



UNIVERSIDAD  
DE LA REPÚBLICA  
URUGUAY



**UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA  
FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES  
DEPARTAMENTO DE SOCIOLOGÍA  
Tesis Maestría en Sociología**

**Exposición a la situación de calle y su efecto sobre la  
asistencia a refugios: un estudio sobre el impacto  
temporal de la exclusión habitacional en la asistencia a  
soportes estructurales de inclusión**

**Autor:** Ignacio Baldriz

**Tutor:** Dr. Francisco Pucci. Sociólogo  
gdo 5, depto de Sociología, FCS - UdelaR

Montevideo, Uruguay  
2019

## **Página de aprobación**

**Profesor:**

**Tribunal:**

**Fecha:**

**Calificación:**

**Autor:**

## **Agradecimientos**

El presente proyecto no hubiese sido posible sin la predisposición y apoyo de tres instituciones: En primer lugar agradecer a la ANII (Agencia Nacional de Investigación e Innovación) por fomentar la formación en ciencias, específicamente con el financiamiento de la maestría cursada y el proyecto final aquí expuesto. Agradecer también al Mides (Ministerio de Desarrollo Social) por haber compartido las bases de datos empleadas en nuestro análisis. Por último agradecer a la Facultad de Ciencias Sociales por brindar la posibilidad de cursado de esta maestría y a su cuerpo docente por toda su dedicación.

## **Resumen**

El presente texto remite a un proyecto de investigación sobre exclusión habitacional en personas en situación de calle en Uruguay. Las bases de datos utilizados fueron generadas por los relevamientos a personas pernoctando en calle 2016 y a usuarios de refugios 2017 del Ministerio de Desarrollo Social. El marco teórico empleado remite a las conceptualizaciones sobre la exclusión habitacional, enfocando la problemática en la necesidad de su abordaje temporal. El principal método de análisis estadístico aplicado fue el de regresión logística dentro de su acepción en la metodología de Análisis de Supervivencia.

Se propuso testear si la variable años de exposición a situación de calle presenta un efecto significativo sobre la variable primera asistencia a refugio. La investigación culmina detectando que efectivamente a mayor exposición temporal a la situación de calle menores probabilidades de una primera asistencia a refugio, y que esta baja de probabilidades se da de modo estrepitoso luego del primer año de exposición. Específicamente se descubrió que la probabilidad de asistir por primera vez a un refugio el mismo año de caída en calle es del 53%, luego de cumplido un año de exposición esta pasa a 13%, después del segundo año los valores bajan a un 7,6%, cumplido el tercer año y hasta el noveno se observó una probabilidad de 4,5%, finalmente luego del décimo año y en adelante se registró un valor de 3,1%. La explicación causal de la relación estudiada se encontró en cómo el proceso de exclusión habitacional y la habituación al estar en calle disminuyen las probabilidades de asistencia a soportes estructurales de inclusión social.

## **Palabras clave**

Exclusión habitacional, Situación de calle, Refugios, Análisis de supervivencia, Regresión logística

## **Abstract**

The remaining text refers to a research project on housing exclusion regarding homeless people in Uruguay. The databases used were generated by surveys of roofless people made in 2016 and to shelters users made in 2017 of the Ministry of Social Development. The theoretical framework used refers to the conceptualizations about housing exclusion, focusing the problem on the needs of a temporary approach. The main statistical analysis method applied was logistic regression within its conception in Survival Analysis methodology.

It was proposed to test whether the variable years of exposure to the roofless situation has or not a significant effect on the variable first assistance to shelters. The investigation culminates by detecting that, in fact, an increase in temporary exposure to roofless situations impacts in a decrease in the probabilities of assistance to shelters, and that this drop down of probabilities occurs in a resounding way after the first year of exposure. Specifically, it was discovered that the probability of attending a shelter for the first time in the same year of becoming homeless is 53%, after one year of exposure it comes down to 13%, after the second year the values drop to 7.6%, completed the third year and up to the ninth year it was observed a probability of 4.5%. Finally after the tenth year and thereafter was recorded a value of 3.1%. The causal explanation of the relationship studied was found in how the process of housing exclusion and habituation to the roofless situation decreases the likelihood of assistance to structural supports of social inclusion.

## **Key words**

Housing exclusion, Homelessness, Shelters, Survival Analysis, Logistic regression

## Tabla de contenidos

<b>1</b>	<b>Introducción.....</b>	<b>pg. 06</b>
<b>2</b>	<b>Justificación.....</b>	<b>pg. 08</b>
<b>3</b>	<b>Marco teórico y antecedentes.....</b>	<b>pg. 11</b>
	3.1 Antecedentes teóricos sobre la exclusión social.....	pg. 11
	3.2 Antecedentes sobre la temática <i>homeless</i> .....	pg. 15
	3.3 Abordajes institucionales y programáticos.....	pg. 21
<b>4</b>	<b>Objetivos e hipótesis de investigación.....</b>	<b>pg. 23</b>
<b>5</b>	<b>Metodología.....</b>	<b>pg. 25</b>
	5.1 Análisis de supervivencia.....	pg. 25
	5.2 Regresión logística.....	pg. 27
<b>6</b>	<b>Bases de datos y operacionalización de conceptos.....</b>	<b>pg. 30</b>
	6.1 Bases originales.....	pg. 30
	6.2 Recodificación y depurado de datos.....	pg. 33
	6.3 Variables de análisis: operacionalización de conceptos.....	pg. 37
<b>7</b>	<b>Análisis descriptivo.....</b>	<b>pg. 43</b>
	6.1 Comparativos descriptivos.....	pg. 43
	6.2 Tablas de supervivencia.....	pg. 50
<b>8</b>	<b>Análisis de regresión logística.....</b>	<b>pg. 57</b>
	8.1 Efectos aislados de cada regresor.....	pg. 61
	8.2 Modelos multivariados anidados y test de bondad de ajuste.....	pg. 67
	8.3 Desarrollo del modelo final.....	pg. 71
<b>9</b>	<b>Reflexiones teóricas y limitaciones del estudio.....</b>	<b>pg. 81</b>
<b>10</b>	<b>Conclusiones.....</b>	<b>pg. 83</b>
<b>11</b>	<b>Bibliografía.....</b>	<b>pg. 88</b>
<b>12</b>	<b>Anexos.....</b>	<b>pg. 93</b>

## 1. Introducción

En un contexto país de mejora estructural de diversos indicadores sociales, los registros oficiales han mostrado para el período 2006 a 2016 un notorio aumento de la cantidad de personas en situación de calle. De las 556 personas pernoctando a la intemperie registradas en 2016, 141 de estas declararon nunca haber asistido a un refugio ¿Por qué estas personas no asisten al principal soporte estatal para combatir la problemática? La presente investigación pretende encontrar algunas respuestas en el proceso exclusógeno de desafiliación habitacional que se expresa en la caída en calle.

La literatura internacional y regional especializada en la temática homeless consensua que el aspecto temporal es una dimensión fundamental para la comprensión del proceso de caída en calle y su dinámica interna (Caton, C. L. M., Dominguez, B., Schanzer, B., Hasin, D. S., Shrout, P. E., Felix, A. 2005). En este mismo sentido los antecedentes locales cualitativos logran teorizar hasta sobre tres estados de inmersión en la situación de calle y los efectos que estos tienen sobre la identidad de los sujetos (Ciapessoni, F. 2013).

Al mismo tiempo en el sentido programático, se puede apreciar ciertas concordancias en que el abordaje a las situaciones de calle debe entender el aspecto temporal del fenómeno, con políticas enfocadas a cada momento del mismo. Los refugios temporales aparecen como el gran común denominador en todos los países, dando respuesta inmediata a la emergencia del dormir a la intemperie; en varios casos los refugios de estadías transitorias y el acompañamiento institucional surgen luego como políticas de mediano plazo, y en algunos países se observan lineamientos exitosos de soluciones habitacionales definitivas (FEANTSA, 2010).

En la búsqueda de integrar los enfoques analíticos con los abordajes programáticos es que esta tesis tiene como objetivo incorporar el factor temporal como variable explicativa de la asistencia a refugios. Estamos así frente a dos variables clave para entender el fenómeno homeless: la exposición a la situación de calle y la asistencia a refugios. La primera expresa la cronología que implica la exclusión habitacional, la segunda la posibilidad de inclusión sobre un soporte institucional.

El aporte del presente trabajo a la construcción colectiva de conocimiento sobre la temática se encuentra en la carencia actual de investigaciones de corte cuantitativo que logren medir el efecto temporal de la exclusión, que los antecedentes de corte más cualitativo han podido detectar. A su vez esbozar algunas respuestas sobre el porqué de la no asistencia a refugios en parte de la población en calle es un aporte más que necesario para los lineamientos programáticos estatales.

Los objetivos de esta tesis fueron testear si la variable años de exposición a situación de calle presenta un efecto significativo sobre la variable primera asistencia a refugio, cuantificar si por cada año de exposición estas probabilidades se incrementan o disminuyen, controlar la correlación por diferentes variables intervinientes y reflexionar sobre la causalidad teórica de este efecto.

Se trabajó sobre tres posibles hipótesis de investigación: (1) Las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio son iguales tanto en los primeros años de exposición a la calle como en los años más avanzados de exposición (hipótesis de independencia). (2) Las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio se reducen fuertemente luego de los primeros años de exposición a la calle (hipótesis de la exclusión). (3) Las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio aumentan fuertemente luego de los primeros años de exposición a la calle (hipótesis del cansancio).

La metodología empleada fue de corte cuantitativo, trabajándose con dos bases de datos ambas generadas por el Ministerio de Desarrollo Social, la primera de 2016 corresponde a un relevamiento de personas pernoctando en calle, la segunda de 2017 a un relevamiento de usuarios de refugios. En un primer momento se trabajó mediante filtrado y fusión de datos para generar una base unificada y analizable, para luego mediante test de hipótesis explorar algunos aspectos descriptivos de la población de estudio. A continuación se trabajó con tablas de supervivencia bajo la metodología de Survival Analysis por ser considerada una metodología óptima para el estudio de fenómenos temporales. Por último se procedió bajo este mismo enfoque a construir modelos multivariados anidados de regresión logística a modo de testear las hipótesis de trabajo planteadas anteriormente.

El texto se ordena en los siguientes capítulos: (1) Introducción (2) Justificación (3) Marco teórico, antecedentes investigativos y programáticos (4) Objetivos e hipótesis de investigación (5) Metodología y técnicas de investigación (6) Presentación y tratamiento de las bases de datos para su fusión, operacionalización de los conceptos a analizar (7) Análisis descriptivo: tests de hipótesis y tablas de supervivencia (8) Análisis de regresión logística: efectos aislados de cada regresora, modelos anidados, test de bondad de ajuste (9) Consideraciones teóricas y limitaciones del estudio (10) Conclusiones (11) Bibliografía (12) Anexos.

## 2. Justificación

En Uruguay el período 2006-2016 se enmarca dentro de un contexto país de mejora estructural de diversos indicadores sociales. En lo referente a pobreza e indigencia, desde el 2004 la situación uruguaya ha presentado una disminución fuerte y sostenida de todos sus indicadores. Medida por método de ingreso, la pobreza ha bajado de un 39,9 % en 2004 a un 6,4% en 2015 (INE, 2016).

En este mismo contexto de superación de la pobreza estructural, los números de personas en situación de calle parecen mostrar un camino no tan optimista. Según los registros censales, en 2006 se avistaron 320 personas pernoctando en calle en Montevideo y el PAST (Programa de Atención a las Situaciones de Calle -Posterior PASC-) contaba con una plaza de 419 usuarios; en 2011 se releva para el mismo departamento un total de 1023 personas, 670 asistentes a refugios y 353 pernoctando en calle, el total país era de 1274 personas; la situación para el 2016 aumenta a 1651 para todo el país, contando con 1095 personas en centros y 556 pernoctando a la intemperie (Mides, 2016).

Para asegurar que el lector no concurra en un común error, es pertinente hacer una breve aclaración sobre las definiciones de pobreza, indigencia y situación de calle:

El concepto de pobreza y su medición implica ya de por sí todo un debate de gran vigencia en el mundo de la investigación social, y el recuento del número de personas en situación de pobreza puede variar notoriamente dependiendo de la metodología que se aborde, ya sea línea de pobreza, necesidades básicas insatisfechas, pobreza multidimensional, entre otras. El gráfico 1 toma la metodología de línea de pobreza, la cual construye una canasta básica monetaria tomando en consideración un costo de vida anual mínimo de un adulto según el contexto país, esta se elabora en base a una Canasta Básica Alimentaria (CBA) y una Canasta Básica No Alimentaria (CBNA). Las personas se ubican por arriba o debajo de la línea en base a su ingreso anual (INE, CEPAL, 1996).

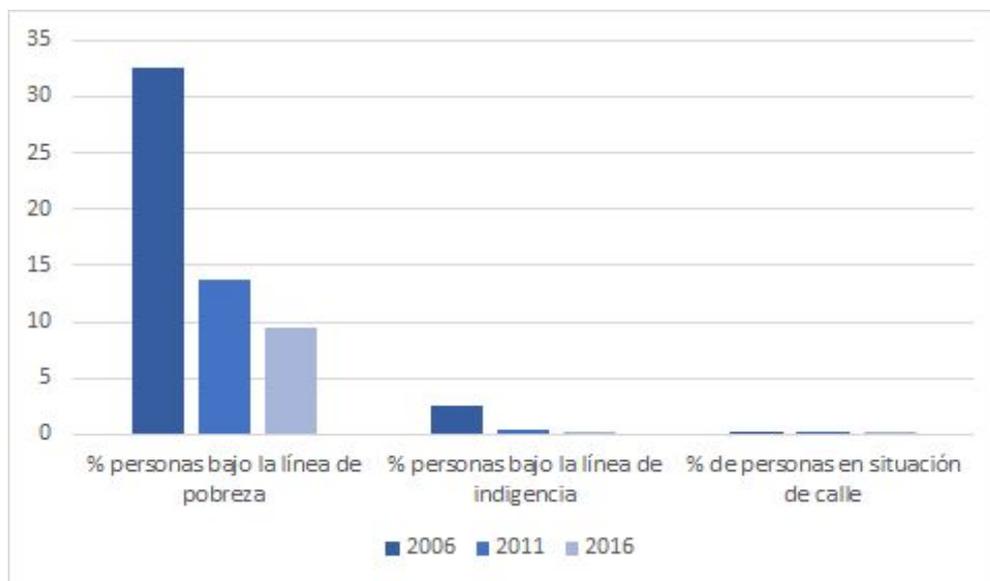
De la mano de esta metodología, la línea de indigencia toma únicamente el costo de la CBA y define a las personas como en situación de indigencia o no en función de la ubicación de su salario anual (INE, CEPAL, 1996). Así entonces la indigencia es completamente independiente a si la persona se encuentra pernoctando en la calle o es propietario, inquilino o presenta cualquier otro tipo de uso de un bien inmueble.

Por otro lado la definición de situación de calle no se determina en base a una canasta sino a una condición de vida. Para esta investigación tomamos la definición del Ministerio de Desarrollo Social de Uruguay, según el cual las personas en situación de calle son “aquellas personas que se hallan pernoctando en lugares públicos o privados, sin contar con una infraestructura tal que pueda ser caracterizada como vivienda, y a aquellas personas que, por

carecer de alojamiento fijo para pasar la noche, encuentran residencia nocturna en alojamientos dirigidos por entidades públicas, privadas o particulares que brindan albergue transitorio” (Mides 2011).

En el siguiente gráfico podemos observar comparativamente la evolución en tres períodos de tiempo de la pobreza, indigencia y situación de calle para el Uruguay.

**Gráfico 1. Porcentaje de personas en situación de pobreza, indigencia y calle**

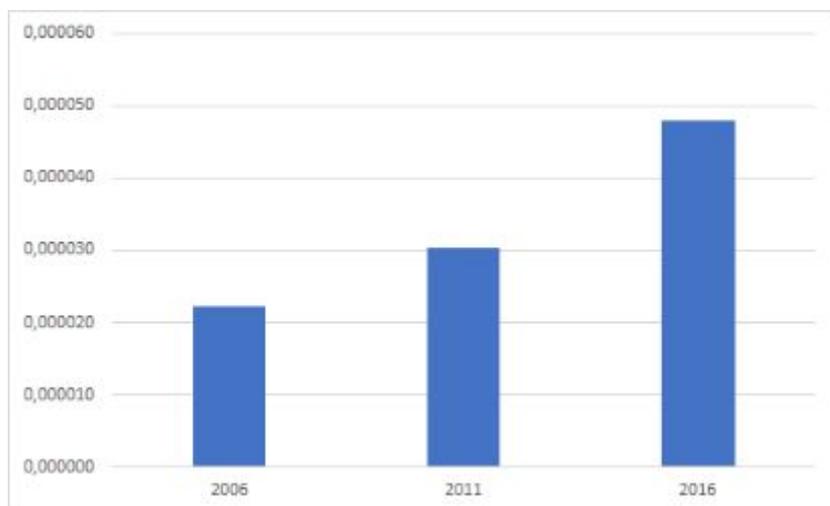


Fuente: elaboración propia en base a INE 2019 y Mides 2006, 2011, 2016

Lo primero a destacar del gráfico es la gran diferencia en los porcentajes de personas implicadas en cada concepto, mientras que la pobreza abarca guarismos superiores al 5%, la indigencia ha tendido a moverse por valores más cercanos al 1%. Por otro lado la situación de calle ataca a un porcentaje radicalmente bajo de la población total, valores inferiores al 1% y con cuatro ceros debajo de la coma.

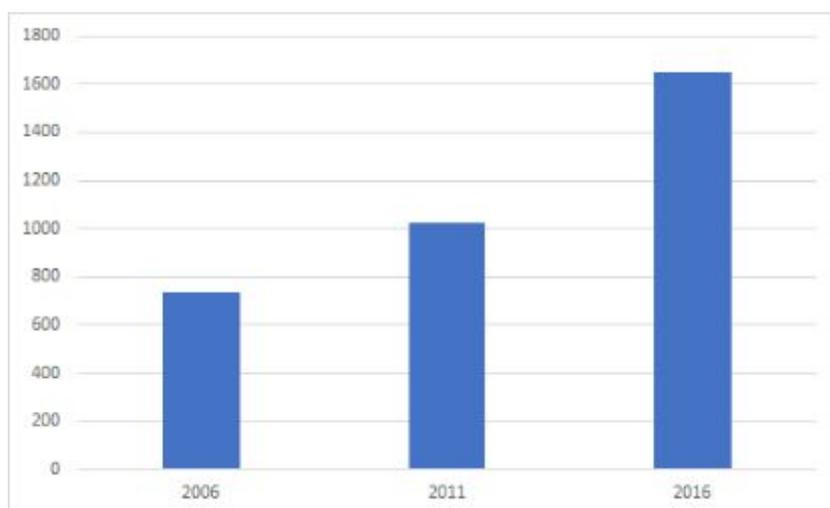
Son de hecho tan bajos los valores de personas en calle que carece de sentido la comparación porcentual a nivel país, por esto es mejor hablar del fenómeno en términos absolutos. En el gráfico 2 realizamos un zoom sobre los mismos valores porcentuales para situación de calle del gráfico 1, en el gráfico 3 presentamos los mismos valores pero en términos reales. Tanto la ilustración en valores absolutos como el ajuste porcentual nos muestran una tendencia similar de suba.

## Gráfico 2. Porcentaje de personas en situación de calle



Fuente: elaboración propia en base a datos de INE 2019 y Mides 2006, 2011, 2016

## Gráfico 3. Total de personas en situación de calle



Fuente: elaboración propia en base a datos de Mides 2006, 2011, 2016

¿Qué sucede en Uruguay con la pobreza, la indigencia y la situación de calle? Es más que consensuado que los porcentajes de pobreza e indigencia han disminuido, por otro lado el análisis sobre la situación de calle puede ser más confuso. Una primera lectura podría decir que la situación de calle presenta guarismos de suba muy claros, los gráficos 2 y 3 muestran para el período 2006 a 2016 un aumento mayor al 100%, lo cual va en contraposición a la baja de la pobreza y la indigencia. Una segunda lectura matiza estos valores, el gráfico 1 muestra de modo visual como son tan bajos los valores de gente en calle que es difícil hablar

de una tendencia a la suba, podría hasta afirmarse una suerte de constante con variaciones poco significativas; cuando los casos son tan pocos, leves cambios en las metodologías de detección por ejemplo pueden presentar alteraciones que vuelvan imposible hablar en términos comparativos.

Más allá del debate sobre un aumento significativo o no, lo cual no es el tema de este texto, queda claro que la situación de calle es una problemática que increpa a la sociedad uruguaya actual, que mantiene una notoria vigencia y que merece la pena ser investigada en mayor medida. En este sentido el presente texto toma los últimos registros oficiales (2016 y 2017) para hacer foco en un aspecto puntual de esta realidad: la exposición temporal al estar en calle y su vinculación con la asistencia a refugios. Creemos que en estas dos variables se puede comprender gran parte de la problemática que implica la situación de calle, entendida como una expresión del concepto de exclusión social.

### **3. Marco teórico y antecedentes**

#### **3.1 Antecedentes teóricos sobre la exclusión social**

El fenómeno que se quiere estudiar es el proceso de exclusión habitacional manifestado en las personas en situación de calle en el Uruguay actual. Para construir un andamiaje teórico se decidió como pertinente el desarrollo de los conceptos de vulnerabilidad y exclusión. Esta decisión radica en que se entiende al fenómeno de las situaciones de calle (en parte de la literatura denominado “sinhogarismo”, traducción del término “homelessness” en inglés, el cual denomina a una vasta cantidad de investigaciones sobre la temática) como una manifestación extrema de la exclusión habitacional; se entiende a su vez que para abordar correctamente el concepto de exclusión habitacional es necesario contextualizarlo bajo la noción de vulnerabilidad y el concepto general de exclusión, teorizaciones ya clásicas en la sociología.

##### **3.1.1 La exclusión como un proceso, el abordaje clásico**

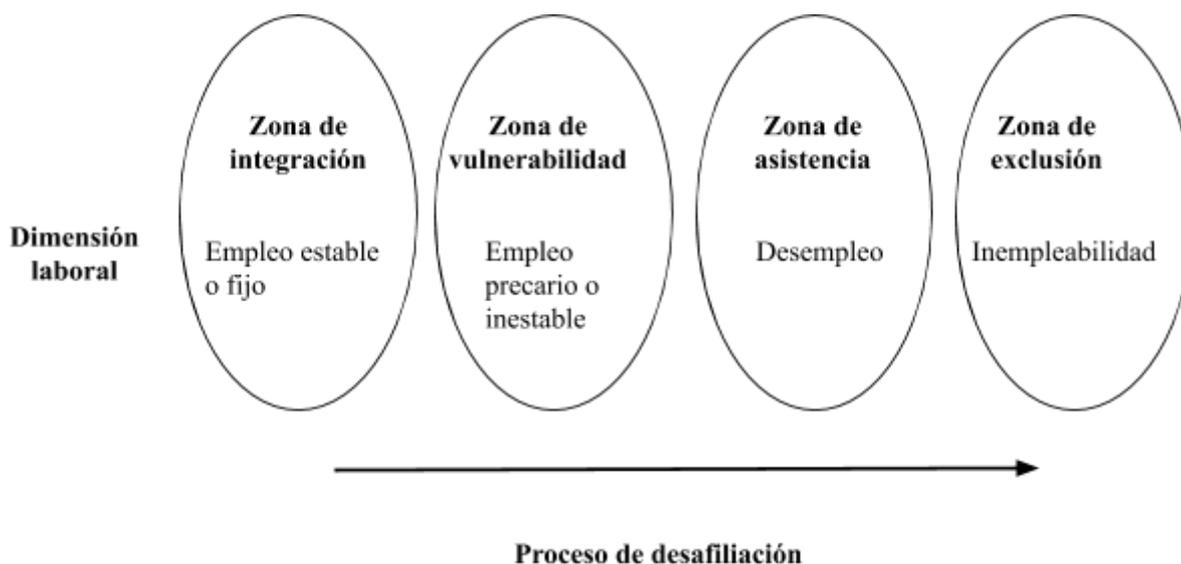
Sin duda alguna, en lo que refiere a la conceptualización de la vulnerabilidad y la exclusión, el aporte más destacado remite a la obra clásica de Robert Castel. El principal aporte teórico de este autor es comprender a la exclusión como un proceso intrínsecamente unido al de inclusión, de este modo la exclusión deja de ser un concepto estático para transformarse en

uno dinámico. Es más, Castel prefiere hablar de desafiliación que de exclusión para hacer hincapié en la idea de proceso.

En sus ensayos sobre el pauperismo (en los cuales se destaca “*La metamorfosis de la cuestión social*”) Castel explica el cambio por el que transitan las sociedades modernas hacia una nueva cuestión social, cuestión que remite a la emergencia de los supernumerarios, los “inútiles para el mundo”. Con esta conceptualización aborda el tema de cómo las nuevas estructuras laborales generan procesos de vulnerabilidad y desafiliación que lejos de restringirse a una *underclass*, agobian a un vasto colectivo social e increpan a todo ciudadano moderno (Castel, R. 1995).

La obra de Castel ha sido debatida, analizada y continuada por diversos investigadores de mayor actualidad. Entre los tantos de estos retomamos algunas ideas de José Félix Tezanos, quien diagrama cuatro zonas en el proceso de exclusión social: una zona de integración, una zona de vulnerabilidad, una zona de asistencia y una zona de exclusión. En consonancia con Castel, Tezano afirma que “La exclusión social, ha de ser entendida como la etapa final de un itinerario exclusógeno en el que inciden procesos subyacentes bastante complejos, de los que nadie puede quedar totalmente prevenido en una sociedad de riesgo” (Tezanos, 1999, p. 42).

Si bien Castel hace gran hincapié en sustituir el término exclusión por desafiliación, creemos que tanto a nivel coloquial como en citas académicas sigue la palabra “exclusión” teniendo un uso mayoritario. A su vez el autor y los continuadores de su corriente no descartan el término exclusión, como vimos en el párrafo anterior Tezano guarda el término para referir a una etapa final del proceso de desafiliación. Dichas estas aclaraciones, para nuestro análisis comprenderemos a la desafiliación habitacional sí como un proceso y emplearemos el término exclusión habitacional para referirnos a la zona radical o final de este trayecto en el que se desenvuelve la situación de calle. A continuación presentamos una ilustración tomada de la obra de Tezanos que interpreta el proceso de desafiliación desde la perspectiva de Castel para el ejemplo de la dimensión laboral.



Fuente: ilustración propia en base a Tezanos 1999

### 3.1.2 El enfoque latinoamericano sobre la vulnerabilidad y la exclusión

Otro cambio de enfoque importante en lo que a estudios sobre vulnerabilidad refiere fue el de Caroline Moser y su *“asset vulnerability framework”*. La autora estadounidense se destaca por abordar a la exclusión no desde las trayectorias y motivos de desafiación o por las carencias que poseen las personas en situación de pobreza, sino por los activos que los hogares o agentes excluidos poseen y sus estrategias de superación. Este marco teórico es luego llevado al contexto latinoamericano de la mano de la CEPAL, específicamente por el equipo de investigación de Rubén Kztzman; quien incorpora al marco teórico de Moser la idea de “estructuras de oportunidades” y forma así su modelo de estudio AVEO (Activos, Vulnerabilidad y Estructuras de Oportunidades). Al igual que Moser, Kztzman pone foco en las capacidades de los hogares o sujetos vulnerables, en sus posibilidades y su agencia, en la potencialidad de trazar trayectorias de inclusión o re inserción social.

En este sentido Kztzman presenta cuatro conceptos como ejes estructurantes de su visión: Entiende como “Estructuras de Oportunidades” a las probabilidades de acceso a bienes, servicios o actividades, que ya sea por facilitar el acceso a nuevos recursos o por la utilización de los recursos ya existentes, inciden sobre el bienestar de los hogares, las mismas se subdividen en estructuras provenientes del mercado, del Estado y de la sociedad. Define como “Activos” al conjunto de recursos tangibles e intangibles dispuestos para un hogar, cuya movilización permite el aprovechamiento de las estructuras de oportunidades existentes, ya sea para elevar el nivel de bienestar o para mantenerlo, siendo “activo” sinónimo de “capital”, este puede subdividirse en capital físico (financiero y material), capital humano (educación, salud y empleo) y capital social (heterogeneidad y fortaleza de los lazos). Bajo el

concepto de “Estrategias” entiende a las prácticas o modos de comportamiento, estas son formas particulares de articulación de activos que emplean los hogares o sujetos para aprovechar las estructuras de oportunidades. Finalmente, define “Vulnerabilidad” como una graduación que depende de los activos que posee un hogar o sujeto para trazar estrategias de aprovechamiento de las estructuras de oportunidades presentes (Kaztman, R. 1999).

En la actualidad, variadas investigaciones tanto locales como regionales se han anclado en las teorías de la vulnerabilidad; de entre este inabarcable espectro de trabajos desarrollaremos como antecedentes algunos de los textos de la Red de Vulnerabilidad de la ALAP (Asociación Latinoamericana de Población), la cual cuenta con un equipo multidisciplinario de 34 investigadores sociales. Tomamos estos antecedentes dada su explícita afinidad con el marco teórico recientemente planteado - particularmente con el abordaje AVEO - así como por su coherencia, actualidad y unificación analítica.

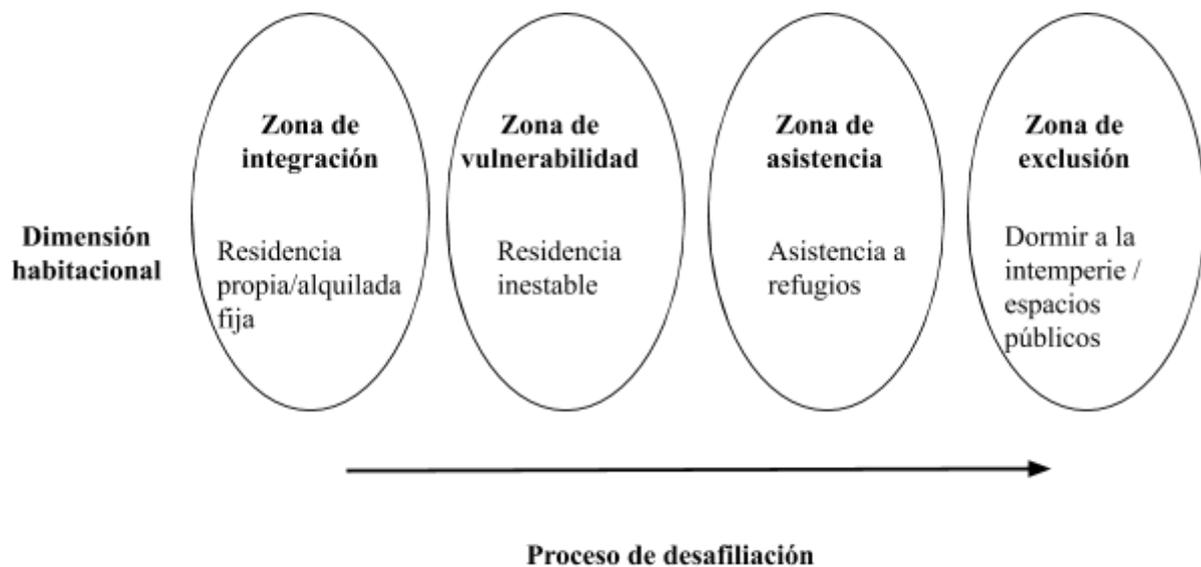
En el libro “*Pobreza y vulnerabilidad social: Enfoques y perspectivas*”, se muestra un recopilado de investigaciones de la Red de Vulnerabilidad presentadas en los Congresos del ALAP 2004, 2006 y 2008. Los 8 *papers* expuestos abarcan diversas manifestaciones de la vulnerabilidad social, tales como: la vulnerabilidad de género expresada bajo la feminización de la pobreza, posibles proyecciones de estratos vulnerables por regiones metropolitanas, estudios de caso sobre zonas desfavorecidas, la relación entre la vulnerabilidad social, económica y política, la vinculación entre la resiliencia y la vulnerabilidad, la particularidad de la vulnerabilidad educativa, el aspecto sociodemográfico de la vulnerabilidad y la vigilancia de los riesgos de la vulnerabilidad en la vivienda urbana para la salud. Todos estos antecedentes empíricos representan un fértil campo de aplicación de las teorías anteriormente desarrolladas, así como un esfuerzo de actualización y re debate analítico. De todos modos no aparecen en estos antecedentes estudios que vinculen esta rama de enfoques sobre la exclusión con la situación de calle, este nicho analítico no abordado nos presenta un buen espacio a completar.

### **3.1.3 Exclusión habitacional**

Desarrollamos así como el concepto de exclusión se encuentra fuertemente remitido al de vulnerabilidad e inclusión; desde su vertiente más clásica en este campo de estudio, la sociología ha entendido estos conceptos como temporales. De este modo un estudio de la exclusión debería esforzarse en comprender el proceso de desafiliación o desarraigo de una zona de inclusión, ya sea esta una exclusión laboral, educativa, o como en nuestro caso habitacional.

Por otro lado desarrollamos, también de manera muy breve, algunas actualizaciones y visiones regionales sobre la sociología de la exclusión. Estos insumos pueden servirnos para

incorporar otros conceptos que nutran la explicación sobre el proceso exclusógeno. Tener en mente ideas como la de estructuras de oportunidades, nos puede ser de gran utilidad a la hora de explicar la exclusión habitacional. Otros conceptos como los de trayectorias, zonas de exclusión y proceso de desafiliación nos servirán también como buenas herramientas argumentales para entender en qué modo y en relación a qué se dan los procesos de exclusión habitacional. A modo de ilustrar este punto retomamos el esquema de Tezanos sobre el proceso de desafiliación pero adaptado por nosotros a la dimensión habitacional y a la problemática homeless.



Fuente: elaboración propia

### 3.2 Antecedentes sobre la temática *homelessness*

Si bien como desarrollamos al comienzo de nuestro texto, existe un buen consenso en definir a las situaciones de calle como estados extremos de procesos de exclusión habitacional, los antecedentes internacionales sobre la temática *homeless* no han tenido quizás tanta interacción con las macro teorizaciones sobre la exclusión social, sino que han desarrollado un campo más autónomo de teoría de corto alcance. Esto no es necesariamente negativo, ya que implica un proceso de especialización en la temática, en este trabajo haremos un esfuerzo por caminar ambas sendas, transitando de la mano de la literatura más especializada pero sin dejar de lado las teorizaciones sobre la exclusión social.

### **3.2.1 Individualismo vs Estructuralismo**

Como tantos otros debates sociológicos, la historia sobre la conceptualización del fenómeno homelessness ha caminado principalmente entre dos explicaciones: una estructuralista y otra individualista.

Cronológicamente, las teorizaciones individualistas han sido las primeras en surgir. Los primeros estudios sociológicos específicos sobre gente en situación de calle datan de la literatura estadounidense de la década de 1970, autores como Anderson, Snow (Anderson, L. Snow D. 1994) o Wallace (Wallace, S. 1965) han sido las referencias primigenias en la temática. Las visiones individualistas han logrado desarrollar cómo ciertas características personales y conductuales se relacionan con la confluencia de trayectorias de vida en situaciones de calle, así como con la mantención de estas situaciones en el largo plazo. Variables como el consumo de sustancias y las enfermedades mentales tornaron un rol protagónico en este tipo de explicaciones.

Hasta mediados de los años 80 la definición de “individuos sin hogar” limitó el estudio de los mismos a una condición de aislamiento y cronicidad, explicado como consecuencia de problemas de adicciones a drogas o como una elección personal, lo que llevó el estudio de la problemática solamente a las personas que duermen a la intemperie. A partir de mediados del 90 se produjo un cambio en esta perspectiva. De este modo la cuestión se entiende como particularmente relacionada con la degradación del mercado de trabajo, lo cual repercute en rupturas de las redes de integración y protección social (Anderson, L. Snow, D. 1987).

Si bien la visión individualista se siguió desarrollando - los trabajos de Snow y Anderson, por ejemplo fueron incorporando diversos aspectos tales como las identidades de los *homeless*, el factor criminalidad, la asistencia a los mismos por parte del resto de la sociedad, entre otros - es como dijimos a partir de la década del 90 que comienzan a surgir dentro de la academia norteamericana explicaciones de porte más estructuralista, estas han encontrado las principales razones de la exclusión habitacional en fallas del mercado laboral, falta de cobertura por parte de políticas sociales, la liberalización y dificultad de acceso en el mercado inmobiliario, entre otros (Anderson, L. Snow, D. Backer, S. 1989) (Anderson, L. Snow, D. 1987) (Bunis, W. Snow, D. Yancik, A. 1996).

### **3.2.2 Posteriores desarrollos y una nueva ortodoxia**

Como resultado de esta tensión entre dos visiones, tanto opuestas como complementarias, es que surge y se ve consolidada a comienzos del 2000, una nueva ortodoxia que integra los postulados individualistas con los estructuralistas (McGhie, L., Barken, R., & Grenier, A. 2013). Esta nueva visión logra así consensuar como las situaciones de calle pueden ser entendidas como factores estructurales (tales como la falta de ingreso, trabajo o desalojo residencial), los cuales tienen un efecto mayor en ciertas personas dadas sus características

personales (tendencia al consumo de sustancias, problemas mentales, problemas en la mantención de vínculos familiares fuertes, entre otras).

Es de importancia considerar la impronta antropológica en la investigación de las personas en situación de calle, gracias a la misma es posible comprender el fenómeno no solo desde el aislamiento y la exclusión, en lo que se centran las otras visiones, sino incorporar la mirada desde los mismos actores. La visión desde el aislamiento ha aportado estudios sobre la desconexión de los sujetos respecto a las instituciones sociales dominantes y sobre el análisis de las diferentes rupturas de los individuos con el conjunto social, entre otros (Lewis, O. 1961) (Peralta, F. 1992). Como respuesta, el aporte etnográfico ha incorporado la posibilidad de ver más allá de las supuestas rupturas biográficas, las cuales son muchas veces forzadas y no representativas realmente; además, al comprender la cotidianidad en el ámbito de la exclusión, se ha fomentado el estudio de los procesos de re afiliación que se generan en contextos de exclusión.

Gracias a estos aportes y debates el estudio de la temática se ha seguido complejizando, tanto para incluir la perspectiva causal del fenómeno (se incorpora el estudio de las diferentes trayectorias de los individuos sin hogar, así como el carácter temporal del fenómeno), como para seguir profundizando la multidimensionalidad del mismo (el cual incluye no solo falta de techo sino otras dimensiones como la falta de vínculos sociales, laborales, la descalificación civil y política). Quizás el aporte más emblemático a esta complejización ha sido la creación del ETHOS (European Typology on Homelessness), tipología que identifica cuatro categorías de exclusión habitacional - *rooflessness*, *houselessness*, *insecure housing & inadequate housing* - desde las cuales se desprenden 13 categorías de sinhogarismo (Busch-Geertsema V, Edgar W, O'Sullivan E, Pleace N. 2010).

En el marco del FEANTSA (*European Federation of National Organisations Working with the Homeless*) y el *European Observatory on Homeless*, nace la ETHOS para proveer un andamiaje conceptual robusto y exhaustivo, que integra dentro de un mismo proceso a la situación de calle y la exclusión social. Esta última distinción conceptual no es menor, ya que a la hora de definir el fenómeno homeless la literatura ha tendido al street homeless (gente en situación de calle) o el rooflessness (falta de techo), dejando de lado la problematización sobre los estados anteriores a estas formas más extremas de exclusión habitacional. Entender así el fenómeno de la situación de calle como parte de un proceso de exclusión habitacional permite incorporar nuevas dimensiones y un abordaje longitudinal continuo desde la residencia formal hasta la situación de calle (Busch-Geertsema V, Edgar W, O'Sullivan E, Pleace N. 2010).

La tipología europea parte de la definición de tres dominios donde se expresa la exclusión habitacional: el físico (presencia de un espacio adecuado para el desenvolvimiento de la persona), el social (la capacidad de mantención de la privacidad y relaciones sociales) y el legal (la posesión o tenencia legal de propiedad residencial). En base a la intersección de

estos tres dominios es que la FEANTSA define siete categorías conceptuales, las cuales se dividen en dos tipos de situaciones de calle: rooflessness (sin techo) y houselessness (sin hogar); y cinco tipos de exclusión habitacional: insecure and inadequate housing (vivienda insegura e inadecuada), inadequate housing and social isolation within a legally occupied dwelling (vivienda inadecuada y aislamiento con ocupación inadecuada), inadequate housing with secure tenure (vivienda inadecuada con tenencia segura), insecure but adequate housing (vivienda insegura pero adecuada) & social isolation within a secure and adequate context (aislamiento social con contexto adecuado y seguro) - ver anexo 1 -

A partir de esta primera aproximación es que en 2009 se elabora el ETHOS, buscando una definición más operacional que pueda ser adaptada a diferentes contextos nacionales. Esta nueva tipología mantiene la distinción entre homelessness & social exclusion, pero reconoce dos categorías en la primera (roofless & houseless) y otras dos categorías en la segunda (insecure housing & inadequate living). Dentro de estas subcategorías se identifica 2 tipos de roofless, 5 tipos de houseless, 3 tipos de insecure living y 3 tipos de inadequate living - ver anexo 2 -

Al comparar las dos tipologías puede apreciarse un avance en la conceptualización del fenómeno y un cambio o afinamiento en la delimitación de los tres dominios de exclusión: El avance viene claramente por el lado de la generación de categorías operacionales y ejemplificaciones prácticas. El afinamiento se aprecia al ver como la categoría 1 del modelo viejo coincide con la categoría roofless del modelo nuevo, la categoría 2 del viejo con la houseless del nuevo, la 3 con la insecure housing y las 4, 5, 6 y 7 del modelo antiguo con la categoría inadequate living (Amore K, Baker M, Howden-Chapman P. 2011); esto implica que la exclusión del dominio legal queda sobre ponderada frente a las exclusiones de los dominios social y físico, siendo a su vez la del dominio social de mayor peso que la del físico.

Dentro del enfoque de la ETHOS se han identificado como cuatro a las principales causas que incrementan la probabilidad de una persona de volverse homeless. Estas se dividen entre estructurales, institucionales, relacionales y personales. Dentro de cada uno de estos causales encontramos a su vez diferentes factores de vulnerabilidad, y específicamente un conjunto de *triggers* (disparadores); estos últimos son los indicadores - operacionalizaciones - que según la literatura tienen mayor poder explicativo sobre la probabilidad de caer en situación de calle.

En respecto a las causas estructurales, cuatro son los principales factores de vulnerabilidad que en mayor medida podrían conducir a la situación de calle: los procesos económicos tales como la pobreza y la falta de empleo; la falta de acceso al mercado inmobiliario y la mantención residencial legal; la falta de protección social, referido a las políticas focalizadas de apoyo e inclusión social; la falta de ciudadanía y problemas relacionados a la inmigración ilegal (esta última tiene mayor peso en los países desarrollados). Los *triggers* que se han

identificado dentro de los factores de vulnerabilidad estructural son: los atrasos hipotecarios, el desalojo inmobiliario, la pérdida de alojamiento, el desempleo sostenido, el cambio de estatus, la estadía en un país sin ciudadanía legal, la falta de acceso al sistema de protección social (Busch-Geertsema V, Edgar W, O'Sullivan E, Pleace N. 2010).

Los causales institucionales emergen como factores de vulnerabilidad cuando las personas que necesitan de cierto soporte no logran recibir el apoyo adecuado debido a faltas de concepción, coordinación, planificación o eficiencia de estas instituciones. Encontramos factores tales como: disfuncionalidades en mecanismos de asignación, la extensión en instituciones de estadía temporal (orfanatos, prisiones, asilos, hospitales), problemáticas en la ejecución de planes de realojo residencial. Dos han sido los triggers identificados para estos factores de vulnerabilidad: la falta de apoyo institucional en situaciones de alta necesidad y la pérdida de hogar luego de entrar en una institución de estadía temporal (Busch-Geertsema V, Edgar W, O'Sullivan E, Pleace N. 2010).

En referencia a las causas relacionales, los principales factores de vulnerabilidad se vincula con el estatus familiar, las existencia de relaciones de abuso familiar, y la existencia de hitos traumáticos en la familia (divorcios, separaciones, muertes). En relación a estos factores de vulnerabilidad, los disparadores que han identificado como fundamentales en relación al homelessness han sido: el abandono del hogar familiar, la violencia doméstica y el vivir solo.

Por último, para las causas personales se identifican tres factores que incrementan la situación de vulnerabilidad: la discapacidad (enfermedades crónicas, problemas mentales o físicos), el bajo apego al sistema educativo y la adicción a sustancias (alcohol drogas, apuestas). Identificándose a su vez como triggers hacia la situación de calle: episodios de enfermedad grave, ausencias de apoyo frente a enfermedades graves, ausencia de apoyo frente al desapego del sistema educativo, consumo sostenido de sustancias adictivas (Busch-Geertsema V, Edgar W, O'Sullivan E, Pleace N. 2010).

Si bien puede apreciarse como la clasificación de factores de riesgo del ETHOS carece de una causalidad y delimitación clara de disparadores hacia la situación de calle, es en día una de las sistematizaciones más actualizadas en referencia a esta cuestión. Dentro de este marco se ha logrado identificar bajo cierta evidencia al desalojo residencial y la desvinculación familiar como los dos principales *triggers* en las trayectorias de exclusión habitacional que confluyen en situaciones de calle (Fitzpatrick S, Stephens M. 2007; Stephens M. 2010).

### 3.2.3 Antecedentes locales

El contexto de América Latina, si bien acarrea conceptualizaciones y una cronología académica similares a las de los países europeos, presenta sus particularidades, dadas en su mayoría por un contexto en el cual la exclusión urbana y precariedad residencial han sido de una magnitud mucho mayor que la de los países desarrollados, una parte de esta precarización se ve expresada en las situaciones de calle (Raffaelli, M. 1997).

Uno de los factores que en varios países de la región distingue la expresión del fenómeno situación de calle de los contextos primermundistas es la cuestión étnica y racial. Varios son los trabajos que vinculan la manifestación de las situaciones de calle en colectivos étnicos pauperizados (Aptekar, L. 1988). En estos contextos el factor cultural así como las barreras no solo físicas sino simbólicas operan como distanciamientos entre las poblaciones carentes de sustento habitacional y la ciudad formal (Aptekar, L. 1994).

A nivel programático las intervenciones sobre esta población han fluctuado entre la asistencia, el desentendimiento y la seguridad y salubridad pública. Por otro lado (y más expresado quizás en los años recientes) ha primado una corriente que tendiendo a mirar al contexto internacional busca adaptarla a la particularidad y problemáticas locales, en un enfoque desde la inclusión social. De este modo las teorizaciones y conceptualizaciones sobre el fenómeno situación de calle encuentran aquí una continuidad entre lo global y lo regional (Myers, W. E. 1989).

Llevado al contexto uruguayo, los antecedentes nos muestran que si bien el sinhogarismo se remonta a mucho tiempo atrás, es desde mediados de los 90 e incentivada por la crisis del 2002 que se consolida en Uruguay el fenómeno de la desafiliación social, presentando en Montevideo este carácter multidimensional que nos habla de la complejidad de la situación y de la heterogeneidad de casos que involucran (Ciapessoni, F. 2009).

Si bien el abordaje académico de la temática en el país encuentra voces en varias disciplinas, no existen hasta el momento gran cantidad de publicaciones dentro del campo puramente sociológico. En lo que respecta a la economía, el trabajo de Ceni, Ceni y Salas buscó entender a la problemática como algo más que la mera vulnerabilidad económica (Ceni F, Ceni R, Salas G. 2008) Continuando esta problematización, la tesis de Lucía Piñeyrúa nos brinda un enfoque desde el trabajo social sobre las preferencias adaptativas de las personas en situación de calle (Piñeyrúa L. 2010). Desde el campo de la antropología, trabajos como los de Rial, Rodríguez y Vomero profundizan sobre los procesos identitarios, de conformación y deterioro del sí mismo en esta población (Rial V, Rodríguez E, Vomero F. 2007). Desde una perspectiva similar a la antropológica, los estudios psicológicos profundizan en la subjetividad y en su mayoría encaran a su vez la cuestión de los jóvenes en calle, un ejemplo de esto es el trabajo de Gustavo Gómez (Gómez, G. 2014).

Desde el campo de la sociología son dos los trabajos con mayor difusión: en primer lugar los de Fiorella Ciapessoni y en segundo los de Gabriel Chouhy. Ciapessoni al estudiar las trayectorias identitarias de la población en situación de calle en Montevideo realiza una división en tres momentos de desafiliación: una primera etapa refiere a los primeros enfrentamientos del sujeto como forastero frente a la calle. En esta etapa se incorporan conductas, actos y prácticas que conforman circuitos de calle. En una segunda etapa el individuo se adapta a la calle adquiriendo conductas y estrategias de sobrevivencia. El tercer momento lo denomina habituación, en este los sujetos se acostumbran a desenvolverse en el mundo de la calle y los refugios, al mismo tiempo dejan de visualizar una salida a su problemática considerándose como “tipos de calle” (Ciapessoni, F. 2007).

Por su parte, Chouhy profundiza en la investigación cuantitativa construyendo un modelo de análisis de las trayectorias, posiciones y disposiciones de las personas en situación de calle, buscando trazar los recorridos típicos que expliquen por qué algunos sujetos transitan por el sinhogarismo en tiempos breves mientras que otros presentan una estadía más prolongada, encontrando la respuesta en los eventos adversos que empeoran la inserción laboral y el capital social (Chouhy, G. 2007).

### **3.3 Abordajes institucionales y programáticos**

Ya desarrollados los antecedentes investigativos sobre la temática homelessness, pasaremos a continuación a exponer brevemente cómo desde la órbita de las políticas públicas se ha mirado el tema, entendiendo que las mismas tienen una presencia más que importante en esta población de estudio. No puede entenderse de modo cabal el fenómeno situación de calle si se deja de lado los modos en que internacional, regional y localmente se ha buscado combatir esta problemática, especialmente si se deja de lado el papel que los *shelters* o refugios han tenido y tienen en la temática *homeless*.

Varios son los ejemplos de cómo se han enfocado las políticas en el contexto europeo: En Dinamarca a partir del 2009 bajo el abordaje “*housing first*” se han ejecutado políticas de reubicación de personas en calle enfocadas en erradicar los casos de personas durmiendo a la intemperie y recientes ex usuarios de hospitales sin residencia fija. En Finlandia se han venido realizando políticas escalonadas desde la década del ‘80, enfocadas primeramente en eliminar las situaciones de calle de largo plazo mediante refugios, actualmente el país se encuentra planificando cerrar los refugios para pasar a una política de vivienda a largo plazo. En Francia las políticas de refugios han presentado la particularidad de anclarse sólidamente sobre una normativa legal de derecho a la vivienda. Irlanda se ha pautado en el período 2001-2013 una serie de políticas escalonadas de 6 pasos llamada “*The Way Home*”, mediante la misma se pasa de combatir el dormir a la intemperie hasta la gestión de la vivienda propia, así como la prevención de grupos de riesgo de caer en calle (FEANTSA, 2010).

En los Estados Unidos desde la década de los '80 las situaciones de calle han tomado un papel muy presente en las grandes urbes como una problemática social estructural que se mantiene década a década más allá de los vaivenes macroeconómicos del país; se estima que alrededor de 610.042 personas que duermen actualmente en situación de calle en dicho país. A nivel de abordaje programático ha primado el “*Linear Approach*” construido sobre la base de que las personas en calle deben desplazarse por un repertorio escalonado de programas de inclusión social: “*emergency shelter*”, “*transitional shelter*” y finalmente “*permanent housing*”. Otro paradigma que más recientemente convive con el abordaje lineal es el denominado “*Housing First*”, el cual fomenta a las personas en calle a postular para diferentes programas de vivienda, acompañando posteriormente en los procesos de reubicación y renta (Williams, J. 2017).

Si vamos al contexto Latinoamericano, en Chile se han detectado actualmente 12 mil personas viviendo en situación de calle, a partir del año 2011 se elabora la “Política Nacional de Calle” orientada entre otros a los siguientes focos programáticos: instalar una red de alojamiento y servicios básicos, favorecer la revinculación familiar y comunitaria, mejorar el acceso a la salud y tratamientos por consumo de drogas, disminuir las barreras laborales para personas en calle (MDS, 2016). En Brasil se cuenta desde 2009 con la existencia de una “Política Nacional Para la Población en Situación de Calle”, la cual incorpora dos modalidades de intervención: los denominados Centros POP (Centro de Referencia Especializado para Personas en Situación de Calle) y los “Consultorios de calle”; los centros POP tienen encomendada la orientación y apoyo para la obtención de documentación personal, el acompañamiento a la red de servicios socio-asistenciales, la derivación de usuarios dependientes de sustancias psicoactivas para servicios de la red de salud, y hacia otros servicios de la salud; los consultorios de calle tienen como función prioritaria velar por la garantía del acceso a los servicios sociales y de salud a las personas en situación de calle con la particularidad de atenderlos en el mismo contexto de calle y no en centros o sedes (Gomes, J. 2018).

Más allá de las particularidades de cada país, en el continente latinoamericano se ha destacado recientemente la conformación de la Red Calle, integrada por Brasil, Chile, Colombia, Costa Rica, Uruguay y Paraguay; en su primer encuentro en 2018 con sede en Uruguay se trazaron líneas de abordaje común basadas en el reconocimiento del problema y la cooperación regional. En Uruguay, el Programa de Atención a las Situaciones de Calle (PASC) ex PAST del Ministerio de Desarrollo Social (Mides) es desde el lado estatal la institución a la que se le ha asignado la tarea de abordar la problemática de los individuos en situación de calle. Actualmente transformado en departamento, acciona por medio de diversos dispositivos: la oficina de Puerta de entrada (desde donde se deriva a las personas en calle a los refugios), Puerta de Ley de faltas, sistema de call center, equipos móviles y refugios (DINEM, Mides. 2014).

Concebidos para dar cabida a los distintos perfiles de calle, en Uruguay existen tres tipos de refugios: Los centros de nivel uno apuntan a la población en peores condiciones, en ellos se trabaja en la atención de documentación básica. Los centros de nivel dos buscan consolidar cierta estabilidad en las condiciones de vida de los sujetos. En los centros de nivel tres se intentan consolidar los procesos iniciados en el nivel anterior, tratando que los sujetos logren cierta autonomía y puedan si entonces reinsertarse en la sociedad. Si el individuo logra egresar se busca realizar un seguimiento sobre su situación habitacional, laboral y de contención, entre otros aspectos (web: PASC, mides).

Luego de este muy breve recorrido por algunos de los enfoques programáticos a nivel internacional, regional y local, podemos extraer ciertas conclusiones: El fenómeno *homeless* no es independiente de las políticas diseñadas para su superación. Si bien se pueden encontrar particularidades en cada país, en todos parece existir un eje común por el cual la situación de calle se combate de manera escalonada trazando trayectos hacia la inclusión. En este escalonamiento los refugios o “*shelters*” aparecen sin duda como la primera y más difundida medida paliativa de abordaje para las personas durmiendo a la intemperie, esto nos dimensiona la importancia de poder medir el acceso a refugios, comprendiéndolos como posiblemente el primer soporte institucional de inclusión (o estructura de oportunidades estatal) dentro de la zona de exclusión social que representa la calle.

#### **4. Objetivos e hipótesis de investigación**

Los censo parecen indicar que la situación de calle no es un fenómeno atemporal sino que el proceso, la trayectoria, es un aspecto fundamental, casi inherente al mismo (Caton, C. L. M., Dominguez, B., Schanzer, B., Hasin, D. S., Shrout, P. E., Felix, A. 2005). En este mismo sentido los antecedentes locales cualitativos logran teorizar hasta sobre tres estados de inmersión en la situación de calle y los efectos que estos tienen sobre la identidad de los sujetos.

Al mismo tiempo en el sentido programático, se puede apreciar ciertas concordancias en que el abordaje a las situaciones de calle debe entender el aspecto temporal del fenómeno, con políticas enfocadas a cada momento del mismo. Los refugios temporales aparecen como el gran común denominador en todos los países, dando respuesta inmediata a la emergencia del dormir a la intemperie; en varios casos los refugios de estadías transitorias y el acompañamiento institucional surgen luego como políticas de mediano plazo, y en algunos países se observan lineamientos exitosos de soluciones habitacionales definitivas.

En la búsqueda de integrar los enfoques analíticos con los abordajes programáticos es que esta tesis tiene como objetivo incorporar el factor temporal como variable explicativa de la

asistencia a refugios. Estamos así frente a dos variables clave para entender el fenómeno *homeless*: la exposición a la situación de calle y la asistencia a refugios. La primera expresa la cronología que implica la exclusión habitacional, la segunda la posibilidad de inclusión sobre un soporte institucional.

### **Objetivos de investigación**

- 1- Testear si la variable años de exposición a situación de calle presenta un efecto significativo sobre la variable primera asistencia a refugio, y poder controlar este efecto por otras variables latentes.
- 2- Cuantificar si por cada año de exposición a calle se reducen las probabilidades de una primera asistencia a refugio (lo cual se explicaría por el incremento de un proceso exclusógeno), o si por cada año de exposición a calle aumentan las probabilidades de una primera asistencia a refugio (lo cual se podría explicar por ejemplo, por un efecto de cansancio o agotamiento a los devenires del estar en calle).
- 3- Zanjados los anteriores objetivos, reflexionar sobre la causalidad teórica de este efecto: ¿la explicación del mismo se encuentra en el proceso de exclusión habitacional aludido en los antecedentes investigativos? dado así sería el fenómeno de exclusión habitacional lo que llevaría a una habituación a la calle incompatible con la asistencia a un soporte de inclusión como los refugios.

### **Hipótesis de trabajo**

- 1- Las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio son iguales tanto en los primeros años de exposición a la calle como en los años más avanzados de exposición (hipótesis de independencia).
- 2- Las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio se reducen fuertemente luego de los primeros años de exposición a la calle (hipótesis de la exclusión).
- 3- Las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio aumentan fuertemente luego de los primeros años de exposición a la calle (hipótesis alterna).

## 5. Metodología

### 5.1 Análisis de supervivencia

El análisis de historia de eventos, survival analysis o análisis de supervivencia es una técnica inferencial diseñada para modelizar un fenómeno en términos temporales, específicamente busca abordar temas en los que es necesario medir el tiempo que se tarda en ocurrir un determinado evento. Si bien sus primeras aplicaciones fueron dentro del campo de la epidemiología (de ahí la razón de encontrar términos como “supervivencia”, “defunción” y otros similares en su nomenclatura), el uso que estos abordajes presentan actualmente es muy diverso. En el tema de este trabajo el abordaje de historia de eventos es propicio en el sentido de dar cuenta del efecto proceso que tiene el estar en calle sobre el evento asistencia a refugio, más adelante se verá como amalgamamos nuestro problema de estudio con la metodología en cuestión. Como en cualquier metodología, los enfoques de historia de eventos presentan una jerga propia, a continuación dedicaremos algunos párrafos a explicitar las principales nomenclaturas utilizadas en el presente análisis.

Dos conceptos fundamentales son los de “estado” y “evento”. Mientras que el primero refiere a la situación en la que se encuentra el caso de estudio en un tramo de tiempo, el segundo remite a un cambio cualitativo específico de pasaje de un estado de situación a otro. De este modo ambos conceptos se encuentran imbricados: la aparición de un nuevo evento implica el cambio de un estado en la trayectoria de vida del sujeto de estudio.

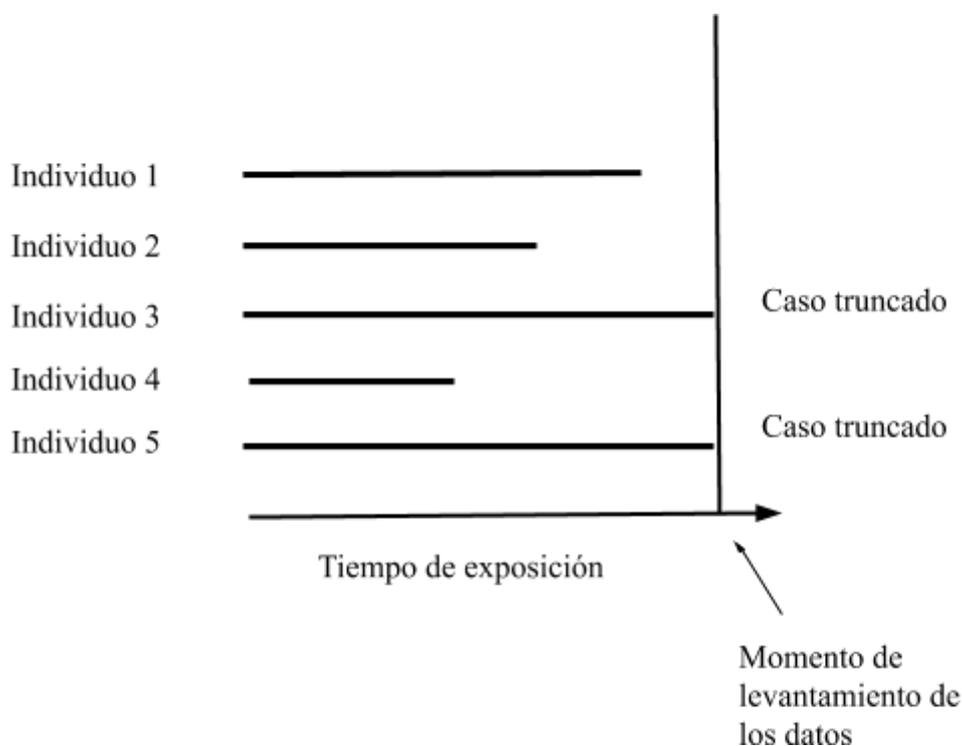
Una característica tanto de los eventos como de los estados a tener en consideración es la renovabilidad o no renovabilidad de los mismos. Algo renovable puede desaparecer y reaparecer (como por ejemplo el estado de empleado que puede perderse y recuperarse), mientras que un evento o un estado no renovables no tienen posibilidad de hacerlo (el evento “primer hijo nacido” y el evento “ingreso en la paternidad” son dos ejemplos de esto).

Un tercer concepto a utilizar es el de “conjunto de riesgo”, el cual se entiende como el conjunto de casos expuestos a la posibilidad de experimentar un evento en un determinado momento temporal. De este modo ser parte del conjunto en riesgo implica un estado previo al evento de interés, luego de sucedido el evento los casos de estudio abandonan el conjunto de riesgo y forman parte del nuevo estado. A su vez existen también casos fuera del conjunto en riesgo sin posibilidad de experimentar el evento en cuestión.

Un cuarto concepto a considerar es el de “duración”, este quizás más intuitivo remite a la cantidad de tiempo de exposición al riesgo de experimentar el evento en cuestión. Por ejemplo un ex fumador que reincide a los 10 años, tuvo 10 años de duración expuesto al riesgo de experimentar el evento “reincidir como fumador”.

Otro concepto dentro de la jerga de historia de eventos es el de “truncamiento”. El truncamiento refiere a casos donde el evento de interés no se observa por la misma incapacidad del relevamiento, el evento podría haber ocurrido o puede ocurrir en un futuro, pero la base de datos no lo observa. La situación más común de truncamiento es el “truncamiento por derecha”, en el cual hay  $x$  cantidad de casos que estando en el conjunto de riesgo, todavía no han experimentado el evento a la hora de efectuado el relevamiento de datos (por ejemplo un joven de 22 años que al momento de ser entrevistado no ha tenido hijos, cuando el evento de interés para el estudio es tenencia del primer hijo. Este joven puede o no tener su primer hijo en los posteriores años). Existen técnicas de análisis de historia de eventos que nos permiten de todos modos trabajar con estos casos truncados y con la información que aportan sin correr con los sesgos que podrían acarrear (Solís, P. 2013).

En la siguiente ilustración se muestra de modo visual el formato de los datos en un estudio de historia de eventos:



Fuente: Solís, P. 2013

Un primer paso a la hora de realizar análisis de historia de eventos consiste en visualizar de modo descriptivo la distribución de los eventos de interés en el correr del tiempo. Asumiendo que el tiempo al evento de interés es el resultado de una variable aleatoria  $T$ , se puede definir la probabilidad de ocurrencia de dicho evento en un intervalo  $t, t + n$ . Dado esto:

$$q_{t,t+n} = Pr(t < T < t + n | T < t)$$

La función de supervivencia corresponde a la probabilidad de que el evento no haya ocurrido antes del tiempo  $t$ . Mientras que la probabilidad de ocurrencia del evento antes de  $t$  corresponde a la función de distribución acumulada:

$$S_t = Pr(T \geq t) \quad F_t = 1 - S_t$$

Mediante un estudio de tabla de supervivencia podemos observar los sobrevivientes de experimentar el evento; así como los “failure”, proporción acumulada de quienes han experimentado el susodicho evento, controlando a su vez por los casos truncados por derecha (Solís, P. 2013).

Lo visto hasta ahora, si bien puede ser de gran utilidad, no corresponde más que a métodos descriptivos. Estos permiten explorar los datos de tiempo al evento, son fecundos en la reflexión de hipótesis, pero no reflejan correlaciones ni mucho menos causalidades. Para sí adentrarse en este tipo de aseveraciones debemos introducirnos en modelos de regresión. Dentro de los estudios de historia de eventos planteamos aquí dos modelos de regresión: los de tiempo discreto y los de tiempo continuo. Mientras que en los primeros no se dispone de información sobre intervalos de duración al evento, en los segundos sí se cuenta con información exacta de la duración al evento, en el presente trabajo contamos con datos para realizar un modelo de tiempo discreto (Solís, P. 2013). A continuación desarrollamos los fundamentos de la técnica de regresión logística.

## 5.2 Regresión logística

La metodología aplicada en este trabajo y la metodología de regresión en general puede considerarse como ramificaciones del clásico modelo lineal de probabilidad. Es que el MLP presenta varios problemas, tales como la no normalidad de los  $ui$ , la heterocedasticidad de  $ui$ , la posibilidad de que  $\hat{Y}_i$  esté fuera del rango 0-1, los bajos valores de  $R^2$ , entre otros. Además de esto, el mayor problema del MLP es que a nivel lógico no representa una explicación satisfactoria para muchos problemas de la realidad, dado que son muy pocas las situaciones en donde el efecto marginal de  $X$  es constante a lo largo del tiempo, lo más común es enfrentarnos a fenómenos donde se ven topeados los valores mínimos y máximos de  $X$ , donde quizás no se observan valores negativos y/o donde el crecimiento es no constante a lo largo del tiempo (Hosmer, D. Lemeshows, S. Sturdivant, R. 2013).

Se ha encontrado una solución a estos problemas en los modelos probabilísticos. Los mismos presentan algunas características de particular interés: permiten que a medida que aumente  $X_i$ , también lo haga  $P_i = E(Y = 1|X)$  pero lo haga sin salirse del intervalo 0-1; la relación entre  $X_i$

y  $P_i$  es no lineal, o sea que por cada crecimiento de  $X_i$  se presenta un crecimiento de  $P_i$  con tasas cada vez menores y con tendencia a 1, y por cada disminución de  $X_i$  se presenta una disminución de  $P_i$  con tasas cada vez menores y con tendencia a 0. Dentro de los modelos probabilísticos encontramos ejemplos como el logit, probit o el tobit (Menard, S. 2002). En sociología ha tendido a preponderar el modelo logit (o de regresión logística), este es el que empleamos para la presente investigación.

En muy breves palabras podemos decir que el análisis de regresión logística es un método dentro de la familia de los modelos lineales generalizados, el cual posee el fin de predecir el comportamiento de una variable dependiente categórica (para el caso aquí presentado dummy 1-0) en función de un conjunto de variables predictoras independientes. Este comportamiento suele expresarse tanto en probabilidades como en odds ratio -“chance” de ocurrencia de un evento sobre otro- (Hosmer, D. Lemeshows, S. Sturdivant, R. 2013).

El ajuste que comprende el modelo logístico frente al lineal consiste en transformar la variable dependiente en un logaritmo a modo que sus valores varíen como probabilidades entre 0 y 1. Formalizando, el modelo de regresión logístico puede expresarse del siguiente modo:

$$g(x) = \text{Ln} \left[ \frac{P_{(Y=1;x)}}{1-P_{(Y=1;x)}} \right] = X\beta = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon$$

Donde  $g(x)$  es el logit del logaritmo neperiano de la razón de momios,  $P$  la probabilidad de ocurrencia,  $\beta$  la constante que representa a cada una de las respectivas regresoras y  $\varepsilon$  el término asociado de error (Hosmer, D. Lemeshows, S. Sturdivant, R. 2013).

De este modo el resultado final de un modelo de regresión logística comprende una variable dependiente binaria y un conjunto de variables independientes regresoras con su correspondiente grado de significación y su peso explicativo. Dada la conversión a logit es claro que el efecto de los  $\beta$  no puede leerse de modo directo como en la regresión lineal, de aquí surgen entonces tres posibles conversiones para la interpretación: en términos de Odds Ratio, en términos de probabilidades, y en términos de margins .

El término Odd Ratio en inglés se refiere a la razón que entre la ocurrencia de un suceso respecto a su no ocurrencia. Se interpreta como ventaja comparativa de algo en relación de otro algo, o como chances de ocurrencia, y es muy usual en la nomenclatura de los juegos de apuestas. En términos formales expresamos una razón de odd como:

$$\text{Odd} = \frac{p}{q} = \frac{p}{(1-p)}$$

Siendo  $p$  la probabilidad de ocurrencia de un evento y  $q$  su opuesto.

Quizás la expresión en términos de Odds Ratio no sea la más común o la más fácil de interpretar en el ámbito coloquial. Por esto hablar en términos de probabilidades tiende a ser más recomendado a la hora de difundir los resultados de una investigación. Los margines o marginales son también otro modo de expresar probabilidad, la particularidad de los mismos es que expresan las probabilidades aisladas del efecto de una sola regresora sobre la variable dependiente ya habiendo controlado por las demás regresoras del modelo.

La regresión logística viola algunos supuestos del modelo de regresión lineal, tales como el de linealidad, normalidad y homocedasticidad: El modelo exige linealidad entre la variable dependiente y los logaritmos de los Odds de las regresoras (de aquí la conversión a logit) pero no entre los valores de las variables en sí. La distribución de los errores de las variables independientes no tiene que presentar distribución normal, recordemos que entre las regresoras pueden existir variables nominales u ordinales, incluso binarias. En este mismo sentido las regresoras incluidas en un modelo logit pueden ser sí variables nominales y hasta binarias, por definición estas acarrearán un comportamiento heterocedástico en su varianza. El modelo logístico comparte con el modelo lineal el supuesto de no multicolinealidad en las variables regresoras (Web: Ferre, M. 2015).

Luego de ajustados los datos, revisados los supuestos y corrido el modelo, el análisis no culmina con la simple lectura de los Odds de cada regresora y su significatividad. Un procedimiento necesario para considerar culminado el trabajo estadístico es la realización de análisis de post estimación. Los análisis de post estimación consisten en una batería de tests para interpretar la bondad de ajuste del modelo a los datos, un procedimiento estándar consiste en corroborar varios tests (no hay un consenso cerrado sobre cuantos o cuales) sobre diferentes modelos anidados para depurar entre ellos el que presente mayor peso explicativo de la varianza total y mejor ajuste a los datos reales (Menard, S. 2002).

Por temas de claridad en la lectura del trabajo decidimos no extendernos en este momento sobre los estadísticos de post estimación y dejar su explicación para el final del apartado analítico. Así no haremos que el lector tenga que volver sobre estas páginas y le sea menos árida la comprensión de los estadísticos.

## **6. Bases de datos y operacionalización de conceptos**

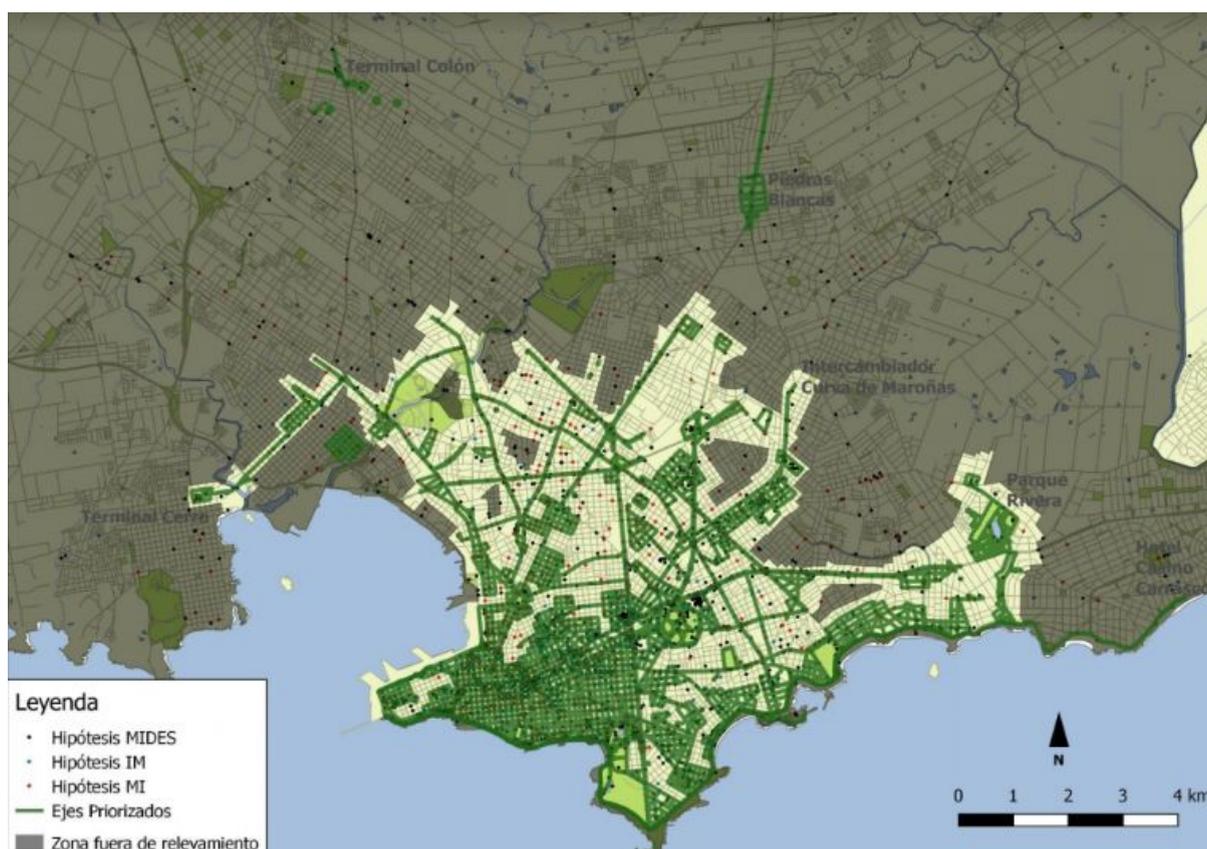
### **6.1 Bases originales**

Para este estudio se emplearon dos bases de datos de dos fuentes distintas: el relevamiento de personas pernoctando en calle del Mides 2016 y el relevamiento de usuarios de refugios del Mides 2017.

El relevamiento calle presentó una metodología de recorrido por la ciudad de Montevideo en la madrugada del 21 de junio entre las 00:00 y las 06:00 hs, el equipo de relevamiento consistió de 61 grupos de 6 personas (1 supervisor, 2 asistentes y 3 encuestadores). En primer lugar se procedió a realizar un conteo de personas pernoctando a cielo abierto en espacios públicos mediante un avistamiento visual (entiéndase pernoctar como acampar y/o disponer de dormir), mediante esta se detectaron 556 en 408 puntos de la ciudad. En segundo lugar se procedió a realizar una entrevista en los casos que fuera posible, a la cual accedieron 407 personas, la misma buscó recabar datos sociodemográficos y sobre la situación de estadía en calle (Mides 2016).

La base de datos final de este relevamiento consta de 407 casos y presenta los siguientes módulos: un repertorio de variables de identificación y caracterización demográfica, un segundo módulo de auto percepción sobre los motivos de estadía en calle y uso de refugios, otro sobre contactos y contención familiar, continúa luego con los tópicos educación, trabajo, salud y consumo de sustancias. La base finaliza con un módulo de preguntas al encuestador donde entre otras existe una variable sobre la veracidad de la información declarada (de suma importancia si tomamos en cuenta que son entrevistas cortas a una población en alto grado de exclusión).

En el siguiente mapa se ilustran tres detecciones georreferenciadas previas al levantamiento de 2016: con puntos azules los lugares donde se han registrado situaciones de calle según los registros de los equipos móviles del MIDES, con puntos verdes los detectados por registro de la Intendencia de Montevideo y con puntos rojos los detectados por el Ministerio del Interior. En base a estos antecedentes se generaron zonas de alta densidad (marcadas en verde), densidad media (amarillo) y baja densidad (gris). Con estas consideraciones se ejecutaron diferentes criterios de exhaustividad a la hora de pautado de recorrido y levantamiento de datos.



Fuente: Mides 2016

El relevamiento en refugios fue aplicado durante el primer semestre del año 2017, recabando datos de usuarios de 45 refugios en su mayoría de Montevideo, se estima que el total de usuarios en el país es de 1214. La base final consta de 592 casos y presenta un expansor que multiplica a cada uno por un valor entre el 1,66 y el 2,49 conformando así una muestra de aproximadamente el 50% de la población estimada. El modo de ejecución fue mediante un formulario estandarizado aplicado por los funcionarios de cada refugio a los usuarios de los mismos. La base de datos final de este relevamiento presenta los mismos módulos que la de 2016 con leves variaciones en algunas de las preguntas, mayor extensión en algunas dimensiones e incorporando un módulo sobre opiniones acerca de los refugios; la base también presenta una variable filtro por veracidad de la información brindada en cada entrevista. A continuación se presenta un cuadro con los refugios relevados tomando en consideración el expansor de cada caso:

Nombre del refugio	Nº de usuarios ponderado	% de casos sobre el total
CPP La Teja	33	3
Soy porque somos Pando	30	2
Eusebio Vidal	31	3

Maldonado	31	3
Asociación Solidaridad	27	2
Asociación Solidaridad	37	3
Coopel La Paz	32	3
Coopel Inca	27	2
Hermanos Gil	32	3
Rivera PA Factor solidaridad 182	38	3
Factor Solidaridad Rivera Planta baja	34	3
Otras manos 25 de Mayo	33	3
Otras manos Requena	28	2
Plataforma Cassinoni	27	2
Plataforma Defensa	31	3
Ronda Catonga 8 de Octubre	33	3
Ronda Catonga Garibaldi	33	3
Ana Monterroso	32	3
Charrua	31	3
Sumando opciones Agraciada	35	3
Senderos Presidente Berro	28	2
Socaire Herrera	35	3
Socaire Suipacha	33	3
DDHH Durazno	33	3
Barrios Amarin	35	3
Guidai Ejido	27	2
Guidai Yi	38	3
Plemu	30	2
Contingencia	67	6
31	32	3
Centro Diurno Dar Andes	29	2
Tarará	59	5
Flor de Pereda Plemu	30	2
Plemu Pagola	14	1
IAU Caguá	13	1
Pablo VI	8	1
Obra social Pablo VI - Refugio Milagrosa	4	0
Mateo y Fray Marcelino	8	1
La heroica	13	1
Dar Casavalle	13	1
Arq. de la Vida Chimborazo	11	1

Centro Joanicó	14	1
Instituto Artigas	6	0
<b>Total</b>	<b>1214</b>	<b>100</b>

Fuente: Base Mides 2017

## 6.2 Recodificación y depurado de datos

Uno de los desafíos del presente trabajo consistió en el tratamiento y la fusión de ambas bases de datos, la misma era necesaria para poder abarcar de manera integrada a las dos subpoblaciones dentro de las personas en calle, quienes han asistido a refugios y quienes nunca lo han hecho. Las dificultades se presentaban en: tener dos períodos anuales distintos de relevamiento de datos, lo cual podría implicar que casos relevados en 2016 fueran relevados luego en 2017; no contar con IDs de cada caso (por cuestiones de privacidad de la información) lo cual dificulta el chequeo mencionado anteriormente; no ser ninguna de las dos bases pensadas realmente para un estudio longitudinal, por lo cual las preguntas cronológicas (“¿en qué año fue la primera vez que..?”, “¿a qué edad usted..?”) eran muy reducidas; no haber sido todas las preguntas realizadas exactamente del mismo modo, si por ejemplo las opciones de respuesta no son iguales es necesario realizar ajustes o en algunos casos no es posible compararla para ambos años. A continuación se desarrolla como se lograron salvar cada uno de estos desafíos y se presenta el formato de la base de datos construida para el análisis.

El primer paso de este proceso consistió en la limpieza de datos de ambas bases de modo separado. La limpieza fue pensada siempre en función del objetivo analítico, nuestra variable dependiente sería “asistencia a refugio sí/no” y para el estudio de historia de eventos necesitábamos el año en que hubiera sucedido ese evento. Nos encontramos con que en la base calle existían 161 casos que declaraban nunca haber asistido a refugio, 238 casos que declaraban haber asistido alguna vez y 8 missings. De estos únicamente nos interesaban los casos que habían declarado nunca haber asistido a refugio ya que aportaban varianza a nuestra variable dependiente, además los casos que habían declarado haber asistido alguna vez no nos proporcionaban el año de asistencia por primera vez por lo cual solo aportarían ruido a nuestro análisis. Así es que se optó en la limpieza por dropear a todos los casos que declararon haber asistido alguna vez a refugio y a los missings.

En ambas bases se dió de baja también a los casos en que se comentó como no verídica la información proporcionada por el entrevistado, esto es de suma importancia en la reducción de sesgos proporcionados por cuestiones intrínsecas al estudio, como por ejemplo estar preguntando sobre consumo de sustancias ilícitas, entrevistar a personas con problemas mentales, consultar sobre antecedentes legales, entre otras cuestiones.

Por último se realizó también limpieza de datos por inconsistencias internas de las bases. Esto refiere puntualmente a dos casos en que la edad tabulaba 116 años, 7 valores en que la edad de caída en calle era mayor que la edad de la entrevista, 19 casos en que la edad de primera asistencia a refugio era mayor que la edad de la entrevista, 32 valores en que la edad de caída en calle o de primera asistencia a refugio estaba tabulada como 99 (que en realidad son missings).

Un segundo paso consistió en la recodificación de los datos para hacer fusionables ambas bases, si los nombres de las variables así como sus opciones de respuesta no son idénticos no es posible fusionar los casos. Dado que en el relevamiento 2017 se realizaron varios cambios con respecto al de 2016 no fue posible integrar todas las dimensiones que podrían haber sido de interés, de todos modos fue aceptable la cantidad de dimensiones que sí pudieron ser tratadas en una fusión. A continuación se enumeran las variables que sí pudieron ser empatadas en ambas bases: edad, edad de la primera vez que durmió en calle, edad de la primera vez que durmió en un refugio, ciudad de nacimiento, país de nacimiento, identidad de género, ascendencia principal, nivel de educación formal más alto cursado, alguna vez estuvo en INAU, cuenta con ayuda o asistencia, trabaja actualmente, presenta problemas de salud, presenta alguna discapacidad, consume algún tipo de sustancias, ha estado alguna vez privado de libertad.

Ya con ambas bases recodificadas en estas variables, se procedió a en cada una de ellas generar dos variables de identificación o ID para controlar que no hubiera ningún caso que hubiera sido entrevistado en 2016 en la calle y luego en 2017 en un refugio, lo que generaría un problema de duplicación. La primera variable de identificación partió del supuesto de que para todos los casos la edad relevada en 2016 fue igual a la edad relevada en 2017 (nadie llegó a cumplir un año entre un relevamiento y el otro), la segunda tomó el supuesto contrario, que la edad de 2017 era 1 año mayor a la de 2016 (todos llegaron a cumplir un año). Dados estos dos supuestos el valor del ID era un número de máximo 10 dígitos igual al número de edad, continuado por el número años en calle, continuado por el valor de la variable dummy país de nacimiento, luego por el valor de la variable dummy género, la variable dummy ascendencia, el valor de máximo nivel educativo y finalmente por asistencia a INAU. Mediante el primer supuesto no apareció ningún caso duplicado para ambos años, mediante el segundo supuesto aparecieron 2 casos duplicados en ambas bases, dado que el único modo de saber cual de los supuestos es correcto es acceder a los verdaderos IDs se optó por tomar el primer supuesto, no eliminar ningún caso y dejar notificado cuales son los 2 posibles duplicados.

Limpiadas y fusionadas ya ambas bases, el siguiente paso consistió en preparar la base para el estudio de historia de eventos. Si refrescamos nuestro problema de investigación y los conceptos desarrollados en el apartado metodológico, recordaremos que para realizar un análisis de supervivencia necesitamos indefectiblemente un evento de origen, un estado de riesgo y un evento de salida, medidos estos en una unidad temporal. En nuestro caso el

evento de origen refiere al momento en que se durmió por primera vez en calle, variable que suele utilizarse en los estudios sobre *homelessness* como operacionalización del evento “caer en calle” dado que representa el momento de quiebre identitario en el que el sujeto decide o es forzado a prescindir de todo reparo habitacional. El estado de riesgo, tramo de tiempo en que se está expuesto a experimentar el evento de salida, es estar en situación de calle sin haber asistido a un refugio. Por último el evento de salida, nuestra variable dependiente, es el momento de asistencia por primera vez a un refugio. Como la medición del tiempo se realiza en años de edad los respectivos eventos se midieron como “edad en que se durmió por primera vez en calle” y “edad de asistencia por primera vez a un refugio”, para los casos que experimenten el evento el período de exposición al riesgo implica los años desde la edad en que se durmió por primera vez en calle hasta la edad en que se asistió por primera vez a un refugio, para los casos truncados (quienes no experimentaron hasta el momento de levantamiento de información el evento de salida) el período de exposición se extiende desde la edad de caída en calle hasta la edad en la que fue relevado el caso.

En la siguiente tabla se ilustran algunos casos para ejemplificar estas tabulaciones. La variable “edad” corresponde a la edad del caso al momento del levantamiento de información, “edad\_calle” a la edad de caída en calle para cada caso, “refugio” a si ha asistido o no a refugio (1 sí, 0 no), “edad\_ref” la edad a la que ha asistió por primera vez a un refugio, “duración” la diferencia entre la edad\_ref y edad\_calle para los casos que han asistido a refugio o la diferencia entre edad y edad\_calle para los que no han asistido a refugio.

	edad	edad_calle	refugio	edad_ref	duracion
1.	57	54	1	54	0
2.	52	52	1	52	0
3.	52	52	1	52	0
4.	52	48	1	48	0
5.	52	51	1	51	0
6.	62	50	1	60	10
7.	63	54	1	54	0
8.	43	37	1	43	6
9.	44	43	1	43	0
10.	46	46	1	46	0
11.	63	61	1	61	0
12.	57	50	1	51	1
13.	53	9	0	0	44
14.	55	52	1	52	0
15.	30	30	1	30	0

Hasta ahora contamos así con la variable evento y con la variable duración, previo a la incorporación de otras variables es importante realizar algunas aclaraciones. No cualquier variable puede ser introducida en este tipo de análisis y menos aún si se piensa llevar luego a un estudio de regresión, es crucial tener en consideración la antecendencia temporal entre las variables incorporadas y los eventos de entrada y salida. De no hacer esto se podría incursionar en errores como el siguiente: afirmar que haber estado privado de libertad tiene un efecto significativo sobre las probabilidades de asistir a refugio, cuando no sabemos si los casos estuvieron privados de libertad antes o después de haber asistido a refugio por que el modo de preguntar esta información fue “¿ha estado alguna vez privado de libertad?”.

De este modo podemos dividir a las variables fusionadas en dos tipos: Las que es posible tomar un supuesto (más o menos arriesgado según cada una de ellas) de que son anteriores en el tiempo al evento “edad a la que asistió por primera vez a un refugio”: ciudad de nacimiento, país de nacimiento, identidad de género, ascendencia principal, nivel de educación formal más alto cursado, alguna vez estuvo en INAU. Las que no podemos tomar ningún supuesto aceptable de antecendencia temporal: cuenta con ayuda o asistencia, trabaja actualmente, presenta problemas de salud, presenta alguna discapacidad, consume algún tipo de sustancias, ha estado alguna vez privado de libertad. Las primeras pueden, y luego será desarrollado más adelante como, ser introducidas en un estudio de historia de eventos y de regresión, las segundas no pueden más que utilizarse como exploratorias y descriptivas sin consideración temporal.

Hasta este punto la base ya ha quedado preparada para los análisis descriptivos que se expondrán más adelante, para los análisis de correlación posteriores es necesario realizar algunas modificaciones más para expandir la base a años-persona. La expansión a años-persona consiste en un proceso por el cual se modifica la estructura de la base de datos para que cada fila deje de corresponder a la información de cada sujeto de estudio y pase a corresponder a cada año de exposición a riesgo de cada sujeto, en otras palabras la unidad de análisis dejan de ser personas en situación de calle para ser años de exposición a situación de calle.

En el siguiente cuadro se ilustra la base expandida, se muestran las variables del cuadro anterior más las variables “case\_id” que corresponde a un ID para cada caso (no es este el ID generado para fusionar las bases), “\_t3” que refiere a qué año de exposición al riesgo para la persona en cuestión se está considerando, y la variable “\_y3” variable dependiente de nuestro análisis que vale 1 para el año-persona en que se experimentó el evento asistir por primera vez a refugio y 0 en todos los demás años-persona.

	case_id	edad	edad_c~e	refugio	edad_ref	duracion	_t3	_y3
1.	1	57	54	1	54	0	0	1
2.	2	52	52	1	52	0	0	1
3.	3	52	52	1	52	0	0	1
4.	4	52	48	1	48	0	0	1
5.	5	52	51	1	51	0	0	1
6.	6	62	50	1	60	10	0	0
7.	6	62	50	1	60	10	1	0
8.	6	62	50	1	60	10	2	0
9.	6	62	50	1	60	10	3	0
10.	6	62	50	1	60	10	4	0
11.	6	62	50	1	60	10	5	0
12.	6	62	50	1	60	10	6	0
13.	6	62	50	1	60	10	7	0
14.	6	62	50	1	60	10	8	0
15.	6	62	50	1	60	10	9	0
16.	6	62	50	1	60	10	10	1

### 6.3 Variables de análisis: operacionalización de conceptos

Es importante realizar ciertas aclaraciones sobre la medición del objeto de estudio y cómo se lo está construyendo en este análisis. En historia de eventos podemos diferenciar entre estados y eventos “no renovables” y “renovables”, los primeros implican que el sujeto está expuesto a experimentarlos una única vez mientras que los segundos pueden experimentarse varias veces o entrar y salir de ellos. El ejemplo más paradigmático de evento no renovable es la muerte y estar difunto su consecuente estado, por otro lado un buen ejemplo de evento renovable sería delinquir y un consecuente estado renovable sería estar procesado.

La distinción entre fenómenos renovables y no renovables no es menor ya que no tenerla en consideración puede llevar a sobre o subestimar las conclusiones de una investigación. A su vez los eventos y estados renovables (que son los más presentes en ciencias sociales) pueden ser mucho más difíciles de registrar correctamente y su análisis puede presentar muchos problemas prácticos a la hora de la organización de los datos. Un recurso muy empleado para tratar eventos renovables consiste en emplear un criterio de prioridad y estudiar únicamente las ocasiones en que el evento tiene mayor importancia. Si por ejemplo estudiamos la transición a la unión conyugal, un modo típico de proceder es restringir el análisis a la primera unión (Solís, P. 2013).

Es importante saber que nuestro tema de estudio es en verdad un fenómeno renovable. Tanto el dormir en calle como asistir a refugios son eventos que en todas las trayectorias se dan múltiples veces, así como estar en situación de calle y ser usuario de refugio son estados muy variantes. De hecho las trayectorias de las personas en calle tienden a consistir en varias caídas en calle, años de estar durmiendo a la intemperie y pasar luego a dormir en pensiones o por cortos lapsos de tiempo en casas de conocidos; así como la asistencia a refugio es muchas veces puntual, quizás por el invierno, quizás por temas de salud o por robos de pertenencias, las personas en calle pueden asistir esporádicamente a un refugio sin ser usuarios fijos de este.

Para estudiar el fenómeno con la renovabilidad que en la realidad presenta sería necesario contar con una base que registrara cada año en que se durmió bajo techo, en calle y en refugio, así podríamos efectivamente analizar cada caída, lapso de calle y asistencias a refugios. Lamentablemente este tipo de base no existe aún, por lo menos para Uruguay.

De todos modos, así como en el ejemplo de la unión conyugal se decidió por priorizar la primer unión por ser el evento de mayor peso, en el presente trabajo tomamos la estrategia de restringir nuestro análisis a la primera vez que se durmió en calle y a la primera vez que se asistió a un refugio. Y estas decisiones no son a su vez arbitrarias, el evento “primera vez que se duerme en calle” es el criterio de operacionalización más empleado en investigaciones sobre *homeless* para definir “caída en calle” y dar comienzo al estado que se denomina “situación de calle”, esto se justifica en que más allá que la exclusión hacia la calle es un proceso paulatino, la decisión o imposición de dormir por primera vez a cielo abierto está estudiado que es el evento de mayor impacto identitario en la psiquis de las personas y define realmente un nuevo estado mental, en el cual la calle está dentro del espectro de posibilidades para vivir (Applebaum, R. P. 1990).

De manera similar, si uno ya está asentado en calle la primera asistencia a refugio tiene implícita una gran carga de decisiones y significaciones. En Montevideo para asistir a un refugio una persona tiene que: asistir a las oficinas del Mides, comunicarse telefónicamente o ser interceptado por un equipo móvil de calle para que se le informe de la existencia de “Puerta de entrada” (oficina en la Ciudad Vieja donde se deriva a los diferentes refugios), luego asistir y esperar turno en la entrada de Puerta de entrada en su horario de 18 hs a 20 hs, luego de obtener un número desplazarse al refugio que se le asigne, el cual puede estar ubicado en cualquier lugar de la ciudad, luego llegar dentro del rango horario de apertura del refugio (generalmente las 20 hs) y finalmente sí entrar (web: Mides PASC). El presentado recuento no pretende ser una crítica al sistema de derivación ni mucho menos, solo busca ilustrar el peso de gestión y la incorporación de sentido que implica haberlo realizado por primera vez en una persona que está en situación de calle. Efectivamente una persona en calle que nunca transitó por estos pasos se encuentra en un estado distinto a una que lo hizo por lo menos una vez, su espectro de posibilidades y percepciones sobre vivir en calle pasan a ser

distintos. En este punto es que justificamos la primera asistencia a refugio como un evento significativo en el quehacer de la calle.

Más allá de las justificaciones planteadas, estas distinciones son de suma importancia para amortizar o suavizar las conclusiones del análisis final. Lecturas apresuradas serían pensar que de la primera vez en calle a la primer asistencia a refugio existe un período monolítico de dormir a la intemperie, o que luego de la primera asistencia a refugio ya se abandona definitivamente la calle. Tampoco afirmamos que el estado post primera asistencia a refugio sea un *proxy* robusto de ser usuario de refugio, y si pensamos que incorporar las posteriores asistencias a refugio al modelo estadístico final operaría como una regresora cambiante en el tiempo crucial para controlar efectos. Creemos que dado el estado de situación de las bases de datos sobre la temática, la presente operacionalización representa un buen avance, que aporta pero que debe ser leído considerando sus limitaciones y como insumo para posteriores refinamientos.

Aclaradas estas consideraciones, pasamos a continuación a enumerar cada una de las variables consideradas en el estudio:

Variable dependiente: “primera asistencia a un refugio”

El evento a analizar corresponde a la primera asistencia a refugio, tabulada con formato dummy (1 ‘asistió’, 0 ‘no asistió’). Para la base sin expandir (unidad de análisis personas) los valores 1 corresponden a las personas que han asistido a refugio y los 0 corresponden a las personas que declararon nunca haber asistido, para la base expandida (unidad de análisis años-persona) los 1 corresponden a los años en que se asistió a refugio y los 0 corresponden a los años en que no se asistió a refugio, recordemos que luego del año de primera asistencia todos los posteriores años abandonan el estudio.

Regresora duración: “años de exposición a calle”

La variable duración corresponde a los años transcurridos desde la caída en calle hasta suceder uno de los dos desenlaces posibles: haber llegado al momento de encuesta habiendo asistido alguna vez a un refugio o haber llegado al momento de encuesta sin nunca haber asistido a uno; equivaliendo a la edad de primera asistencia a refugio para el primer ejemplo y a la edad del encuestado para el segundo. Esta variable es el regresor clave de nuestro estudio, lo que buscamos es testear si existe una causalidad entre la exposición a la calle y la variable dependiente. Los demás regresores plantados a continuación cumplen la función de variables de control para nuestra correlación de interés.

### Regresora de control: “edad”

De gran valor en un estudio cronológico, si bien el nombre de la variable es edad lo que realmente medimos con esta es el año de nacimiento. Esta acotación si bien parece tautológica es relevante, ya que como habíamos mencionado todas las regresoras deben cumplir con el requisito de antecendencia temporal a la variable dependiente, y por ejemplo cumplir 50 años no es anterior a haber asistido a refugio a los 30 años, pero haber nacido en 1967 sí lo es.

A nivel teórico la inclusión de esta regresora está anclada en los debates estructuralistas del fenómeno *homeless*, sobre si efectivamente los ciclos macroeconómicos son los principales disparadores de la exclusión habitacional (Anderson, L. Snow, D. Backer, S. 1989). Buscamos con esta variable controlar si la relación entre exposición a la calle y asistencia a refugio se ve afectada por la década de nacimiento. La misma está recodificada en 3 tramos: los nacidos en las décadas del ‘90 y ‘80, los nacidos entre los ‘70 y ‘60 y los anteriores a la década del ‘60.

### Regresora de control: “máximo nivel educativo cursado”

Con esta regresora pretendemos contar con un indicador de cómo trayectorias de vida más contenidas por instituciones de inclusión (en esta caso las educativas) y de la mano de ciertos procesos de socialización, podrían generar luego en los sujetos una mayor tendencia a reaccionar frente a situaciones de adversidad buscando otras instituciones de inclusión, dígame asistiendo más rápido a refugios al caer en calle.

Es pertinente aclarar que para esta variable se toma el supuesto de que para todos los casos el máximo nivel educativo se logró antes de haber asistido a un refugio. Este supuesto lo consideramos suficientemente robusto en el sentido de que son nulos o prácticamente nulos los antecedentes que hablen de personas que, luego de haber caído en calle mantienen su vinculación con el sistema educativo o se reincorporan a él.

### Regresora de control: “ciudad de nacimiento”

Otra dimensión relacionada con la caída en calle es la referida a la inestabilidad en los vínculos y la movilidad horizontal. Tanto la migración externa como interna pueden presentar efectos de falta de soportes económicos y sociales frente a diversos devenires, pérdida de empleo, imposibilidad de pago de rentas, entre otros. Los antecedentes sobre la temática *homeless* muestran como disparadores del caer en calle tanto a la falta del soporte familiar así como al choque cultural de no estar viviendo en el país o ciudad de nacimiento, especialmente el efecto xenofobia tiene un importante peso en el contexto europeo (Aptekar, L. 1994).

Si bien hay que recordar que no estamos analizando el transcurso de caída en calle al cual aluden los antecedentes, vale la pena testear la variable para este otro momento del fenómeno *homeless*, ¿presenta acaso haberse desplazado del interior del país a Montevideo algún efecto de disuasión a la hora de asistir a un refugio, letargo en la calle, están expuestos a mayor violencia al dormir en la ciudad? etc. De modo exploratorio incluimos también este factor en nuestro análisis como una variable tipificada también como dummy 1-Montevideo 0-otros departamentos.

#### Regresora de control: “género”

La variable género debe de ser una de las más empleadas en estudios de regresión, la evidencia empírica continúa mostrando cómo las diferencias de género parecen teñir a tantas esferas de la vida social. En el fenómeno *homeless* existen antecedentes locales que muestran una mayor predisposición a dormir a la intemperie para los hombres frente a las mujeres y un correlato de mayor asistencia a refugio en ellas. Entre otros factores estos estudios encuentran explicación en que para las mujeres es mayor la condena social de estar durmiendo en calle que para los hombres (Blanco, M. Cabrera, JM. Cid, A. 2016).

Para nuestra investigación tomamos esta variable como dummy (1-Varón, 0-Mujer) para en primer lugar corroborar el efecto ilustrado en los antecedentes y de efectivamente darse así poder avanzar en su medición temporal. Vale acotar que si bien en la base hay casos que declaran género “otro” estos corresponden a menos de 3 casos, por lo que lamentablemente no aportan una varianza posible de ser estudiada estadísticamente y deben ser excluidos del análisis.

#### Regresora de control: “ascendencia”

La ascendencia declarada es una variable muy frecuentemente empleada en estudios de pobreza, la misma increpa a las sociedades modernas al seguir marcando un diferencial entre caucásicos y no caucásicos. Las tasas de personas por debajo de la línea de pobreza, indigencia, desafiliación educativa, entre tantas otras siguen presentando proporcionalmente mayores porcentajes de ascendencia no blanca en comparación a las medias nacionales (Wanda, C. Bucheli, M. 2010). En este sentido incluimos en nuestro modelo el impacto que la ascendencia predominante declarada tiene sobre la asistencia a refugio, tomando el valor 1 para ascendencia blanca y 0 para las demás. Como en las otras variables dummy la agrupación de sub categorías en “otras” se justifica por necesidades de varianza en el regresor (no hay suficientes casos de cada ascendencia en la base de datos como para poder observar variaciones significativas).

### Regresora de control: “haber asistido a INAU”

El Instituto del Niño y Adolescente del Uruguay tiene como potestad el ejercicio efectivo de la ciudadanía todos los niños, niñas y adolescentes mediante la implementación de centros de acogida, entre otras funciones. El público destinatario responde a situaciones de vulnerabilidad en primera infancia, desprotección familiar y la órbita del sistema penal adolescente (Web: INAU). Para nuestro estudio la asistencia o no a centros INAU es tomada púramente como variable de control, chequeando si por la presencia de una institución de inclusión en la infancia se observan posteriormente cambios en los tiempos de asistencia a refugios.

Esta variable pretende ser indicador de un fenómeno mucho más amplio, el cual remite a la contención en los primeros años de vida. A su vez es necesario clarificar la poca robustez de la misma, ya que no contamos con evidencia sólida para saber qué trayectorias de vida hay detrás de quienes asistieron y quienes no, y cualquier conclusión que pueda elaborarse es muy proclive de presentar espureidad. Dicho esto, es otro regresor válido para controlar los efectos de nuestras dos variables de interés. Imputamos antecendencia temporal a esta variable bajo el supuesto de que nuestros casos cayeron en calle luego de haber asistido a INAU.

### VARIABLES DE USO DESCRIPTIVO

Las variables hasta ahora expresadas serán utilizadas en la segunda parte del apartado analítico, correspondiente al análisis de regresión. Previamente y de modo descriptivo se toman las variables: “percibe ayuda de vecinos, dueños de locales, familiares, entre otros”, “presenta problemas de salud”, “presenta discapacidad”, “consumo de sustancias”, “ha estado privado de libertad”. Todas codificadas con formato dummy, todas ellas presentan una pertinencia teórica con nuestra correlación bivariada de interés y todas han podido ser fusionadas para las dos bases de datos trabajadas.

La razón por la cual quedan excluidas del análisis correlacional es porque, dado el modo de elaboración de la pregunta en las bases de datos, no es posible atribuirles antecendencia temporal sobre la variable dependiente primera asistencia a refugio. Por ejemplo no sabemos si “consumo de sustancias” refiere a haber consumido antes de caer en calle, haberlo hecho siempre o en el último año. De modo que este repertorio de variables si bien de alto interés, deben emplearse únicamente de modo exploratorio y descriptivo.

## 7 Análisis descriptivo

### 7.1 Comparativos descriptivos

Ya con nuestras bases de personas durmiendo a la intemperie y usuarios de refugios fusionadas y limpias, pudimos proceder a realizar algunos primeros cruces de datos descriptivos para en un plano exploratorio, podernos acercar a nuestro problema de investigación. Un buen acercamiento para este fin consiste en la observación de la distribución de subpoblaciones en base a ciertas variables de interés. Mediante la herramienta de test de hipótesis podemos corroborar que las diferencias de las medias entre una población y otra sean estadísticamente significativas, considerando que ambas corresponden a una muestra de una población mayor (Wooldbridge, J. 2000).

Así entonces y test de hipótesis mediante, planteamos a continuación algunas diferencias entre la población en calle que nunca ha asistido a un refugio y quienes sí lo han hecho alguna vez. A continuación desarrollamos estas diferencias para las variables percibe ayuda, trabaja, presenta problemas de salud, presenta discapacidad, consumo de sustancias, ha estado privado de libertad, edad y años en calle. Excepto las últimas dos, todas las otras variables son dummy, valiendo 1-Sí 0-No.

1. Recibe ayuda: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios

ayuda	refugio		Total
	0	1	
0	78	333	411
1	61	185	246
Total	139	518	657

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	139	.4388489	.0422433	.4980412	.3553211	.5223768
1	518	.3571429	.0210733	.4796206	.315743	.3985427
combined	657	.3744292	.0188961	.4843439	.3373252	.4115333
diff		.0817061	.0461914		-.0089949	.1724071

diff = mean(0) - mean(1) t = 1.7689  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 655

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 0.9613 Pr(|T| > |t|) = 0.0774 Pr(T > t) = 0.0387

Un primer razonamiento podría ser que quienes no asisten a refugios presentan mayores porcentajes de ayuda por parte de familiares, vecinos, dueños de locales cercanos a donde duermen en calle y/o grupos solidarios. Esto (dejando la causalidad de lado) se relacionaría con una menor predisposición a asistir a un refugio.

Si observamos los datos y recordamos que para la variable “ayuda” el valor 1 responde a sí percibir y 0 a no percibir, vemos que la media de percibir ayuda de quienes nunca han asistido a refugio es de 0.43 mientras que la de quienes sí han asistido es de 0.35. Si bien una es mayor que la otra, al cotejar por test de hipótesis podemos ver que la probabilidad de cometer un error de tipo 1 (afirmar que hay diferencias cuando no las hay) es de 7,74% - el valor de  $Pr(|T| > |t|) = 0.0774$  -, lo cual es mayor al parámetro generalmente establecido de 95% de confianza. Esto quiere decir que esta diferencia es muy pequeña como para ser considerada estadísticamente significativa para el tamaño muestral y el nivel de confianza requerido. Por lo cual no podemos afirmar que quienes no asisten a refugios perciban más ayuda de quienes sí lo hacen.

2. Trabaja: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	141	.6737589	.0396239	.4705081	.5954202	.7520975
1	536	.4123134	.0212819	.4927109	.3705072	.4541197
combined	677	.4667651	.0191882	.4992631	.4290894	.5044409
diff		.2614454	.0462051		.1707224	.3521685

diff = mean(0) - mean(1) t = 5.6584  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 675

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 1.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 0.0000

Realizando el mismo ejercicio para quienes declaran trabajar y quienes declaran no hacerlo, podemos ver que los que nunca han asistido a refugio presentan una media de trabajo de 0.67 mientras que para quienes sí han asistido este valor baja a 0.41. Y a diferencia del cuadro anterior, en esta caso la probabilidad de cometer un error de tipo 1 (afirmar que hay diferencias cuando no las hay) es de 0,00% - el valor de  $Pr(|T| > |t|) = 0.0000$  -, lo cual es menor al parámetro estándar de 95% de confianza, por lo cual podemos afirmar que la diferencia aquí sí es significativa.

4. Género: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	140	.9071429	.0246172	.2912743	.8584703	.9558154
1	524	.7862595	.0179257	.4103374	.7510444	.8214747
combined	664	.811747	.0151818	.3912088	.7819367	.8415573
diff		.1208833	.0369494		.0483311	.1934355

diff = mean(0) - mean(1) t = 3.2716  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 662

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 0.9994 Pr(|T| > |t|) = 0.0011 Pr(T > t) = 0.0006

En lo referido a términos de género rectificamos lo que algunos antecedentes nos decían sobre la distribución de las personas en calle. Efectivamente la tasa de masculinidad es mayor entre quienes duermen a la intemperie frente quienes asisten a refugios.

### 3. Presenta problemas de salud: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	139	.3165468	.0395944	.4668111	.2382566	.3948369
1	532	.6315789	.0209334	.4828304	.5904566	.6727013
combined	671	.5663189	.019146	.495952	.5287255	.6039123
diff		-.3150322	.0456825		-.4047305	-.2253339

diff = mean(0) - mean(1) t = -6.8961  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 669

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 1.0000

En este cuadro se puede apreciar que la media de problemas de salud de quienes nunca han asistido a refugio es menor que la media de problemas de salud de quienes sí han asistido alguna vez.

### 3. Presencia de discapacidad: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	137	.1459854	.0302774	.3543873	.0861101	.2058607
1	537	.3184358	.0201225	.4663039	.2789071	.3579644
combined	674	.2833828	.0173709	.4509753	.2492751	.3174905
diff		-.1724504	.0426821		-.2562568	-.0886439

diff = mean(0) - mean(1) t = -4.0403  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 672

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0001 Pr(T > t) = 1.0000

De modo similar a los problemas de salud, la media de discapacidad de quienes nunca han asistido a refugio es significativamente menor que la media de discapacidad de quienes sí han asistido alguna vez.

4. Consumo de sustancias: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	139	.8273381	.0321736	.3793216	.7637211	.8909552
1	534	.3014981	.0198775	.4593388	.2624502	.340546
combined	673	.410104	.0189736	.4922182	.3728493	.4473587
diff		.52584	.0422837		.4428158	.6088642

diff = mean(0) - mean(1) t = 12.4360  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 671

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 1.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 0.0000

Para la variable consumo de sustancias encontramos una diferencia estadísticamente significativa y bastante más importante que las que veníamos observando. Quienes nunca han asistido a un refugio tienen un valor de 0.82, considerablemente mayor que el 0.30 que arrojan quienes han asistido alguna vez.

5. Privación de libertad: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	138	.4202899	.0421716	.4954036	.3368985	.5036812
1	531	.212806	.0177785	.4096776	.1778811	.247731
combined	669	.2556054	.0168771	.4365273	.2224668	.288744
diff		.2074838	.0409606		.1270566	.2879111

diff = mean(0) - mean(1) t = 5.0654  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 667

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 1.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 0.0000

Un dato de nuestro estudio que parece estar corroborando las afirmaciones realizadas desde el Ministerio de Desarrollo Social es el de privación de libertad. El cuadro muestra claramente como la media de haber estado privado de libertad de quienes nunca han asistido a refugio es mayor que la media de quienes han asistido a refugios.

Hasta aquí ya podemos especular que el fenómeno *homeless* se diferencia entre quienes no han asistido nunca a un refugio y quienes sí lo han hecho. La población en calle que duerme diariamente a la intemperie presenta características de mayor exclusión (haber estado privada de libertad, mayor consumo de sustancias) y de mayor capacidad de subsistencia frente a la adversidad físico-social (mayores índices de trabajo, más salud, menor discapacidad y mayor tasa de masculinidad) que quienes han asistido alguna vez o asisten frecuentemente a refugios. Podemos comenzar a pensar los refugios como más presentes dentro del espectro de posibilidades de quienes tuvieron trayectorias de vida inclusivas, y a al vez como una necesidad para quienes no soportan los devenires de la calle. Antes de pasar a un estudio más complejo, analicemos dos descriptivos más.

6. Edad: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	141	36.34752	.9407463	11.17074	34.48761	38.20742
1	537	48.62756	.6890091	15.96659	47.27407	49.98105
combined	678	46.07375	.6102824	15.8908	44.87547	47.27202
diff		-12.28004	1.428779		-15.08542	-9.474664

diff = mean(0) - mean(1) t = -8.5948  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 676

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 1.0000

7. Años en calle: diferencias entre quienes han y quienes nunca han asistido a refugios

. ttest anos\_en\_calle, by(refugio)

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
0	141	11.39716	1.022734	12.1443	9.375162	13.41916
1	537	8.162011	.499885	11.58397	7.180037	9.143985
combined	678	8.834808	.451915	11.76716	7.947485	9.722132
diff		3.235152	1.107353		1.060887	5.409417

diff = mean(0) - mean(1) t = 2.9215  
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 676

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0  
 Pr(T < t) = 0.9982 Pr(|T| > |t|) = 0.0036 Pr(T > t) = 0.0018

Al descomponer la edad de nuestro objeto de estudio por asistencia o no a refugio, podemos observar que la media de quienes nunca han asistido es de 36 años mientras que la de los que han asistido por lo menos una vez es de 48 años, siendo esta diferencia estadísticamente significativa. Esto nos muestra que promedialmente las personas en situación de calle que no asisten a refugios conforman una población más joven que quienes sí asisten.

Pero por otro lado, cuando descomponemos la población por años en calle podemos observar que quienes nunca han asistido a refugios presentan una media de 11 años de exposición, mientras que quienes sí han asistido tienen una de 8 años, siendo estas diferencias también significativas. Por lo cual si bien quienes no asisten a refugios son más jóvenes estos tienen más años de vida en calle que quienes sí han asistido.

¿De qué nos pueden estar hablando estas diferencias? una población que luego de caer en calle y frente a posibilidad de asistir a refugios nunca lo ha hecho, que presentan índices de exclusión importantes, mayor capacidad de hacer frente a la adversidad, que si bien son demográficamente más jóvenes tienen más años de calle que quienes sí asisten a refugios. Nuestra hipótesis central buscaba relacionar los años de exposición a calle con la probabilidad de asistencia a refugios, estos primeros cruces descriptivos ya nos dan algunas señales de que pueden haber algunos determinantes, tanto en las características sociodemográficas previas al caer en calle como de las vivencias mismas, que estén generando efectos en la asistencia a refugios.

## **6.2 Tablas de supervivencia**

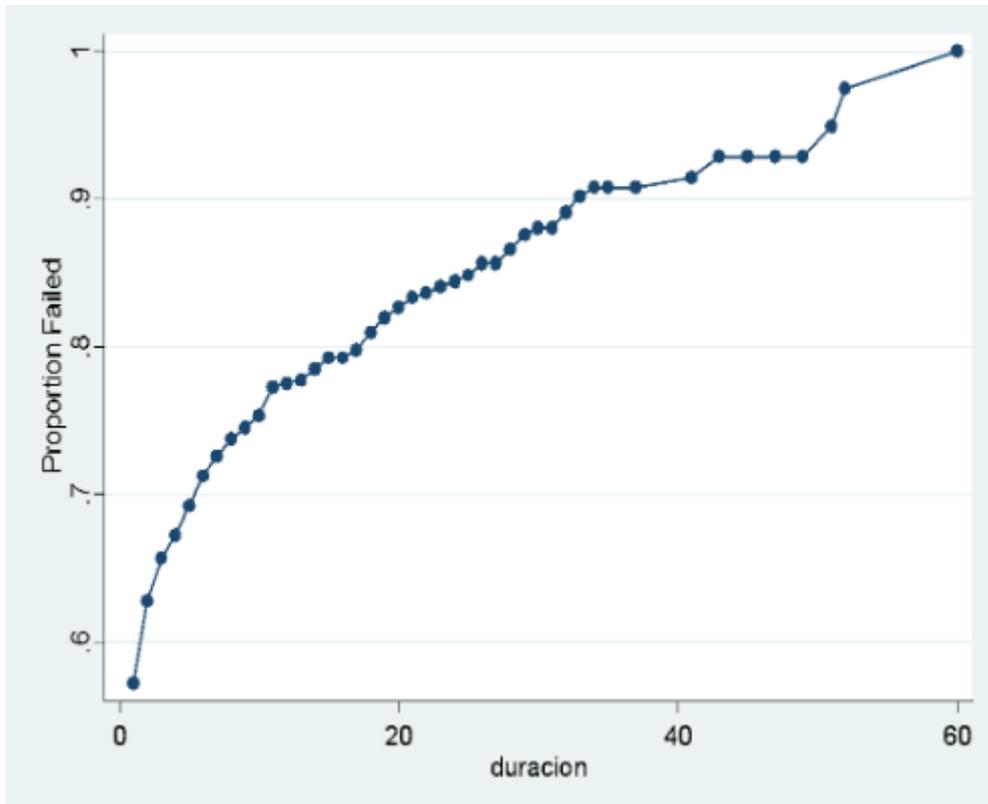
Siguiendo dentro del plano descriptivo, pasamos ahora a mostrar algunos cuadros ya propios de los estudios de historia de vida. El primero de estos es la tabla de supervivencia de la población en riesgo de asistir a refugio por primera vez. Recapitulemos que la población comienza aquí a ser analizada a partir del primer año de dormir en calle y es seguida hasta el año en que asiste por vez primera a un refugio o de no haber asistido hasta el momento de realizada la encuesta. En la primera columna podemos ver los intervalos de tiempo en años (desde el momento 0 hasta cumplido el año 1, desde cumplido el año 1 hasta cumplido el 2, etc), en la columna Beg. Total tenemos el recuento de personas en la población de riesgo según cada año, en Deaths y Lost vemos la cantidad de personas que abandonan la población en riesgo sea porque asisten a refugio o porque son entrevistados sin haber asistido respectivamente, la columna Cum. Failure nos presenta el porcentaje acumulado de abandonos (deaths y losts) para cada tramo, luego podemos ver el error estándar y los intervalos de confianza.

Tabla de supervivencia: primera asistencia a refugio y exposición a calle

Interval		Beg. Total	Deaths	Lost	Cum. Failure	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
0	1	678	381	23	0.5716	0.0192	0.5344	0.6094
1	2	274	35	11	0.6275	0.0189	0.5906	0.6644
2	3	228	17	14	0.6561	0.0186	0.6195	0.6925
3	4	197	9	3	0.6720	0.0185	0.6355	0.7080
4	5	185	11	6	0.6918	0.0183	0.6556	0.7273
5	6	168	11	5	0.7123	0.0181	0.6764	0.7473
6	7	152	7	0	0.7255	0.0180	0.6899	0.7602
7	8	145	6	4	0.7370	0.0178	0.7016	0.7713
8	9	135	4	2	0.7449	0.0177	0.7096	0.7789
9	10	129	4	8	0.7531	0.0176	0.7179	0.7868
10	11	117	9	5	0.7725	0.0174	0.7377	0.8056
11	12	103	1	7	0.7748	0.0173	0.7400	0.8078
12	13	95	1	1	0.7771	0.0173	0.7424	0.8102
13	14	93	3	3	0.7844	0.0173	0.7498	0.8173
14	15	87	3	4	0.7921	0.0172	0.7574	0.8247
15	16	80	0	3	0.7921	0.0172	0.7574	0.8247
16	17	77	2	6	0.7977	0.0172	0.7630	0.8303
17	18	69	4	4	0.8098	0.0172	0.7749	0.8422
18	19	61	3	4	0.8194	0.0172	0.7845	0.8518
19	20	54	2	1	0.8262	0.0172	0.7911	0.8584
20	21	51	2	1	0.8331	0.0172	0.7979	0.8652
21	22	48	1	2	0.8366	0.0172	0.8014	0.8687
22	23	45	1	1	0.8403	0.0172	0.8050	0.8723
23	24	43	1	2	0.8441	0.0172	0.8088	0.8760
24	25	40	1	2	0.8481	0.0172	0.8127	0.8800
25	26	37	2	1	0.8564	0.0173	0.8207	0.8882
26	27	34	0	3	0.8564	0.0173	0.8207	0.8882
27	28	31	2	1	0.8658	0.0174	0.8297	0.8976
28	29	28	2	1	0.8756	0.0174	0.8391	0.9072
29	30	25	1	0	0.8806	0.0174	0.8439	0.9120
30	31	24	0	1	0.8806	0.0174	0.8439	0.9120
31	32	23	2	0	0.8909	0.0174	0.8541	0.9220
32	33	21	2	2	0.9019	0.0173	0.8648	0.9323
33	34	17	1	0	0.9076	0.0172	0.8704	0.9377
34	35	16	0	1	0.9076	0.0172	0.8704	0.9377
36	37	15	0	2	0.9076	0.0172	0.8704	0.9377
40	41	13	1	0	0.9147	0.0173	0.8770	0.9446
42	43	12	2	0	0.9289	0.0171	0.8906	0.9576
44	45	10	0	3	0.9289	0.0171	0.8906	0.9576
46	47	7	0	1	0.9289	0.0171	0.8906	0.9576
48	49	6	0	2	0.9289	0.0171	0.8906	0.9576
50	51	4	1	1	0.9492	0.0210	0.8966	0.9801
51	52	2	1	0	0.9746	0.0208	0.9067	0.9966
59	60	1	1	0	1.0000	.	.	.

Para una visualización más intuitiva de los datos presentamos el mismo cuadro en su formato gráfico, en el eje de las X podemos observar los años de duración desde el momento de caída en calle hasta el último año registrado de exposición a riesgo, en el eje de las Y observamos

el porcentaje acumulado de fallas, en la curva contamos con la distribución de todos los casos persona.

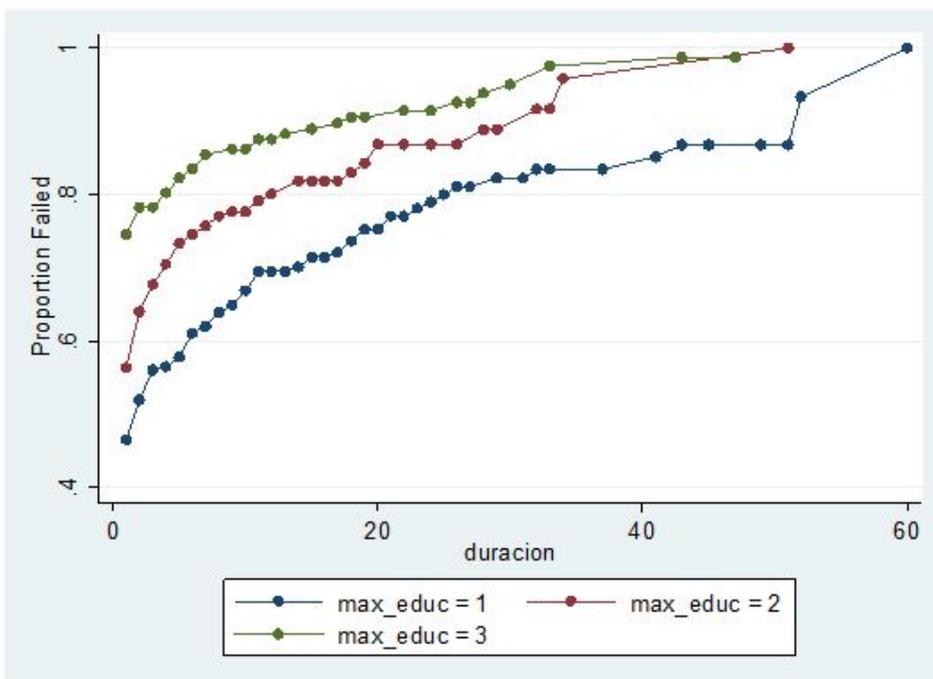
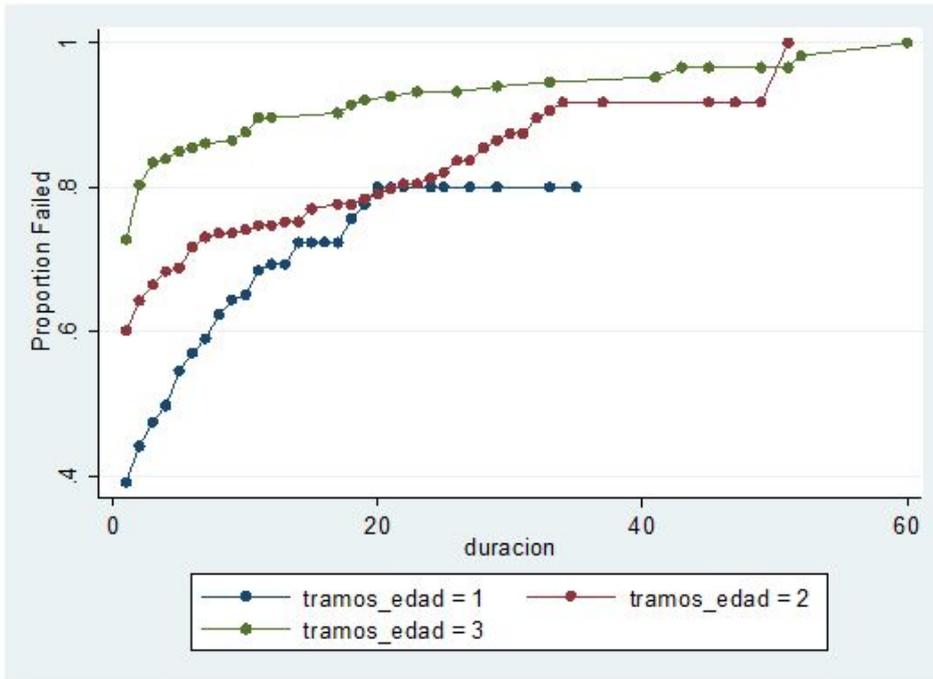


De este cuadro y su respectivo gráfico podemos observar diferentes aspectos. En primer lugar que ya en el tramo de 0 a 1 año de exposición a calle (más correctamente hablando de exposición al riesgo de asistir por primera vez a un refugio luego de haber caído en calle) el 57% de los casos abandonan el conjunto en riesgo, esto implica que 381 de los 678 casos asisten a refugio. Una segunda observación es como evoluciona el calendario de la variable duración: en los tramos de 1 a 5 años el acumulado de fallas ronda dentro del 60%, supera la barrera del 70% luego de los 6 años, recién experimentan el evento el 80% de los casos a los 17 años de duración, a los 32 el 90% y ya a los 59 años cumplidos el 100% a abandonado el conjunto de riesgo.

De estas observaciones podemos reforzar que sí parecería haber un efecto entre los años de exposición a la calle y la probabilidad de asistencia a refugio y hasta podemos comenzar a inclinarnos hacia nuestra segunda hipótesis de estudio, la hipótesis de exclusión. Llama poderosamente la atención como aproximadamente la mitad de los casos asisten por primera vez a refugio en el primer año de estar en calle, y como este porcentaje inmediatamente suaviza su crecimiento año a año, a lo que más pasan los años de exposición más lento es el proceso de abandono del conjunto en riesgo.

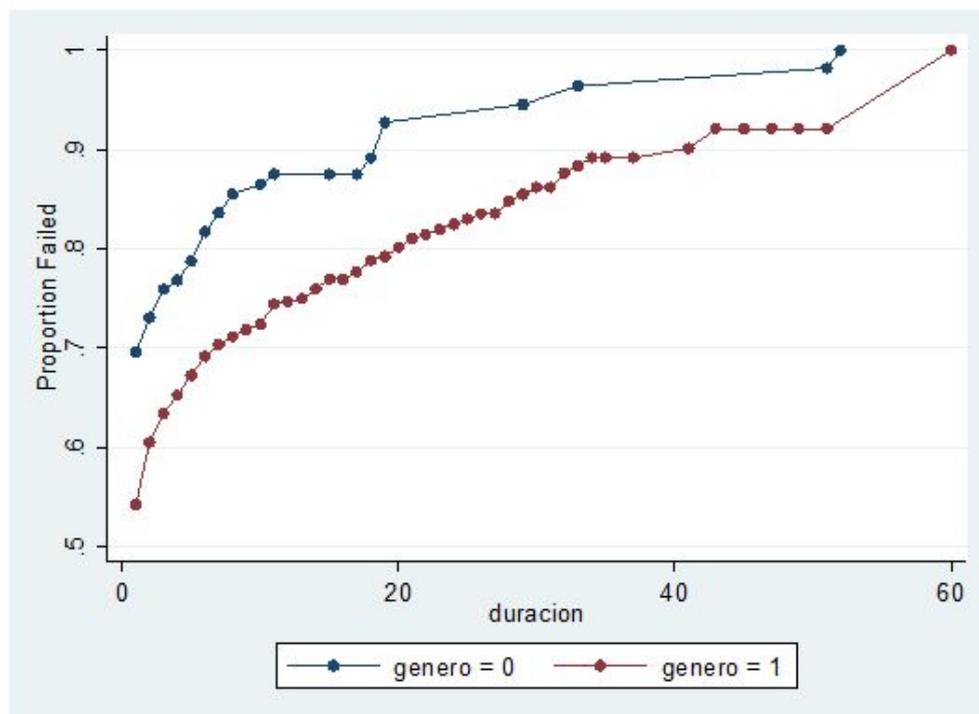
Vista la tabla de vida de las variables duración y evento, procedemos luego a ver qué sucede con esta relación cuando segmentamos por las diferentes variables de control desarrolladas anteriormente.

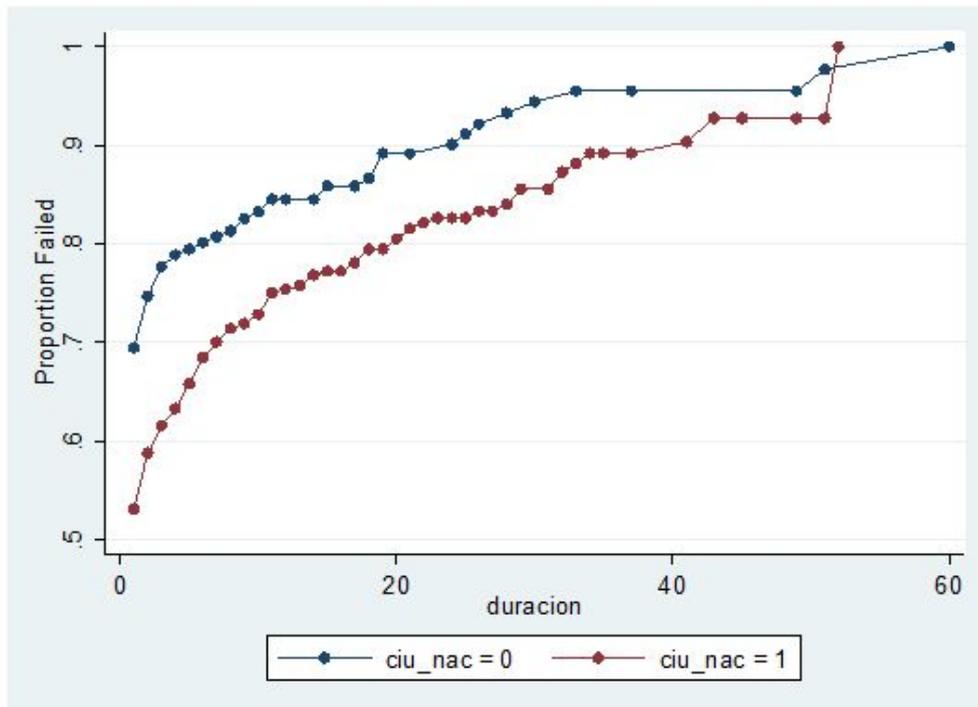
1. Tablas de failure para tramos de edad y máximo nivel educativo cursado.



Si apreciamos la descomposición de los calendarios según década de nacimiento observamos que la categoría 3 (nacidos antes de la década del '60) tiene mayores cantidades de asistencia a refugios antes en el tiempo que la categoría 2 (nacidos entre las décadas del '60 y '70), y que a su vez las categorías 3 y 2 tienen mayores valores que la categoría 1 (nacidos entre las décadas del '80 y '90) respectivamente. En lo que a nivel educativo refiere, quienes han llegado a bachillerato tienden a asistir antes a refugios que quienes quedaron en ciclo básico, a su vez estos dos presentan mayores y más tempranas asistencias que quienes lograron primaria como máximo nivel educativo cursado.

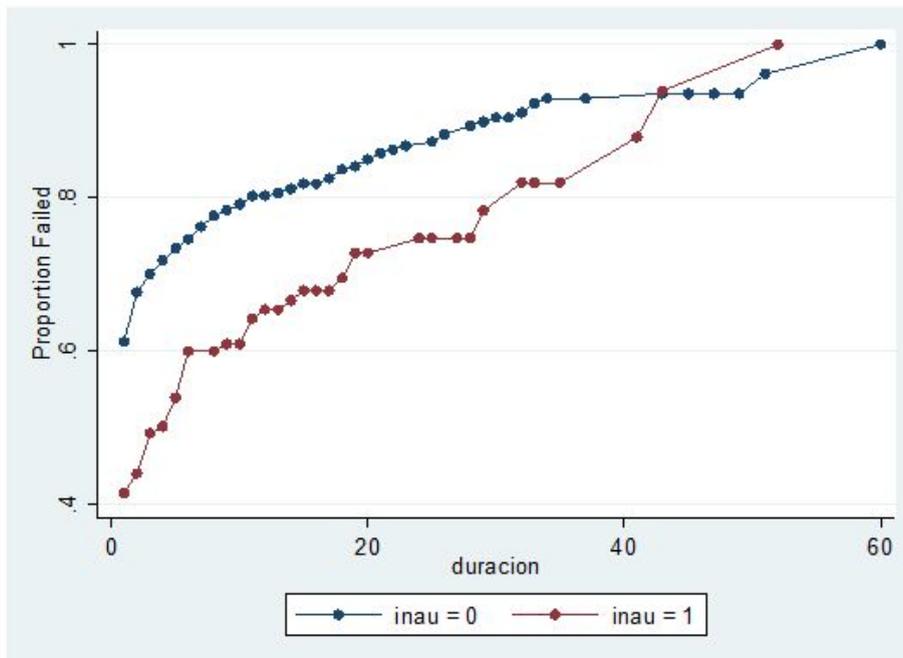
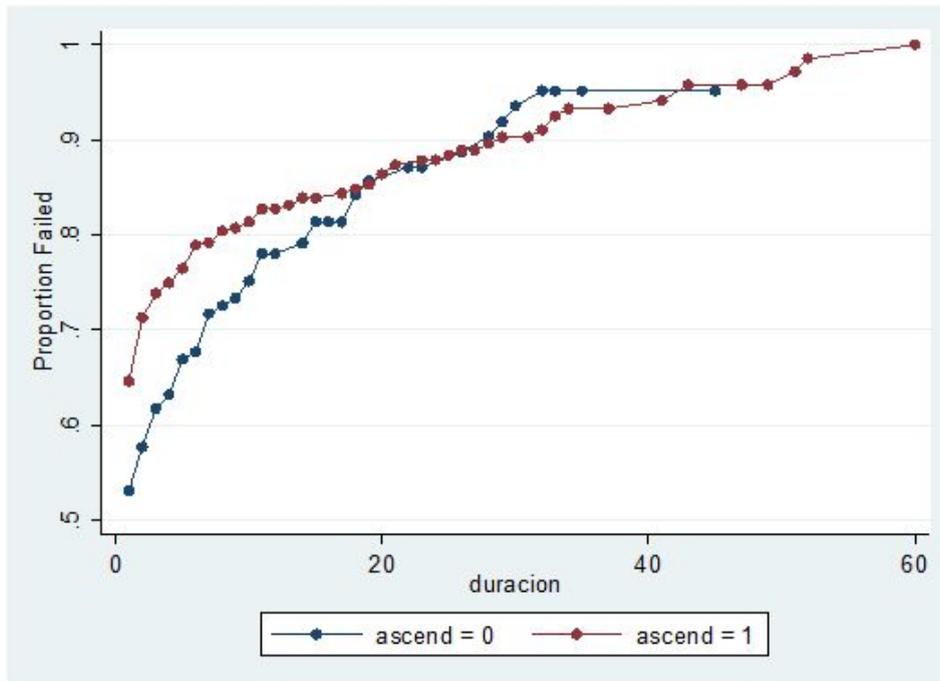
## 2. Tablas de fallas para ciudad de nacimiento y género





La variable ciudad de nacimiento nos muestra que quienes han nacido en el interior del país poseen una tendencia a luego de haber caído en calle asistir a refugio más rápidamente que quienes han nacido en Montevideo (con un solape poco significativo sobre los últimos años de exposición al riesgo). Por otro lado al segmentar el fenómeno por género se aprecia claramente que las mujeres (valor 0) tienen proporciones de asistencia a refugio más altas que los hombres (valor 1) para todos los tramos de exposición temporal a la calle.

### 3. Tablas de failures para ascendencia y haber asistido a INAU.



Luego de haber caído en calle y hasta los 20 años de exposición a la posibilidad de asistir a un refugio, las personas de ascendencia blanca tiene mayores proporciones de asistencia que las personas de otras ascendencias, luego de los 20 años las proporciones de ambas categorías convergen rápidamente. En relación a haber asistido a INAU en la infancia, los que declaran no haber asistido son quienes presentan una pendiente por encima de quienes declaran haber

asistido, y de manera similar a lo sucedido con la ciudad de nacimiento los segmentos de esta variable se solapan sobre los últimos años de exposición.

El análisis de tablas de supervivencia segmentado por sub categorías nos permite incorporar a nuestro estudio la dimensión temporal del fenómeno y si bien todavía de un modo descriptivo, comenzar a controlar nuestra relación de interés (exposición a calle y asistencia a refugios) por otras variables latentes. Es importante notar que para todos los segmentos analizados la pendiente mantiene un patrón de rápida asistencia a refugio en los primeros años de exposición a calle (entorno al 40% y 70% de las proporciones), suavizándose luego en más paulatinas subidas.

## 8. Análisis de regresión logística

Para el estudio descriptivo mediante tablas de vida la variable años de exposición a calle fue tomada de modo continuo, por temas de practicidad ahora para el análisis de correlación por regresión logística esta variable se recodificará en 4 tramos: el valor 0 corresponde al transcurso entre el momento de caída en calle y el cumplimiento de un año sin incluirlo, el valor 1 al tramo siguiente hasta el cumplimiento del segundo año sin incluirlo, el valor 2 desde ahí hasta el cumplimiento del tercer año también sin su inclusión, el valor 3 se extiende hasta el décimo año sin incluir y el valor 4 lo hace del décimo hasta el valor más alto de exposición (correspondiente a 60 años). El criterio de corte de los tramos se realizó en base al contraste con la distribución continua, partiendo de una división cada 10 años y luego ajustándola hasta llegar a la división que presente la más óptima varianza al interior de la variable, y respetando los intereses analíticos del estudio. En los siguientes cuadros se muestran la extensión temporal de cada tramo (paréntesis recto incluye y curvo no incluye) y su descomposición de los tramos, respectivamente.

Tramo 0	Tramo 1	Tramo 2	Tramo 3	Tramo 4
[0 - 1)	[1 - 2)	[2 - 3)	[3 - 10)	[10 +)

RECODE of _t3	Freq.	Percent	Cum.
0	678	17.94	17.94
1	274	7.25	25.19
2	228	6.03	31.22
3	1,111	29.39	60.61
4	1,489	39.39	100.00
Total	3,780	100.00	

Recodificada la variable tramos de exposición se procedió a realizar una primera correlación únicamente con las principales variables de interés, variable duración y variable evento. En la siguiente salida de Stata podemos ver nuestro primer modelo univariado.

```
. xi: logit _y3 i._tr4, or
i._tr4          _I_tr4_0-4          (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)

Iteration 0:  log likelihood = -1544.8547
Iteration 1:  log likelihood = -1227.4803
Iteration 2:  log likelihood = -1101.0619
Iteration 3:  log likelihood = -1065.4355
Iteration 4:  log likelihood = -1065.4032
Iteration 5:  log likelihood = -1065.4032

Logistic regression                               Number of obs   =       3780
                                                    LR chi2(4)      =       958.90
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1065.4032                       Pseudo R2      =       0.3104
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.1141568	.022471	-11.02	0.000	.0776155 .1679016
_I_tr4_2	.0628055	.0165638	-10.49	0.000	.0374549 .1053142
_I_tr4_3	.0382771	.0061918	-20.17	0.000	.0278771 .052557
_I_tr4_4	.0282084	.0045413	-22.16	0.000	.0205751 .0386736
_cons	1.282828	.0992985	3.22	0.001	1.102251 1.492989

Si bien conceptualmente el modelo es univariado, el modo de expresión del paquete estadístico para regresoras ordinales y nominales consiste en mostrar cada categoría interna como una variable independiente y presentar los Odds Ratio de estas en relación al tramo de etiqueta más baja (valor etiquetado como 0 generalmente). Al analizar la salida puede verse que en relación al tramo 0 de exposición las chances de asistir por primera vez a un refugio en el tramo 1 se reducen 0.11 veces; si comparamos el tramo 0 con el tramo 2 en este último

se observa una baja de las chances de asistir a refugio a 0,068; manteniendo esta comparativa pero ahora con el tramo 3 los odds bajan a 0.038; y si contrastamos finalmente el tramo 0 con el 4, este último encuentra sus chances reducidas al 0.028. De modo simplificado podemos decir que cada tramo de mayor exposición a calle presenta menores chances de asistencia a refugio por primera vez que el tramo 0, siendo todas estas diferencias estadísticamente significativas.

Quizás el lenguaje en término de Odds Ratio no es el más difundido en latinoamérica ni el más asimilable coloquialmente, por ello convertimos también estos resultados en términos de probabilidades para cada año ajustado según los cortes por tramos construidos (en anexos se muestra la correspondiente salida de Stata). En estos términos la misma información puede comunicarse del siguiente modo: Las probabilidades de ir por primera vez a un refugio luego de dormir por primera vez en calle y hasta el año de este evento son de 56%; cumplido ya un año de exposición estas caen a un 13%; luego de 2 años de haber dormido por primera vez en calle las probabilidades bajan a un 7,4%, comenzado el tercer año se ubican en el 4,7% y después de los 10 años estas se mantienen en torno al 3,5%.

Tiempo en calle: intervalo en años	Probabilidad de asistir a refugio por primera vez
0 - 1	56%
1 - 2	13%
2 - 3	7,4%
3 - 10	4,7%
10 +	3,5%

Llegamos con esta sencilla tabla a un punto de quiebre en nuestro estudio, en términos formales encontrar que las las chances de asistencia a refugio son diferentes según cada tramo de exposición a calle quiere decir que se está refutando la hipótesis de independencia estadística, la cual corresponde a nuestra primera hipótesis de trabajo. A su vez la tendencia observada es muy clara, las probabilidades de asistir por primera vez a refugio el mismo año de caída en calle rondan en el 56% y luego de este año la bajada comienza a ser estrepitosa. Los datos indicarían que la hipótesis dos, sobre la exclusión, prevalece sobre la hipótesis del cansancio.

Dicho esto no es posible cerrar nuestro análisis aquí ni inclinarse aún por ninguna de nuestras hipótesis de trabajo, una regresión bivariada no puede considerarse como un modelo satisfactorio para nuestro estudio y un paso necesario para poder afirmar con mínima robustez la correlación detectada es el control por diversas variables de interés. Un uso típico de un estudio de regresión consiste en buscar un modelo multivariado explicativo de un fenómeno dependiente, otro uso posible consiste en procediendo de manera similar buscar

testear una correlación entre dos variables controlando por el efecto que diversas variables puedan tener, este segundo abordaje es el que tomamos para este proyecto.

Decimos que no es posible todavía dar por válida la hipótesis 2 ya que podría existir una variable latente u omitida (o un conjunto de variables) que de incluirse altere totalmente la correlación detectada hasta ahora. ¿Qué pasaría si al controlar por el efecto género descubrimos que para las mujeres la exposición a más años en calle no afecta sus probabilidades de asistir a refugio y que todas ellas asisten siempre en el primer año? ¿O si al segregar por nivel educativo se observa que quienes asisten en el primer año de calle a un refugio son en su totalidad los que en el pasado han llegado a bachillerato, y que la totalidad de quienes postergan la asistencia a refugio son el resto? este tipo de interrogantes podrían tirar por la borda la afirmación de que la exposición a calle tenga un efecto real y propio sobre la asistencia a refugio.

El siguiente paso para realizar estos controles consiste en correr la misma relación bivariada (años de exposición - asistencia a refugio) sumando una regresora de control, luego repetir este proceso de modo independiente para cada posible variable regresora de control una por una a modo de ver si la correlación de interés se mantiene. Las variables a emplear son las expuestas anteriormente: edad, máximo nivel educativo cursado, ciudad de nacimiento, género, ascendencia, asistencia a INAU. Para este punto el orden de cada variable en la lista de comandos es aleatorio ya que por ahora desconocemos su peso y significación.

## 8.1 Efecto aislado de cada regresor

### 1. Modelo bivariado controlado por ciudad de nacimiento

```

. xi: logit _y3 i._tr4 i.ciu_nac, or
i._tr4          _I_tr4_0-4          (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.ciu_nac       _Iciu_nac_0-1       (naturally coded; _Iciu_nac_0 omitted)

Iteration 0:    log likelihood = -1533.2378
Iteration 1:    log likelihood = -1204.9777
Iteration 2:    log likelihood = -1081.5499
Iteration 3:    log likelihood = -1052.1237
Iteration 4:    log likelihood = -1052.1001
Iteration 5:    log likelihood = -1052.1001

Logistic regression              Number of obs   =       3705
                                LR chi2(5)         =       962.28
                                Prob > chi2         =       0.0000
Log likelihood = -1052.1001      Pseudo R2       =       0.3138

```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
_I_tr4_1	.1149905	.0227212	-10.95	0.000	.0780677	.1693762
_I_tr4_2	.063348	.0167474	-10.44	0.000	.0377311	.1063571
_I_tr4_3	.0384005	.0062334	-20.08	0.000	.027936	.0527849
_I_tr4_4	.0281591	.0045635	-22.03	0.000	.0204962	.0386869
_Iciu_nac_1	.6347004	.0815245	-3.54	0.000	.4934415	.8163978
_cons	1.828938	.2271585	4.86	0.000	1.433764	2.33303

Al incluir el efecto de la variable ciudad de nacimiento observamos en primer lugar que la significación de la regresora duración no se ve afectada para ninguno de los tramos de años y que los Odds Ratio de cada uno de ellos se mantienen relativamente intactos. Por otro lado el valor 1 de ciudad de nacimiento (Montevideo) presenta una reducción de 0.63 en sus chances de asistencia a refugio que el valor 0 (resto del país) siendo esta diferencia significativa; lo cual nos arroja si bien muy incipientemente, nuevas luces sobre nuestro fenómeno de estudio, quizás este dato es respuesta de un efecto migración interior - Montevideo que pone en mayor vulnerabilidad a las personas caídas en calle y aumenta su predisposición a ir rápido a un refugio, esta deducción repetimos se encuentra en un plano especulativo.

## 2. Modelo bivariado controlado por variable género

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.genero, or
i._tr4          _I_tr4_0-4          (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.genero        _Igenero_0-1        (naturally coded; _Igenero_0 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1505.3846
Iteration 1:  log likelihood = -1186.7426
Iteration 2:  log likelihood = -1061.4142
Iteration 3:  log likelihood = -1029.6633
Iteration 4:  log likelihood = -1029.6272
Iteration 5:  log likelihood = -1029.6272
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =       3675
                                                    LR chi2(5)      =       951.51
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1029.6272                        Pseudo R2      =       0.3160
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.1186386	.0234883	-10.77	0.000	.0804829 .1748835
_I_tr4_2	.0653134	.0172906	-10.31	0.000	.0388741 .1097346
_I_tr4_3	.0378451	.0062883	-19.71	0.000	.027326 .0524136
_I_tr4_4	.0283001	.0046437	-21.73	0.000	.0205171 .0390354
_Igenero_1	.593037	.0888901	-3.49	0.000	.4420745 .7955511
_cons	1.966004	.2886701	4.60	0.000	1.474354 2.621604

Al controlar por la variable género la relación de interés entre exposición y evento se sigue manteniendo estable y significativa. A su vez encontramos un efecto género afectando las chances de asistencia temprana a refugio luego de haber caído en calle. Corroborando lo que los antecedentes pronosticaban apreciamos que los hombres tienden a asistir menos a refugio que las mujeres, según este modelo ellos presentan poco menos de la mitad de chances de hacerlo que ellas.

### 3. Modelo bivariado controlado por ascendencia

```

. xi: logit _y3 i._tr4 i.ascend, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.ascend    _Iascend_0-1    (naturally coded; _Iascend_0 omitted)

Iteration 0:  log likelihood = -1259.7296
Iteration 1:  log likelihood = -942.42511
Iteration 2:  log likelihood = -865.48085
Iteration 3:  log likelihood = -854.66441
Iteration 4:  log likelihood = -854.65892
Iteration 5:  log likelihood = -854.65892

Logistic regression                                Number of obs   =      2787
                                                    LR chi2(5)      =      810.14
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log likelihood = -854.65892                        Pseudo R2       =      0.3216

```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
_I_tr4_1	.1206843	.025523	-10.00	0.000	.0797322	.18267
_I_tr4_2	.0639306	.0181839	-9.67	0.000	.0366101	.1116393
_I_tr4_3	.0360134	.0065208	-18.36	0.000	.0252546	.0513557
_I_tr4_4	.0277703	.0049245	-20.21	0.000	.0196172	.0393118
_Iascend_1	1.23277	.1711431	1.51	0.132	.9390992	1.618277
_cons	1.332224	.1752435	2.18	0.029	1.029457	1.724035

Ajustando por la variable principal ascendencia declarada también se observan casi inalterados todos los tramos de exposición a calle. De todos modos el efecto de la nueva variable resulta estadísticamente no significativo en el modelo, por lo que podemos decir que tener ascendencia blanca frente a otro tipo no afecta significativamente las chances de asistir más rápido a refugio luego de haber caído en calle.

#### 4. Modelo bivariado controlado por máximo nivel educativo cursado

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.max_educ, or
i._tr4          _I_tr4_0-4          (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.max_educ      _Imax_educ_1-3      (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1511.9934
Iteration 1:  log likelihood = -1187.2803
Iteration 2:  log likelihood = -1059.9942
Iteration 3:  log likelihood = -1033.1979
Iteration 4:  log likelihood = -1033.1611
Iteration 5:  log likelihood = -1033.1611
```

```
Logistic regression                               Number of obs   =       3683
                                                    LR chi2(6)      =       957.66
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1033.1611                       Pseudo R2      =       0.3167
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.121565	.0241547	-10.61	0.000	.0823525 .1794487
_I_tr4_2	.066914	.0177535	-10.19	0.000	.0397812 .1125526
_I_tr4_3	.0408445	.0066594	-19.61	0.000	.0296723 .0562232
_I_tr4_4	.030286	.0049592	-21.36	0.000	.0219716 .0417467
_Imax_educ_2	1.509956	.2034927	3.06	0.002	1.159445 1.96643
_Imax_educ_3	2.277468	.327946	5.72	0.000	1.717445 3.020104
_cons	.9111695	.0926137	-0.92	0.360	.7465877 1.112033

Los tramos de duración mantienen el mismo patrón, el efecto educativo es a su vez significativo y se descompone en un aumento de aproximadamente la mitad de chances de asistencia a refugio para los que realizaron ciclo básico frente a los que llegaron hasta primaria y más del doble de chances de los que alcanzaron bachillerato frente a los que hicieron hasta primaria.

## 5. Modelo bivariado controlado por asistencia a INAU

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.inau, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.inau      _Iinau_0-1      (naturally coded; _Iinau_0 omitted)

Iteration 0:  log likelihood = -1517.9741
Iteration 1:  log likelihood = -1193.3873
Iteration 2:  log likelihood = -1068.1936
Iteration 3:  log likelihood = -1036.3494
Iteration 4:  log likelihood = -1036.3228
Iteration 5:  log likelihood = -1036.3228

Logistic regression                                Number of obs   =       3687
                                                    LR chi2(5)      =       963.30
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -1036.3228                       Pseudo R2      =       0.3173
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.118551	.0234756	-10.77	0.000	.0804173 .1747677
_I_tr4_2	.0662058	.0175301	-10.25	0.000	.0394016 .1112445
_I_tr4_3	.0395298	.0064709	-19.74	0.000	.0286804 .0544835
_I_tr4_4	.0281183	.0046125	-21.77	0.000	.0203873 .038781
_Iinau_1	.5916646	.0855104	-3.63	0.000	.4457132 .7854086
_cons	1.435529	.119399	4.35	0.000	1.219591 1.689702

Con un valor muy similar al de la variable género, quienes han ido a centros INAU a edades tempranas presentan luego de caer en calle cerca de la mitad de chances de asistencia a refugio de los que no han ido a INAU. Este efecto tampoco altera la relación con los años de exposición a calle.

## 6. Modelo bivariado controlado por edad

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1544.8547
Iteration 1:  log likelihood = -1207.2201
Iteration 2:  log likelihood = -1075.1822
Iteration 3:  log likelihood = -1044.4753
Iteration 4:  log likelihood = -1044.4194
Iteration 5:  log likelihood = -1044.4194
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =       3780
                                                    LR chi2(6)      =       1000.87
                                                    Prob > chi2     =         0.0000
Log likelihood = -1044.4194                        Pseudo R2      =         0.3239
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.119527	.0237565	-10.69	0.000	.080963 .1764598
_I_tr4_2	.0671124	.0178064	-10.18	0.000	.0398988 .1128875
_I_tr4_3	.0399723	.0065108	-19.77	0.000	.0290478 .0550053
_I_tr4_4	.0252972	.0041586	-22.37	0.000	.0183292 .0349141
_Itramos_ed_2	1.544552	.215591	3.11	0.002	1.174871 2.030554
_Itramos_ed_3	2.602502	.3879357	6.42	0.000	1.943161 3.485566
_cons	.8268757	.0945626	-1.66	0.096	.6608391 1.034629

Al generar un modelo con la variable edad observamos que los nacidos en las décadas del '60 y '70 presentan aproximadamente la mitad de chances más de asistir a refugio luego de haber caído en calle que los nacidos entre el '80 y '90, y a su vez los nacidos antes de la década del '60 presentan más del doble de chances de asistir que los del '80 - '90. Podemos hipotetizar en base a estos datos que nuevamente es el efecto vulnerabilidad lo que hace que personas más añosas las cuales no pueden sobrevivir a los avatares de dormir a la intemperie tienden a asistir a refugio más rápido que los otros. Por otro lado el efecto duración sobre la variable dependiente asistencia a refugio se mantiene estable otra vez más.

Estos cruces nos han dejado por un lado interesantes insights sobre nuestro fenómeno de estudio, por otro lado robustecen nuestra correlación principal al no poder haberla tirado abajo con ninguno de los controles. Dicho esto no cerramos aquí el camino analítico ni damos por buena todavía ninguna de nuestras tres hipótesis de trabajo, todavía nos queda avanzar en otro modo de control para nuestras correlaciones.

## 8.2 Modelos multivariados anidados y test de bondad de ajuste

¿Qué sucedería si, bien visto que ni el género ni el nivel educativo por sí solos afectan a la relación entre los años de exposición a calle y la asistencia a refugio, el efecto de la combinación de estas dos variables sí difuminasen o alterasen gravemente nuestra correlación de interés? Para controlar este tipo de efectos lo correcto consiste en proceder hacia un modelo multivariado *step forward*, esta modalidad plantea partir del modelo reducido e ir incorporando las variables significativas ya testeadas independientemente una a una, partiendo de la de mayor peso explicativo hasta la de menor. Construidos así todos los modelos probables se testean diversos indicadores de bondad de ajuste para cada uno de ellos y se selecciona el considerado más ajustado a los datos como óptimo a la hora de comunicar la información.

Este proceder también es útil para zanjar la disputa de qué porcentajes comunicar, aunque todos los modelos arrojen correlaciones muy similares, por definición todos tendrán pequeñas variabilidades en los porcentajes explicativos de cada variable ¿así entonces qué número tomamos en consideración como las probabilidades de que se asista a refugio al primer año de calle, 56%, 53%, 54%? Testear diferentes modelos y elegir el más óptimo nos permite de manera empírica decidir sobre esta disyuntiva. A su vez nos permite hablar con mayor propiedad sobre los hallazgos con nuestras regresoras de control (género, nivel educativo, etc). Es importante entender que si bien estamos procediendo bajo un paradigma de modelización nuestra intención investigativa no es construir un modelo explicativo de la asistencia a refugio, sino testear una correlación puntual y controlarla por diversas variables.

Tabla de modelos multivariados anidados

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7
tr4_1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
tr4_2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
tr4_3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
tr4_4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
tramos_edad_2	0,002	0,022	0,021	0,038	0,073	0,041	0,047
tramos_edad_3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
max_educ_2		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
max_educ_3		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
ciu_nac_1			0,047	0,045	0,063	0,073	
inau_1				0,039	0,069		
genero_1					0,012	0,008	0,004
Deviance	2088,839	2022,715	20004,360	1957,002	1898,035	1934,604	1951,902
LR	1000,870	1001,272	996,204	989,374	975,892	986,878	993,111
Pseud R2 McFadden	0,324	0,331	0,332	0,336	0,340	0,338	0,337
Mc Fadden adjust	0,319	0,325	0,325	0,328	0,331	0,330	0,330
AIC	2102,839	2040,715	2024,360	1979,002	1922,035	1956,604	1971,902
BIC	2146,501	2096,618	2086,269	2046,814	1995,683	2024,379	2033,727

El criterio de selección del modelo más óptimo implica evaluar cual pueda explicar el mayor porcentaje de la varianza total de la variable dependiente y a su vez muestre los mejores indicadores de ajuste. En relación a las variables, a grosso modo a mayor cantidad si son estas todas significativas mejor es el modelo, si alguna variable no es significativa procedemos a retirarla del modelo y revisarlo sin ella. El avance step forward implica ir avanzando incorporando las variables una a una desde la más significativa en los modelos aislado a la menos.

En lo referido a los test de post estimación, en la actualidad se cuenta con un vasto repertorio de estadísticos para calcular la bondad de ajuste de un modelo, no existe a su vez un consenso cerrado de cuales estadístico tomar en consideración, lo que termina confluyendo en la decisión del investigador, la presentación de varios estadísticos y la consideración del sentido teórico y no únicamente empírico a la hora de elegir un modelo sobre otro. Para este trabajo se tomaron los siguientes estadísticos de ajuste: Deviance, Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden y McFadden ajustado, AIC y BIC. A continuación desarrollamos el modo de evaluación de cada uno de ellos.

De manera análoga al R cuadrado de Pearson en la regresión lineal múltiple, el Pseudo R cuadrado de McFadden ajustado es una medida del tamaño del efecto para la prueba de comparación del modelo. Mide hasta qué punto mejora la precisión del modelo en comparación con el modelo vacío. El modelo saturado presentaría un Pseudo R<sup>2</sup> de 1 y el vacío de 0, entre estos dos valores teóricos es que oscilan nuestros modelos reales, a mayor valor de Pseudo R<sup>2</sup> mejor el porcentaje de explicación del modelo de la varianza total. La ecuación del Pseudo R<sup>2</sup> McFadden puede formalizarse del siguiente modo:

$$R^2 = 1 - \frac{\ln \hat{L}(M_{Full})}{\ln \hat{L}(M_{Intercept})}$$

Donde M<sub>Full</sub> refiere al modelo con predictores, M<sub>Intercept</sub> al modelo sin predictores, y ^L es igual al likelihood estimado. La ecuación del Pseudo R<sup>2</sup> ajustado de McFadden presenta la siguiente forma:

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{\ln \hat{L}(M_{Full}) - K}{\ln \hat{L}(M_{Intercept})}$$

De modo similar a la prueba F en la regresión lineal, el Deviance testea si el modelo en cuestión presenta alguna mejora frente a la ausencia de modelo comparando contra el modelo saturado. A menor valor de Deviance mejor el ajuste del modelo. La ecuación empleada para calcular el Deviance es la siguiente:

$$D = \frac{l(\beta)f}{l(\beta)s} = 2 \ln[ l(\beta)f ]$$

La sigla BIC proviene del inglés *Bayesian Information Criterion*, es otro modo de testear la bondad de ajuste de un modelo y permite la comparación entre modelos ajustados y no ajustados. Como su nombre lo indica se basa en la comparación Bayesiana entre modelos, y nos arroja información sobre cual de estos dos es más probable de presentar aciertos sobre los datos observados. La fórmula del BIC que reporta Stata presenta la siguiente composición:

$$\text{BIC} = \text{Dev} + \ln(N) * P$$

Donde P es el número de parámetros estimados incluyendo la constante, N el tamaño de la población Dev el valor del Deviance.

La sigla AIC proviene de la sigla en inglés *Akaike information criterion*, este estadístico hermano del BIC es usualmente empelado para comparar modelos de diferentes muestras o modelos no anidados que no pueden compararse con LR test. La fórmula del AIC se expresa del siguiente modo:

$$\text{AIC} = \text{Dev} + 2P$$

Donde P es el número de parámetros estimados incluyendo la constante.

Omitiendo al modelo bivariado 0 que contiene únicamente a la regresora exposición y la variable dependiente asistencia por primera vez a refugio, el primer modelo construido corresponde a la inclusión sobre este de la regresora edad en tramos dado que fue la que en la regresión aislada mostró mayor peso en sus Odds Ratio (con un valor de la categoría 3 sobre la 0 de 2.60). Observamos que hasta aquí todas las categorías de las regresoras se muestran como significativas. Los indicadores de bondad de ajuste no nos dicen mucho por si solos, su valor cobra sentido al comparar con los siguientes modelos, por ahora podemos viendo el test ajustado de McFadden decir que nuestro modelo explica el 31,9 % de la varianza total de la variable dependiente, de todos modos decir si esto es satisfactorio o no es completamente relativo a la comparación con un modelo alternativo.

Procediendo de manera *step forward* el modelo 2 suma la variable máximo nivel educativo cursado dado que fue la siguiente en mostrar mayores bruto en sus Odds Ratio (2.27 al contrastar la categoría 3 con la 0). Por un lado todas las regresoras se mantienen significativas, por otro los test de bondad de ajuste indican mejoras frente al modelo 1: El McFadden aumenta de modo muy leve lo que es una pequeña mejora en el porcentaje de varianza total explicada; por otro lado el Deviance, el AIC y el BIC presentan leves

disminuciones, lo que coherentemente indica mejor ajuste a los datos. Concluimos que el modelo 2 implica una sutil mejora al modelo 1.

El modelo 3 continúa de modo anidado incorporando la variable ciudad de nacimiento dado que es la siguiente en el orden de peso explicativo bruto (0.63 en relación de la categoría 1 sobre la 0). Si bien todas las variables se mantienen como significativas para un 95% de confianza, ciudad de nacimiento presenta una significación de 0.047 lo que implica tener en consideración que esta relación podría volverse no significativa al controlar por otros factores. A nivel de bondad de ajuste también encontramos un muy leve aumento en los McFadden y una acompasada disminución en el Deviance, el AIC y el BIC. Afirmamos entonces que el modelo 3 representa una mejora frente al modelo 2.

El modelo 4 suma la variable asistencia a INAU, cuarto lugar en peso explicativo bruto (0.59 al comparar la categoría 1 frente a la 0). Todas las variables mantienen su significatividad, aunque la categoría 2 de tramos de edad comienza a ser visualmente menos significativa, ciudad de nacimiento e INAU muestran significatividad leve, todo dentro de los parámetros aceptables. Todos los test de bondad de ajuste muestran mejores valores que en el modelo 3. Consideramos al modelo 4 como otra mejora.

El modelo 5 representa nuestro último paso en el proceso *step forward*, incorporando ya a todas las regresoras que mostraron ser significativas en los modelos individuales. Específicamente sumamos la variable género al modelo (0.59 categoría 1 sobre categoría 0, mismo peso que la variable INAU). Aquí se pone de manifiesto lo que se podía avizorar en los modelos previos, la categoría 2 de tramos de edad, la variable ciudad de nacimiento y la variable INAU se vuelven no significativas para un 95% de confianza. Si bien los valores de post estimación muestran un mejor ajuste que los del modelo 4, no podemos considerar como satisfactoria una explicación con variables no significativas. El modelo 5 se considera no satisfactorio.

Dado que no se abarcaron todas las combinaciones posibles de variables es que se decide ahora proceder del modo inverso y mediante *step backwards* se parte del modelo 5 retirando de a una las variables menos significativas. Así conformamos un modelo 6 sin la variable INAU. La categoría 2 de tramos de edad vuelve nuevamente a ser significativa, la variable ciudad de nacimiento pierde aún más significatividad y el resto de las variables se mantienen estables. Los estadísticos de post estimación muestran un peor ajuste de los datos en comparación con el modelo 5. El modelo 6 se considera también como no satisfactorio.

Continuamos así de manera *step backwards* y retiramos del modelo 6 la siguiente variable menos significativa, ciudad de nacimiento. El modelo 7 mantiene a todas sus variables como significativas para un parámetro del 95% de confianza. Los test de post estimación muestran peor ajuste que los del modelo 5 y los del modelo 6, muestran mejor ajuste que los de los modelos 1, 2, 3 y 4. Dado que este séptimo modelo es, dentro de los que presentan todas sus

variables significativas para un 95% de confianza, el que arroja mejores índices de bondad de ajuste, lo consideramos como el más óptimo para explicar el fenómeno en cuestión y para presentar los datos sobre las relaciones detectadas.

### 8.3 Desarrollo del modelo final

Seleccionado ya entonces el modelo 7 como el más óptimo, podemos ahora sí proceder a desglosar a la interna cada uno de los valores de este y revisar con mayor profundidad los supuestos que atañe. Veamos en primer lugar la salida del modelo con todas sus variables expresado en Odds Ratio.

Modelo 7 desarrollado:

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad i.max_educ genero, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
i.max_educ    _Imax_educ_1-3  (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)

Iteration 0:  log likelihood = -1472.5062
Iteration 1:  log likelihood = -1125.8856
Iteration 2:  log likelihood = -996.20433
Iteration 3:  log likelihood = -976.00816
Iteration 4:  log likelihood = -975.95087
Iteration 5:  log likelihood = -975.95086

Logistic regression                               Number of obs   =       3578
                                                    LR chi2(9)      =       993.11
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log likelihood = -975.95086                       Pseudo R2      =       0.3372
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.1311854	.026548	-10.04	0.000	.0882324 .1950487
_I_tr4_2	.0744528	.0199665	-9.69	0.000	.0440158 .1259371
_I_tr4_3	.0426693	.0071994	-18.69	0.000	.0306547 .059393
_I_tr4_4	.028489	.0048519	-20.89	0.000	.0204038 .0397781
_Itramos_ed_2	1.345255	.2006141	1.99	0.047	1.004308 1.801946
_Itramos_ed_3	2.662879	.4298935	6.07	0.000	1.94059 3.654002
_Imax_educ_2	1.924262	.276309	4.56	0.000	1.45224 2.549706
_Imax_educ_3	2.406103	.3637771	5.81	0.000	1.789046 3.235987
genero	.6387198	.1001291	-2.86	0.004	.4697551 .8684589
_cons	.8106179	.1608205	-1.06	0.290	.5494703 1.195882

Desarrollemos el peso explicativo de cada una de las regresoras. Los tramos de exposición a calle mantienen el patrón que ya veníamos observando en todos los anteriores modelos, en comparación a asistir a refugio en el año de caída en calle, las chances de asistir por vez primera en los consecutivos tramos temporales son sustancialmente menores (reducciones a 0.13, 0.07, 0.04 y 0.02 respectivamente).

Si observamos la regresora tramos de edad se aprecia también un comportamiento muy similar al presentado en la regresión controlada únicamente por esta variable. Los nacidos en las décadas del '60 y '70 presentan aproximadamente 1.34 chances más de asistir a refugio luego de haber caído en calle que los nacidos entre el '80 y '90, y a su vez los nacidos antes de la década del '60 presentan más del doble de chances de asistir que los del '80 - '90. Las diferencias entre las dos regresiones 0.2 y 0.06 Odds Ratio, lo cual se explica obviamente por que las nuevas regresoras toman parte de la varianza explicada total del modelo.

En lo referido al máximo nivel educativo cursado al comparar el modelo educativo aislado con el modelo 7, vemos en este último un leve aumento de las diferencias en Odds Ratio entre las categorías internas. Con el modelo actual se aprecia un aumento de casi el doble de chances de asistencia a refugio para los que realizaron ciclo básico frente a los que llegaron hasta primaria y de más del doble de chances de los que alcanzaron bachillerato frente a los que hicieron hasta primaria.

Sobre el efecto de la variable género, tanto su sentido como su peso se mantiene a groso modo estable. En el modelo aislado las chances de hombres sobre mujeres eran de 0.59, el actual modelo presenta en esta dimensión chances de 0.63 lo que se traduce en que los hombres poseen cerca de la mitad de chances que las mujeres de asistir a un refugio.

Expresadas las correlaciones en términos de Odds Ratio, veamos qué sucede con nuestra correlación de interés en términos de probabilidades. Para esto calcularemos de dos modos: ajustando los tramos de exposición a formato anual y calculando los marginales de los cuatro tramos de exposición temporal a sus valores medios.

Al ajustar los tramos a formato anual obtenemos que las probabilidades de ir por primera vez a refugio el mismo año de caída en calle son de 56%, las de ir por primera vez a refugio al siguiente año de haber caído en calle son de 12%, dos años después de haber caído en calle estas bajan a un 7%, entre los 3 y 9 años de exposición rondan en torno al 4%, luego de los 10 años oscilan entre el 2,9% y el 4,7%. Podemos observar que no hay cambios muy importantes entre los valores de este modelo y los arrojados en el primer modelo bivariado.

```
. adjust, by(_t3) pr
```

---

```
Dependent variable: _y3      Equation: _y3      Command: logit
Variables left as is: genero, _I_tr4_1, _I_tr4_2, _I_tr4_3, _I_tr4_4,
                    _Itramos_e~2, _Itramos_e~3, _Imax_educ_2, _Imax_educ_3
```

---

_t3	pr	_t3	pr	_t3	pr
0	.56446	21	.031549	42	.037471
1	.120349	22	.031742	43	.034371
2	.069902	23	.0316	44	.034371
3	.041492	24	.031818	45	.039822
4	.041177	25	.033552	46	.039822
5	.041409	26	.033324	47	.038934
6	.041689	27	.034584	48	.038934
7	.041115	28	.034034	49	.04653
8	.041696	29	.034527	50	.04653
9	.041672	30	.034091	51	.046845
10	.028539	31	.035006	52	.037794
11	.028549	32	.036001	53	.037794
12	.028687	33	.034527	54	.037794
13	.028755	34	.034381	55	.037794
14	.029313	35	.034381	56	.037794
15	.029484	36	.034381	57	.037794
16	.030091	37	.037496	58	.037794
17	.030791	38	.037496	59	.037794
18	.030077	39	.037496		
19	.030403	40	.037496		
20	.030826	41	.037471		

Key: pr = Probability

Si recordamos el apartado metodológico, el cálculo de marginales refería a la probabilidad de un subconjunto de variables o una sola variable aislada del efecto del resto de las variables del modelo. Al calcular mediante marginales los pesos de cada tramo de edad se presentan los siguientes valores: La probabilidad de asistir por primera vez a un refugio el mismo año de caída en calle es del 53%, luego de cumplido un año de exposición esta pasa al 13%, después del segundo año los valores bajan a un 7,6%, cumplido el tercer año y hasta el noveno observamos una probabilidad de 4,5%, finalmente luego del décimo año y en adelante se presenta un valor de 3,1%.

```
. margins _tr4, atmeans
```

```
Adjusted predictions          Number of obs   =       3578
Model VCE      : OIM
```

```
Expression   : Pr(_y3), predict()
at           : 0._tr4      =   .1819452 (mean)
              1._tr4      =   .0740637 (mean)
              2._tr4      =   .0612074 (mean)
              3._tr4      =   .2937395 (mean)
              4._tr4      =   .3890442 (mean)
              1.tramos_e~d =   .3328675 (mean)
              2.tramos_e~d =   .420626  (mean)
              3.tramos_e~d =   .2465064 (mean)
              1.max_educ   =   .5550587 (mean)
              2.max_educ   =   .2599217 (mean)
              3.max_educ   =   .1850196 (mean)
              genero       =   .8585802 (mean)
```

	Delta-method				
	Margin	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_tr4					
0	.5259538	.0208831	25.19	0.000	.4850237 .5668839
1	.1270569	.02064	6.16	0.000	.0866032 .1675106
2	.0763024	.0180475	4.23	0.000	.0409298 .1116749
3	.0452017	.0064125	7.05	0.000	.0326334 .0577699
4	.03064	.0044439	6.89	0.000	.0219302 .0393499

Tanto al calcular las probabilidades de asistencia a refugio para cada tramo anual de exposición a calle observamos porcentajes muy similares. Esto nos habla de que la relación entre años de exposición a calle y primera asistencia a refugio es muy robusta, generando diversos modelos, controlando por distintas variables y calculando la relación de más de un modo, los números se mantienen casi invariables. A la hora de comunicar los resultados finales tomaremos los datos por marginales de este último modelo.

Tiempo en calle: intervalo en años	Probabilidad de asistir a refugio por primera vez
0 - 1	53%
1 - 2	13%
2 - 3	7,60%
3 - 10	4,50%
10 +	3,10%

A continuación extenderemos un poco más el análisis de post estimación únicamente para este modelo final. Un aspecto a considerar refiere a los supuestos de multicolinealidad y heterocedasticidad ya desarrollados en el apartado metodológico. Un primer modo de testear por multicolinealidad consiste en procesar una tabla de correlaciones bivariadas entre cada variable independiente (por defecto para variables nominales u ordinales el programa genera como en la regresión una variable regresora dummy por cada categoría de cada variable).

Por convención se considera que de haber correlaciones de 0.8 o mayores, debe realizarse un test formal de multicolinealidad y de ser este positivo se debe evaluar retirar alguna de las variables del modelo. No se toma así en consideración la multicolinealidad entre las categorías internas de una variable, que si bien son separadas como variables independientes por fines prácticos, a nivel conceptual son parte de una misma cosa por lo que su alta correlación es hasta esperable.

Algunos antecedentes explican a su vez que hay situaciones donde puede omitirse el test por multicolinealidad. Uno de estos casos es cuando nuestro interés recae en una única de las variables regresoras, siendo las otras meras variables de control. Se explica esto por que no es sustancial el tipo de relación entre las variables independientes sino únicamente entre esa regresora y la dependiente, las demás regresoras existen como ajustes de esa relación (web: Allison, P. 2012). Este es el caso de nuestro trabajo, nuestro interés recae en la relación “años de exposición” - “primera asistencia a refugio”. De todos modos calculamos sí una tabla de correlaciones bivariadas para chequear la consistencia de nuestro modelo en términos de multicolinealidad.

Al revisar la siguiente tabla de correlaciones bivariadas podemos observar que, dejando de lado las relaciones entre subcategorías de una misma variable, ninguna de las mismas se encuentra por arriba del 0.3, siendo la más alta de 0.23. Dados estos valores podemos cerrar la revisión de multicolinealidad y dar por bueno a nuestro modelo en este aspecto.

Correlation matrix of coefficients of logit model

e(V)	_y3	_I_tr4_1	_I_tr4_2	_I_tr4_3	_I_tr4_4	_Itramos~2	_Itramos~3	_Imax~2	_Imax~3	genero	_cons
_y3	1.0000										
_I_tr4_1	0.1242	1.0000									
_I_tr4_2	0.1973	0.1489	1.0000								
_I_tr4_3	0.1964	0.1470	0.2393	1.0000							
_I_tr4_4	-0.0040	-0.0049	-0.0244	-0.1314	1.0000						
_Itramos_e~2	-0.0166	0.0002	-0.0215	-0.1552	0.5557	1.0000					
_Itramos_e~3	-0.0209	-0.0124	-0.0039	0.0225	0.0611	0.2334	1.0000				
_Imax_educ_2	-0.0046	-0.0055	-0.0195	-0.0006	-0.1653	-0.0228	0.3760	1.0000			
_Imax_educ_3	0.0060	0.0095	0.0052	-0.0227	0.1805	0.1333	-0.0226	-0.0991	1.0000		
genero	-0.1610	-0.1274	-0.1883	-0.1179	-0.5092	-0.5156	-0.3541	-0.1510	-0.7083	1.0000	
_cons											1.0000

Ya sabemos que las diferencias entre las categorías base de las regresoras y sus otras respectivas categorías son estadísticamente significativas, esto lo vimos en las salidas en Odds Ratio en la significación de cada variable. Lo que todavía no sabemos aún y de no testarlo lo estaríamos dando por sentado, es si existen diferencias significativas entre las categorías excluyendo la categoría base. Por ejemplo sabemos que la diferencia en términos de probabilidad de asistir a refugio por vez primera luego de haber caído en calle es estadísticamente significativa entre quienes tienen como máximo nivel educativo primaria versus los que tienen ciclo básico, así como entre los de primaria y los de bachillerato, pero no sabemos si las diferencias entre ciclo básico y bachillerato son significativas o no. Si las diferencias entre ciertas categorías fuesen no significativas, esto arrojaría información para pensar en la posibilidad de integrarlas bajo una categoría única o por lo menos tomar cautela a la hora de sacar conclusiones sobre el modelo.

Para revisar estas diferencias empleamos un test de medias entre cada categoría. Para la variable tramos de exposición vemos que no hay diferencias significativas al comparar el tramo 1 con el tramo 2 (la probabilidad de cometer un error de tipo 1 - afirmar que la hipótesis sea correcta cuando no lo es - es de 0.0724, o sea mayor a 0.05). Al comparar entre los tramos 1 y 3 sí observamos que las diferencias son significativas, así como también entre el 1 y el 4.

```
. test _I_tr4_1 == _I_tr4_2

( 1)  [_y3]_I_tr4_1 - [_y3]_I_tr4_2 = 0

      chi2( 1) =    3.23
      Prob > chi2 =    0.0724

. test _I_tr4_1 == _I_tr4_3

( 1)  [_y3]_I_tr4_1 - [_y3]_I_tr4_3 = 0

      chi2( 1) =   22.55
      Prob > chi2 =    0.0000

. test _I_tr4_1 == _I_tr4_4

( 1)  [_y3]_I_tr4_1 - [_y3]_I_tr4_4 = 0

      chi2( 1) =   41.33
      Prob > chi2 =    0.0000
```

Si nos mantenemos dentro del margen de confianza de 95% tampoco podemos afirmar que hayan diferencias significativas entre los tramos 2 y 3 ni entre el 3 y el 4; de todos modos nos parece importante aclarar que la probabilidad de cometer error de tipo uno para estas dos categorías se encuentra casi en el límite del margen aceptable para un 95% de confianza (0.059 y 0.053 respectivamente). Las diferencias entre las categorías 2 y 4 sí son indefectiblemente significativas.

```

. test _I_tr4_2 == _I_tr4_3

( 1)  [_y3]_I_tr4_2 - [_y3]_I_tr4_3 = 0

      chi2( 1) =    3.57
      Prob > chi2 =   0.0590

.
. test _I_tr4_2 == _I_tr4_4

( 1)  [_y3]_I_tr4_2 - [_y3]_I_tr4_4 = 0

      chi2( 1) =   10.55
      Prob > chi2 =   0.0012

. test _I_tr4_3 == _I_tr4_4

( 1)  [_y3]_I_tr4_3 - [_y3]_I_tr4_4 = 0

      chi2( 1) =    3.73
      Prob > chi2 =   0.0534

```

Podemos sacar de conclusión en este punto que si nos atenemos estrictamente al 95% de confianza en nuestras afirmaciones, hay motivos empíricos para diferenciar la categoría 0 de todas las otras pero no para diferenciar entre las categorías de 1 a 2, ni entre las categorías de 2 a 3 y tampoco entre 3 a 4. En un lenguaje más simple los test nos muestran que empíricamente no hay una barrera o corte claro entre las categorías, sí hay diferencias entre el 1 y el 4 eso no cabe duda, pero los pasajes de una categoría a otra son difusos. Esto es un efecto claro de la construcción teórica de un objeto de estudio, explicitadas estas cuestiones decidimos mantener las categorías tal cual están, amparados en la capacidad explicativa de las mismas y su diferencia con la categoría 0.

Al realizar el mismo test para las otras dos variables no dummy del modelo (tramos de edad y máximo nivel educativo cursado) vemos que para los tramos etarios sí hay diferencias significativas entre los nacidos entre las décadas del '60 -'70 y los anteriores al '60. Por otro lado no hay diferencias significativas en la asistencia a refugios entre quienes tienen como máximo nivel educativo ciclo básico y quienes tienen bachillerato. Para este punto corren las mismas reflexiones que en los test de tramos de exposición, decidimos mantener las categorías tal cual están originalmente en el modelo por razones teóricas, por su relación con la categoría 0 y por su capacidad explicativa.

```

. test _Itramos_ed_2 ==_Itramos_ed_3

( 1)  [_y3]_Itramos_ed_2 - [_y3]_Itramos_ed_3 = 0

      chi2( 1) =    21.64
      Prob > chi2 =    0.0000

. test _Imax_educ_2 == _Imax_educ_3

( 1)  [_y3]_Imax_educ_2 - [_y3]_Imax_educ_3 = 0

      chi2( 1) =     1.84
      Prob > chi2 =    0.1750

```

El paquete estadístico Stata nos brinda el comando *fitstat*, en el cual se puede observar una amplia batería de test de bondad de ajuste. Entre los mismos se encuentran el Deviance, el McFadden, el AIC y BIC, ya desarrollados en la comparación entre modelos anidados. Dado que no hay un consenso cerrado sobre los test de post estimación y que cada investigador puede tener sus preferencias exponemos a continuación el cuadro entero de estadísticos de bondad de ajuste.

```

. fitstat

```

		logit
Log-likelihood	Model	-975.951
	Intercept-only	-1472.506
Chi-square	Deviance (df=3568)	1951.902
	LR (df=9)	993.111
	p-value	0.000
R2	McFadden	0.337
	McFadden (adjusted)	0.330
	McKelvey & Zavoina	0.394
	Cox-Snell/ML	0.242
	Cragg-Uhler/Nagelkerke	0.432
	Efron	0.363
	Tjur's D	0.357
	Count	0.901
IC	AIC	1971.902
	AIC divided by N	0.551
	BIC (df=10)	2033.727
Variance of	e	3.290
	y-star	5.432

Hasta aquí ya contamos con un vasto repertorio de testeos sobre nuestro modelo, ya sabemos el peso explicativo de cada regresora, especialmente de nuestra regresora de interés expresada en probabilidades, sabemos que el modelo en sí explica el 33% de la varianza total de la variable predicha y vimos algunos de los posibles ajustes comparativos contra otros modelos. Hacia otro lugar que podemos avanzar es analizar la sensibilidad y especificidad del modelo, cuanto acierta o no al predecir los valores observados de la variable dependiente. Para estudiar esto apelaremos al test por Curva Roc.

La metodología de la Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) fue desarrollada originalmente por ingenieros eléctricos con el cometido de medir la eficacia en la detección de objetos enemigos en los campos de batalla en contextos bélicos. Posteriormente fue incorporado con gran éxito en áreas como la médica, posee actualmente mucha difusión por ejemplo en el testeo de falsos o verdaderos positivos en análisis de patologías.

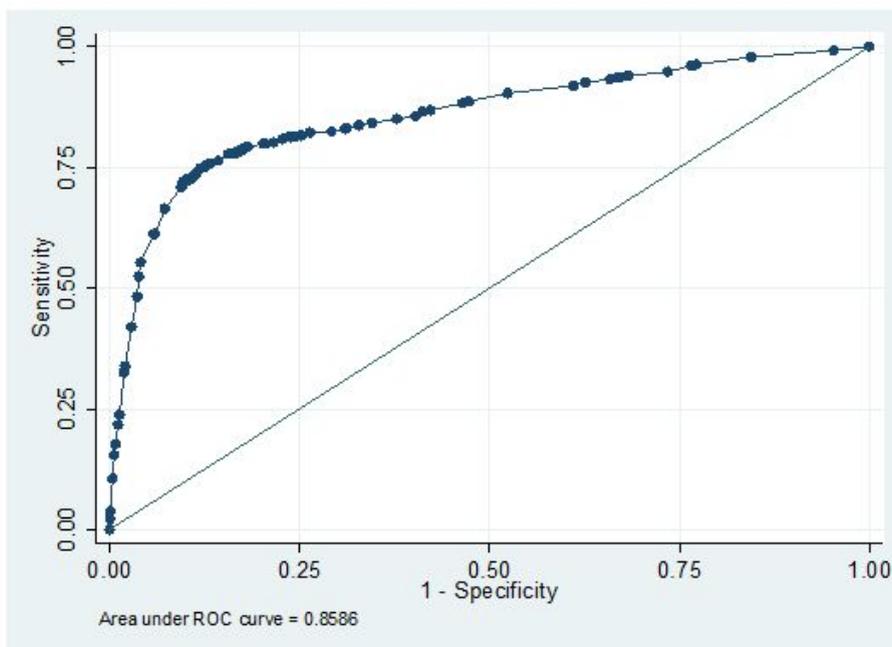
Para comprender lo que hace la curva Roc es necesario incorporar los conceptos de “sensibilidad” y “especificidad”. Recordemos que a la hora de conformar un modelo correlacional lo que hacemos es calcular en base a un conjunto de variables independientes las probabilidades de obtención de valores estimados de una variable dependiente  $\hat{Y}$  en función de los valores reales observados de esa variable dependiente  $Y$  en la base de datos. Como los modelos no son perfectos existen siempre mayores o menores errores en las predicciones de  $Y$ , lo cual configura los denominados verdaderos y falsos positivos y los verdaderos y falsos negativos. Dado  $Y$  como una variable dummy 1-0 decimos que un falso positivo se da cuando nuestro modelo pronostica un valor 0 cuando el valor real es 1, un verdadero positivo corresponde a la situación en la que nuestro modelo arroja valor 1 y el valor real es 1, un falso negativo se da cuando el modelo pronostica un valor 0 y el valor real  $Y$  es 1, y el verdadero negativo sucede cuando pronosticamos valor 0 y el valor real es de 0 (Martinez C. 2007).

La sensibilidad remite a los verdaderos positivos, la insensibilidad a los falsos positivos, la especificidad a los verdaderos negativos y la inespecificidad a los falsos negativos. Decimos entonces que un modelo es insensible a los datos cuando su porcentaje de verdaderos positivos no supera un margen aceptable y que es inespecífico cuando sucede lo mismo con sus verdaderos negativos.

	Observado Y=1	Observado Y=0	
Estimado Y=1	Verdaderos positivos SENSIBILIDAD	Falsos positivos INSENSIBILIDAD	100
Estimado Y=0	Verdaderos negativos INESPECIFICIDAD	Verdaderos negativos ESPECIFICIDAD	100
	100	100	

Decimos entonces que la curva ROC es una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema de clasificación binario según se varíe el umbral de discriminación (valor fijado por el investigador a partir del cual se decide que un caso es un positivo). También puede interpretarse al gráfico como la representación de la razón o ratio de verdaderos positivos frente a la razón o ratio de falsos positivos también según se varía el umbral de discriminación. Este análisis proporciona una herramienta visual y estadística para discriminar entre modelos óptimos y modelos menos óptimos (Fawcett, T. 2005).

El gráfico nos ilustra sobre el eje de las Y la sensibilidad y sobre el eje de las X 1-la especificidad. La diagonal corresponde a un modelo en el que cada valor predicho es falso, mientras que la curva que toca completamente los vértices superiores sería un modelo de predicción perfecta. Por convención, en ciencias sociales se considera como una buena curva Roc a la que deje un 80% o más del área del gráfico por debajo. A continuación se muestra la curva Roc del modelo 7.



Podemos observar que efectivamente para el modelo en cuestión se presenta una curva que deja al 85,8% del área por debajo de ella. Podemos decir entonces que en términos de sensibilidad el modelo es también satisfactorio.

## **9. Reflexiones teóricas y limitaciones del estudio**

Ya habiendo hecho suficiente hincapié en los modelos estadísticos y sus test de ajuste, podemos pasar a reflexionar sobre qué nos ha aportado este trabajo a la conceptualización del problema estudiado. Si recordamos nuestros objetivos de investigación veremos que ya hemos zanjado los primeros dos: efectivamente la variable años de exposición a situación de calle presenta un efecto significativo sobre la variable primera asistencia a refugio, y efectivamente por cada año de exposición a calle se reducen las probabilidades de una primera asistencia a refugio; pero todavía nos falta reflexionar sobre la causalidad teórica de este efecto.

Los datos son muy claros y nos permiten descartar dos de las tres hipótesis de trabajo, ni la hipótesis de independencia ni la de desgaste parecen ser factibles luego de culminado el análisis empírico. Los modelos analíticos nos mostraron una clara correlación entre los años de exposición a calle y la probabilidad de asistencia por vez primera a refugio, vimos que a incremento del primero decrecimiento del segundo, y vimos que esta relación tiene una acentuada pendiente sobre el primer año de exposición (que pasa del 53% al 13%) la cual luego se suaviza y se mantiene constante en valores muy cercanos al 4%. Nos falta terminar de atribuir causalidad teórica a esa correlación.

Diremos que efectivamente es el proceso de exclusión (en el sentido de Tezanos y Castel) lo que hace llegar a una habituación a la calle y reduce las probabilidades de asistencia a los soportes de inclusión que representan los refugios (en términos de Kaztman “estructuras de oportunidades estatales”). Para afirmar esto nos paramos en las demás variables dependientes incluidas en nuestros modelos. Todas ellas presentaron dos patrones: El primero fue que los perfiles de mayor vulnerabilidad frente a los avatares de calle (mujeres, ancianos) mostraron mayor tendencia a asistir a refugio y en contra relato los perfiles de menor vulnerabilidad frente al dormir a la intemperie (hombres y jóvenes) se vieron más propensos a no asistir a refugio. El segundo fue que los perfiles con trayectorias de vida menos marcadas por la exclusión (mayores niveles educativos, no asistencia a INAU) tenían más tendencia a asistir a refugio, mientras que los perfiles con trayectorias de vida de mayor exclusión (bajos niveles educativos y asistencia a INAU) marcaron menores chances de asistir a refugio luego de caer en calle.

Quienes vienen de trayectorias de vida más signadas por la exclusión social, tienen luego de caer en calle mayor tendencia a dormir a la intemperie que a dormir en refugio. Al mismo tiempo quienes pueden desarrollar una mejor habituación a la calle por ser menos vulnerables a los devenires del dormir a la intemperie, también asisten menos a refugios. Estos dos hechos son pruebas de que la exclusión social y la habituación a la calle son causales del letargo o la negación a asistir a refugios. Si además sobre estas escuetas variables que hemos podido sistematizar, montamos el peso de todos los antecedentes investigativos sobre exclusión habitacional en la temática *homeless*, queda aún más claro el efecto que la exclusión tiene sobre las chances de asistencia temprana o tardía a refugios.

Dichas estas reflexiones, es necesario desarrollar brevemente las limitaciones del presente análisis, entendiendo que ningún estudio se encuentra absuelto de críticas y es importante poder detectarlas y comunicarlas a modo de matizar las conclusiones obtenidas del mismo.

En primer lugar el trabajo presenta limitaciones epistemológicas propias de la aplicación de métodos cuantitativos en la medición de fenómenos sociales. No nos referimos aquí a los debates epistemológicos sobre si la realidad social puede ser analizada por modelos regresivos multivariados, al pararnos dentro del paradigma explicacionista ya tomamos postura dentro del debate y no es nuestra intención entrar en el. Nos referimos aquí a las complicaciones internas que la cuantificación mediante encuestas o censos puede tener, especialmente en poblaciones como las de este estudio.

Toda la data extraída que es empleada para análisis fue levantada mediante entrevistas en refugios o en calle, a personas en graves situaciones de exclusión, con todos los sesgos que esto acarrea: consumo de sustancias, inestabilidad mental, falta de confianza entre los interlocutores, entre otras. Un recurso empleado para matizar este problema fue el filtrado por la variable “considera que la información brindada fue verídica”, esta pregunta presente en las dos bases de datos utilizadas permitió dar de baja a todos los casos en donde el encuestador hubiera marcado como no verídicas más de la mitad de las respuestas. Más allá de este control y del consenso que el método de encuesta tiene en las ciencias sociales, es interesante considerar las reflexiones que pueden surgir sobre el levantamiento de los datos por este medio.

Una segunda limitante ya de carácter más técnico remite a la construcción del objeto de estudio bajo la metodología de historia de eventos. En su momento se explicaron los conceptos de eventos renovables y no renovables, la segunda limitación remite a este punto. El fenómeno en cuestión es áltamente renovable y dadas las bases con las que contamos no podemos dar cuenta de este efecto. Amparados en algunos modos estandarizados de abordar este problema es que se decidió estudiar únicamente los eventos “año en que se durmió por primera vez en calle” y “año en que se asistió por primera vez a refugio”, de todos modos y si bien este análisis ya en sí representa un aporte al estado de situación investigativa en la temática, es más que pertinente tener en consideración que no se están analizando las posibles

entradas y salidas de calle así como de refugio. Este punto fue desarrollado de modo más exhaustivo en el apartado sobre operacionalización de conceptos.

En tercer lugar, quizás la más importante carencia de los modelos multivariados generados en este trabajo es el sesgo por variables omitidas. En la lectura de antecedentes enumeramos algunas variables que son clave para comprender el fenómeno *homeless*: consumo de sustancias, problemas mentales, desvinculación familiar son ejemplos claros, y su efecto debería ser controlado a la hora de elaborar modelos explicativos. Lamentablemente las bases existentes carecen de un levantamiento cronológico de estas variables, por lo que no es posible incorporarlas al estudio de regresión sin violentar fuertemente el supuesto de antecendencia temporal. Al leer la tesis podemos ver que se optó por incluir de modo descriptivo una mayor cantidad de variables pertinentes a modo de no ignorarlas completamente, y a la hora de pasar al estudio de regresión incorporar las que fueran posible dado el modo de levantamiento de los datos en las bases.

Explicitadas las limitaciones de nuestro estudio, vale considerarlas no como críticas tajantes o inhibitorias de los hallazgos analíticos sino como consideraciones a tomar en cuenta, para matizar las conclusiones planteadas y tener en consideración para la realización de futuros estudios que revisen, critiquen o vayan más allá de lo visto aquí. Considerando que toda investigación tiene limitaciones, lo prudente es poder detectarlas de cara a abrir el proceso de construcción colectiva propio de método científico.

## 10. Conclusiones

Comenzamos este texto haciendo hincapié en la importancia del análisis sobre la temática *homeless* en el Uruguay. En un contexto de notoria superación de la pobreza e indigencia los números sobre gente en situación de calle desde 2011 a 2016 no muestran un panorama tan optimista. Dos lecturas pueden hacerse de este período: La más pesimista es que en 2011 fueron detectadas 739 personas mientras que en 2016 pasan a 1651, siendo más del doble la cantidad de personas en calle registradas en el segundo momento. Por otro lado la visión más optimista diría que en ese período de diez años los porcentajes de personas en calle se han mantenido de modo estable cuatro dígitos por debajo del 1% de la población nacional.

Sin interés de profundizar en estas métricas, no cabe duda que el tema es más complejo que la mera situación de pobreza y debe abordarse con un análisis sofisticado. Así fue que en el presente proyecto buscamos estudiar la vinculación de dos aspectos que consideramos clave en el campo *homeless*: la asistencia a refugios y la exposición temporal al estar en calle. Enmarcando a su vez y dándole sentido a la problemática desde la perspectiva sociológica de la exclusión habitacional ¿Por qué este abordaje? En primer lugar pararnos desde las conceptualizaciones de la exclusión social, dentro de estas la corriente de la desafiliación de

Castel, nos permite entender el fenómeno *homeless* como una expresión radical de la desafiliación habitacional. Según nuestra interpretación la desafiliación es un proceso por el cual un sujeto transita desde una zona de inclusión, pasando por zonas de vulnerabilidad hasta una zona de exclusión, y si bien este proceso toca diversos aspectos del quehacer social, en este caso ponemos el foco en el aspecto habitacional.

La situación de calle conjuga obviamente una desafiliación educativa, laboral, sanitaria, familiar, entre otras tantas, y cada caso tiene sus particularidades, pero el común denominador en todos estos casos es hasta por definición el aspecto habitacional. La literatura específica sobre la temática *homeless* ya ha logrado articular visiones más estructuralistas con visiones más individualistas en clave de consensuar cuáles son los principales disparadores o *triggers* de este tránsito hacia la vida en calle, así como tipologizar los estados de este proceso. El paradigma del ETHOS (European Typology on Homelessness and Housing Exclusion) ha diferenciado en hasta 13 categorías dentro de las cuales se sub dividen la vivienda inadecuada, vivienda insegura, falta de hogar y falta de techo. A su vez se ha logrado identificar también bajo evidencia empírica al desalojo residencial y la desvinculación familiar como los dos principales *triggers* en las trayectorias de exclusión habitacional que confluyen en situaciones de calle.

Los antecedentes dan el visto bueno a la conceptualización temporal de la caída en calle, pero este no es todavía el foco de nuestro trabajo, lo que nosotros priorizamos fue lo sucedido en el quehacer de la calle, en la zona de exclusión habitacional. Nuestro foco se ubicó en las variables asistencia a refugio y exposición temporal a la calle ¿por qué estas dos? La primera por la importancia programática que los refugios presentan y la segunda por la importancia analítica del efecto temporal calle.

Al principio del texto cuando recapitulamos sobre las políticas que abordan la temática *homeless* vimos que los refugios temporales aparecen como el gran común denominador en todos los países, dando respuesta inmediata a la emergencia del dormir a la intemperie; en varios casos los refugios de estadias transitorias y el acompañamiento institucional surgen luego como políticas de mediano plazo, y en algunos países se observan lineamientos exitosos de soluciones habitacionales definitivas. Desde la perspectiva de la desafiliación, los refugios emergen entonces como soportes institucionales en las zonas de exclusión habitacional que pueden efectuar como los primeros dispositivos hacia trayectorias de re inclusión y contrarrestar el efecto que la desafiliación habitacional operó sobre las personas en situación de calle. Entendido esto así, la asistencia a refugios es clave para disparar procesos de inclusión social.

En este mismo abordaje donde la asistencia a refugio es fundamental, nos encontramos en un contexto donde de 678 personas detectadas en situación de calle 141 declararon nunca haber asistido a un refugio ¿Cómo se explica entonces que estas personas habiendo estado durante años en calle no asistan al principal soporte estatal concebido específicamente para tratar la

problemática? la respuesta podría encontrarse nuevamente en el proceso exclusógeno de la desafiliación habitacional. Los antecedentes cualitativos internacionales y locales hipotetizan en la existencia de 3 estados de situación de calle: El de “forastero”, nuevos llegados a la zona de exclusión, quienes todavía no han incorporado un acervo de calle, no conocen las prácticas y métodos de supervivencia. El estado de “adaptación”, en el cual el sujeto ya maneja los principales códigos, contactos y comienza a desenvolverse en calle rompiendo ya las principales barreras simbólicas que lo diferencian del transeúnte corriente (la basura como lugar de fuente de alimento, la impunidad a dormir en la vereda, los criterios de higiene personal, entre otros tantos). Por último el estado de “habitación”, donde el sujeto ya conoce y maneja naturalmente estos nuevos códigos y el acervo de calle ya ha sido interiorizado completamente (Ciapessoni, F. 2013). En nuestro trabajo pudimos ver que si bien la media de edad de quienes asisten a refugios es de 48 años y la de quienes no asisten de 36, la media de años de exposición a calle de los primeros es de 8 años y la de los segundos de 11; en otras palabras vimos que quienes van a refugios son más viejos pero han estado menos tiempo en calle, y que quienes no van a refugios son más jóvenes pero han estado más tiempo en calle ¿esta curiosa tendencia no se relacionará con el grado de habituación a la calle citado en los antecedentes?

Nuestra hipótesis de trabajo conjuga estas dos variables y propone que la exposición temporal a la situación de calle es una variable clave en la explicación del letargo en la asistencia a refugios. Testeando contra las hipótesis rivales de que (1) no existiera una relación significativa entre exposición a calle y asistencia a refugio (hipótesis de independencia) y (2) que a mayor exposición a calle mayores probabilidades de asistencia a refugio (hipótesis alternativa), encontramos como vencedora a la hipótesis de que “las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio se reducen fuertemente luego de los primeros años de exposición a la calle (hipótesis de la exclusión)”.

Mediante la metodología de historia de eventos - método estadístico específicamente creado para analizar bases de datos longitudinales, trabajando con hipótesis de estados y eventos temporales - combinada con la técnica de regresión logística pudimos generar una secuencia de modelos anidados a modo de controlar nuestra hipótesis de trabajo por distintas variables intervinientes. Los datos son claros, en todos estos modelos, desde el bivariado más simple hasta el multivariado con mejor bondad de ajuste y realizando los pertinentes test de post estimación, encontramos que efectivamente las probabilidades de asistir por vez primera a un refugio se reducen fuertemente luego de los primeros años de exposición a la calle.

Más allá de corroborar nuestra hipótesis de trabajo, el principal mérito de esta tesis debe ser poder cuantificar las probabilidades de primera asistencia a refugio según cada año de exposición a calle. Los valores que encontramos son los siguientes: La probabilidad de asistir por primera vez a un refugio el mismo año de caída en calle es del 53%, luego de cumplido un año de exposición esta pasa al 13%, después del segundo año los valores bajan a un 7,6%, cumplido el tercer año y hasta el noveno observamos una probabilidad de 4,5%, finalmente

luego del décimo año y en adelante se presenta un valor de 3,1%. Lo que llama la atención de estos datos es lo rápido que el efecto exclusión afecta a las probabilidades de asistencia a refugio. De modo muy coloquial podría decirse que una persona luego de haber caído en calle, si no asiste por primera vez a refugio antes de transcurrido un año o dos, las probabilidades de que lo haga después se vuelven casi nulas.

Además de estos datos centrales encontramos también otras segmentaciones de nuestra población de estudio en relación a la variable asistencia a refugio. Si segmentamos por género los datos planteados en el párrafo anterior obtenemos que la probabilidad de asistir por primera vez a un refugio el mismo año de caída en calle para los hombres es de un 50% mientras que para las mujeres es de un 64%, en todos los demás tramos temporales las mujeres presentan más probabilidades de asistencia a refugio que los hombres.

También el nivel educativo mostró una fuerte capacidad explicativa: si comparamos contra quienes hicieron hasta primaria, los que llegaron a cursar ciclo básico presentaron luego de caer en calle un aumento casi del doble de sus chances de asistir a refugio, mientras que los que llegaron a cursar bachillerato presentaron más del doble de chances que los que tenían primaria como mayor nivel. La tercera variable de segmentación que encontramos como significativa fue la década de nacimiento: en comparación con los nacidos entre los '80 y '90, los nacidos entre el '60 y '70 muestran luego de caer en calle un aumento cercano a la mitad de sus chances de asistir a refugio, y los nacidos antes de la década del '60 presentaron más del doble de chances que el subgrupo más joven.

Estas tres variables nos hablan de como la asistencia a refugio tiene que ver con la vulnerabilidad y la exclusión. Ya que si las complementamos con algunos de los datos descriptivos del comienzo de nuestro análisis obtenemos que los grupos más vulnerables (ancianos, con problemas de salud, mujeres) presentan mayores tasas de asistencia a refugio. A su vez quienes tienen trayectorias de vida más marcadas por la exclusión (menor nivel educativo, consumo de drogas, reclusos de libertad) muestran una menor tendencia a asistir a refugio y más arraigo a la calle.

¿Qué nos deja esta investigación? A nivel investigativo es necesario tomar los resultados con cautela, aquí probamos varios modelos, controlamos por diversas variables intervinientes, realizamos los respectivos tests de ajuste, y vimos que los datos se mostraban consistentes en todo el proceso de análisis, así nos aventuramos a esbozar los guarismos mostrados en los párrafos anteriores. De todos modos debe entenderse este trabajo como una primera cuantificación sobre reflexiones de carácter cualitativo ya existentes en la temática. La aparición de nuevas bases de datos puede ser insumo para la revisión de este análisis y la continuación de la construcción colectiva de conocimiento sobre esta problemática social.

El aporte que realizamos sobre la discusión académica se encuentra en lograr llevar ciertas reflexiones pre existentes de corte cualitativas al plano cuantitativo. Compartiendo la

necesidad delineada en los antecedentes teóricos de abordar la temática de un modo cronológico y reflatando los hallazgos cualitativos presentes, pudimos dar el paso de medir cuantitativamente a qué velocidad avanza la exclusión habitacional, sorprendiéndonos quizás con lo acelerado que según los datos resulta ser este proceso.

A nivel programático y reflexivo, el principal aporte de esta investigación es también sin dudas el haber cuantificado e incorporado la dimensión temporal sobre el problema de la no asistencia a refugios. Más allá de los porcentajes, la idea que este trabajo nos deja es que la situación de calle conforma un proceso exclusógeno tan radical que es capaz de en muy poco tiempo vaciar las chances de accionar de las principales estructuras de oportunidades estatales. Así como ya estamos acostumbrados a leer investigaciones donde la variable tiempo es crucial, vemos que aquí también vale la pena incorporar un abordaje cronológico, ya que descubrimos que si no se logra que las personas *homeless* asistan a refugios antes de pasado el primer año de exposición a la calle las probabilidades de que lo hagan luego bajan de modo estrepitoso; la explicación de este fenómeno la encontramos en el proceso de exclusión habitacional del estar en calle.

## 11. Bibliografía

-Anderson, L. , Snow, D. A., & Cress, D. (1994). *Negotiating the public realm: Stigma management and collective action among the homeless*. In S. Cahill & L. Lofland (Eds.), *The community of the streets*. Greenwich, CT: JAI.

-Anderson, L. Snow, D. Backer, S. *Distorting Tendencies in Research on the Homeless* (1989). Westport, CT: Greenwood.

-Anderson, L. Snow, D. (1987) *A hippiedancepunk decided to get a real profession. Musings on at-home remedies, recipes, revelations, recollections, and rants*. October 5, 2016 ·by granol agrad school and goffman ·in Methods, R+EDM, Social Psych.

-Applebaum, R. P. (1990). *Counting the homeless*. In J. A. Momeni (Ed.), *Homelessness in the United States: Data and issues* (pp. 1-16). Westport, CT: Greenwood.

-Aptekar, L. (1988). Street children of Colombia. *Journal of Early Adolescence*, 8(3), 225-241.

-Aptekar, L. (1994). Street children in the developing world: A review of their condition. *Cross-Cultural Research*, 28 (3), 195-224.

-Baldriz, Ignacio *Cultura en situación de calle: un estudio fenomenológico sistémico sobre el sinhogarismo en Uruguay* (2015) Tesis de grado en Sociología; FCS, UdelaR.

-Blanco, Magdaena. Cabrera, José María. Cid, Alejandro (2016). *Beware: A Woman Is Looking after Your Car*. Blanco, Magdalena and Cabrera, Jose Maria and Cid, Alejandro, *Beware: A Woman Is Looking after Your Car* (June 17, 2016). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2916310> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2916310>

-Bunis, William. Snow, David. Yancik, Angela. *The cultural Patterning of Sympathy Toward the Homeless and Other Victims of Misfortune*. *Social Problems*, vol.43, no.4. Noviembre 1996.

.-Castel, Robert. (1995) *La metamorfosis de la cuestión social. Una crónica del salariado*. Editorial Paidós.

- Caton, C. L. M., Dominguez, B., Schanzer, B., Hasin, D. S., Shrout, P. E., Felix, A. (2005). Risk factors for long-term homelessness: Findings from a longitudinal study of first-time homeless single adults. *American Journal of Public Health*, 95(10), 1753 – 1759.
- Ceni Fernanda, Ceni Rodrigo, Salas Gonzalo (2008). *Preferencias adaptativas y capacidades: El caso de los sin techo en Montevideo*. Instituto de economía. CCEEA. Udelar. Uruguay.
- Ciapessoni, Fiorella. *Ajustes y desajustes: debates conceptuales sobre la población “sin techo”*. En *El Uruguay desde la sociología VII*. Depto. De sociología fcs Udelar. Edición 2009, Uruguay.
- Ciapessoni, Fiorella (2013) *Recorridos y desplazamientos de personas que habitan refugios nocturnos*. Tesis de maestría. FCS. Udelar. Montevideo, Uruguay.
- Ciapessoni, Fiorella. *De refugios y calle: la construcción de identidad en hombres sin domicilio*. En *Sobre cercanías y distancias, problemáticas vinculadas a la fragmentación social en el Uruguay actual*. Ediciones Cruz del Sur, 2007, Uruguay.
- Chouhy, Gabriel (2007). *Trayectorias, posiciones y disposiciones de las personas en situación de calle: bases para la construcción de un modelo analítico*. El Uruguay desde la sociología. Tomo VI. Udelar. Uruguay.
- Curiel, Miguel Ángel (2010) *Organizaciones de la sociedad civil de Asistencia Social que atienden niños, adolescentes y jóvenes en situación de calle en la ciudad de Hermosillo, Sonora, México*. En *Estudios Sociales* vol. 18.
- DINEM (2014) *Diagnóstico de situación y capacidades de los centros de atención a situaciones de calle*. DINEM, Mides. Uruguay.
- ETHOS *European Typology on Homelessness* (2006) European Federation of National Associations with the Homeless. FEANTSA. UN.
- E. Sánchez, J. Alvez *Pobreza y Vulnerabilidad social* (2008) ALAP
- Faucett, Tom (2005) *An Introduction To Roc Analysis*. *Pattern Recognition Letters* Volume 27, Issue 8, June 2006, Pages 861-874
- FEANTSA (2010) *Ending Homelessness: A Handbook for Policy Makers*. European Federation of National Organisations Working with the Homeless.

- Glaser, B. y A. Strauss (1967). *The discovery of grounded theory: strategies for qualitative research*. New York: Aldine Publishing Company,
- Gomes Barbosa, José Carlos (2018) *Implementação das políticas públicas voltadas para a população em situação de rua: desafios e aprendizados*. Instituto de pesquisa económica aplicada. Brasil.
- Gómez Gustavo (2014). *Construcción de subjetividad en adolescentes en situación de calle*. Tesis. Facultad de psicología. Udelar. Uruguay.
- Gordon, David. *The concept and measurement of poverty* (2006) Extracto de la revista "Poverty and Social Exclusion in Britain, Bristol" The Policy Press.
- INE CEPAL (1996) *ASPECTOS METODOLOGICOS SOBRE MEDICION DE LA LINEA DE POBREZA: el caso uruguayo*. Documentos y Resumen Ejecutivo del Taller Regional de Expertos sobre Medición de la Línea de Pobreza en Uruguay (12 al 13 de marzo, 1996).
- INE (2019) *Boletín técnico. Estimación de la pobreza por método de ingreso 2018*. Montevideo, Uruguay.
- Kaztman R. Filgueira C. *Activos y estructuras de oportunidades. Estudios sobre las raíces de la vulnerabilidad social en Uruguay* (1999). CEPAL Uruguay, oficina de Montevideo.
- Kuhn R. Cuhlane P. (1998) *Applying Cluster Analysis to Test a Typology of Homelessness by Pattern of Shelter Utilization: Results from the Analysis of Administrative Data* University of Pennsylvia.
- Le Blanc, G. *Vidas ordinarias, vidas precarias: sobre la exclusión social* (2007) Editorial du Seuil. Francia.
- Lewis, Oscar (1961) *Los hijos de Sánchez*. Fondo de Cultura Económica.
- Martinez Camlor, Pablo (2007) Comparación de las pruebas diagnósticas desde la Curva Roc. *Revista Colombiana de estadística*. Volumen 30 No. 2. pp. 163 a 176. Diciembre 2007.
- McGhie, L., Barken, R., & Grenier, A. (2013). *Literature review on housing options for older homeless people*. Gilbrea Centre for Studies on Aging, McMaster University.
- Menard, Scott (2002). *Applied Logistic Regression Analysis*. Institute of Behavioral Science, Unveristy of Colorado. SAGE Publications.

- Mides (2016) *Presentación de resultados del Censo de Población en Situación de Calle*. Conferencia de prensa, 21 de setiembre de 2016 (Piso 7, MIDES).
- Ministerio de Desarrollo Social (2016) *Política Nacional de Calle*. Ministerio de Desarrollo Social, Gobierno de Chile.
- Mott, S. (2012). Modelling patterns of shelter use at the Old Brewery Mission: Describing program populations, and applying a typology of homelessness. (Master's thesis). McGill University, Montreal.
- Myers, W. E. (1989). Urban working children: A comparison of four surveys from South America. *International Labour Review*, 128 (3), 321-335.
- Peralta, F. (1992). Children of the streets of Mexico. *Children and Youth Services Review*, 14, 347-362.
- Raffaelli, M. (1997). The family situation of street youth in Latin America: A cross-national review. *International Social Work*, 40, 89-100.
- Rial Virginia, Rodríguez Eloísa, Vomero Fabricio (2007). *Varones jóvenes en situación de calle: Entre el estigma y la marginalidad*. Anuario Antropología social y cultural en Uruguay. 2007. Uruguay.
- Tezanos, J. F. (1999). *Tendencias de dualización y exclusión social en las sociedades avanzadas. Un marco para el análisis*. En J. F. Tezanos (Ed.), *Tendencias en desigualdad y exclusión social*. Tercer foro sobre tendencias sociales. Madrid: Sistema.
- Wanda, Cabella. Bucheli, Marisa (2010) *El perfil demográfico y socioeconómico de la población uruguaya según su ascendencia racial*. Notas de Población n° 91. Uruguay.
- Wallace, S.E. (1965) *Skid Row as a Way of Life*. Totowa, NJ. Bedminister Press.
- Williams, Jean Calterone (2017) *The Politics of Homelessness in the United States*. Political Science Department California Polytechnic State University, San Luis Obispo
- Wooldbridge, Jeffrey (2000) *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. 4th Edition, Kindle Edition. USA.

Web:

-Allison, Paul (2012) *When Can You Safely Ignore Multicollinearity*. Statistical Horizons. Foro académico: <https://statisticalhorizons.com/multicollinearity>

-Ferre Jaén, María Elvira (2015) *Apuntes del curso FEIR3, curso 2014/15 actualizados*. Última actualización: jueves 04 abril 2019, 23:30:47. [http://gauss.inf.um.es/feir/45/#262\\_multicolinealidad](http://gauss.inf.um.es/feir/45/#262_multicolinealidad)

-INAU. Página oficial: <https://www.inau.gub.uy/>

-Mides, PASC. Página oficial: <https://www.gub.uy/ministerio-desarrollo-social/>

## 12. Anexos

### 1 Modelo bivariado con tramos de exposición. Conversión a probabilidades

_t3	pr
0	.561947
1	.127737
2	.074561
3	.046805
4	.046805
5	.046805
6	.046805
7	.046805
8	.046805
9	.046805
10	.034923
11	.034923
12	.034923
13	.034923
14	.034923
15	.034923
16	.034923
17	.034923
18	.034923
19	.034923
20	.034923
21	.034923
22	.034923
23	.034923
24	.034923
25	.034923
26	.034923
27	.034923
28	.034923
29	.034923
30	.034923
31	.034923
32	.034923
33	.034923
34	.034923
35	.034923
36	.034923
37	.034923
38	.034923
39	.034923
40	.034923
41	.034923
42	.034923
43	.034923
44	.034923
45	.034923
46	.034923
47	.034923
48	.034923
49	.034923
50	.034923
51	.034923
52	.034923
53	.034923
54	.034923
55	.034923
56	.034923
57	.034923
58	.034923
59	.034923

Key: pr = Probability

## 2. Modelo 1\_ salida completa

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1544.8547
Iteration 1:  log likelihood = -1207.2201
Iteration 2:  log likelihood = -1075.1822
Iteration 3:  log likelihood = -1044.4753
Iteration 4:  log likelihood = -1044.4194
Iteration 5:  log likelihood = -1044.4194
```

```
Logistic regression                                Number of obs =      3780
                                                    LR chi2(6)      =    1000.87
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log likelihood = -1044.4194                       Pseudo R2      =      0.3239
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.119527	.0237565	-10.69	0.000	.080963 .1764598
_I_tr4_2	.0671124	.0178064	-10.18	0.000	.0398988 .1128875
_I_tr4_3	.0399723	.0065108	-19.77	0.000	.0290478 .0550053
_I_tr4_4	.0252972	.0041586	-22.37	0.000	.0183292 .0349141
_Itramos_ed_2	1.544552	.215591	3.11	0.002	1.174871 2.030554
_Itramos_ed_3	2.602502	.3879357	6.42	0.000	1.943161 3.485566
_cons	.8268757	.0945626	-1.66	0.096	.6608391 1.034629

```
. fitstat
```

		logit
Log-likelihood	Model	-1044.419
	Intercept-only	-1544.855
Chi-square	Deviance (df=3773)	2088.839
	LR (df=6)	1000.870
	p-value	0.000
R2	McFadden	0.324
	McFadden (adjusted)	0.319
	McKelvey & Zavoina	0.367
	Cox-Snell/ML	0.233
	Cragg-Uhler/Nagelkerke	0.417
	Efron	0.347
	Tjur's D	0.341
	Count	0.895
	Count (adjusted)	0.261
IC	AIC	2102.839
	AIC divided by N	0.556
	BIC (df=7)	2146.501
Variance of	e	3.290
	y-star	5.196

### 3. Modelo 2\_ salida completa

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad i.max_educ, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
i.max_educ    _Imax_educ_1-3  (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1511.9934
Iteration 1:  log likelihood = -1165.7567
Iteration 2:  log likelihood = -1034.1557
Iteration 3:  log likelihood = -1011.4127
Iteration 4:  log likelihood = -1011.3574
Iteration 5:  log likelihood = -1011.3574
```

```
Logistic regression      Number of obs   =      3683
                        LR chi2(8)             =     1001.27
                        Prob > chi2           =      0.0000
Log likelihood = -1011.3574      Pseudo R2      =      0.3311
```

	_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
	_I_tr4_1	.126453	.0254112	-10.29	0.000	.0852858 .1874914
	_I_tr4_2	.0715905	.01912	-9.87	0.000	.0424152 .1208341
	_I_tr4_3	.0430643	.0070742	-19.15	0.000	.0312097 .0594217
	_I_tr4_4	.027961	.0046706	-21.41	0.000	.0201543 .0387916
	_Itramos_ed_2	1.391977	.2007046	2.29	0.022	1.049301 1.846562
	_Itramos_ed_3	2.742301	.4309765	6.42	0.000	2.015308 3.731547
	_Imax_educ_2	1.831909	.2581862	4.30	0.000	1.389751 2.414743
	_Imax_educ_3	2.259857	.3340927	5.51	0.000	1.691379 3.019401
	_cons	.5697197	.0780469	-4.11	0.000	.4355657 .7451932

```
. fitstat
```

		logit
Log-likelihood		
Model		-1011.357
Intercept-only		-1511.993
Chi-square		
Deviance (df=3674)		2022.715
LR (df=8)		1001.272
p-value		0.000
R2		
McFadden		0.331
McFadden (adjusted)		0.325
McKelvey & Zavoina		0.384
Cox-Snell/ML		0.238
Cragg-Uhler/Nagelkerke		0.425
Efron		0.357
Tjur's D		0.351
Count		0.892
Count (adjusted)		0.245
IC		
AIC		2040.715
AIC divided by N		0.554
BIC (df=9)		2096.618
Variance of		
e		3.290
y-star		5.337

#### 4. Modelo 3\_ salida completa

```

.
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad i.max_educ i.ciu_nac, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
i.max_educ     _Imax_educ_1-3  (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)
i.ciu_nac      _Iciu_nac_0-1  (naturally coded; _Iciu_nac_0 omitted)

Iteration 0:  log likelihood = -1500.2823
Iteration 1:  log likelihood = -1148.1017
Iteration 2:  log likelihood = -1021.5824
Iteration 3:  log likelihood = -1002.2252
Iteration 4:  log likelihood = -1002.1802
Iteration 5:  log likelihood = -1002.1802

Logistic regression              Number of obs   =       3608
                                LR chi2(9)         =       996.20
                                Prob > chi2          =       0.0000
Log likelihood = -1002.1802      Pseudo R2       =       0.3320

```

	_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
	_I_tr4_1	.1265892	.025488	-10.27	0.000	.0853124 .1878369
	_I_tr4_2	.0716189	.0191549	-9.86	0.000	.0424002 .1209726
	_I_tr4_3	.0428729	.0070614	-19.12	0.000	.0310445 .059208
	_I_tr4_4	.0282862	.0047483	-21.24	0.000	.0203557 .0393062
	_Itramos_ed_2	1.397077	.2023148	2.31	0.021	1.051854 1.855604
	_Itramos_ed_3	2.594439	.4115341	6.01	0.000	1.901185 3.540482
	_Imax_educ_2	1.803852	.2545888	4.18	0.000	1.367935 2.378681
	_Imax_educ_3	2.267995	.3377266	5.50	0.000	1.693908 3.036647
	_Iciu_nac_1	.7680755	.1019019	-1.99	0.047	.592207 .9961719
	_cons	.7177294	.1262232	-1.89	0.059	.508469 1.013111

```

.
. fitstat

```

		logit
Log-likelihood	Model	-1002.180
	Intercept-only	-1500.282
Chi-square	Deviance (df=3598)	2004.360
	LR (df=9)	996.204
	p-value	0.000
R2	McFadden	0.332
	McFadden (adjusted)	0.325
	McKelvey & Zavoina	0.387
	Cox-Snell/ML	0.241
	Cragg-Uhler/Nagelkerke	0.427
	Efron	0.361
	Tjur's D	0.354
	Count (adjusted)	0.302
IC	AIC	2024.360
	AIC divided by N	0.561
	BIC (df=10)	2086.269
Variance of	e	3.290
	y-star	5.368

## 5. Modelo 4\_ salida completa

```
. xi: logit _y3 i._tr4 i._tramos_edad i._max_educ i._ciu_nac i._inau, or
i._tr4          _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i._tramos_edad  _Itramos_ed_1-3 (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
i._max_educ     _Imax_educ_1-3  (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)
i._ciu_nac      _Iciu_nac_0-1   (naturally coded; _Iciu_nac_0 omitted)
i._inau         _Iinau_0-1      (naturally coded; _Iinau_0 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1473.1877
Iteration 1:  log likelihood = -1118.7599
Iteration 2:  log likelihood = -996.13554
Iteration 3:  log likelihood = -978.54436
Iteration 4:  log likelihood = -978.50083
Iteration 5:  log likelihood = -978.50082
```

```
Logistic regression                Number of obs   =       3515
                                   LR chi2(10)         =       989.37
                                   Prob > chi2         =       0.0000
                                   Pseudo R2           =       0.3358

Log likelihood = -978.50082
```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.1299964	.0262941	-10.09	0.000	.0874502 .1932422
_I_tr4_2	.0743703	.0199532	-9.69	0.000	.0439568 .1258268
_I_tr4_3	.0438045	.0072934	-18.79	0.000	.0316078 .0607075
_I_tr4_4	.0277555	.0047485	-20.95	0.000	.0198483 .0388128
_Itramos_ed_2	1.359944	.2013848	2.08	0.038	1.017355 1.817899
_Itramos_ed_3	2.472352	.3992189	5.61	0.000	1.801623 3.392788
_Imax_educ_2	1.757987	.2509532	3.95	0.000	1.328943 2.325546
_Imax_educ_3	2.18644	.3298406	5.19	0.000	1.626775 2.938648
_Iciu_nac_1	.7634536	.1028914	-2.00	0.045	.5862264 .9942598
_Iinau_1	.7302003	.1110669	-2.07	0.039	.5419639 .9838156
_cons	.8056135	.1467392	-1.19	0.235	.5637466 1.15125

```
. fitstat
```

	logit
Log-likelihood	
Model	-978.501
Intercept-only	-1473.188
Chi-square	
Deviance (df=3504)	1957.002
LR (df=10)	989.374
p-value	0.000
R2	
McFadden	0.336
McFadden (adjusted)	0.328
McKelvey & Zavoina	0.394
Cox-Snell/ML	0.245
Cragg-Uhler/Nagelkerke	0.432
Efron	0.366
Tjur's D	0.359
Count	0.892
Count (adjusted)	0.269
IC	
AIC	1979.002
AIC divided by N	0.563
BIC (df=11)	2046.814
Variance of	
e	3.290
y-star	5.431

## 6. Modelo 5\_ salida completa

```

.
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad i.max_educ i.ciu_nac i.inau genero, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
i.max_educ    _Imax_educ_1-3  (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)
i.ciu_nac     _Iciu_nac_0-1   (naturally coded; _Iciu_nac_0 omitted)
i.inau       _Iinau_0-1     (naturally coded; _Iinau_0 omitted)

```

```

Iteration 0:  log likelihood = -1436.9633
Iteration 1:  log likelihood = -1084.4698
Iteration 2:  log likelihood = -964.50451
Iteration 3:  log likelihood = -949.06153
Iteration 4:  log likelihood = -949.01731
Iteration 5:  log likelihood = -949.01731

```

```

Logistic regression                Number of obs   =       3420
                                   LR chi2(11)       =       975.89
                                   Prob > chi2       =       0.0000
Log likelihood = -949.01731        Pseudo R2      =       0.3396

```

_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
_I_tr4_1	.1347477	.0274233	-9.85	0.000	.0904249 .2007959
_I_tr4_2	.0772826	.0208099	-9.51	0.000	.045591 .1310041
_I_tr4_3	.0442511	.0075106	-18.37	0.000	.0317288 .0617156
_I_tr4_4	.0281629	.0049145	-20.46	0.000	.0200051 .0396475
_Itramos_ed_2	1.316833	.2021176	1.79	0.073	.9747245 1.779015
_Itramos_ed_3	2.419648	.39973	5.35	0.000	1.750379 3.344815
_Imax_educ_2	1.829269	.2650363	4.17	0.000	1.377051 2.429994
_Imax_educ_3	2.330728	.3587869	5.50	0.000	1.723691 3.151545
_Iciu_nac_1	.7734509	.1070681	-1.86	0.063	.58966 1.014528
_Iinau_1	.7562557	.1159834	-1.82	0.069	.5599173 1.021441
genero	.6700739	.1066654	-2.52	0.012	.4904837 .9154209
_cons	1.084295	.2508434	0.35	0.726	.6890148 1.706344

```
. fitstat
```

		logit
Log-likelihood	Model	-949.017
	Intercept-only	-1436.963
Chi-square	Deviance (df=3408)	1898.035
	LR (df=11)	975.892
	p-value	0.000
R2	McFadden	0.340
	McFadden (adjusted)	0.331
	McKelvey & Zavoina	0.402
	Cox-Snell/ML	0.248
	Cragg-Uhler/Nagelkerke	0.437
	Efron	0.370
	Tjur's D	0.362
	Count (adjusted)	0.281
IC	AIC	1922.035
	AIC divided by N	0.562
	BIC (df=12)	1995.683
Variance of	e	3.290
	y-star	5.498

## 7. Modelo 6\_ salida completa

```
.
. xi: logit _y3 i._tr4 i.tramos_edad i.max_educ i.ciu_nac genero, or
i._tr4      _I_tr4_0-4      (naturally coded; _I_tr4_0 omitted)
i.tramos_edad  _Itramos_ed_1-3  (naturally coded; _Itramos_ed_1 omitted)
i.max_educ    _Imax_educ_1-3  (naturally coded; _Imax_educ_1 omitted)
i.ciu_nac     _Iciu_nac_0-1   (naturally coded; _Iciu_nac_0 omitted)
```

```
Iteration 0:  log likelihood = -1460.7411
Iteration 1:  log likelihood = -1108.7354
Iteration 2:  log likelihood = -984.48762
Iteration 3:  log likelihood = -967.34887
Iteration 4:  log likelihood = -967.30186
Iteration 5:  log likelihood = -967.30186
```

```
Logistic regression                Number of obs   =      3503
                                   LR chi2(10)       =      986.88
                                   Prob > chi2       =      0.0000
                                   Pseudo R2         =      0.3378

Log likelihood = -967.30186
```

	_y3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
	_I_tr4_1	.1312705	.026613	-10.02	0.000	.0882267 .1953144
	_I_tr4_2	.0744921	.020004	-9.67	0.000	.0440077 .126093
	_I_tr4_3	.0424859	.0071859	-18.67	0.000	.0304983 .0591854
	_I_tr4_4	.0287561	.0049227	-20.73	0.000	.0205596 .0402203
	_Itramos_ed_2	1.357959	.2033066	2.04	0.041	1.012626 1.82106
	_Itramos_ed_3	2.541734	.4132057	5.74	0.000	1.848211 3.495494
	_Imax_educ_2	1.889507	.2713869	4.43	0.000	1.425909 2.503833
	_Imax_educ_3	2.421598	.3686651	5.81	0.000	1.796862 3.263542
	_Iciu_nac_1	.7830783	.1069134	-1.79	0.073	.5992263 1.023339
	genero	.6591166	.1038053	-2.65	0.008	.4840667 .8974688
	_cons	.9789894	.2195439	-0.09	0.925	.6307993 1.519374

```
. fitstat
```

	Logit
Log-likelihood	
Model	-967.302
Intercept-only	-1460.741
Chi-square	
Deviance (df=3492)	1934.604
LR (df=10)	986.878
p-value	0.000
R2	
McFadden	0.338
McFadden (adjusted)	0.330
McKelvey & Zavoina	0.398
Cox-Snell/ML	0.246
Cragg-Uhler/Nagelkerke	0.434
Efron	0.367
Tjur's D	0.359
Count	0.901
Count (adjusted)	0.323
IC	
AIC	1956.604
AIC divided by N	0.559
BIC (df=11)	2024.379
Variance of	
e	3.290
y-star	5.461