.

En el Test de Jarque-Bera, se rechaza la hipótesis nula de normalidad de los errores. De acuerdo a lo planteado en Anselin (2005), el incumplimiento de este supuesto puede no resultar un problema, en tanto la mayoría de las propiedades asumidas en el análisis de regresión se cumplen asintóticamente sin asumir normalidad.

Las siguientes dos pruebas (Breusch-Pagan y Koenker-Bassett) contrastan el supuesto de homocedasticidad o varianza constante de los errores. Se espera que la varianza del término de error sea la misma, en este caso, en todas las secciones censales. Para ambos contrastes se rechaza la hipótesis nula de homogeneidad de varianza. Esta es una situación recurrente en la bibliografía sobre análisis espacial y puede ser corregida a través de estimadores robustos a la heterocedasticidad (Chasco, 2013).

El último de los supuestos considerados es el de la independencia de los errores. En el análisis espacial es recurrente la autocorrelación espacial de los residuos cuando se analizan fenómenos que, como las tasas de pobreza, presentan autocorrelación espacial (Voss, et. al. 2006). El Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales permite incluir este efecto en la modelación del fenómeno.

Como se desarrollara en el Capítulo 4 Diseño Metodológico, la dependencia espacial puede presentarse como autocorrelación espacial sustantiva, es decir los valores de la variable dependiente en una unidad espacial encontrarse correlacionados con los valores de la variable dependiente en unidades espaciales vecinas. O como autocorrelación espacial residual, cuando las perturbaciones aleatorias en una localización son las que se correlaciona con las de otra.

En términos prácticos, esto supone, en el caso de la autocorrelación sustantivas, que las tasas de pobreza en una sección censal estarán determinadas por las tasas de pobreza en las secciones vecinas, y viceversa. En el caso de la autocorrelación espacial residual, la aglomeración espacial de secciones censales con tasas de pobreza similares, responderían a variables omitidas, no incluidas en el modelo.

Siguiendo las reglas de decisión planteadas por Anselin (2005), se evalúa la autocorrelación espacial de los residuos por I de Moran y se utilizan los contrastes basados en el Multiplicador de Lagrange, para determinar el tipo de autocorrelación y cómo incluirla en el ajuste del modelo.

En el test I de Moran se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria, al tiempo que, entre los contrastes de Lagrange, el que resulta más significativo es el de error. Es decir, la forma adecuada de corregir el Modelo Final (Tabla 36) e incluir la dependencia espacial en el ajuste, es a través de un operador de rezago espacial en el término de error.

A los efectos del análisis de la desigualdad espacial de la pobreza a nivel de sección censal, los resultados suponen, en primer lugar, que la regresión lineal por mínimos cuadrados no es suficiente para incluir la autocorrelación espacial de las tasas de pobreza y, en segundo término, que la autocorrelación espacial de las tasas de pobreza a nivel de sección censal, diagnosticada en el primer capítulo del análisis, es de tipo residual.

En otras palabras, la aglomeración de secciones censales con valores similares de tasas de pobreza no estaría determinada por la influencia que ejercen las tasas de pobreza de las secciones censales vecinas, sino por la asociación con otro u otros factores, que no han sido incluidos en el modelo. Al menos a nivel de sección censal, los resultados no abonan la hipótesis de difusión espacial de la pobreza.

En los antecedentes revisados la autocorrelación espacial residual es la que más frecuentemente se diagnostica, argumentándose el carácter no observable de las variables omitidas y, dado ello, la necesidad de ajustar un modelo de error espacial para incluir la dependencia espacial (Benson et al. 2005, Voss et al. 2006, Sánchez-Peña, 2012, Higazi, 2013). Las restricciones de información de los censos de población, principales fuentes para este tipo de estudios, están relacionadas con este tipo de problemas de sub-especificación.

No obstante lo anterior, nuevamente como se señalara más arriba, no debe serse concluyente en la interpretación de los resultados. La modificación en los criterios de agregación y zonificación podrían modificarlos, como se desarrollara al presentar el problema de la unidad de área modificable.

Tabla 37. Contrastes de normalidad de los errores, heteroscedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del modelo final (OLS) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de sección censal, Uruguay sin MAMM, 2011	
Test de normalidad de los errores Jarque-Bera	1331.63 (0.00)
Test de heteroscedasticidad Breusch-Pagan	155.7 (0.00)
Test de heteroscedasticidad Koenker-Bassett	22.6 (0.00096)
Diagnósticos de dependencia espacial	
Moran's I (error)	2.7042 (0.00685)
Lagrange Multiplier (lag)	3.3727 (0.06629)
Robust LM (lag)	0.0030 (0.95664)
Lagrange Multiplier (error)	5.3661 (0.02053)
Robust LM (error)	1.9964 (0.15768)

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina.

La Tabla 38 presenta dos modelos de error espacial; el primero estimado por máxima-verosimilitud (ML) y el segundo estimado por método generalizado del momento (GMM), utilizando los estimadores robustos a la heterocedasticidad de Kelejian y Prucha (2010, citado en Chasco, 2013). Además las dos primeras columnas presentan el ajuste del Modelo Final por OLS; el primero reproduce los resultados de la Tabla 36 y el segundo presenta el ajuste por OLS con el estimador robusto a la heterocedasticidad de White, buscando corregir los problemas diagnosticados en la Tabla 37.

El primer aspecto a señalar es que el ajuste del Modelo Final por OLS utilizando estimadores robustos (Columna dos de Tabla 38), no difiere en la significatividad de los parámetros respecto a lo obtenido en el Modelo Final de la Tabla 36 (reproducido en la primera columna de la Tabla 38).

En segundo lugar, en términos globales el modelo de error espacial estimado por máxima verosimilitud (ML) mejora el ajuste del Modelo Final, tal como se observa al comparar el Criterio de Información de Akaike (AIC). En las últimas tres filas de la Tabla 38 se presenta el test de razón de verosimilitud (*LR*), el test de Wald (*W*) y el test Multiplicador de Lagrange (*LM*); los mismos siguen un orden $W > LR > LM$, lo que da cuenta de una especificación adecuada.

Respecto a los parámetros estimados por el MBRL (OLS) y el modelo de error espacial (ML), la principal diferencia se encuentra en el porcentaje de población afrodescendiente, factor que, una vez incluido el coeficiente espacial autorregresivo en el término de error, deja de ser estadísticamente significativo. En los restantes parámetros no se aprecian diferencias.

Por último, en el test de Breusch-Pagan, se rechaza la hipótesis nula de homocedasticidad, por lo que en la última columna de la Tabla 38 se presentan la estimación por método generalizado del momento (GMM), utilizando estimadores robustos. Los resultados no difieren de los alcanzados en la estimación por ML.

Tabla 38. Modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (MO NBIa) a nivel de sección censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos a la heterocedasticidad (OLS), modelo de error espacial (ML) y modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM), Uruguay sin MAMM 2011 (N=197)

	Modelo Final (OLS)	Modelo Final con estimador robusto de White (OLS)	Modelo error espacial (ML)	Modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM)
	Coef	Coef	Coef	Coef
_cons	-0.035	-0.035	-0.043	-0.042*
Industria	-0.120***	-0.120***	-0.118***	-0.118***
Precario	0.252***	0.252***	0.223***	0.229***
HCLIMB	0.171***	0.171***	0.192***	0.188***
Hasalpu	-0.150**	-0.150**	-0.128**	-0.133**
afro	0.104**	0.104**	0.075	0.081
Urba	0.036***	0.036***	0.034***	0.035***
Lambda			0.295***	0.049
R2	0.508			
AIC	-680.1245		-686.276	
Test de Breusch-Pagan	155.697 (0.00000)		150.9069 (0.0000)	
WALD			9.2073	
LR			6.3857	
LM			5.3661	

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina.

2.2.1.2 Análisis subnacional por segmentos censales

La Tabla 39 presenta los resultados del ajuste de modelos de regresión lineal a nivel subnacional sobre M_0 por segmentos censales. La secuencia seguida es análoga a la desarrollada en la sección anterior. Se parte del modelo de posición ocupacional y estructura económica (Modelo 1) en el que la tasa de desempleo, el porcentaje de trabajadores no calificados y el porcentaje de trabajadores precarios resultan factores significativos, vinculados directamente con la pobreza, y el porcentaje de trabajadores industriales resulta un factor significativo pero inversamente asociado al fenómeno.

En el Modelo 2 se incluye los factores significativos y con baja colinealidad del Modelo 1 y se agregan los indicadores de acumulación de activos. Controlado el efecto de los indicadores de activos, la tasa de desempleo deja de ser significativa; los restantes factores del Modelo 1 mantienen su sentido y magnitud. Los indicadores de activos resultan todos significativos, con excepción del porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el porcentaje de hogares con al menos un miembro asistiendo a educación privada.

El porcentaje de hogares con clima educativo bajo, el porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda y el porcentaje de hogares con al menos un integrante asalariado público, se correlacionan con la pobreza tal como era esperado en las hipótesis. Por su parte, el porcentaje de hogares con al menos un miembro con educación terciaria y el porcentaje de hogares propietarios de auto, si bien significativos, se relacionan de forma directa con las tasas de pobreza, contradiciendo lo teóricamente esperado. Es de suponer que una o más variables confusoras estén incidiendo en el sentido de estas correlaciones.

El Modelo 3 agrega a los factores de posición ocupacional, estructura económica y activos, los indicadores demográficos y el porcentaje de población afrodescendiente. Controlado el efecto de los factores demográficos y la ascendencia racial, todas las variables de posición ocupacional, estructura económica y activos (con excepción de porcentaje de hogares propietarios de auto que deja de ser significativa), mantienen la significatividad, la magnitud y el sentido en su vínculo con la tasa de pobreza.

Entre los factores demográficos, el porcentaje de menores de 15 años y el porcentaje de hogares con jefatura femenina son los que presentan mayores niveles de significatividad. El primero, tal como se previó en las hipótesis, se relaciona de manera positiva con las tasas de pobreza: El porcentaje de hogares con jefatura femenina en cambio se asocia inversamente con la tasa de pobreza a nivel de segmento censal. Por su parte, la asociación entre las tasas de pobreza y porcentaje de población afrodescendiente, controlado el resto de factores, resultada significativa y positiva.

En el Modelo 4 se incluyen, además de los factores significativos de los modelos anteriores, los indicadores contextuales. Controlado el efecto de estos últimos, los factores incluidos en el Modelo 3 mantienen idéntica significatividad y sentido. Respecto a los factores contextuales, ceteris paribus, los segmentos ubicados en la región norte presentan, en promedio valores de M_0 más altos que los ubicados en las otras regiones del Uruguay. Por su parte, el porcentaje de población residiendo en localidades mayores de 5.000 habitantes, manteniendo constante los restantes factores, se relaciona de forma significativa y positiva con las tasas de pobreza, al tiempo que la distancia a la capital departamental más cercana presenta una relación inversa. Estos resultados no coinciden con el sentido previsto en las

hipótesis, lo que sugiere que no es la urbanización o las distancias per se las que se vinculan con las tasas de pobreza, tal como surgía del análisis de correlación (Tabla 34), sino la estructura económica, la acumulación de activos de los hogares y los factores demográficos los que inciden en el vínculo.

El Modelo Final de la desigualdad espacial de la pobreza a nivel de segmento censal alcanza un ajuste de 44.3%, incluyendo 15 parámetros significativos, con niveles de colinealidad aceptables ($VIF < 5$). Entre las variables incluidas se encuentran las 6 especificadas en el Modelo Final por secciones censales (Tabla 38). En ambas escalas espaciales coincide en todo los casos el sentido de las correlaciones con la tasa de pobreza.

Respecto a la magnitud de las correlaciones, controlado el efecto de las restantes variables, al igual que en el caso del Modelo Final de sección, en el de segmentos censales, el porcentaje de hogares con capital humano bajo es el factor que más contribuye a explicar la varianza espacial de la tasas de pobreza, seguido en importancia por el porcentaje de trabajadores precarios. En ambos indicadores el vínculo con la desigualdad espacial de la pobreza puede suponerse mediado por la imposibilidad de acceder a sectores dinámicos de la economía, ya sea por insuficientes credenciales educativas, o por el predominio de una estructura económica de baja productividad o subsistencia. Por su parte, entre los factores inversamente asociados a las tasas de pobreza, se ratifica la importancia de la actividad industrial y del empleo público.

Llama la atención que el porcentaje de hogares con jefatura femenina sea la variable que presenta la relación inversa de mayor magnitud con la tasa de pobreza. En la bibliografía del hemisferio norte se ha señalado de forma unívoca el vínculo positivo entre el peso de hogares monoparentales y las tasas de pobreza (Friedman y Lichter, 1998, Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et. al. 2012), pero en la región los resultados divergen. Entre los que encuentran un vínculo inversos entre ambas variables, se argumenta que la posibilidad de conformar un arreglo monoparental estaría dando cuenta de cierta capacidad de acceso a recursos por parte de la jefa de hogar y por tanto menores niveles de pobreza allí donde este tipo de arreglos predomina (Vigorito, 2003).

Los indicadores contextuales en el Modelo Final por segmento censales mantienen igual magnitud y sentido que en el Modelo 4. Destaca el hecho que, manteniendo constante las restantes variables, los segmentos de la región norte presentan en promedio mayores tasas de pobreza que los del resto del país.

Tabla 39. Regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada (MO NBIa). Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Uruguay sin MAMM, 2011 (N=2952)

	Modelo 1 (Posición ocupacional y estructura)		Modelo 2 (Posición ocupacional, estructura y activos)		Modelo 3 (Posición ocupacional, estructura, activos y demografía)		Modelo 4 (Posición ocupacional, estructura, activos y demografía y contexto)		Modelo final		
	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Beta
_cons	0.08***		-0.04***		-0.04***		-0.02*		0.01		
Tasa_desempleo	0.12***	1.26	0.05	1.4							
No_calificados	0.08***	1.55	0.06***	1.9	0.05***	1.9	0.05***	2.0	0.05***	1.9	0.102
Agro	0.01	18.8									
Industria	-0.1***	3.6	-0.08***	1.3	-0.08***	1.2	-0.07***	1.3	-0.08***	1.2	-0.113
Servicios	-0.1***	14.8									
Precario	0.19***	1.1	0.13***	1.3	0.13***	1.3	0.12***	1.3	0.12***	1.3	0.172
HCLIMB			0.16***	3.8	0.14***	3.9	0.16***	4.3	0.14***	2.7	0.379
HEdter			0.05***	4.0	0.05***	3.6	0.04***	3.4			
Privten			0.13***	1.2	0.12***	1.1	0.11***	1.1	0.11***	1.1	0.131
Hpropi			-0.01	1.3							
Hauto			0.02**	1.8	0.01	2.1					
Hedpriv			-0.01	1.8							
Hasalpu			-0.05***	1.6	-0.03**	1.7	-0.06***	1.7	-0.06***	1.7	-0.074
MEN15					0.17***	4.4	0.12***	3.4	0.08***	1.3	0.071
Jefem					-0.22***	1.6	-0.27***	1.5	-0.28***	1.5	-0.160
Hext					-0.03	1.3					
CV_ini					-0.05*	1.4					
CV_ex					-0.04**	3.4	-0.03	3.0			
Afro					0.08***	1.2	0.04**	1.4	0.04**	1.4	0.033
LITORALC							-0.01***	2.1	-0.01***	2.0	-0.074
CENTROS							-0.02***	2.1	-0.02***	2.0	-0.122
CANE							-0.02***	1.9	-0.02***	1.9	-0.093
ColMaldo							-0.01**	2.2	-0.01***	2.2	-0.057
Urba							0.01***	1.9	0.01***	1.9	0.083
Densidadkm							0.00	1.0			
Distancia							-2.07E-07***	1.5	-2.1E-07***	1.4	-0.078
R2	0.38		0.41		0.43		0.44		0.44		
AIC	-7880.18		-8007.32		-8105.88		-8163.04		-8187.27		

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 40 presenta los estadísticos de contraste de los supuestos de la regresión por mínimos cuadrados para el Modelo Final de la Tabla 39, y los estadísticos de contraste para evaluar la incorporación de la autocorrelación espacial en el ajuste. La secuencia es idéntica a la seguida en la sección anterior.

En el contraste de normalidad del error, Test de Jarque-Bera, se rechaza la hipótesis nula de distribución normal y los diagnósticos de Breusch-Pagan y Koenker-Bassett detectan problemas de heterocedasticidad que serán incorporados en la Tabla 41 a través de la estimación robusta de White.

En el diagnóstico de dependencia espacial de los errores se rechaza la hipótesis nula y, dado ello, se evalúa a través de los estadísticos de Lagrange la forma de incluir la autocorrelación espacial en la especificación del Modelo Final. Dada la alta significatividad de las cuatro pruebas el criterio de selección pasa a ser el valor del estadístico. En este caso, el de Multiplicador de rezago espacial presenta los valores más altos.

A los efectos del análisis de la desigualdad espacial en las tasas de pobreza por segmentos censales a nivel sub-nacional, esto supone que la autocorrelación espacial diagnosticada en el primer capítulo del análisis es sustantiva. Es decir, la tasa de pobreza de un segmento censal está determinada por las tasas de pobreza de las unidades espaciales vecinas, y viceversa. Dado esto, el modelo debe incluir un operador de rezago espacial de la tasa de pobreza, estimado, para cada unidad espacial, como el promedio ponderado de la tasa de pobreza en los segmentos vecinos.

En la bibliografía se menciona que este tipo de resultados podría insinuar procesos de difusión espacial de la pobreza, sin embargo la información que ofrece el abordaje transversal utilizado impide avanzar en el análisis de este tipo de procesos (Baller, et. al. 2001, Pérez, 2005, Sánchez Peña, 2012).

No obstante lo anterior, al igual que se advirtiera en la subsección anterior, los resultados, como siempre en este tipo de análisis, están sujetos a sesgo de agregación y zonificación, lo que no permite ser concluyente respecto a los patrones de autocorrelación espacial sustantiva. Las precauciones en la interpretación se redoblan en el caso de análisis multivariados con niveles altos de agregación, tal como los que se presentan en esta subsección. Antecedentes de investigación advierten para estos casos sobre problemas de confiabilidad en los diagnósticos de significatividad y de autocorrelación.

La alta significatividad en los contraste de Lagrange podrían estar dando cuenta de esto (Duque, et. al. 2015).

Tabla 40. Contrastes de normalidad de los errores, heterocedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del modelo final (OLS) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Uruguay sin MAMM, 2011	
Test de normalidad de los errores Jarque-Bera	7826.5 (0.00)
Diagnóstico de heterocedasticidad Breusch-Pagan test	2644.7 (0.00)
Diagnóstico de heterocedasticidad Koenker-Bassett test	561.5 (0.00)
Diagnósticos de dependencia espacial	
Moran's I (error)	20.5364 (0.00)
Lagrange Multiplier (lag)	420.5538 (0.00)
Robust LM (lag)	36.8983 (0.00)
Lagrange Multiplier (error)	406.0613 (0.00)
Robust LM (error)	22.4058 (0.00)

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina

La Tabla 41 presenta el ajuste del Modelo Final por OLS y las correcciones espaciales. Dado que se ha detectado heterocedasticidad, la segunda columna de la tabla presenta la estimación robusta de White por mínimos cuadrados. La principal diferencia en los resultados se da en el porcentaje de población afrodescendiente el cual deja de ser significativo.

La tercera columna presenta los resultados del modelo de rezago espacial estimado por máxima verosimilitud (ML). La inclusión del término de rezago espacial sobre la tasa de pobreza mejora el ajuste respecto a la estimación por OLS. No obstante, los contrastes de razón de verosimilitud (*LR*), Wald (*W*) y Multiplicador de Lagrange (*LM*), no siguen el orden esperado ($W > LR > LM$), lo que denota problemas de especificación que podrían estar vinculados a la no normalidad en los errores, así como a los problemas de heterocedasticidad detectados en la prueba de Breusch-Pagan (Chasco, 2003, Anselin, 2005).

Respecto a los parámetros estimados por el modelo de rezago espacial (ML), el operador de rezago es positivo y altamente significativo. Esto supone que, controlados los factores demográficos, contextuales, económicos y los niveles de acumulación de activos, la tasa de pobreza en un segmento censal tiende a estar relacionada directamente con la tasa de pobreza de los segmentos vecinos, dando lugar a la conformación de conglomerados homogéneos, tal como los mostrados en el primer capítulo de resultados.

Los resultados dan cuenta de una situación de autocorrelación espacial sustantiva; la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento está asociada, tanto al conjunto de factores especificados en el Modelo Final (OLS), como al valor que asume la variable dependiente en las unidades espaciales vecinas. Es decir, la localización y la distancia entre unidades espaciales son un factor relevante para dar cuenta de la desigualdad espacial de la pobreza.

Por otra parte, al controlar la autocorrelación espacial a través del operador de rezago, se constatan algunos cambios en la significatividad de los parámetros. En particular, tres de las cuatro regiones geográficas (Canelones, Litoral Centro y Maldonado-Colonia) dejan de ser significativas. Esto implica que al incluir el control de las tasas de pobreza de los segmentos vecinos, el estar localizado en una de estas tres regiones no disminuye el promedio de pobreza. Por el contrario, el porcentaje de población afro pasa a ser significativa, correlacionándose de forma directa con la pobreza.

Dado que en el modelo de rezago espacial (ML) se comprueba hetercedasticidad, la última columna de la Tabla 41 presenta los parámetros del Modelo Final de rezago espacial estimado por método generalizado del momento (GMM) con el procedimiento robusto HAC (Kelejian y Prucha, 2007, citado en Chasco, 2013). Los resultados coinciden con los analizados en el modelo de rezago (ML), destacándose un aumento de la significatividad del porcentaje de población afrodescendiente.

Tabla 41. Modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (MO NBIa) a nivel de segmento censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos a la heterocedasticidad (OLS), modelo de rezago espacial (ML) y rezago espacial con estimador robusto HAC (GMM). Uruguay sin MAMM, Uruguay sin MAMM 2011 (N=2952)

	Modelo Final (OLS)	Modelo Final con estimador robusto de White (OLS)	Modelo Final de rezago espacial (ML)	Modelo Final de rezago espacial con estimador robusto HAC (GMM)
_cons	0.0053448	0.0053448	-0.0184961***	-0.0168901
Rezago espacial			0.407323***	0.3061398***
No_calificados	0.0485077***	0.0485077***	0.0267744***	0.0435784***
Industria	-0.079605***	-0.079605***	-0.0569145***	-0.0651811***
Precario	0.121251***	0.121251***	0.0993376***	0.1322935***
HCLIMB	0.1398387***	0.1398387***	0.106953***	0.1204358***
Privten	0.1106437***	0.1106437***	0.108778***	0.1152163***
Hasalpu	-0.0606944***	-0.060694***	-0.0565524***	-0.0694424***
MEN15	0.0824645***	0.0824645**	0.0728381***	0.0793705***
Jefem	-0.2807605***	-0.280761***	-0.238083***	-0.2858567***
afro	0.0361839**	0.036184	0.029377*	0.0449157***
LITORALC	-0.0125873***	-0.012587***	-0.00185483	-0.0037968
CENTROS	-0.0239297***	-0.02393***	-0.00846281**	-0.010075**
CANE	-0.0217385***	-0.021739***	-0.00332973	-0.0061776
ColMaldo	-0.0118509***	-0.0118509**	0.00270042	0.0012771
Urba	0.0132627***	0.0132627***	0.0188991***	0.0155908***
Distancia	-2.10E-07***	-2.10E-07***	-1.92E-07***	-0.0000002***
R2	0.4427			
AIC	-8187.266		-8533.68	
Jarque-Bera	7826.4897 (0.00000)			
Breusch-Pagan test	2644.742 (0.00000)		2774.5602 (0.00000)	
WALD			410.4676	
LR			369.1572	
LM			420.5538	

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina en todo los casos con excepción de Modelo de rezago espacial con estimador robusto KP-HEC (GMM) criterio de ponderación Pesos de Kernel

2.2.1.3 Análisis de regímenes espaciales

La heterogeneidad espacial en el análisis multivariado se incluye a través del análisis de regímenes espaciales, el cual busca identificar contextos espacialmente delimitados donde un fenómeno y los factores a éste asociados se manifiesten con ciertas singularidades que los distingue de lo observado en otros contextos (Rupasingha y Goetz, 2007, Curtis, et al., 2012). En este trabajo ello supone evaluar en qué medida las correlaciones constatadas en las subsecciones anteriores cambian (o no) al considerar distintos contextos espaciales o regiones del Uruguay.

Los antecedentes nacionales desde CLAEH (1963) en adelante (Lombardi y Veiga, 1979, DGEC, 1990, Calvo, 1999, Rodríguez Miranda, 2014, Veiga,

2015, Fernández, 2018) han señalado que Uruguay presenta fuerte asimetrías espaciales entre las que destacan la desigualdad en los niveles de bienestar de los habitantes de las distintas regiones del país.

Según Veiga "...la configuración territorial y consiguientemente las disparidades entre diferentes áreas y regiones del país, están intrínsecamente asociadas a los diferentes niveles de vida para la población (...) dichos fenómenos responde a un conjunto de factores que expresan las diversas formas y niveles de organización productiva, económica y social en el territorio" (Veiga, 2015: 20).

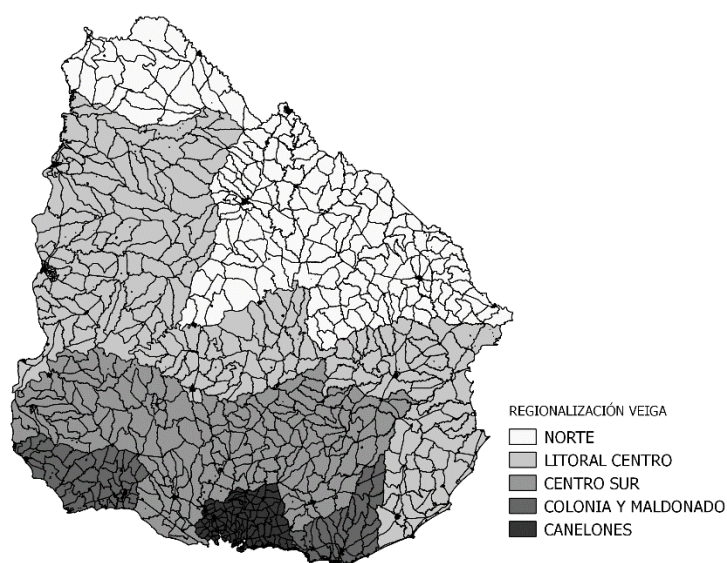
Ahora bien ¿los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza se comportan de modo espacialmente homogéneo en las distintas regiones del Uruguay o, por el contrario, asumen sentido o magnitud diferente? En términos metodológicos, ¿existe heterogeneidad espacial en los parámetros del Modelo Final de desigualdad espacial en las tasas de pobreza presentado en la Tabla 41 al considerar la localización de los segmentos censales?

En este apartado se abordan estas interrogantes, analizando los aspectos comunes y específicos que adquieren las correlaciones entre la tasa de pobreza por segmento censal y los factores asociados, en las distintas regiones del país.

Para ello se retoma la propuesta de regionalización de Veiga (2015), la cual divide el Uruguay en cinco regiones (Ver Figura 30) y, recurriendo a los Modelos de Regímenes Espaciales, se ajusta el Modelo Final de regresión espacial sobre las tasas de pobreza a nivel de segmento censal (última columna Tabla 41), de forma independiente en cada una de las regiones²⁰ del Uruguay, evaluando la variabilidad espacial en el sentido y la magnitud de los parámetros.

²⁰ Dada las características comunes de Colonia, Maldonado y Canelones, y considerando que no se considera el área metropolitana de este último, zona que contribuye de particular modo a la singularidad del departamento de acuerdo a la clasificación de Veiga (Op. Cit.), se opta por integrar estos tres departamentos en una única región Sur.

Figura 30. Regionalización del Uruguay (no incluye Montevideo) sobre segmentos censales.



Fuente: Veiga, 2015

La Tabla 42 muestra los coeficientes no estandarizados de los modelos de regímenes espaciales para las regiones de Veiga (2015). Para facilitar la comparación se presenta en la primera columna el Modelo Final global de la Tabla 41 (sin considerar regiones por ser ahora incluidas como regímenes). La última columna de la tabla presenta los test de variabilidad espacial de Chow, que tienen como hipótesis nula la independencia espacial del modelo y los parámetros.

En el test global de variabilidad espacial de Chow se rechaza la hipótesis nula de independencia espacial u homogeneidad de los parámetros a través de los regímenes. Esto indica algún grado de heterogeneidad entre las regiones de Uruguay en el vínculo entre la tasa de pobreza a nivel de segmentos censales y los factores asociados. Es decir, las relaciones identificadas en los modelos globales (Tabla 41) no se comportarían de igual modo a nivel local o entre regiones.

El análisis de la heterogeneidad espacial a nivel de parámetros da cuenta de dos situaciones distintas; en cinco de los doce factores incluidos no se rechaza la hipótesis nula de distribución espacialmente independiente, al tiempo que en los otros siete sí.

En primer lugar, debe subrayarse el comportamiento espacialmente independiente del operador de rezago espacial. Es decir, independientemente de la región considerada, se da un vínculo directo y

significativo entre la tasas de pobreza de un segmento y el valor promedio de las tasas de pobreza en los segmentos vecinos.

Respecto a la estructura de factores asociados a las tasas de pobreza, manteniendo el resto de factores constantes, e independientemente de la región del Uruguay considerada, el porcentaje de ocupados no calificados, el porcentaje de ocupados en empleos precarios y el porcentaje de población urbana se vinculan de modo directo con las tasas de pobreza por segmentos censales. Por su parte, el vínculo entre las tasas de pobreza por segmento y el porcentaje de hogares con jefatura femenina también muestra independencia espacial, pero la relación es inversa.

La asociación positiva entre el peso de la población activa excluida de sectores dinámicos de la economía y la tasa de pobreza, prevista en las hipótesis y ratificada a nivel global en el Modelo Final, se manifiesta de modo homogéneo a través de todas las regiones del país. Independientemente de las regiones del país consideradas, en los segmentos donde predominan trabajadores precarios y no calificados las tasas de pobreza tienden a ser más altas.

En el caso del peso de la población urbana y del peso de los hogares con jefatura femenina, también se corrobora un vínculo espacialmente independiente, pero en estos casos los resultados no concuerdan con lo teóricamente esperado, como fuese discutido en el apartado anterior.

En los restantes siete parámetros del modelo se comprueba variabilidad espacial, es decir las correlaciones entre la tasa de pobreza por segmentos censales y los factores asociados muestran diferencias espaciales estadísticamente significativas entre regiones. Ahora bien, entre estos parámetros puede distinguirse dos situaciones; una en la que se detecta variabilidad espacial pero los parámetros se comportan con sentido y niveles de significatividad similares, y otra donde se comprueba variabilidad espacial y los parámetros asumen algún tipo de comportamiento singular entre regiones.

El porcentaje de trabajadores industriales, el porcentaje de hogares con clima educativo bajo y el porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda componen el primer grupo, donde se rechaza la hipótesis nula de independencia espacial, pero la asociación con la tasas de pobreza por segmento es, para las cuatro regiones, significativa y con similar sentido y magnitud.

Por su parte, para el caso del porcentaje de asalariados públicos, el porcentaje de menores de 15 años, el porcentaje de población afrodescendiente y la distancia a las capitales departamentales, se rechaza la hipótesis nula de independencia espacial, a la vez que se corroboran ciertas singularidades en la significatividad y en sentido del vínculo con las tasas de pobreza entre las distintas regiones que interesa destacar.

En el Modelo Final global, el porcentaje de asalariados públicos por segmento censal se relaciona de forma significativa e inversa con M_0 . Sin embargo, en el análisis de regímenes espaciales se constata que, si bien para las cuatro regiones el sentido de la relación es inversa, la significatividad del vínculo a nivel local se cumple únicamente para la Región Centro Sur (conformada por Soriano, Flores, Florida, San José y Lavalleja).

Por su parte, la relación entre el porcentaje de menores de 15 años por segmento y la tasa de pobreza mostró una significatividad alta en el Modelo Final global, sin embargo el vínculo presenta una variabilidad espacial significativa entre regiones del país. En la región Sur y la Litoral-Centro, el vínculo entre ambas variables es estadísticamente significativo, mientras que en el Norte y en el Centro Sur el porcentaje de menores de 15 años por segmento no resulta un factor significativo para dar cuenta de la varianza en las tasas de pobreza por segmento.

La distancia a la capital departamental en el Modelo Final global, contrario a lo esperado en las hipótesis, *ceteris paribus*, se relacionaba de modo inverso con las tasas de pobreza por segmento. Sin embargo, en el modelo de regímenes espaciales se advierte heterogeneidad espacial en el vínculo. En las regiones Centro-sur y Sur las tasas de pobreza por segmentos son independiente de la distancia a la capital departamental más cercana, en cambio para las regiones del Norte y el Litoral-Centro la asociación, al igual que en el Modelo Final, es significativa e inversa.

Por último, la relación entre las tasas de pobreza por segmento y el porcentaje de población afrodescendiente da cuenta de una situación particular. En el Modelo Final, coincidiendo con lo estipulado en las hipótesis, se corroboró asociación directa y significativa. Sin embargo, ajustado el Modelo Final sin las regiones (Tabla 42) el parámetro deja de ser significativo. Ahora bien, el Test de variabilidad espacial da cuenta de heterogeneidad espacial en el vínculo, que se traduce en diferencias en la significatividad

entre regiones. En concreto, la asociación es positiva y significativa en las regiones Litoral-Centro, Centro-sur y Sur, no así en el Norte donde, a vez, el peso de la población afro es mayor (Cabella, et. al. 2013).

En síntesis, el análisis de regímenes espacial resulta fecundo para identificar heterogeneidad espacial en los factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza, aportando de este modo una mirada local a los patrones de desigualdad espacial. Sin embargo, deben advertirse que los resultados no pueden más que orientar de modo general hipótesis futuras. Se requiere de profundizar en el análisis local para poder identificar los mecanismos que hacen que determinados factores (por ejemplo el empleo público o la composición racial) tengan mayor o menor relevancia en determinadas regiones.

Tabla 42. Test de variabilidad espacial y coeficientes no estandarizados de modelo de rezago espacial KP-HEC (GMM) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (MO NBla) a nivel de segmentos censales por Regímenes Espaciales de Uruguay (sin MAMM), 2011

	Modelo Final de rezago espacial con estimador robusto KP-HEC (GMM)	Modelo de rezago espacial de regímenes espaciales Regiones Veiga (2015)				Test de variabilidad espacial de Chow
		Norte (N=565)	Litoral-Centro (N=897)	Centro Sur (N=571)	Sur (N=866)	
_cons	-0.02***	-0.04**	-0.01	-0.00	-0.04***	11.4
Rezago espacial	0.33***	0.41***	0.35***	0.35***	0.21***	3.6
No_calificados	0.03**	0.02	0.00	0.05***	0.02	4.0
Industria	-0.07***	-0.17***	-0.04**	-0.05***	-0.03**	11.3**
Precario	0.12***	0.14***	0.12***	0.13***	0.09***	5.3
HCLIMB	0.11***	0.20***	0.11***	0.06***	0.07***	22.5***
Privten	0.11***	0.05**	0.11***	0.21***	0.16***	20.2***
Hasalpu	-0.07***	-0.02	-0.10	-0.09***	-0.02	8.5**
MEN15	0.07**	0.01	0.07**	-0.03	0.20***	36.6***
Jefem	-0.25***	-0.33***	-0.22***	-0.20***	-0.24***	1.6
Afro	0.05	-0.03	0.10***	0.24***	0.07**	18.8***
Urba	0.02***	0.04***	0.02***	0.02***	0.01***	4.0
Distancia	-0.00***	-0.00**	-0.00***	-0.00	0.00	13.4***
Test global de variabilidad espacial de Chow						219.6***

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación Pesos de Kernel

Norte: Artigas, Rivera, Cerro Largo y Tacuarembó. Litoral Centro: Salto, Paysandú, Río Negro, Durazno, Treinta y Tres y Rocha.

Centro Sur: Soriano, Flores, Florida, San José, Lavalleja. Sur: Colonia, Canelones y Maldonado.

2.2.2 Modelo de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana.

2.2.2.1 Análisis de Montevideo y el área metropolitana por segmentos censales

En lo que sigue se presenta el ajuste de modelos de regresión sobre las tasas de pobreza a nivel de segmentos censales para Montevideo y el área metropolitana. El procedimiento es análogo al realizado en las secciones anteriores. Se comienza por el modelo de posición ocupacional y estructura económica (Tabla 43 Modelo 1), donde todas las variables resultan significativas menos el porcentaje de ocupados industriales.

El Modelo 2 incluye los tres tipos de activos (humano, físico y social); controlados éstos la tasa de desempleo, el porcentaje de ocupados no calificados y el porcentaje de trabajadores precarios, se mantienen como factores significativos positivamente correlacionados con la tasa de pobreza. Entre los indicadores de activos todos resultan significativos, si bien el porcentaje de adultos con educación terciaria muestra niveles altos de multicolinealidad. El porcentaje de hogares con clima educativo bajo y el porcentaje de hogares con privación en la tenencia de la vivienda resultan ambos factores positivamente correlacionados con la tasa de pobreza.

Como fuera señalado en los antecedentes, la informalidad en el acceso al mercado de tierra tiende a estar relacionada con situaciones de pobreza (Herzer, et. al. 2008) dado que frecuentemente la ocupación de tierras en la periferia de las ciudades se encuentran marcadas por carencias en la habitabilidad y el acceso a servicios básicos.

Llama la atención que el porcentaje de hogares propietarios también resulte un factor de riesgo, sin embargo, como se advierte en los siguientes modelos, controlados los efectos demográficos y contextuales, el peso de la propiedad formal pasa a ser, como se esperaba en las hipótesis planteadas en este trabajo, un factor negativamente correlacionado con la pobreza.

El porcentaje de hogares propietarios de automóviles, el porcentaje de hogares con miembros que asisten a educación privada y el peso del empleo público, son todos activos inversamente relacionados con la pobreza. El primero da cuenta de un capital con un amplio potencial de uso, estabilidad relativa en el tiempo que, así mismo, denota cierta capacidad de consumo. El segundo, si bien se utiliza como proxy de capital social, al mismo tiempo también se aproxima a la capacidad de consumo de los hogares.

El empleo público por su parte, históricamente ha constituido un eje estructurador del mercado de trabajo montevideano, caracterizado por la estabilidad, la protección y la posibilidad de acceder a redes secundarias vinculadas, por ejemplo, al ámbito sindical. Como señalan Kaztman et. al., durante el siglo XX, "El Estado uruguayo cumplía un papel importante (...), además de regular (...) tenía una fuerte presencia como empleador (...) componían un escenario de trabajadores formales, estables, con cobertura de seguridad social y con salarios de bienestar" (2008:370).

Los resultados de este trabajo ratifican la importancia del empleo público como inhibidor de la pobreza; no obstante lo cual, incluidos los controles demográficos y contextuales (Modelo 3), el factor deja de ser significativo.

En el Modelo 3, ceteris paribus, la tasas de desempleo, el porcentaje de trabajadores no calificados y de trabajadores precarios continúan siendo significativas, correlacionándose positivamente con la tasa de pobreza. El empleo agropecuario, invierte el sentido respecto a los modelos anteriores, correlacionándose de modo directo con la pobreza.

Entre los indicadores de activos, el clima educativo bajo no resulta significativo, al tiempo que el porcentaje de hogares con tenencia de la vivienda en propiedad, el peso de la tenencia de automóvil y la asistencia a educación privada resultan significativos e inversamente correlacionados con M_0 .

Entre los factores demográficos, el porcentaje de menores de 15 años es el único que se relaciona de modo positivo con las tasas de pobreza, si bien presenta niveles altos de multicolinealidad. El porcentaje de hogares en etapa inicial, al igual que el porcentaje de población afrodescendiente, no resultan significativos; al tiempo que el porcentaje de hogares extendidos y monoparentales femeninos, contrario a lo esperado en las hipótesis, presentan ambos una relación inversa con las tasas de pobreza.

Entre los factores contextuales la distancia al centro de Montevideo se relaciona de forma directa y significativa con las tasas de pobreza. Es de suponer que al alejarse del centro las oportunidades de acceso a servicios públicos disminuya y, con ello, se incrementen los niveles de pobreza. Siguiendo el mismo argumento, podría esperarse que en áreas más densamente pobladas las tasas de pobreza tiendan a ser menores, si bien el

signo del parámetro ratifica el supuesto, el mismo no resulta estadísticamente significativo.

El Modelo Final presenta un ajuste del 80.6% y está integrado por una decena de variables, entre las que no se constatan problemas de multicolinealidad. El factor que más contribuye al ajuste del modelo es el porcentaje de ocupados en empleos precarios, seguido por el porcentaje de menores de 15 años. El porcentaje de hogares extendidos y el porcentaje de hogares propietarios de automóvil son los principales factores inhibidores de las tasas de pobreza. Entre los indicadores contextuales, el único que integra el modelo final es la distancia al centro de Montevideo.

Las relaciones señaladas en el párrafo anterior coinciden con lo estipulado en las hipótesis, con excepción del porcentaje de hogares extendidos. Se esperaba que allí donde el porcentaje de hogares extendidos sea alto, las tasas de pobreza también lo fueran, sin embargo, ceteris paribus, el predominio de este tipo de arreglos familiares parecería actuar de modo inverso. Esto podría indicar que las estrategias de maximización de recursos a la que responde este tipo de arreglos familiares, controlados otros factores, tendrían un rol significativo en la reducción de los niveles de pobreza.

Tabla 43. Regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada (MO NBla). Modelos de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011 (N=1451)									
	Modelo 1 (Posición ocupacional y estructura)		Modelo 2 (Posición ocupacional, estructura y activos)		Modelo 3 (Posición ocupacional, estructura, activos, demografía y contexto)		Modelo final		
	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	Coef	VIF	beta
_cons	0.02		-0.06***		-0.03***		0.002		
Tasa_desempleo	0.14***	1.5	0.17***	1.5	0.12***	1.6	0.11***	1.50	0.068
No_calificados	0.10***	4.4	0.16***	6.3	0.08***	8.9	0.061***	6.25	0.144
Agro	-0.05***	4.3	-0.03**	1.6	0.03**	2.3			
Industria	0.00	8.2							
Servicios	-0.05**	11.9					-0.021**	2.80	-0.048
Precario	0.36***	3.5	0.32***	4.6	0.25***	0.382	0.382***	0.382	0.382
HCLIMB			0.09***	7.1	0.01	6.2			
HEdter			0.10***	10.0					
Privten			0.04***	1.7	0.02***	1.8	0.029***	1.64	0.070
Hpropi			0.01**	2.2	-0.02**	2.5	-0.012**	2.08	-0.039
Hauto			-0.03***	6.0	-0.03***	6.7	-0.045***	2.73	-0.170
Hedpriv			-0.03**	5.3	-0.03*	6.1			
Hasalpu			-0.04***	2.2	0.02	2.3			
MEN15					0.31***	12.8	0.23***	3.85	0.3
Jefem					-0.07**	1.5			
Hext					-0.23***	2.4	-0.21***	2.25	-0.2
CV_ini					-0.01	1.8			
CV_ex					-0.04*	9.4			
Afro					0.00	2.8			
Urba					0.01***	1.9			
Densidadkm					0.00	1.0			
Distancia					0.00***	1.6	7.84e-07***	1.49	0.102
R2	0.74		0.77		0.81		0.8064		
AIC	-6248.43		-6431.20		-6684.18		-6659.81		

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 44 presenta los estadísticos de contraste para evaluar algunos de los supuestos de la regresión lineal por OLS y la pertinencia de corregir el Modelo Final incorporando operadores espaciales.

De acuerdo a los estadísticos de contraste, al igual que en los modelos a nivel subnacional, se rechazan las hipótesis nulas de distribución normal de los errores, homocedasticidad y distribución espacialmente aleatoria de los residuos.

Siguiendo las reglas de decisión planteadas por Anselin (2005), se evalúan las características de la autocorrelación espacial utilizando los contrastes basados en el Multiplicador de Lagrange. Los resultados sugieren que el

modelo de error espacial es el más adecuado para la inclusión de la autocorrelación en el ajuste del Modelo Final.

Al igual que en el caso del análisis sub nacional a nivel de secciones, los resultados de los test de Lagrange dan cuenta de autocorrelación espacial residual de las tasas de pobreza. Es decir, la aglomeración de unidades espaciales con valores similares de pobreza diagnosticada en el primer capítulo del análisis no respondería a la influencias de los niveles de pobreza de las unidades espaciales vecinas, sino a factores exógenos, omitidos en el ajuste del Modelo Final. Los resultados dan cuenta de problemas de subespecificación propios del uso de fuentes censales.

Ahora bien, tal como se advirtiera en el análisis subnacional, los resultados del análisis se encuentran determinados por la unidad de análisis espacial utilizada, tanto por el criterio utilizado para agregarla como por la forma de las unidades; el problema de la unidad de área modificable.

Según Duque, et. al. (2015), en la medida que aumentamos los niveles de desagregación, aumentan las chances de diagnosticar autocorrelación espacial residual, lo que no quiere decir que la distribución espacial de la pobreza, considerando otra escala, no diera lugar a patrones sustantivos de autocorrelación espacial.

Tabla 44. Contrastes de normalidad de los errores, heterocedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del modelo final (OLS) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal, Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011	
Test de normalidad de los errores Jarque-Bera	2904.529 (0.00)
Diagnóstico de heterocedasticidad Breusch-Pagan test	1336.582 (0.00)
Diagnóstico de heterocedasticidad Koenker-Bassett test	299.5962 (0.00)
Diagnósticos de dependencia espacial	
Moran's I (error)	11.1821 (0.00)
Lagrange Multiplier (lag)	6.4597 (0.01103)
Robust LM (lag)	22.128 (0.00)
Lagrange Multiplier (error)	117.9665 (0.00)
Robust LM (error)	133.6348 (0.00)

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1.
Criterio de ponderación reina

La Tabla 45 presenta la estimación robusta a la heterocedasticidad de White para el Modelo Final por OLS, el modelo de error espacial ajustado por ML y el modelo de error espacial con estimadores robustos ajustado por GMM. En la primera columna, a efectos de facilitar la lectura comparada, se reproducen los parámetros del Modelo Final por OLS de la Tabla 43.

En primer lugar, a fin de considerar la heterocedasticidad diagnosticada en la Tabla 44, se utiliza el estimado robusto de White (Tabla 45 segunda columna). Entre los resultados destacan algunas diferencias en términos de significatividad de los parámetros. A saber, el porcentaje de trabajadores en el sector servicios y el porcentaje de hogares con propiedad formal de la vivienda no resultan significativos, al tiempo que el porcentaje de trabajadores en ocupación no calificadas disminuye su significatividad.

Incluido el coeficiente espacial autorregresivo en el término de error (Tabla 45 tercera columna), el ajuste del Modelo Final mejora respecto al Modelo Final por OLS, tal como se advierte al comparar los resultados de AIC. Sin embargo, en el test de Breusch-Pagan se rechaza la hipótesis nula de homocedasticidad. Como es de esperar, la incorporación del coeficiente de error espacial por ML mejora el ajuste pero no soluciona los problemas de heterocedasticidad diagnosticados antes. Dado esto, en la última columna de la Tabla 45 se ajusta el mismo modelo utilizando los estimadores espaciales de Kelejian y Prucha (2010, citado en Chasco, 2013) (KP-HET) robustos a la heterocedasticidad.

En el Modelo Final de error espacial (GMM) el porcentaje de trabajadores en empleos precarios es, de los factores que integran la dimensión económica, el más significativo para dar cuenta de la varianza en las tasas de pobreza a nivel de segmento censal en Montevideo y el área metropolitana, ratificándose como uno de los principales factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en todas las modelizaciones presentadas.

Los tres factores que refieren al capital físico de los hogares resultan significativos, con el sentido esperado en las hipótesis –la tenencia insegura de la vivienda se relaciona de forma directa con las tasas de pobreza, mientras que el porcentaje de hogares con tenencia formal de la vivienda y el porcentaje de hogares que tienen automóvil se relacionan de modo inverso. Entre los factores demográficos el porcentaje de menores de 15 años y el porcentaje de hogares extendidos se relacionan ambos de forma significativa

con la desigualdad espacial en los niveles de pobreza. Sin embargo, como se mencionara antes, en el caso del porcentaje de hogares extendidos el signo negativo del parámetro contradice lo esperado en las hipótesis. Por último, la distancia al centro de la ciudad prevalece como un factor con nivel de significatividad estadística alto y positivamente relacionado con las tasas de pobreza.

Tabla 45. Modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (MO NBIa) a nivel de segmento censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos de White (OLS), modelo de error espacial (ML) y modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM), Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011 (N=1451)

	Modelo Final (OLS)	Modelo Final con estimador robusto de White (OLS)	Modelo error espacial (ML)	Modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM)
_cons	0.002	0.002	-0.002	-0.001
Tasa_desempleo	0.11***	0.11***	0.098***	0.101**
No_calificados	0.061***	0.061**	0.058***	0.058**
Servicios	-0.021**	-0.021	-0.022**	-0.022
Precario	0.382***	0.382***	0.266***	0.265***
Privten	0.029***	0.029***	0.020***	0.022**
Hpropi	-0.012**	-0.012	-0.017***	-0.017**
Hauto	-0.045***	-0.045***	-0.045***	-0.045***
MEN15	0.23***	0.23***	0.249***	0.245***
Hext	-0.21***	-0.21***	-0.152***	-0.163***
Distancia	7.84e-07***	7.84e-07***	8.00E-07***	0.000***
Lambda			0.414***	0.403***
R2	0.8064			
AIC	-6659.81		-6766.47	
Test de Breusch-Pagan			1389.36(0.00)	
WALD			136.89	
LR			106.7	
LM			118	

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina.

2.2.2.2 Análisis de regímenes espaciales

A continuación se procede al análisis de regímenes espaciales de modo de evaluar si los factores asociados a la varianza en las tasas de pobreza por segmentos identificados en el Modelo Final global (Tabla 45) se comportan de forma espacialmente homogénea o si asumen algún tipo de singularidades al considerar distintas regiones de Montevideo y el área metropolitana. El análisis se orienta por las siguientes preguntas de investigación, ¿los factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza se comportan de modo espacialmente homogéneo a través de Montevideo y el área

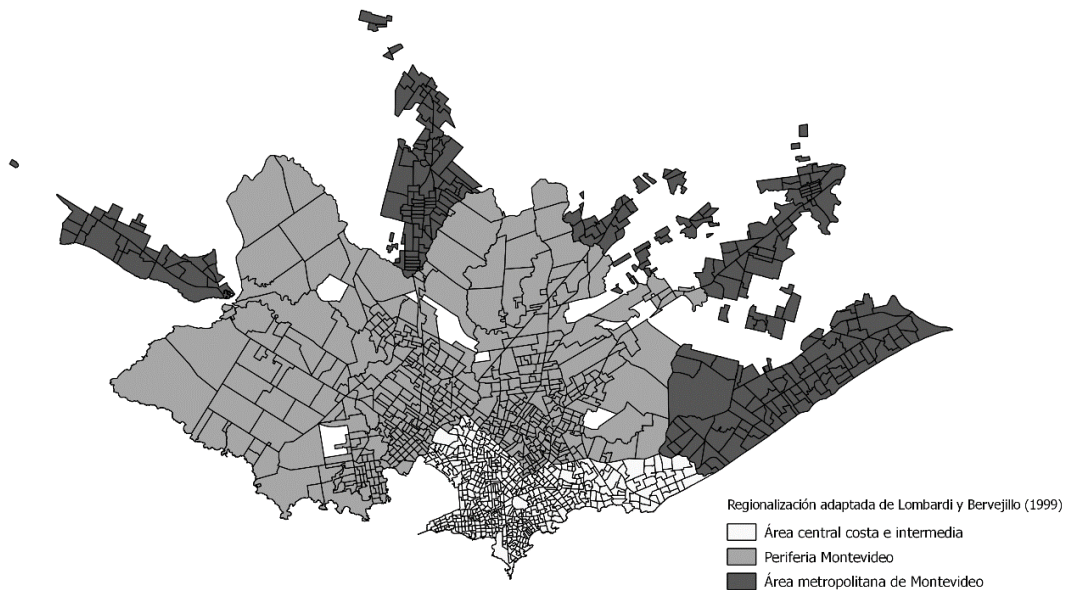
metropolitana o, por el contrario, asumen algún tipo de heterogeneidad espacial entre distintas zonas?

Para abordar dicha pregunta se parte de la regionalización de Montevideo y el área metropolitana de Lombardi y Bervejillo (1999), que define seis grandes áreas urbanas²¹, espacios de relativa homogeneidad en términos históricos, urbanísticos, sociales y de usos del suelo. Las áreas coinciden con los límites municipales y las grandes áreas metropolitanas analizadas en el primer capítulo de análisis.

A los efectos del presente análisis, las seis regiones se reagrupan en tres (Figura 31) que, de acuerdo a la caracterización de los autores, presentan rasgos comunes en términos de consolidación urbana y composición sociodemográfica: (i) área central, costa e intermedia (incluyen los Municipios B, C, CH y E): densamente habitada, combina densificación en altura con estructura de barrios bien definidas. La incidencia de la pobreza en los municipios que componen esta región, tal como se mostrara en el primer capítulo del análisis, es la más baja de Montevideo. (ii) periferia de Montevideo (Municipios A, D, G y F): coexisten zonas consolidadas, con urbanización no consolidada, de baja densidad, en las que predomina una ocupación irregular del suelo. Los niveles de pobreza en los municipios que componen esta región son los más altos de Montevideo. (iii) Área metropolitana: está constituida por viejos núcleos urbanos tradicionales, fraccionamientos balnearios en la costa de Canelones, que hacia la década de 1980 pasan a ser ocupados de modo permanente, y extensos fraccionamientos destinados a sectores populares. El rango de incidencia de la pobreza es amplio, pasando de zonas de muy baja incidencia (en Ciudad de la Costa y Eje Interbalnearia) a otras que ostentan los valores más altos del universo considerado (Ciudad del Plata y Eje Ruta 1) (Ver Figura 23).

²¹ El área central (caracterizadas por la mezcla social y funcional y una densidad de ocupación alta), la costa sureste (combina tramos densificados en altura con morfologías de “barrio jardín”), área intermedia (albergar un mosaico de grupos sociales, en el marco de una estructura de “barrios” bien definida), periferia montevideana (urbanización no consolidada ni saturada, en la que predominan los sectores de ingresos bajos), Ciudad de la Costa (fraccionamientos balnearios de Canelones, linderos a Montevideo, que hacia 1980 pasan a ser ocupados de modo permanente) y periferia metropolitana (coexisten viejos núcleos urbanos tradicionales con extensos fraccionamientos destinados a sectores populares) Lombardi y Bervejillo (1999).

Figura 31. Regionalización de Montevideo y el área metropolitana de Montevideo



Fuente: elaboración propia en base a Lombardi y Bervejillo (1999)

La Tabla 46 presenta los coeficientes no estandarizados obtenidos del ajuste del modelo de regímenes espaciales para las tres regiones de Montevideo y el área metropolitana. A efectos de facilitar la lectura también se presenta el Modelo Final global de error espacial de la Tabla 45. La última columna muestra los test de variabilidad espacial de Chow.

En la prueba de variabilidad espacial global de Chow se descarta la hipótesis nula de independencia espacial global del modelo. Puede afirmarse entonces que existe heterogeneidad espacial en al menos uno de los parámetros del Modelo Final Global. En otras palabras, al menos uno de los factores asociados a la variabilidad espacial en las tasas de pobreza por segmentos, se comporta con cierta singularidad entre las distintas regiones consideradas.

El análisis de los parámetros da cuenta de dos grupos de factores, según se corrobore o no variabilidad espacial. Entre los parámetros que no muestran variabilidad espacial se encuentran: el porcentaje de ocupados en empleos precarios, el porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda, el porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el terreno y Lambda (coeficiente espacial autorregresivo sobre el término de error).

El hecho que el coeficiente de error espacial no presente variabilidad espacial estadísticamente significativa y que los niveles de significatividad sean altos en las tres regiones consideradas, supone que las situaciones de

autocorrelación espacial en las tasas de pobreza, identificadas en el primer capítulo del análisis, son residuales, tanto a nivel global como local, en cada uno de los regímenes.

El porcentaje de ocupados en empleos precarios por segmento se relaciona de modo directo y estadísticamente significativo con las tasas de pobreza y el vínculo es independiente de los regímenes espaciales considerados. Tanto en el área central y costera, como en la periferia de Montevideo y el área metropolitana, el porcentaje de trabajadores precarios resulta un factor relevante para dar cuenta de la varianza espacial de las tasas de pobreza.

Los otros dos parámetros donde no puede afirmarse que existan diferencias significativas en su incidencia entre regímenes refieren a la acumulación de activos físicos. El porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda y el porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el terreno, afecta de forma directa y homogénea en los tres regímenes evaluados.

A diferencia de lo que ocurre con los indicadores de tenencia de la vivienda, la correlación entre las tasas de pobreza por segmento y el porcentaje de hogares con tenencia de auto, tercero de los factores vinculados a la acumulación de activos físicos de los hogares, se muestra heterogéneo entre regímenes. Si bien en los tres casos la relación se muestra inversa, tal como se previó en las hipótesis y se corroboró en el Modelo Final, a nivel local el parámetro no resulta estadísticamente significativo en la periferia de Montevideo.

El porcentaje de ocupados no calificadas también muestra variabilidad espacial significativa entre regímenes, si bien las correlaciones resultan, en los tres casos, positivas y significativas. La variabilidad espacial en este caso responde a una correlación de menor magnitud en el área metropolitana respecto a lo encontrado en los dos regímenes capitalino.

Algo similar sucede con el porcentaje de menores de 15 años, si bien la variabilidad entre regímenes es significativa, en los tres casos el vínculo con las tasas de pobreza por segmento es positivo y significativo, pero la magnitud de la correlación es menor en el área central Montevideo, en comparación con los otros dos regímenes.

La distancia al centro de Montevideo presenta variabilidad espacial significativa, pero en este caso se advierten diferencias sustantivas entre regiones en términos de significatividad del parámetro. Tanto para el área

central como para la periferia de Montevideo, controlados los restantes factores, la relación entre las tasas de pobreza por segmento y la distancia de las unidades espaciales al centro de la capital no resulta significativa. Puede suponerse que la cobertura casi universal de los servicios públicos en todo el departamento (como muestra los muy bajos niveles de privación en acceso a Red General de saneamiento, agua y electricidad en la Tabla 5), hace que la distancia al centro per se, no resulta un factor relevante para explicar la pobreza

Para el área metropolitana en cambio, el coeficiente resulta positivo y significativo. En este caso, podría decirse que, controlados otros factores, a mayor distancia al centro de la ciudad de la ciudad los niveles de pobreza en el área metropolitana tienden a ser mayores.

Los resultados ratifican hallazgos de antecedentes nacionales respecto a los patrones desiguales de expansión metropolitana. Como se ha señalado en la bibliografía, dentro de las características del ciclo de expansión metropolitana, se encuentra la radicación de hogares con bajos recursos en fraccionamientos regulares e irregulares. En el proceso, el suelo disponible cercano a la capital disminuye, llevando a ocupar lugares cada vez más alejados, en la periferia de las ciudades metropolitana consolidadas (Las Piedras, Pando) o en zonas sub-urbanas de baja consolidación. En ambos casos con déficit habitacionales y en el acceso a servicios (Lombardi y Bervejillo, 1999, Artigas, 2002, Martínez Guarino, 2007, Borrás, 2019) y por tanto más propensos padecer situaciones de pobreza.

El coeficiente de la tasa de desempleo también presenta variabilidad significativa y diferencias sustantivas entre regímenes. Si bien en el Modelo Final global la tasa de desempleo se correlaciona de modo positivo y significativo con la tasa de pobreza por segmento, el análisis local muestra que la relación es significativa únicamente en el caso del área metropolitana; no así en los dos regímenes de la capital.

No son evidentes los procesos que podrían estar mediando en el vínculo en cada régimen. En el área metropolitana el peso relativo de la población activa con acceso deficitario al mercado de empleo incide positivamente en la tasa de pobreza, tanto vía inserción en empleos precarios de baja productividad, como vía desempleo. En el caso de los regímenes de Montevideo, los resultados indican que no sería la exclusión del mercado de trabajo, sino el

acceso deficitario al mismo, lo que estaría asociándose con la desigualdad espacial de la pobreza.

Por último, el porcentaje de hogares extendidos, contrario a lo planteado en las hipótesis de investigación, se correlaciona de modo inverso con las tasas de pobreza. Sin embargo, el análisis de regímenes espaciales muestra que, si bien el coeficiente tiene signo negativo en los tres contextos, la relación es estadísticamente significativa en los regímenes montevideanos, no así en el área metropolitana.

Tabla 46. Test de variabilidad espacial y coeficientes no estandarizados de modelo de error espacial KP-HET (GMM) de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza (MO NBIa) a nivel de segmentos censales por Regímenes Espaciales de Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011

	Modelo Final Global de error espacial KP-HET (GMM)	Regímenes espaciales Montevideo y área metropolitana			Test de variabilidad espacial de Chow
		Área central, costa e intermedia (N=329)	Periferia Montevideo (N=536)	Área metropolitana (296)	
_cons	-0.02***	0.002	-0.048***	-0.051***	22.6***
Tasa_desempleo	0.1**	0.028	0.048	0.217***	7.7**
No_calificados	0.07***	0.230***	0.075***	0.071**	4.9*
Precario	0.273***	0.189*	0.283***	0.234***	0.8
Privten	0.021**	-0.001	0.014	0.030	1.4
Hpropi	-0.016**	-0.010	-0.027***	-0.006	1.8
Hauto	-0.043***	-0.015**	-0.019	-0.060***	6.0**
MEN15	0.245***	0.050**	0.348***	0.272***	41.5***
Hext	-0.162***	-0.253***	-0.113**	-0.031	11.9***
Distancia	0.000***	0.000	0.000	1.2E-06***	4.7*
Lambda	0.402***	0.270***	0.254***	0.359***	1.0
Test global de variabilidad espacial de Chow					197.5***

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina.

Área central, costa e intermedia: Municipios B, C, CH y E, Periferia Montevideo: Municipios A, D, F y G. Área metropolitana: suma de las localidades comprendidas en un radio de 30 km desde el km 0 de Montevideo, sin considerar a las áreas rurales

CAPÍTULO 7

Conclusiones

La desigualdad espacial es una problemática persistente en las sociedades latinoamericanas. Una de las consecuencias observacionales de ésta está dada por las brechas en las condiciones de vida, mientras algunas regiones muestran situaciones similares a la de los países más pobres del mundo, en otras reina la opulencia y la pobreza es un fenómeno que resulta ajeno.

Uruguay en el contexto regional ha sido considerado una excepción en términos de “equidad territorial” (CEPAL, 2010) y Montevideo una ciudad de “desigualdad moderada” (ONU-HABITAT, 2014). Sin embargo, los antecedentes de investigación nacionales llevan décadas advirtiendo sobre profundas brechas territoriales en los niveles de bienestar de la población, constatadas tanto a nivel sub-nacional (CLAEH, 1963 en adelante) como intraurbano (Mazzei y Veiga, 1985 en adelante).

Los resultados alcanzados por los trabajos antecedentes permiten afirmar que la desigualdad espacial no está confinada en una escala espacial en particular. Se encuentra anidada en diferentes escalas, interactuando, produciéndose, reproduciéndose, adquiriendo características comunes, a la vez que expresándose de forma singular en cada una de ellas.

La Tesis que aquí concluye se inscribió en la rica tradición de investigaciones sobre desigualdad espacial y condiciones de vida y se propuso contribuir a su estudio desde una perspectiva multiescalar, que aborde la variabilidad espacial en las tasas de pobreza y los principales factores asociados a dicha variabilidad, en el contexto subnacional y en Montevideo y el área metropolitana.

En este último Capítulo se presentan las conclusiones, retomando para ello los principales hallazgos de los Capítulos 5 y 6 y planteando sobre el final algunas reflexiones de carácter general.

1. La(s) forma(s) de la desigualdad espacial y la pobreza en Uruguay

El primer objetivo de la investigación fue describir la distribución espacial en las tasas de pobreza a nivel subnacional y para Montevideo y el área metropolitana, de modo de dar cuenta de características comunes y específicas en los patrones de desigualdad espacial de la pobreza al considerar distintas escalas.

La pregunta que dio apertura al análisis fue ¿qué características presenta la distribución espacial de la pobreza a nivel subnacional? A decir de Rodríguez Miranda en Uruguay "...hay ciertas disparidades estructurales que se verifican en casi todos los estudios, con bastante coincidencia, y que refieren al atraso relativo de la región norte y noreste del país, seguida de la región central, mientras que en el sur del país y, en menor medida, el litoral oeste se encuentran los departamentos más privilegiados" (2014:14-15). Los resultados de esta investigación refuerzan la idea ya constatada en otros trabajos respecto a que, la desigualdad espacial en los niveles de pobreza es uno de los aspectos en los que se plasman la dicotomía norte-sur.

A nivel de departamentos se constató, independientemente de la medida de pobreza considerada, un continuo territorial de acuerdo a la incidencia e intensidad de la pobreza que va desde los departamentos del norte y noreste, que presentan los niveles más altos, pasando por el centro y litoral oeste, hasta los departamento del sur, que presentan los niveles más bajos de pobreza. La descripción coincide con la de otros trabajos antecedentes (DGEC, 1990, Pellegrino y González Cravino, 1995, Calvo, 1999, Amarante, 2002, Veiga, 2015, Mascheroni, 2017).

El análisis en escalas espaciales menores (secciones censales y segmentos) ratificó la desigualdad entre las unidades espaciales del sur y las del norte. Pero al mismo tiempo, disminuir la escala espacial permitió apreciar ciertas singularidades en la distribución espacial de la pobreza que complejizan la imagen dual y las grandes divisiones regionales, dando cuenta de una fragmentación en los patrones de desigualdad.

En este sentido, por un lado se corroboró la conformación de conglomerados de alta pobreza que trascienden las fronteras departamentales, extendiéndose desde el sureste hacia el norte, incluyendo unidades espaciales de departamentos del sur que, en términos agregados, habían sido clasificados como de baja pobreza.

Por otro lado se constataron situaciones de desigualdad espacial intra-departamental; en varios de los departamentos más pobres del país se identificaron unidades espaciales con bajas y muy bajas tasas de pobreza, que corresponden en su mayoría a áreas urbanas centrales. Por el contrario, en todos los departamentos del sur del país, se identificaron situaciones críticas en términos de incidencia e intensidad de la pobreza que reafirman lo planteado por Mascheroni (2017) respecto a "...procesos de fragmentación en escalas territoriales cada vez menores y al interior de los departamentos" (2017:250)

2. La(s) forma(s) de la desigualdad espacial y la pobreza en Montevideo y el área metropolitana

De forma homóloga a su precedente, la segunda pregunta de investigación estuvo orientada a dar cuenta de los patrones de distribución espacial de la pobreza en Montevideo y el área metropolitana. En el análisis a nivel de municipios y grandes regiones metropolitanas se evidenció una marcada dualidad en la incidencia e intensidad del fenómeno, manifestada en una distribución centro-periferia. Los municipios centrales y de la costa sureste, conforman una región con niveles muy bajos de pobreza. En el otro extremo, un conjunto de municipios que abarcan una amplia superficie del departamento, componen un anillo periférico con niveles altos de pobreza. Contiguos a éstos, las regiones metropolitanas de San José y el área metropolitana periférica de Canelones son las zonas que presentaban los niveles más altos de pobreza, ubicándose en una posición de desventaja incluso respecto a los municipios más pobres de Montevideo.

Los hallazgos coinciden con los antecedentes respecto a la persistencia de los patrones de concentración de la pobreza montevideana, propios de una estructura residencial económicamente segregada (Mazei y Veiga, 1985, DGEC, 1990, Calvo y Giraldez, 2000, Kaztman y Retamoso, 2005, Calvo, et. al. 2013, Aguiar y Filardo, 2015, Aguiar, 2016, Serna y González, 2017), así como con la reproducción y profundización de dichos patrones al incorporar en el análisis el área metropolitana (Lombardi y Bevejillo, 1999, Artigas et. al. 2002, Rocco, 2018, Borrás, 2019, Rubini, 2020).

Al igual que en el componente subnacional, el considerar escalas espaciales menores contribuyó a complejizar la imagen dual surgida en el análisis por

municipios. Si bien el análisis por segmentos censales dio cuenta de algún modo de una distribución centro-periferia, se advirtieron matices y especificidades que remiten a la imagen de la ciudad fragmentada (Marcuse, 1989) identificada por los antecedentes nacionales en la morfología urbana montevideana desde fines del siglo XX (Filardo, et. al. 2005, Kaztman, et. al. 2008, Aguiar, 2016).

Según los resultados alcanzados, en Montevideo y el área metropolitana conviven dos procesos, por un lado se identifican extensiones relativamente amplias de alta pobreza, que de algún modo dan cuenta, "a la uruguaya", de la hiperdegradación de la periferia urbana (Davis, 2006). Pero al mismo tiempo, al reducir la escala del análisis, se observan pequeños espacios homogéneamente pobres dispuestos alternadamente en el tejido urbano consolidado.

Dicho de otro modo, la homogenización de grandes áreas, convive con situaciones de precariedad dispersa en el tejido urbano formal. Enclaves de pobreza que, a modo de archipiélagos, se distribuyen en áreas consolidadas de baja pobreza. Investigaciones antecedentes coinciden en señalar en éste un rasgo distintivo de la desigualdad espacial montevideana (Benton 1986, Couriel, 2016, Reclade, 2016, Bajac, et. al. 2019, Álvarez Rivadula, 2019).

A la inversa, en áreas periféricas de la ciudad, también se constató presencia de unidades atípicas de baja o nula pobreza. De acuerdo a lo señalado en los antecedentes, se tratarían de enclaves prósperos en zonas periféricas, relacionados a procesos de relocalización de hogares de nivel socioeconómico medio alto y alto en zonas de la ciudad y el área metropolitana que otrora no ocupaban (Ceroni, et. al. 2016, Pérez, 2016).

Lo anterior podría estar dando indicios de una reducción en la escala espacial de la desigualdad espacial, señalada en la bibliografía como una característica novedosa en los patrones de desigualdad espacial de las ciudades latinoamericanas (Sabatini, et. al. 2001, Borsdorf, 2003, Buzai, 2014, Rodríguez, 2016).

Por último, si bien en el análisis de la desigualdad espacial de la pobreza se observó una distribución espacialmente heterogénea, caracterizada por una tendencia a la aglomeración de unidades espaciales con niveles similares de pobreza, hecho que da cuenta de una estructura residencial segregada. Ésta no se da de modo uniforme a través de la ciudad; en buena parte de

Montevideo los niveles de pobreza a nivel de segmentos siguen una distribución aleatoria, que sugerirían cierto grado de mixtura social.

3. El carácter fractal de la desigualdad espacial uruguaya

Cotejados los resultados del análisis a nivel subnacional y urbano metropolitano se observan coincidencias que permitirían inferir que, con independencia del contexto y la escala considerada, la pobreza se caracteriza por una distribución espacialmente desigual, que tiene entre sus rasgos distintivos la tendencia a la aglomeración espacial de las unidades espaciales con niveles altos de incidencia y de amplitud de pobreza. Es decir, en términos generales, allí donde se concentran los porcentajes más altos de hogares pobres, es también donde la pobreza se experimenta con mayor malignidad. Un primer abordaje a nivel de departamentos, municipios de Montevideo y regiones metropolitanas, dio cuenta de una distribución espacial dual de la pobreza, signada por la dicotomía norte-sur, a nivel subnacional, y centro-periferia, en Montevideo y el área metropolitana. No obstante ello, en uno y otro contexto, en el análisis en escalas espaciales menores se advirtieron patrones de fragmentación que complejizan la dualidad antedicha.

Retomando el planteo de Soja (2000), los resultados de la investigación insinúan una imagen fractal de la desigualdad espacial en el Uruguay que, con independencia del contexto y la escala considerada, se encuentra signada por la conformación de regiones homogéneas de alta y baja pobreza, amplias extensiones donde la distribución del fenómeno resulta aleatoria y archipiélagos de alta y baja pobreza en contextos de características opuestas. Dicha imagen se reproduce a su vez al interior de las distintas regiones del país y áreas de la ciudad; entre las más pobres se aglomeran unidades espaciales prósperas y, por el contrario, entre las prósperas se alternan territorios homogéneamente pobres, lo que alude de algún modo a la autosemejanza propia de lo fractal. En definitiva, puede decirse que la desigualdad espacial de la pobreza en Uruguay contiene en sus partes imágenes similares de sí misma como un todo.

4. Hacia un modelo general de la desigualdad espacial en el Uruguay

El segundo objetivo de investigación se propuso analizar los factores asociados a la variabilidad espacial de las tasas de pobreza. En torno a ello discurre la segunda parte del análisis, procurando aportar elementos que permitiesen abordar las siguientes preguntas: ¿cuáles son los principales factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza a nivel subnacional y en Montevideo y el área metropolitana? y ¿qué características comunes y cuáles específicas presentan estos factores al considerar distintas escalas y regiones (o regímenes espaciales)?

Se recurrió entonces a una nutrida tradición de investigación cuantitativa que, tanto a nivel internacional como regional, ha procurado incorporar la modelación multivariada y la consideración de efectos espaciales en el análisis de la desigualdad espacial y la pobreza (Friedman y Lichter, 1998, Crandall y Weber, 2004, Benson, et. al. 2005, Voss, et. al. 2006, Okwi, et. al. 2007, Rupasingha y Goetz, 2007, Dwyer, 2010, Curtis, et. al. 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013, Guo, et. al., 2018, Giovanetti y Pelinki, 2015, Nunes de Farias, et. al. 2018). Esto se entiende es una contribución específica de la Tesis, ya que este tipo de abordaje metodológico no se encuentra extendido entre los antecedentes nacionales.

La investigación partió de modo deductivo, evaluando la asociación entre la desigualdad espacial de la pobreza y nueve dimensiones teóricamente relevantes (capital humano, capital social, capital físico, posición ocupacional, estructura económica, demografía, ascendencia racial, contexto y difusión espacial). Discurrido el análisis, a modo de conclusiones, se propone el agrupamiento de las nueve dimensiones en tres grandes grupos de factores que se entiende pueden contribuir a brindar una interpretación general de los principales factores asociados a la desigualdad espacial de la pobreza en Uruguay.

Un primer grupo de factores refieren al mercado de trabajo y a la acumulación de activos humanos y sociales que se entiende potencialmente pueden contribuir a acceder a estructuras de oportunidades (Kaztman 1999, 2000, 2003). Un segundo grupo incluye los factores poblacionales -demográficos y raciales- los mismo refieren de cierto modo a desigualdades categoriales (Tilly, 2000) que se asocian a las desigualdades en los niveles de bienestar, limitando o ampliando el rango de recursos potencialmente disponibles y, por esta vía, incidiendo en los niveles de pobreza.

Un tercer grupo de factores podrían clasificarse como de posición en la estructura socio-espacial; incluyen factores contextuales, espaciales y de acumulación de activos físicos. Los primeros fueron definidos como atributos geográficos (localización, superficie, distancias) que puede potenciar o inhibir los niveles de pobreza de un territorio. Si bien la inclusión de los activos físicos en este tercer grupo puede ser discutible, ya que responde a acumulación de capital de los hogares, se entiende que, en particular los indicadores de propiedad de la vivienda, permiten aproximarse al grado de integración y estabilidad en la estructura socio-espacial.

4.1 Mercado de trabajo, acumulación de activos y pobreza

Una primera conclusión que surge del análisis multivariado es que, con independencia de la escala espacial considerada, tanto a nivel subnacional como en Montevideo y el área metropolitana, si bien la significatividad de los indicadores y la magnitud de las correlaciones pueden diferir, la variabilidad espacial en la tasa de pobreza se encuentra asociada en todos los casos a algún tipo de combinación de tres grandes grupos de factores; mercado de trabajo y activos, poblacionales y factores de posición en la estructura socio-espacial. De los tres, los más importantes son los referidos a mercado de trabajo y acumulación de activos humanos y sociales.

En este primer grupo, tanto a nivel subnacional, como para Montevideo y el área metropolitana, el porcentaje de trabajadores precarios se encontró entre los indicadores que más contribuyeron a explicar la varianza espacial de la tasa de pobreza. Incluso al controlar el efecto de otros factores económicos, sociales, demográficos y contextuales, el indicador mantuvo una correlación positiva y de magnitud alta con las tasas de pobreza, homogénea a través de los distintos regímenes espaciales.

El peso del empleo precario sugiere limitaciones en el acceso a sectores dinámicos y el predominio de una estructura económica de baja productividad o subsistencia (Salvia, et. al., 2012). Los tipos de ocupaciones predominantes en estos casos están caracterizados por bajos niveles de remuneraciones y protección social y mayor vulnerabilidad a los ciclo económicos, todo lo cual coadyuva a que en las unidades espaciales donde predomine este tipo de inserción en el mercado, las tasas de pobreza tiendan a ser más altas.

Otros indicadores de mercado de trabajo, mostraron diferencias entre el nivel subnacional y el urbano metropolitano, destacando en particular el peso del empleo industrial, el cual se comporta con sentido opuesto en uno y otro contexto.

En las hipótesis se esperaba que, controlados otros factores, el peso del sector industrial se relacionara de modo inverso con la tasa de pobreza. Como se señalara en los antecedentes, el peso del sector estaría dando cuenta de un mayor grado de especialización productiva y capacidad tecnológica de los territorios, ambos elementos asociados a empleos de mejor calidad y, dado ello, menores tasas de pobreza (Rodríguez Miranda, 2014, Veiga, 2015).

A nivel subnacional el supuesto se cumplió; para las tres escalas espaciales consideradas, el peso de la actividad industrial resultó uno de los principales factores adversos a la pobreza. *Ceteris páribus*, en las zonas del país donde el peso relativo del empleo industrial fue mayor, las tasas de pobreza tendieron a ser más bajas.

Por el contrario en Montevideo, a nivel de municipios y regiones metropolitanas, la correlación se invierte, donde predomina la actividad industrial los niveles de pobreza tienden a ser más altos, al tiempo que a nivel de segmentos, controlados otros factores económicos, el sector no resulta significativo. Retomando a Kaztman y colegas (2008), puede pensarse que, si bien el empleo industrial tuvo hasta la década de 1980 un rol estructurador del mercado de trabajo urbano formal, en el marco de la liberalización y desindustrialización posterior, perdió capacidad de absorción de mano de obra, al tiempo que los retornos del mismo habrían dejado de ser los de antaño, perdiendo relevancia como factor inhibidor de la pobreza.

Otro factor que se comportó de modo singular dependiendo del contexto subnacional o urbano, fue el porcentaje de hogares con capital humano bajo. En Montevideo y el área metropolitana si bien la correlación resultó positiva, controlados los factores poblacionales deja de ser significativa.

A nivel subnacional en cambio el clima educativo, una vez controlados otros factores, destacó por ser el que más contribuye a la explicación de la varianza de la pobreza. Es de esperar que en las unidades espaciales donde la población adulta tiene en promedio menores logros educativos, las chances de ingresar al mercado de trabajo en ocupaciones de productividad media o alta disminuye y, dado ello, las tasas de pobreza tenderían a ser más altas.

Por último, en lo que refiere a los factores de mercado y activos humanos y sociales, *ceteris paribus*, el peso del empleo público también destacó a nivel subnacional por su vínculo inverso con las tasas de pobreza. La estabilidad laboral, las posibilidades de filiación a redes secundarias (sindicatos o asociaciones) y la adquisición de ciertos beneficios en términos de acceso a créditos o garantías son todas características vinculadas al empleo público que podrían estar haciendo de éste un factor relevante para contrarrestar la pobreza.

Sin embargo, el análisis de regímenes espaciales develó una importante variabilidad espacial del indicador. El mismo muestra alta significatividad en la región centro-sur del país, compuesta por los departamentos de Soriano, Flores, Florida, San José, Lavalleja. Sin embargo, en las restantes regiones, controlados otros factores demográficos, sociales y económicos, la correlación resulta despreciable. En un sentido similar, en Montevideo y el área metropolitana, si bien la correlación inversa entre el peso del sector público y las tasas de pobreza se mantiene controlando el efecto de otros factores económicos, deja de ser significativa al controlar el efecto de los factores poblacionales.

4.2 Factores poblacionales y pobreza

En el análisis de correlación entre las tasas de pobreza y los factores poblacionales, por departamentos, municipios de Montevideo y grandes regiones metropolitanas, se confirmó el sentido previsto en las hipótesis. En términos generales allí donde el peso de la población dependiente es mayor los niveles de pobreza tienden a ser más altos. Así mismo, donde el peso de la población afro es mayor, las tasas de pobreza tienden a ser mayores. Ambos aspectos podrían estar dando cuenta de algún modo de desigualdades categoriales basadas en distinciones étnicas y generacionales (Tilly, 2000). A nivel de segmentos censales, tanto en Montevideo y el área metropolitana como en el resto del país, destacó la contribución del peso de la población infantil a la explicación de la varianza en la tasa de pobreza. La expansión de las necesidades que supone una pirámide poblacional ancha, sin su correlato en el aumento de los recursos disponibles, podría estar mediando el vínculo directo entre el porcentaje de niños y niñas y las tasas de pobreza.

En Montevideo si bien el factor mostró variabilidad espacial, en las distintas regiones de la ciudad y su área metropolitana la correlación siempre resultó significativa y positiva. A nivel subnacional, *ceteris paribus*, la correlación entre el peso de la población menor de 15 años y las tasas de pobreza si bien en todas las regiones fue positiva, resultaron estadísticamente significativas únicamente en el litoral centro (Salto, Paysandú, Río Negro, Durazno, Treinta y Tres y Rocha) y en el sur (Colonia, Canelones y Maldonado).

En el análisis de los otros factores poblacionales a nivel de segmentos emergieron ciertas singularidades en el sentido y la magnitud de las correlaciones que ponen en discusión algunos de los supuestos manejados al comienzo del trabajo. De acuerdo a lo planteado en los antecedentes, se esperaba que el peso de hogares en etapa inicial y en expansión, así como el porcentaje de hogares extendidos, fueran factores positivamente correlacionados con las tasas de pobreza (Cancian y Reed, 2001). Sin embargo entre los primeros, controlados otros factores económicos, sociales y demográficos, ninguno resultó significativo, al tiempo que entre los segundos, cuando resultaron significativos se comportaron con sentido inverso al esperado.

En Montevideo y el área metropolitana el porcentaje de hogares extendidos se correlacionó de forma inversa con las tasas de pobreza, algo que llama la atención ya que la evidencia nacional muestra que este tipo de hogares se encuentra entre los más afectados por la pobreza (Amarante, 2002, Fernández, 2003, Vigorito, 2003, Cabella, et. al. 2015). Podría interpretarse que la estrategia de maximización de recursos que puede orientar la conformación de un hogar extendido, controlados otros factores, resultarían efectivamente un inhibidor de la pobreza.

Respecto al peso de los hogares monoparentales femeninos los resultados alcanzados en las investigaciones antecedentes no resultaban concluyentes. Algunos trabajos marcaban que los arreglos monoparentales puedan estar sujetos a mayores riesgos de pobreza (Cancian y Reed, 2001, Poza y Fernández Cornejo, 2011), para otros su conformación denotar cierta autonomía económica por parte de las mujeres (Vigorito, 2003). De acuerdo a los resultados alcanzados en este trabajo, a nivel subnacional, controladas otras características, en las unidades espaciales donde el peso de los hogares monoparentales es mayor las tasas de pobreza tienen a ser más bajas.

El último de los factores poblacionales considerado fue el peso de la población afrodescendiente. A nivel subnacional el análisis por segmentos censales mostró que, ante igual acumulación de activos, características ocupacionales y económicas y perfil demográfico, las tasas de pobreza tienden a ser mayor cuanto mayor sea el peso relativo de los afros. Esto podrían estar dando cuenta de algún modo de los efectos persistentes de la discriminación racial como estructurador de la desigualdad espacial (Stavenghagen, 1984).

En Montevideo, si bien la población afrodescendiente tienden a estar sobrerrepresentadas en las zonas más pobres de la ciudad y el área metropolitana (Cabella, et. al. 2013, Magnone, 2017, Borrás, 2019), controlados otros factores, la correlación entre ambos fenómenos no resultó significativa.

4.3 El lugar en la estructura socio espacial y su vínculo la pobreza y la desigualdad

El tercer grupo de factores incluye tanto los referidos a acumulación de activos físicos, como los llamados contextuales y espaciales.

Respecto a los indicadores de capital físico destacó la correlación directa entre las tasas de pobreza a nivel de segmento censal y el porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda. Controlados diversos factores la significatividad de la correlación se mantuvo, tanto a nivel sub-nacional como en Montevideo y el área metropolitana.

Como se señalara en los antecedentes, la tenencia informal de la vivienda, en particular en localidades urbanas, suele estar asociada a posiciones periféricas en el tejido urbano, con acceso deficitario a servicios y, dado ello, mayores riesgos de pobreza (Amarante y Caffera, 2003, Casacuberta, 2007, Herzer, et. al. 2008, OPP-MIDES, 2015).

Entre los indicadores contextuales, los referidos a niveles de urbanización y distancias a centros urbanos de referencia regional han sido especialmente atendidos en los antecedentes regionales, bajo el supuesto que a mayor nivel de urbanización y cercanía a los centros urbanos de referencia menores tasas de pobreza, dado el mayor acceso a servicios y recursos (Cortés, 1997, Cotter, 2002, Crandall y Weber, 2004, Benson, et. al. 2005 Voss, et. al. 2006, Rupasingha y Goetz, 2007, Giovanetti y Pelinski, 2015, Garza-Rodríguez, 2016).

El análisis de correlación a nivel de secciones y segmentos, tanto a nivel subnacional como urbano-metropolitano, confirmó las relaciones previstas en las hipótesis, sin embargo al introducir controles, el sentido del vínculo se invirtió. Aparentemente no sería el nivel de urbanización o las distancias a los centros urbanos de referencia lo que estaría incidiendo inversamente en las tasas de pobreza, sino factores económicos, sociales o demográficos que caracterizan los contextos urbanos y que, una vez controlados, hacen que el nivel de urbanización no resulte un inhibidor de la pobreza.

En Montevideo y el área metropolitana el principal factor contextual correlacionado con las tasas de pobreza por segmentos censales fue la distancia al centro de la ciudad. Controlados diversos factores, en la medida que las unidades espaciales se alejan del centro de la ciudad, las tasas de pobreza tienden a ser mayores.

Ahora bien, el análisis de regímenes espaciales develó heterogeneidad en la significatividad de los parámetros; la correlación entre tasas de pobreza y distancia al centro de Montevideo resultó significativa para las unidades espaciales metropolitanas. Controlado distintos factores, los segmentos metropolitanos más alejados de Montevideo tienden a tener tasas de pobreza más altas, aspecto que podría relacionarse con el menor grado de consolidación urbana en las zonas más alejadas de la metrópoli.

Sin embargo, para los segmentos capitalinos, controlados otros factores, la distancia al centro no resulta un factor correlacionado a las tasas de pobreza. Podría suponerse que la alta cobertura de redes generales públicas de agua, saneamiento y electricidad en el departamento haga que la localización per se no resulte un factor significativo.

Por último entre los factores de posición en la estructura socio-espacial se evaluó la hipótesis de difusión espacial de la pobreza. Dada la autocorrelación espacial positiva constatada en el análisis de los patrones de distribución espacial de la pobreza, cupo preguntarse si efectivamente, una vez controladas otras variables, los valores de pobreza de una unidad espacial estaban determinados por los valores de pobreza de las unidades espaciales vecinas o, por el contrario, se trataba de una situación espuria ocasionada por el efecto de otras variables no incluidas en el modelo.

Siguiendo procedimientos de econometría espacial, en los modelos de regresión se evaluaron ambas alternativas. Para el caso de Montevideo y el

área metropolitana, la autocorrelación espacial en las tasas de pobreza resultó de tipo residual. En otras palabras, la tendencia a la aglomeración de las unidades espaciales con tasas de pobreza estaría determinada por variables exógenas, no incluidas en los modelos. Como se señalara en el capítulo de análisis, resultados como estos son frecuentes entre los antecedentes revisados y sugieren la limitación de las fuentes estadísticas censales para dar cuenta del fenómeno (Benson et al. 2005, Voss et al. 2006, Sánchez-Peña, 2012, Higazi, 2013).

A nivel subnacional, evaluada la autocorrelación espacial de las tasas de pobreza por secciones censales, se constó, al igual que para el caso urbano-metropolitano, autocorrelación espacial espuria. Sin embargo, el análisis por segmentos dio cuenta de autocorrelación espacial sustantivas, lo que ilustra la sensibilidad del análisis a los criterios de agregación utilizados.

Los resultados indican que, controlados los restantes factores, la tasa de pobreza de un segmento se encuentra significativamente correlacionada con las tasas de pobreza de sus segmentos vecinos. En estudios espaciales de tipo longitudinal resultados de este tipo son interpretados como procesos de difusión espacial que, a través de distintos mecanismos, tiende a expandir las áreas de alta concentración de pobreza (Rupasingha y Goetz, 2007, Sánchez-Peña, 2012, Colón-Lugo y Sparks, 2013).

El carácter transversal de esta investigación no permite avanzar en interpretaciones de este tipo, sin embargo los resultados sugieren al menos que el espacio importa, en el sentido que, independientemente de las características poblacionales, económicas o contextuales propias, las tasas de pobreza de una unidad espacial se encuentran determinadas, al menos en parte, por los niveles de pobreza de sus vecinas.

No obstante lo anterior, debe recordarse aquí que, como es habitual en este tipo de análisis, los resultados son sensibles a la definición de la unidad espacial, ya sea en términos de agregación o de forma, algo a lo que se ha referido a lo largo de todo el trabajo como el problema de la unidad de área modificable. Dado ello no se debe ser categórico en la interpretación de los resultados. El carácter residual de la autocorrelación de la pobreza podría estar dando cuenta de la incompatibilidad entre la escala espacial utilizada y el fenómeno estudiado (Duque, et. al. 2015), no permitiendo descartar situaciones sustantivas ante otras definiciones espaciales.

5. Reflexiones finales: otras miradas a la desigualdad espacial y la pobreza

Llegado a este punto poco resta por decir a propósito de los hallazgos de la investigación. En cambio si cabe realizar algunas menciones de carácter general que buscan remarcar las ideas fuerza que surgen de esta Tesis. No quedan dudas que la investigación reitera en buena medida lo dicho por numerosos antecedentes respecto a la desigualdad espacial y, si bien ello puede sugerir robustez de los resultados, no debe ocultarse la falta de originalidad en buena parte de los planteos realizados.

¿Arroja alguna novedad entonces la investigación que aquí concluye para entender la desigualdad espacial y la pobreza?, ¿habilitan los resultados realizar alguna inferencia original respecto al fenómeno estudiado? Son preguntas estas que despiertan más incertidumbres que certezas, pero que, a modo de reflexión, se abordan de forma sintética en los párrafos finales.

Una primera mención refiere a la expresión multiescalar de los fenómenos sociales, rasgo sobre el que se ha llamado la atención reiteradamente en la bibliografía. Resultaría pretencioso señalar que una novedad que brinda la investigación para entender la desigualdad espacial es la referencia al carácter multiescalar de la misma. Sin embargo, permítase decir que esta investigación, yendo de la sociedad al espacio (*society-in-place*) y conjugando elementos de distintas disciplinas y subdisciplinas sociales y espaciales, propuso un camino original para indagar de modo sistemático en la multiescalaridad del fenómeno.

Sin dudas quedaron diversos aspectos a desarrollar en la incorporación de la perspectiva multiescalar. Evaluar la validez de las escalas espaciales utilizadas, considerar otras y ahondar en el problema de la unidad de área modificable son algunos de los más evidentes. Sin embargo, lo visto hasta aquí permite afirmar la existencia de ciertos patrones comunes a la desigualdad espacial, que muestran llamativas coincidencias al considerar el nivel subnacional y el urbano metropolitano.

Se intentó entonces algún tipo de analogía geométrica, no solo por retomar la herencia de los estudios espaciales, preocupados por contrastar las distribuciones empíricas con modelos o formas pre-acordadas, sino también

a modo de abstraer un patrón ideal de la desigualdad espacial uruguaya. Existen distintas referencias utilizadas en la bibliografía para dar cuenta de las formas de la desigualdad; la dualidad (Castells, 1995), la fragmentación (Marcuse, 1989), el mosaico y las capas (Soja, 2000), son algunas de las más citadas.

Todas ellas se ajustan de algún modo con lo observado en esta investigación. Sin embargo, la comparación sucesiva de distintos contextos y escalas dio cuenta de algo más. Como se señalara arriba, la auto-semejanza entre los patrones de polarización y segmentación general y los constatados en distintas porciones del espacio, da cuenta de una reproducción de la desigualdad espacial de la pobreza, que guarda cierto parecido con la geometría fractal.

Dicho esto quedan abiertas interrogantes, una que resultará ineludible en futuras investigaciones refiere a la consideración de otras propiedades para evaluar la desigualdad espacial. Se reconoce como una fortaleza de esta investigación avanzar en la discusión de la pobreza desde una perspectiva espacial, ajustando los criterios de operacionalización a las características del contexto. Sin embargo, existen otras categorías o dimensiones tanto o más relevantes para pensar la desigualdad espacial. Procesos de diferenciación, dominación y explotación propios de las sociedades capitalistas, asociados por ejemplo a la clase, la raza o el género, también producidos y reproducidos en clave espacial, son relevantes por derecho propio en el análisis de la desigualdad.

No se ha desconocido en esta investigación el carácter multidimensional de la desigualdad, pero la atención siempre estuvo puesta en el vínculo entre distribuciones desiguales en términos categoriales, económicos, sociales o contextuales, y la desigualdad espacial de la pobreza. Posiblemente si en algún sentido esta Tesis arroja algo de luz sobre la desigualdad espacial en el Uruguay, es en la puesta en diálogo de una decena de hipótesis a propósito de los factores asociados este fenómeno.

Como se intentó demostrar a lo largo del análisis y las conclusiones, la desigualdad espacial en los niveles de pobreza se encuentra asociada a una compleja estructura de factores, que con especificidades, se reproduce con relativa uniformidad en las distintas escalas. Nuevamente quedan planteadas

aquí importantes interrogantes, entre las que destacan las referidas a las fuentes de información y a la validez de constructo de los factores.

En el afán por realizar un abordaje multiescalar sistemático, la investigación restringió el análisis empírico a fuentes censales. La limitación más evidente al respecto refiere al hecho que el último Censo nacional es del año 2011. Más allá del carácter persistente o estructural de muchos de las relaciones analizadas, la información se encuentra desactualizada. Los datos aportados por el próximo Censo 2023, darán oportunidad de actualizar y mejorar análisis como los desarrollados en esta Tesis.

Otra limitación importante relacionada al uso de fuentes censales refirió a las restricciones en las posibilidades de operacionalización, lo que en algunos casos supuso amenazas a la validez de las medidas. Pero sobre todo, otros factores teóricamente importantes en el análisis de la desigualdad espacial y la pobreza, como la movilidad cotidiana, la distancia a los servicios públicos, el equipamiento urbano, el mercado inmobiliario y las políticas de vivienda, el entorno ambiental y la violencia, por nombrar algunos, no fueron susceptibles de ser abordados a través de fuentes censales y por tanto fueron excluidos de la investigación.

Sin dudas en un contexto de proliferación de datos espaciales, una necesaria línea de investigación a futuro supondrá la consideración de nuevas dimensiones y fuentes de información en el análisis de la desigualdad espacial.

Pero no solo a través del abordaje cuantitativo se logrará avanzar en la comprensión de la desigualdad espacial; una diversidad de dinámicas y relaciones que se dan en el nivel del habitar, que escapan a la cuantificación, deberán ser consideradas. Quede esto al menos como una expresión de deseo de avanzar hacia abordajes mixtos en el estudio de éste y otros procesos socio-espaciales.

Por último, debe hacerse una mención a un gran ausente en la investigación, el tiempo, la perspectiva longitudinal. La elección de un diseño transversal respondió si se quiere a un "recorte de investigación". Sin embargo, es indiscutible que el espacio, en tanto constructo dinámico, está imbricado por la dimensión temporal que ha sido conscientemente ignorada en esta investigación. Esto no supuso dejar por completo de lado la historicidad de los procesos de división social del espacio, de algún modo considerado a

través del testimonio de los antecedentes. Pero si implicó una limitación para entender en su cabalidad los patrones de desigualdad espacial y pobreza. Sin duda la conjunción espacio-temporal, deberá ser una temática sobre la que avanzar en futuras investigaciones.

Bibliografía

- Abalero, C. (1995) Marginal urban space and unsatisfied basic needs: the case of San Carlos de Bariloche, Argentina. *Environment and Urbanization*, Vol. 7, No. 1, April 1995. 97-115
- Adeoti, A. (2014) Trend and determinants of multidimensional poverty in rural Nigeria. *Journal of Development and Agricultural Economics*. Vol 6 (5). 220-231.
- Aguiar, S. (2016) *Acercamientos a la segregación urbana en Montevideo*. Montevideo: Tesis de doctorado, Departamento de Sociología, Universidad de la República.
- Aguiar, S. & Filardo, V. (2015). Dimensiones de la segregación residencial en Montevideo. En: *El Uruguay desde la sociología XIII*. 13ª Reunión Anual de Investigadores del Departamento de Sociología, Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de la República.
- Aguilar, A. y López, F. (2016) Espacios de pobreza en la periferia urbana y suburbios interiores de la Ciudad de México. *Las desventajas acumuladas*. EURE vol 42 no 125 enero 2016. 5-29
- Alkire, S. (2007) Choosing dimensions: the capability approach and multidimensional poverty. CPRC Working Paper N° 88
- Alkire, S. y Foster, J. (2008). Counting and multidimensional poverty measurement. OPHI Working Paper N° 7.
- Álvarez Legizamón, S. (2008) La producción de la pobreza masiva y su persistencia en el pensamiento social. En Cimadamore, A. & Cattani, A. (coord.) *Producción de pobreza y desigualdad en América Latina*. Buenos Aires: CLACSO Siglo del Hombre Editores.
- Álvarez Rivadulla (2019) *Política en los márgenes: Asentamientos irregulares en Montevideo*. Bogotá: Universidad de los Andes, Facultad de Ciencias Sociales.
- (2000) *Asentamientos irregulares montevideanos: la desafiliación resistida*, Documento de Trabajo IPES. Monitor Social Uruguay. Universidad Católica.

- Amarante, V. (2002) Pobreza en el Uruguay. Cuadernos del CLAEH 85. Revista Uruguaya de Ciencias Sociales, 2º serie, año 25, 2002/1
- Amarante, V. y Colacce, M. (2021) Multidimensional Poverty Among Older People in Five Latin American Countries. Social Indicators Research. 159, 945–965.
- Amarante, V. y Tenenbaum, V. (2016) Mercado laboral y heterogeneidad productiva en el Uruguay. Amarante, V. y Infante, R. (ed.) Hacia un desarrollo inclusive. El caso uruguayo. 55-102. Santiago, Chile: CEPAL, OIT.
- Amarante, V. y Caffera, M. (2003) Los factores determinantes de la formación de asentamientos irregulares. Un análisis económico. En Revista de Ciencias Empresariales y Económicas. Año 2. 61-95.
- Angulo, R., Díaz, Y. y Pinzón, R. (2011). Índice de Pobreza Multidimensional para Colombia (IPM-Colombia) 1997–2010. República de Colombia: Departamento Nacional de Planeación. Dirección de Estudios Económicos.
- Anselin, L. (2005) Exploring Spatial Data with GeoDa: A Workbook. Geography. Chicago, Center for Spatially Integrated Social Science
- (2002) Under the hood. Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. En Agricultural Economics 27, pp 247-267
- (1999) Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. En Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications, 251–64, edited by P. A. Longley, M. F. Goodchild, D. J. Maguire, and D. W. Rhind. New York: Wiley
- (1996) The Moran Scatterplot as an ESDA Tool to Assess Local Instability in Spatial Association. En Fischer, M. y Unwin, D. (editores) Spatial Analytical Perspectives on GIS. Taylor & Francis. London. 11-125.
- (1995) Local Indicators of Spatial Association LISA. En Geographical Analysis Vol 27, nº2, pp 93-115.
- (1988) Spatial Econometrics: Methods and Models. Studies in Operational Regional Science. Kluwer Academic Publishers

- Anselin, L., Sridharan, S., y Gholston, S. (2006) Using Exploratory Spatial Data Analysis to Leverage Social Indicator Databases: The Discovery of Interesting Patterns. *Social Indicators Research* 82 (2):287-309.
- Aponte, C., Romero, E. y Santa, L. (2015) Análisis de datos espaciales del Índice de Necesidades Básicas Insatisfechas en la Región Andina. En *Perspect. Geogr.* Vol 20 n°, pp. 391-418
- Arriagada, J. y Rodríguez, C. (2004) Segregación Residencial en la Ciudad Latinoamericana. *Revista Eure* (vol. XXX, N°89), pp.5-24, Santiago de Chile, Mayo 2004
- Artigas, A., Chabalgoity, M., García, A. Medina, M. y Trinchitella, J. (2002). Transformaciones socio-territoriales del Área Metropolitana de Montevideo. *Revista Eure* (Vol. XXVIII, N° 85).
- Atkinson, A. (2003). Multidimensional deprivation: contrasting social welfare and counting approaches, *Journal of Economic Inequality* 1
- Bajac, A I. Martínez, I. Rocco, B. y Trinidad, V (2019) Detrás de las fachadas. Pobreza urbana y desigualdad en la ciudad formal. En *Habitar Montevideo: 21 miradas sobre la ciudad*. Coordinadores Aguiar, S, Borrás, V., Cruz, P., Fernández, L. y Pérez, M. Editorial La Diaria, Montevideo.
- Baller, R., Anselin, L., Messner, S., Deane, G. y Hawkins, D. (2001) Structural covariates of U.S. county homicide rates: Incorporating spatial effects. *CRIMINOLOGY VOLUME39 NUMBER3*.
- Battiston, D., Cruces, G., López-Calva, L., Lugo, M. & Santos, E. (2013) Income and Beyond: Multidimensional Poverty in Six Latin American Countries. *Social Indicators Research* volume 112, pages291-314
- Beccaria, L. (1989) Sobre la pobreza en Argentina: un análisis de la situación en el Gran Buenos Aires. Universidad de Texas.
- Beeghly, L. (1988) Individual and structural explanations of poverty. En *Population Research and Policy Review* 7: 201-222
- Becker, G. (1983) El capital humano un análisis teórico y empírico referido fundamentalmente a la educación. Alianza, Madrid.
- Benson, T, Chamberlin, J. y Rhinehart, I. (2005) An investigation of the spatial determinants of the local prevalence of poverty in rural Malawi

- Benton, L. (1986) Reshaping the Urban Core: The Politics of Housing in Authoritarian Uruguay. *Latin American Research Review*, Vol. 21, No. 2 (1986), pp. 33-52
- Boado, M. & Fernández, T. (2006) La alegría no va por barrios: ¿Qué clases sociales pagaron la gran crisis (2000-2003)?. En: Enrique Mazzei (ed.) *El Uruguay desde la sociología*. Vol 4. Montevideo: DS, FCS.
- Bolaña, M. J. (2018) Pobreza y segregación urbana. *Cantegriles montevideanos 1946-1973*. Montevideo: Rumbo Editorial.
- Boltvinik, J. (2005) Ampliar la mirada. Un nuevo enfoque de la pobreza y el florecimiento humano. Tesis de Doctorado en Ciencias Sociales no publicada (Guadalajara: cieras-Occidente, México).
- (1999) Conceptos y medidas de pobreza. En Boltvinik, J. y Hernandez, E. *Pobreza y distribución del ingreso en México*. México, D.F: Siglo XXI Editores.
- Booth, C. (1892). *Life and Labour of the People of London*. 9 vols. London: Macmillan.
- Borrás, V. (2019) Cambios y continuidades en la configuración socioespacial de Montevideo y el Área Metropolitana: una mirada longitudinal 1996-2016. En Aguiar, S, Borrás, V., Cruz, P., Fernández, L. & Pérez, M. (coord.) *Habitar Montevideo: 21 miradas sobre la ciudad*. Montevideo: Editorial La Diaria.
- (2017) Multidimensionalidad de la pobreza en Uruguay, 2006-2013. Análisis en cuatro dominios geográficos. *Revista de Ciencias Sociales*, 30 (40): 13-42.
- Borsdorf, A. (2003) Cómo modelar el desarrollo y la dinámica de la ciudad latinoamericana. *Revista EURE* Vol. 29, Nº 86: 37-49.
- Bourdieu, P. (2000) Efectos de lugar. En Bourdieu, Piere (Director): *La miseria del mundo*, Buenos Aires: Fondo de Cultura Económica.
- (1986). The forms of capital. In J. E. Richardson (Ed.), *Handbook of Theory of Research for The Sociologic of Education* (pp. 241-258). Greenwood Press.
- Bourguignon, F. y Chakravarty, S. (2003). The measurement of multidimensional poverty. *Journal of Economic Inequality* 1

- Breen, R. (2004) Foundations of neo-weberian class analysis. En Wright, E. (editor) Approaches to class analysis. Cambridge University Press
- Bucheli, M., y R. Porzecanski (2008), Desigualdades salariales y discriminación por raza en el mercado de trabajo uruguayo», en L. Scuro (coord.), Población afrodescendiente y desigualdades étnico-raciales en Uruguay, Montevideo: PNUD, Parlamento del Uruguay, AECI D, INE , UNIFE M y UNFPA.
- Buzai, G. (2014) Mapas sociales urbanos. Buenos Aires: Ed. Lugar.
- Cabella, W., Tenenbaum, M. y Nathan, M. (2013) La población afro-uruguaya en el Censo 2011. Atlas Sociodemográfico y de la Desigualdad en Uruguay. Fascículo 2. AECIC. Casa de la Cultura Afrouruguaya, INE, PP, IECON, OPP, MIDES, UNFPA.
- Cabella, W., Fernández Soto, M. y Prieto, V. (2015) Las transformaciones de los hogares uruguayos vistas a través de los censo 1996 y 2011. Atlas Sociodemográfico y de la Desigualdad en Uruguay. Fascículo 6. INE, PP, IECON, OPP, MIDES, UNFPA.
- Calvo, J.J. (coord.) (2013) Las necesidades básicas insatisfechas a partir de los Censos 2011. En Atlas Sociodemográfico y de la Desigualdad del Uruguay Fascículo 1. Montevideo: INE, IECON, OPP, MIDES, UNFPA, Programa de Población de Facultad de Ciencias Sociales
- Calvo, J.J. (1999) Las Necesidades Básicas Insatisfechas en Uruguay de acuerdo al Censo de 1996. Montevideo: Programa de Población, Facultad de Ciencias Sociales, UDELAR.
- Calvo, J. J. & Giráldez, C. (2000). Las necesidades básicas insatisfechas en Montevideo de acuerdo al Censo de 1996. Montevideo: Universidad de la República.
- Cancian, M. & Reed, D. (2001) Changes in Family Structure: Implications for Poverty and Related Policy. En Danziger, S. & Haveman, R. (editors) Understanding Poverty. Russell Sage Foundation Books at Harvard University Press
- Castells, M. (1995) La ciudad informacional: tecnologías de la información, reestructuración económica y el proceso urbano-regional. Madrid: Alianza Editorial.

- Castillo, J. G., y Brborich, W. (2007). "Los factores determinantes de las condiciones de pobreza en Ecuador: analisis empirico en base a la pobreza por consumo". *Cuestiones económicas*, 23 (2), p. 5-60.
- Crandall, M & Weber, B. (2004) *Local Social and Economic Conditions, Spatial Concentrations of Poverty, and Poverty Dynamics*. *American Journal of Agricultural Economics* Vol. 86, No. 5, Proceedings Issue (Dec., 2004), pp. 1276-1281
- Cardeillac, J. (2013) *Análisis de la pobreza de ingresos en los hogares rurales de Uruguay entre 2000 y 2009. Transformaciones y caminos divergentes*. *Revista de Ciencias Sociales, DS-FCS*, vol. 26, n.º 32. 53-72
- Casacuberta (2007) *Situación de la vivienda en el Uruguay. Informe divulgación*. Montevideo: Instituto Nacional de Estadística. UNFPA-PNUD Centro Latinoamericano de Economía Humana. CLAEH (1963) *Estudio Económico y Social del Uruguay Rural del Centro Latinoamericano de Economía Humana*. Montevideo: CLAEH
- Ceroni, M., Da Fonseca, A., Schon, F. y Domínguez, A. (2016) *Territorio estratégico y segregación: la región noreste del Área Metropolitana de Montevideo*. *Economía, Sociedad y Territorio*, 16(51): 403-427.
- Chasco, C. (2013) *GeoDaSpace: a resource for teaching spatial regression models*. *Monográfico* (4), pp. 119-144.
- (2003) *Econometría espacial aplicada a la predicción-extrapolación de datos microterritoriales*. Comunidad de Madrid, Consejería de Economía e Innovación Tecnológica. Dirección General de Economía y Planificación.
- Chi, G. & Zhu, J. (2008) *Spatial Regression Models for Demographic Analysis*. *Popul. Res. Policy Rev.* (2008) 27:17-42.
- Coleman, J. (1988). *Social Capital in the Creation of Human Capital*. *The American Journal of Sociology*, 94(Supplement: Organizations and Institutions: Sociological and Economic Approaches to the Analysis of Social Structure (1988)), S95-S120.
- (2013) *GeoDaSpace: a resource for teaching spatial regression models*. *Monográfico* (4), pp. 119-144.

- Chi, G y Zhu, J. (2008) Spatial Regression Models for Demographic Analysis. *Popul. Res. Policy Rev.* (2008) 27:17–42.
- Chiappero-Martinetti E. y J. Roche (2009). Operationalization of the capability approach, from theory to practice: a review of techniques and empirical applications. OPHI, University of Pavia, University of Sussex
- Comisión Económica Para América Latina y el Caribe. CEPAL (2016) La matriz de la desigualdad social en América Latina. Santiago de Chile: Naciones Unidas
- (2015)
Panorama del desarrollo territorial en América Latina y el Caribe 2015. Pactos para la igualdad territorial. Santiago de Chile: Naciones Unidas
- (2010) El lugar importa: disparidades y convergencias territoriales. En: La hora de la igualdad: brechas por cerrar caminos por abrir. . Santiago de Chile: Naciones Unidas
- CEPAL & Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. INDEC (1984). La Pobreza en la Argentina, Indicadores de Necesidades Básicas Insatisfechas a partir de los datos del censo nacional de Población y Vivienda 1980. Presidencia de la Nación. Secretaría de planificación.
- Colacce, M. y Tenenbaum, V. (2016) Pobreza y privaciones múltiples en la infancia en Uruguay. CEPAL, UNICEF.
- Colafranceschi, M. Failache, E., Vigorito, A. (2013) Desigualdad Multidimensional y dinámica de la pobreza en Uruguay en los años recientes. Instituto de Economía, Universidad de la República, PNUD Uruguay
- Colón-Lugo, H. y Sparks, C (2013) A Study of County Child Poverty Rates in Puerto Rico: Does Space Matter? En *Spatial Demography* 1 (1), pp. 96-110
- CONEVAL (2016) Evolución y determinantes de la pobreza de las principales ciudades de México 1990-2010. México DF: Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social.
- Corboz, J. (2013) Asentamientos and cantegriles New Poverty and the Moral Dangers of Proximity in Uruguayan Squatter Settlements. *Latin American Research Review*, Vol. 48, No. 3, p. 44 a 62.

- Cortes, F. (1997) Determinantes de la pobreza en Mexico, 1992. *Revista Mexicana de Sociología*
- Cortés, F. Fernández, T. y Mora, M. (2004) Identificación de los mecanismos de aversión a la pobreza en el agro 1992-2002. En: Puyana, A. y Romero, J. (Coordinadores) *El Sector agropecuario y el Tratado de Libre Comercio de América del Norte. Efectos Económicos y Sociales*.
- Cotter, D. (2002) Poor People in Poor Places: Local Opportunity Structures and Household Poverty. *Rural Sociology* 67(4), 2002, pp. 534-555
- Couriel, J. (2016) Una mirada sobre precariedades urbanas y desigualdades territoriales. Ponencia presentada en las Primeras Jornadas de Precariedad Urbana y Desigualdad Territorial. UDELAR, IM, Junta Departamental de Montevideo, Municipio F, Consejo Cuenca Chacarita.
- Cruz, P. (2005) Estado y segregación residencial: el suelo urbano y la localización de las acciones habitacionales en Montevideo, 1984-2004. México DF. Centro de Estudios Demográficos, Urbanos y Ambientales. El Colegio de México.
- Curtis, K., Voss, P. y Long, D. (2012) Spatial variation in poverty-generating processes: Child poverty in the United States. En *Social Science Research* 41, pp. 146-159
- Davis, M. (2006) *Planeta de ciudades miserias*. Madrid. AKA Pensamiento crítico.
- Davis, E. & Sánchez-Martínez, M. (2014) A review of the economic theories of poverty. London: National Institute of Economic and Social Research.
- Dean, H. (2009) Critiquing capabilities: the distractions of a beguiling concept. *Critical social policy*, 29 (2). pp. 261-273.
- Del Casino Jr., V. & Jones III, J.P. (2007) Space for Social Inequality Researchers: A View from Geography. En Lobao, L., Hooks, G. & Tickamyer, A. (editors) (2007) *The sociology of spatial Inequality*. New York: State University of New York State.
- Deneulin, S y Townsend, N. (2007) Public Goods, Global Public Goods and the Common Good. *International Journal of Social Economics* Vol 34. 19-36

- Deutsch, J. & Silber, J. (2005) Measuring multidimensional poverty: an empirical comparison of various approaches. *Review of Income and Wealth Series* 51, Number 1, March 2005. 145-174.
- Dewilde, C. (2008) Individual and institutional determinants of multidimensional poverty: A European comparison. *Soc Indic Res* (2008) 86. 233–256
- Dwyer, R. (2010) Poverty, Prosperity, and Place: The Shape of Class Segregation in the Age of Extremes. *Social Problems*, Vol. 57, No. 1 (February 2010), pp. 114-137
- Dirección General de Estadística y Censo. DGEC (1990). *Las Necesidades Básicas en el Uruguay* Montevideo. Montevideo: DGEC
- Dirección Nacional de Evaluación y Monitoreo (Dinem, 2012). "Identificación y caracterización de la pobreza en unidades espaciales de Montevideo y Área Metropolitana". En: *Uruguay Social*, 5. Vulnerabilidad y exclusión: aportes para las políticas sociales. 203-222, Montevideo: Ministerio de Desarrollo Social - Departamento de Sociología - FCS - UDELAR.
- Di Virgilio, M. y Heredia, M. (2012) Presentación Dossier "Clase social y territorio". *Quid 16*. Revista del Área de Estudios Urbanos del Instituto Gino Germani de la Facultad de Ciencias Sociales, UBA.
- Doyal, L. y Gough, I. (1994) *Teoría de las Necesidades Humanas*. Barcelona: Economía Crítica.
- Dubois, A. (2008) El debate sobre el enfoque de las capacidades: las capacidades colectivas. *Araucaria*. Año 10, N° 20
- (1999) la revisión del concepto de pobreza. *Fundamentos para un marco analítico alternativo de la pobreza desde la referencia del bienestar*. Universidad del País Vasco.
- Duhau, E. (2003) División social del espacio metropolitano y movilidad residencial. *Papeles de Población* n° 36. Pp. 162-210.
- Duque, J., Patinio, J., Ruiz, L. & Pardo-Pascual, J. (2015) Measuring intra-urban poverty using land cover and texture metrics derived from remote sensing data. *Landscape and Urban Planning* 135. Pp. 11–21
- Dwyer, R.E. (2010) Poverty, prosperity and place: the shape of class segregation in the age of extremes. *Social Problems*, 57 (1), 114-137.

- Feres, J. & Mancero, X. (2001a) Enfoques para la medición de la pobreza. Breve revisión de la literatura. Serie Estudios Estadísticos y Prospectivas n° 4. CEPAL. Santiago de Chile.
- (2001b) El método de las necesidades básicas insatisfechas (NBI) y su aplicación en América Latina. Serie Estudios Estadísticos y Prospectivas n° 7. CEPAL. Santiago de Chile.
- Fernández, T. (2018) La conformación histórica de las regiones en Uruguay. Un ensayo de síntesis desde la sociología histórica. Documento de Trabajo.
- (2010) Hacia un enfoque multidimensional de la pobreza: cuestiones teóricas. En Serna, M. coord. Pobreza y (des)igualdad en Uruguay: una relación en debate. Montevideo: CLACSO, Departamento de Sociología, Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de la República, ASDI
- (2003). Determinantes de la pobreza en contexto de ajuste estructural. El caso de Uruguay entre 1991 y 2001. Papeles de Población, p. 153-181.
- Fernández, T., Vanoli, S. & Wilkins, A. (2022) Estado, poblamientos y estructura social. Rivera: CENUR Noreste. NEISELF. Universidad de la República
- Fernández, T. Borrás, V. y Ezquerro, P. (2018) Pobreza de ingresos y pobreza multidimensional. Una comparación de sus determinantes para Uruguay en 2015. Revista Sociedad 37, pp. 155-185.
- Fernández, T. & Longhi, A. (2002) Dinámica y determinantes de la pobreza. El caso de Uruguay entre 1991 y 2000. Informe de investigación n°31. Montevideo: Departamento de Sociología FCS-UDELAR.
- Filardo, V & Merklen, D. (2019) Detrás de la línea de la pobreza La vida en los barrios populares de Montevideo. Colección ETNOGRAFÍA DE LOS SECTORES POPULARES, Dirección de Pablo Seman, Editorial Gorla, Buenos Aires, 2019.
- Filardo, V., Aguiar, S., Cardeillac, J., Farias, E. & Noboa, L. (2005) La ciudad. Las múltiples ciudades. Documento de Trabajo N° 73 del Departamento de Sociología. Montevideo: DS, FCS.

- Filmer, D. y Pritchett, L (2001) Estimating wealth effects without expenditure data or tears: an application to educational enrollments in states of India. *Demography*, Volume 38-Number 1, February
- Foster, J., Greer, J. y Thorbecke, E. (1984) A class of descomposable poverty measures. En: *Econometrica*, 52.
- Fotheringham, A., Brunsdon, C. y Charlton, M. (2002) *Geographically Weighted Regression. The analysis of spatially varying relationships*. Wiley.
- Fotheringham, A, & Wong, D. (1991) The modifiable areal unit problem in multivariate statistical analysis. *Environment and Planning A*, 1991, volume 23, pages 1025-1044
- Franco, A. (2014) *An Individual-centred Approach to Multidimensional Poverty - The Case of Chile, Colombia, Ecuador and Peru*. Paper Prepared for the IARIW 33rd General Conference Rotterdam, the Netherlands, August 24-30, 2014
- Friedman, S., & Lichter, D. T. (1998). Spatial inequality and poverty among American children. *Population Research and Policy Review*, 17, 91–109.
- Fuentes, C., Peña, G. & Hernández, V. (2018) La medición multidimensional de la pobreza a nivel intraurbano en Ciudad Juárez, Chihuahua (2012). *Estudios Fronterizos*, 19, e001.
- Gans, H. (2002) *The Sociology of Space: A Use-Centered View*. *City & Community* 1:4 December 2002. 329-339
- Garza-Rodríguez, J. (2016) Los determinantes de la pobreza en los estados mexicanos en la frontera con Estados Unidos. *Estudios Fronterizos*, nueva época, vol. 17, núm. 33, enero-junio de 2016
- Giovanetti, A. & Pelinki, A. (2015) Uma Análise Multidimensional da Pobreza dos Municípios Paranaenses em 2010. *Revista de Estudos Sociais*, ISSN 1519-504X, Vol. 17, Nº. 33, 2015, 228-248
- Gómez Gavazzo, C., Paiva, E., Astort, P., López, W., Parodi, J. A., Caridad, C., & Crespi, H. (1966). *La macrogeografía urbana en las técnicas de la planificación territorial*. Montevideo: Instituto de Teoría y Urbanismo, Facultad de Arquitectura, Universidad de la República.

- Gujarati, D. & Porter, D. (2010) *Econometría*. Quinta Edición. México DF: Mc Graw Hill
- Guo, Y., Chang, S., Sha, F. & Yip, P. (2018) Poverty concentration in an affluent city: Geographic variation and correlates of neighborhood poverty rates in Hong Kong. *PLoS ONE* 13(2)
- Herrero, S., Carrillo-Maldonado, P. y Miño, D. (2023) Las variables de movilidad que limitan el acceso al empleo en Montevideo. *ACE Architecture, City and Environment*. Año 17 número 51
- Herzer, H., Di Virgilio, M., Rodríguez, M. y Redondo, A. (2008) ¿Informalidad o informalidades? Hábitat popular e informalidades urbanas en áreas consolidadas (Ciudad de Buenos Aires). *Revista Pampa* 04:85-112.
- Higazi, S. Abdel-Hady, D. & Al-Oulfi, S. (2013) Application of Spatial Regression Models to Income Poverty Ratios in Middle Delta Contiguous Counties in Egypt. *Pak.j.stat.oper.res.* Vol.IX No.1 2013 pp93-110
- Huffman, C. y van Gameren, E. (2019) Efectos heterogéneos y distributivos del Seguro Popular sobre la oferta de servicios de salud en México. *El Trimestre Económico*, 86(343), 667–713.
- Iceland, J. (2006) *Poverty in America. A Handbook*. University of California Press
- Instituto Nacional de Estadística. INE (2012) Informe de la Comisión Técnica Honoraria para la Evaluación del Censo Uruguay 2011. Montevideo. INE.
- (2009) Línea de pobreza e indigencia 2006. Metodología y resultados. Montevideo: INE.
- Kast, M. y Molina, S. (1975). Mapa de la extrema pobreza. Santiago de Chile: Odeplan, Escuela de Economía PUC.
- Kaztman, R. (2003) La dimensión espacial en las políticas de superación de la pobreza urbana. Serie Medio ambiente y Desarrollo 59. Santiago de Chile: CEPAL.
- (2000) Notas sobre la medición de la vulnerabilidad social. Documento de Trabajo 2. Aportes Conceptuales. Montevideo: IPES Universidad Católica del Uruguay
- (1999) Marco conceptual sobre Activos, Vulnerabilidad y Estructuras de Oportunidades. Montevideo: CEPAL-UN.

- (1996) Virtudes y limitaciones de los mapas censales de carencias críticas. Revista de la CEPAL 58. 23-32
- (1995) La medición de las necesidades básicas insatisfechas en los censos de población. Santiago de Chile: CEPAL-CELADE
- (1989). La Heterogeneidad de la Pobreza. El Caso de Montevideo. Revista de la CEPAL N° 37, Santiago de Chile.
- Kaztmna, R., Filgueira, F. & Errandonea, F. (2008) La ciudad fragmentada. Respuesta de los sectores populares urbanos a las transformaciones del mercado y del territorio en Montevideo. En Portes, A., Roberts, B. & Grimson, A. (editor) Ciudades latinoamericanas: un análisis comparativo en el umbral del nuevo siglo.
- Kaztman, R y Retamoso, A. (2006) Efectos de la segregación urbana sobre la educación en Montevideo. Documento de Trabajo IPES. Montevideo: Monitor Social del Uruguay Universidad Católica del Uruguay.
- (2005) Segregación espacial, empleo y pobreza en Montevideo. Revista de la CEPAL 85 Abril 2005. 131-148
- Leal, J. (1997) Sociología del espacio: el orden espacial de las relaciones sociales. Política y Sociedad, 25. 21-36
- Lefebvre, H. (1974). La producción del Espacio. Colección Entrelíneas. Madrid: Capitán Swing Libros.
- (1972): La revolución urbana. Madrid: Ed. Alianza.
- Lobao, L. (2004) Continuity and Change in Place Stratification: Spatial Inequality and Middle-Range Territorial Units. Rural Sociology 69(1), 2004, pp. 1-30
- Lobao, L., Hooks, G. & Tickamyer, A. (2007) The sociology of spatial Inequality. New York: State University of New York State.
- Lombardi, M. y Berverejillo, F. (1999) Globalización, integración y expansión metropolitana en Montevideo. Hacia una región urbana de la costa sur. Ponencia presentada en el V Seminario Internacional de la RII. Toluca, México, 21-24 de setiembre.
- Lombardi, M. & Veiga, D. (1979): Desigualdades intranacionales en el Uruguay. Informe Final Consejo Latinoamericano de Ciencias Sociales Buenos Aires: CLACSO-CIESU,

- Longhi, A. (1996) Sobre la pobreza. Conceptos y medidas para el caso uruguayo. Montevideo: Fundación de Cultura Universitaria.
- Machado, A. & Vigorito, A. (2020). Una propuesta para la medición del bienestar multidimensional en Uruguay. Informe final. Instituto de Economía FCEA-Udelar
- Magnone, V. (2017) Dinámicas étnico raciales en el espacio urbano de Montevideo. Ponencia presentada en las XVI Jornadas de Investigación de la Facultad de Ciencias Sociales. UdelaR.
- Marcuse, P. (1989) Dual City: a muddy metaphor for a quartered city. *International Journal of Urban and Regional Research*, 13(4), 697-708.
- Marroig, A. & Oreiro, C. (2008) Determinantes de la distribución del ingreso en Uruguay 1991-2005. Un análisis de microsimulaciones. *Revista QUANTUM*. Noviembre 2008. 48-65.
- Martínez, E., Altmann, I., & Rodríguez, c. (2013). Incidencia de las ciudades intermedias (CIU) en la conformación del Sistema Urbano Nacional. R - *Revista de la Facultad de Arquitectura*, 11.
- Martínez Guarino, R. (edición y coordinación) (2007). Libro blanco del Área Metropolitana. Canelones, Montevideo y San José. Montevideo: Editorial Agenda Metropolitana.
- Mascheroni, P. (2017) Desigualdades sociales y territorios en Uruguay. Granada: Universidad de Granada.
- Maslow, A. (1943). A theory of human motivation. *Psychological Review*, 50(4), 370-96.
- Massy, D. & Denton, N. (1993) *American Apartheid: Segregation and the Making of the Underclass*. London: Harvard University Press
- Max Neef, M., Elizalde, A & Hopenhaym, M. (1986) *Desarrollo a Escala Humana: una opción para el futuro*. Santiago de Chile: CEP/AUR/ Fundación Dag Hammarskjöld.
- Mazzei, E. & Veiga, D. (1985) Pobreza urbana en Montevideo. Nueva encuesta de "cantegriles" de Montevideo. *Cuadernos de CIESU* 49.
- Montero Granados, R. (2016): *Modelos de regresión lineal múltiple*. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Universidad de Granada. España.

- Mora, M. (2010). La multidimensionalidad y la heterogeneidad de la pobreza: desafíos analíticos para la sociología [Mimeo]. México: El Colegio de México
- Moser, C. (1998). The Asset Vulnerability Framework: Reassessing Urban Poverty Reduction Strategies. *World Development*, 26 (1).
- Nun, J. (2001) Marginalidad y exclusión social. Buenos Aires: Fondo de Cultura Económica.
- Nunes de Farias, H., Leivas, P. & Menezes, G. (2018) Análise espacial da pobreza nos municípios gaúchos. *Revista Estudo & Debate, Lajeado*, v. 25, n. 2. 91-110.
- Nussbaum, M. (2000) *Women and Human Development: The Capabilities Approach*. Cambridge University Press
- (1988) *Nature, function and capability: Aristoteles on Political Distribution*. Oxford: *Studies in Ancient Philosophy*
- Oficina Internacional del Trabajo (OIT) (2008) *Clasificación internacional uniforme de ocupaciones*. Ginebra: OIT.
- ONU-HABITAT (2014) *Construcción de ciudades más equitativas: Políticas públicas para la inclusión en América Latina*. Nairobi: ONU-HABITAT.
- Oficina de Planeamiento y Presupuesto. OPP & Ministerio de Desarrollo Social. MIDES (2015) *Reporte Uruguay Social*. Montevideo: OPP-MIDES.
- Okwia, P., Ndeng'ec, G., Kristjansona, P., Arungaa, M, Notenbaerta, A., Omoloa, A., Henningerd, N., Bensone, T., Kariukia, P. & Owuora, J. (2007) *Spatial determinants of poverty in rural Kenya*. *PNAS* October 23, 2007 vol. 104 no. 43. 16769–16774
- Oxford Poverty and Human Development Initiative. OPHI & Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. PNUD (2020) *Trazar caminos para salir de la pobreza multidimensional: lograr los ODS*. OPHI, PNUD
- Pardo, I. & Peri, A. (2008) *Demografía doméstica: entre las ollas y las ocho horas*. En Varela, C. (coord.) *Demografía de una sociedad en transición: la población uruguaya a inicios del siglo xxi*. Montevideo: Programa de Población, Unidad Multidisciplinaria, FCS, UDELAR, UNFPA.
- Paugam, S. (2007) *Las formas elementales de la pobreza*. Madrid: Alianza Editorial.

- Paz, J. (2014) Pobreza multidimensional en la Argentina. Asimetrías regionales (Parte I). Salta: INSTITUTO DE ESTUDIOS LABORALES Y DEL DESARROLLO ECONÓMICO (ielde) Facultad de Ciencias Económicas, Jurídicas y Sociales Universidad Nacional de Salta (UNSa)
- Pellegrino, A. & González Cravino, S. (1995) Atlas demográfico del Uruguay : indicadores sociodemográficos y de carencias básicas, no incluye Montevideo. Montevideo: Fin de Siglo.
- Pérez, M. (2016). Un fenómeno invisibilizado. Barrios privados en Uruguay. Revista Vivienda Popular N°28. Montevideo: FADU.
- Pérez, G. (2002) Dimensión espacial de la pobreza en Colombia. Docuemntos de trabajo sobre Economía Regional. N° 54. Cartagena: Centro de Estudios Económicos Regionales. Bánco de la República.
- Piñeiro, D. y Cardeillac, J. (2014) Población rural en Uruguay: Aportes para su reconceptualización. Rev. Cienc. Soc. [online]. 2014, vol.27, n.34, pp.53-70.
- Poza, C. & Fernández Cornejo, J. (2011) ¿Qué factores explican la pobreza multidimensional en España? una aproximación a través de los modelos de ecuaciones estructurales. RevMetCuant Vol. 12.
- Putnam, R. (1993). Making Democracy Work: Civic Traditions in Modern Italy. Princeton University Press
- Ramírez, J.C., Silva, I. & Cuervo, L. (2009) Economía y territorio en América Latina y el Caribe Desigualdades y políticas. Santiago de Chile: CEPAL-NU
- Ringen, S. (2004) El problema de la pobreza. Algunas recomendaciones sobre su definición y medición. En Boltvinik, J. y damián, A. comp. La pobreza en México y en el Mundo. Realidades y desafíos. Siglo XXI editores. México, D.F.
- (1988) Direct and Indirect Measures of Poverty. Journal of Social Policy / Volume 17 / Issue 03 / July 1988, pp 351 - 365
- Rey, R. (2021) El capital social en el Uruguay y la desigualdad social. Montevideo: Tesis de doctorado, Departamento de Sociología, Universidad de la República.
- Robeyns, I. (2003) The Capability Approach: An Interdisciplinary Introduction. Amsterdam: University of Amsterdam

- Rocco, B. (2018) Sean los infelices... ¿los más privilegiados? Acerca de los procesos de segregación en Montevideo y área metropolitana (1996-2011). Tesis Maestría en Trabajo Social. Montevideo: DTS-FCS-UDELAR.
- Rodríguez Miranda, A. (2014) Desarrollo económico y disparidades territoriales en Uruguay. Montevideo: PNUD Uruguay.
- Rodríguez, G. (2016) Desigualdades socioeconómicas y segregación residencial en dos décadas de signo político y económico opuesto. La aglomeración Gran Buenos Aires entre 1991 y 2010. En Cuaderno Urbano. Espacio, Cultura, Sociedad. Vol. 21, N.º 21
- Rubini, A. (2020) Movilidad residencial y segregación urbana. Un estudio para la ciudad de Montevideo [en línea] Tesis de doctorado. Montevideo: Udelar. FCS.
- Ruiz, N. & Galicia, L. (2016) La escala geográfica como concepto integrador en la comprensión de problemas socio-ambientales. Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, UNAM, núm. 89, pp. 137-153
- Rupasingha, A. y Goetz, S. (2007) Social and political forces as determinants of poverty: a spatial analysis. The Journal of Socio-Economics 36, pp 650-671
- Sabatini, F., G. Cáceres y J. Cerdá (2001). Segregación residencial en las principales ciudades chilenas: Tendencias de las tres últimas décadas y posibles cursos de acción. Revista EURE Vol. 27, N° 82.
- Salvia, A., Vera, J. (2016) Calidad del empleo en Argentina, 2004-2011: una crítica al enfoque de las credenciales educativas. Revista de Ciencias Sociales. 2016, n. 38, pp. 37-58
- Salvia, A, Donza, E. (Colaborador), Vera, J. (Colaboradora), Pla, J. (Colaboradora) & Phillip, E. (Colaboradora) (2012). La trampa neoliberal. Un estudio sobre los cambios en la heterogeneidad estructural y la distribución del ingreso: 1990 - 2003. Buenos Aires: EUDEBA.
- Sampson, R., Raudenbush, S. & Earls, F. (1998) Neighborhood Collective Efficacy—Does It Help Reduce Violence? Research Preview, Washington, DC: U.S. Department of Justice, National Institute of Justice, April 1998, FS 000203.

- Sánchez-Peña, L. (2012) Alcances y límites de los métodos de análisis espacial para el estudio de la pobreza urbana. *Papeles de Poblacion* 18 (72): 147-79.
- Santos, M., Villatoro, P., Mancero, J. & Gerstenfeld, P. (2015) A Multidimensional Poverty Index for Latin America. OPHI WORKING PAPER NO. 79
- Sen, A. (2000) *Desarrollo y Libertad*. Buenos Aires: Editorial Planeta.
- (1998) Capacidades y bienestar. En Nusbaum, M. & Sen, A. *La calidad de vida*. México DF: Fondo de Cultura Económica.
- (1995) *Nuevo examen de la desigualdad*. Madrid: Alianza Economía.
- (1992) Sobre conceptos y medidas de pobreza. *Comercio Exterior*, vol 42. Num. 4. Pp. 310-322. México, D.F.
- (1983) *Poor, relatively speaking*. Oxford University Press, Oxford
- (1976) *An Ordinal Approach to Measurement*. Oxford University Press, Oxford
- Serna, M. y González F. (2017) Cambios hasta cierto punto: Segregación residencial y desigualdades económicas en Montevideo (1996-2015). *Latin American Research Review*. 52(4): 571-588.
- Schejtman, A. y Berdegué, J. (2004) *Desarrollo territorial rural*. RIMISP, Centro Latinoamericano para el Desarrollo Rural.
- Smith, Neil. 2003. "Remaking Scale: Competition and Cooperation in Pre-National and Post-National Europe." Pp. 227-238. En Brenner, N, Jessop, B, Jones, M. & MacLeod, G. Malden (2003) *State/Space: A Reader* MA: Blackwell.
- Spicker, P. (2007) Definiciones de pobreza: doce grupos de significados. En Spicker, P. Alvarez Leguizamón, S. y Gordon, D. (editores) *Pobreza un glosario internacional*. CLACSO
- Stavenhagen, R. (1998) Consideraciones sobre la pobreza en América Latina. *Estudios Sociológicos* Vol. 16, No. 46 (Jan. - Apr., 1998), pp. 3-15.
- (1984) Notas sobre la cuestión étnica. *Estudios Sociológicos*, 2 (4), p. 134-167.

- Soja, E. (2010) Seeking spatial justice. Minneapolis: University of Minnesota Press
- (2000) Postmetrópolis. Estudios críticos sobre las ciudades y las regiones. Madrid: Traficantes de sueños.
- Tickamyer, A. (2000) Space Matters! Spatial Inequality in Future Sociology. Contemporary Sociology, Vol. 29, No. 6 (Nov., 2000), 805-813
- Tilly, Ch. (2000) La desigualdad persistente. Buenos Aires: Editorial Manantial
- Torres, E., Jiménez, M. & Luzardo, M. (2015) Perfil y Determinantes de Pobreza: El Caso Colombiano. Ponencia presentada en el XXV Simposio Internacional de Estadística 2015 Armenia, Colombia, 5, 6, 7 y 8 de Agosto de 2015
- Torres, A. & Hernández-Cantú, M. (2017) Determinantes de la pobreza en México: una aproximación teórico-empírica. Políticas Sociales Sectoriales. Agosto 2016-Julio 2017 / Año.3, No. 3.
- Tukey, J. (1977) Exploratory Data Analysis. Addison-Wesley Publishing Company. Inc.
- Valenzuela, I. (2013) Activos y contexto económico: factores relacionados con la pobreza en Perú. Serie Documentos de Trabajo DT2013-013. Lima: Banco Central de Reserva del Perú.
- Veiga, D. (2015) Desigualdades Sociales y Territoriales en Uruguay. Montevideo: Departamento de Sociología, Facultad de Ciencias Sociales, Comisión Sectorial de Investigación Científica, Universidad de la República
- (2006) Desigualdad y exclusión social: estudio de caso del Gran Montevideo. En Mazzei E. Compilador. El Uruguay desde la Sociología IV. Montevideo: DS, FCS, UDELAR.
- Vigorito, A. (2003) Arreglos familiares y bienestar económico de los niños en Montevideo. UNICEF-UDELAR Nuevas formas de familia. Perspectivas Nacionales e Internacionales.
- Voss, P., Long, D., Hammer, R. y Friedman, S. (2006) County child poverty rates in the US: a spatial regression approach. Popul. Res. Policy Rev. (2006) 25:369–391
- Townsend, P. (2004) La conceptualización de la pobreza. Comercio Exterior, VOL. 53, NÚM. 5. 445-452

- (1979). Poverty in the United Kingdom. A survey of household resources and standards of living. New York: Penguin Books.
- Whelan, Ch. & Maitre, B. (2014) The Great Recession and the Changing Distribution of Economic Vulnerability by Social Class: The Irish Case'. *Journal of European Social Policy*, 24 (5):470-485
- Wilson, J. (1987) *The Truly Disadvantaged: The Inner City, the Underclass, and Public Policy*. Chicago: University of Chicago Press
- Wright, O. (1995) Análisis de clase. En Carabaña, J. (editor) *Desigualdad y clases sociales. Un seminario en torno a Erik O. Wright*. Bueno Aires: Fundación Argentina.
- Yaschine, I. y Huffman, C (2020) Evolución y distribución regional de la pobreza, 2008-2018. En Cordera, R. y Provencio, E. (coords.) *La perspectiva regional. Informe del Desarrollo en México*. México DF: Programa Universitario de Estudios del Desarrollo. Universidad Nacional Autónoma de México

Anexos

Anexo 1. Métodos de estimación de modelos de regresión lineal: mínimos cuadrados ordinarios y máxima verosimilitud

Mínimos cuadrados ordinarios.

La fórmula de regresión lineal fue presentada como $y = X\beta + \mu$. En lo que sigue se hace uso de notación adicional: se designa como $\hat{\beta}$ al coeficiente estimado por la regresión y como $\hat{\mu}$ a los residuos.

Siguiendo lo plantado en Gujarati (2010), cuando se especifica un modelo del tipo $y = X\beta + \mu$, la función no es directamente observable, sino que debe ser estimada, de modo que:

$$\begin{aligned} y &= X\hat{\beta} + \hat{\mu} \\ &= \hat{y} + \hat{\mu} \end{aligned}$$

Donde \hat{y} es el valor estimado (medida condicional) de y (valor observado). En este trabajo el método utilizado para estimar la variable dependiente será el de los mínimos cuadrados ordinarios (OLS).

La ecuación de estimación puede ser expresada de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \hat{\mu} &= y - \hat{y} \\ &= y - X\hat{\beta} \end{aligned}$$

Según la ecuación anterior, los residuos ($\hat{\mu}$) son la diferencia entre lo observado y lo estimado. Dado n pares de observaciones, interesa determinar la manera en que la función de estimación quede lo más cerca de y . Se puede adoptar como criterio que la suma de residuos $\sum \hat{\mu} = \sum (y - \hat{y})$ sea la menor posible. Sin embargo, este criterio, como explica Gujarati (2010), no es eficiente, ya que le da igual peso en la suma a los residuos, ya sea que estén lejos o cerca del valor observado, produciendo residuos pequeños, por más que las estimaciones estén dispersas. Para evitar esto se utiliza el criterio OLS, el cual establece que la estimación de la función de regresión sea:

$$\begin{aligned} \sum \hat{\mu}^2 &= \sum (y - \hat{y})^2 \\ &= \sum (y - X\hat{\beta})^2 \end{aligned}$$

Al elevar al cuadrado los residuos, el método da más peso a aquellos que se encuentran más lejos del valor observado, de modo que, cuanto mayor sea el residuo en una observación dada, mayor será la suma de residuos.

Método de máxima verosimilitud

Éste se basa en la hipótesis de normalidad de las perturbaciones aleatorias.

La función de verosimilitud puede expresarse de la siguiente forma:

$$L = \sum_i (1 - p \omega_i) - \frac{2}{N} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{(y - p Wy - X\beta)'(y - p Wy - X\beta)}{2\sigma^2}$$

Donde ω_i son los valores en la matriz de pesos espaciales.

Otros procedimientos disponibles son el método de las Variables Instrumentales, los mínimos cuadrados espaciales de dos etapas y el método de remuestreo o *bootstrap*.

El método de Máxima Verosimilitud dispone de una serie de estadísticos de contraste que se presentan a continuación.

Anexo 2. Contraste utilizados para evaluar los supuestos de los modelos de regresión

Contraste heteroscedasticidad

Un problema reconocido en la bibliografía sobre análisis espacial como particularmente relevante es la violación del supuesto de homoscedasticidad o varianza constante. En estas situaciones, según Chasco (2003), si bien los estimadores son insesgados, la inferencia mediante estadísticos habituales (t de Student o F de Snedecor) podría producir resultados engañosos, pudiendo ser pertinente incluir explícitamente los efectos espaciales.

Existen diferentes estadísticos de contraste para evaluar el supuesto de la homocedasticidad. Dentro del análisis espacial, es frecuente el uso del test de Breusch y Pagan y su versión estandarizada, el test de Koenker y Bassett. El uso de uno u otro depende de la distribución de la perturbación aleatoria; en caso distribuciones normales con muestras grandes, se utiliza el primero; de lo contrario se recomienda el segundo. Ambas pruebas son asintóticas y siguen una distribución χ^2 . También es frecuente el test de White, asintótico y con distribución χ^2 .

Contraste de multicolinealidad

Se utilizan los diagnósticos del Factor de Inflación de la Varianza (VIF), que muestra la forma como la varianza de un estimador se "infla" por la presencia de la multicolinealidad. El VIF no es un test en sí mismo, sino un diagnóstico

que puede sugerir problemas con la estabilidad del modelo, dado determinado niveles de multicolinealidad. En la bibliografía se considera problemáticas las variables independientes con valores de $VIF > 10$ (Montero Granados, 2016).

Contraste de normalidad de los errores

Se utiliza la prueba de Jarque-Bera (JB), prueba asintótica, que se basa en los residuos del modelo, calculando primero la asimetría y luego la curtosis. La hipótesis nula es que los residuos están normalmente distribuidos. "Si el valor p calculado del estadístico JB es lo bastante bajo en una aplicación, lo cual sucederá si el valor del estadístico difiere en gran medida de cero, se puede rechazar la hipótesis de que los residuos están normalmente distribuidos. Pero si el valor p es razonablemente alto, lo cual sucede cuando el valor del estadístico está cerca de cero, no rechazamos la suposición de normalidad" (Gujarati y Porter, 2010:132).

[Anexo 3. Identificación y agregación en la Metodología del ingreso \(INE, 2009\)](#)

La metodología seguida para la identificación de los pobres es la siguiente: a partir de los estratos de referencia se elaboran canastas básicas de alimentos per cápita (CBA) conjugando

pautas de consumo y requerimientos nutricionales, y canastas básicas no alimentarias (CBNA), mediante el gasto per cápita observado en el estrato de referencia, ajustándolo por la presencia de economías de escala²². La CBA se define en base al consumo de la población urbana en su conjunto por un lado y por otro para la población rural. La CBNA se construye para cada región a partir de sus respectivos estratos de referencia. El resultado son tres umbrales diferentes según la región geográfica de residencia del hogar: Montevideo, interior urbano e interior rural disperso.

Un hogar se considera pobre si su nivel de ingreso es inferior al establecido por el umbral de la línea de pobreza. En términos formales: $pobre_i = 1$, si $y_i < CBA_{pc} * n_i + CBNA_{pc} * (n_i^{0,8})$ y $pobre_i = 0$ de lo contrario. Donde y_i es el

²² Para la estimación de la Canasta No Alimentaria se utiliza el Coeficiente de Orshansky estimado como la proporción del gasto total sobre el gasto alimentario

ingreso del hogar i , $CBAP_c$ el valor monetario de la canasta básica alimentaria per cápita, n_i la cantidad de miembros del hogar, $CBNA_{pc}$ el valor monetario de la canasta básica no alimentaria per cápita y 0,8 el exponente que mide las economías de escala en el gasto no alimentario.

Para la agregación el método del ingreso LP06 utiliza la familia de Índice FGT propuestos por Foster, Greer y Thorbecke (1984). Estos cumplen con el conjunto de propiedades deseables en la medición de la pobreza reseñadas en la sección anterior. La expresión matemáticamente de las medidas propuestas es la siguiente:

$$P_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left(\frac{z - y_i}{z} \right)^\alpha$$

$$\alpha \geq 0.$$

Donde n es el número de hogares de la muestra, q es el número de hogares pobres, $(z - y_i)$ es la distancia entre el ingreso per cápita (y_i) del hogar (i) y la LP de cada hogar (z) y α es el parámetro de aversión a la pobreza. Si α es igual a 0, el indicador FGT mide la incidencia de la pobreza o Tasa de Recuento (H). Si α toma el valor 1, el indicador mide la brecha o profundidad de la pobreza, es decir la proporción del ingreso faltante para que quienes están por debajo de la LP, la alcancen. Si toma el valor 2, mide la severidad de la pobreza o desigualdad entre la población por debajo de la LP (INE, 2009).