



UNIVERSIDAD  
DE LA REPUBLICA  
URUGUAY



FACULTAD DE  
CIENCIAS ECONÓMICAS  
Y DE ADMINISTRACIÓN

# Cambios en la estructura de ocupaciones en Uruguay y la polarización del empleo 1982-2016

Gastón Mullin Dendi

Maestría en Economía  
Facultad de Economía  
Universidad de la República

Montevideo – Uruguay

Abril de 2019

# Cambios en la estructura de ocupaciones en Uruguay y la polarización del empleo 1982-2016

Gastón Mullin Dendi

Tesis de Maestría presentada al Programa de Maestría en Economía , Facultad de Economía de la Universidad de la República, como parte de los requisitos necesarios para la obtención del título de Magíster en Economía.

Director:

Dr. Prof. Marcelo Bérgholo

Director académico:

Dr. Prof. Marcelo Bérgholo

Montevideo – Uruguay

Abril de 2019

Mullin Dendi, Gastón

Cambios en la estructura de ocupaciones en Uruguay y la polarización del empleo 1982-2016 / Gastón Mullin Dendi. - Montevideo: Universidad de la República, Facultad de Economía, 2019.

VIII, 72 p. 29, 7cm.

Director:

Marcelo Bérlogo

Director académico:

Marcelo Bérlogo

Tesis de Maestría – Universidad de la República, Programa en Economía , 2019.

Referencias bibliográficas: p. 53 – 56.

1. polarización del empleo, 2. ocupaciones, 3. cambio tecnológico sesgado, 4. mercado laboral, 5. análisis *shift-share*. I. Bérlogo, Marcelo, . II. Universidad de la República, Programa de Maestría en Economía . III. Cambios en la estructura de ocupaciones en Uruguay y la polarización del empleo 1982-2016.

INTEGRANTES DEL TRIBUNAL DE DEFENSA DE TESIS

---

Prof.

---

Prof.

---

Prof.

Montevideo – Uruguay

Abril de 2019

# Agradecimientos

A Marcelo Bérzola por el apoyo y los valiosos aportes realizados durante el proceso de elaboración de este documento. A la Universidad de la República por la excelente formación brindada.

## RESUMEN

En esta tesis se analiza la existencia de polarización del empleo en el mercado laboral uruguayo entre 1982 y 2016. El documento realiza aportes metodológicos en la construcción de la serie de ocupaciones, que permiten mejorar el acercamiento al problema. Motivado por una vasta literatura internacional, que encuentra la existencia de polarización del empleo en los países desarrollados desde la década de los ochenta, se halla evidencia consistente con este fenómeno para Uruguay entre 1982 y 2016, particularmente en el período 1982-1999. Se analiza la contribución de diversos factores a la evolución de las ocupaciones, estableciendo que los cambios en la oferta laboral y los sectores de actividad de la economía, así como la hipótesis de sustitución de trabajo rutinario, son factores que contribuyen a comprender dicha evolución.

Palabras claves:

polarización del empleo, ocupaciones, cambio tecnológico sesgado, mercado laboral, análisis *shift-share*.

# Tabla de contenidos

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 1   | Introducción . . . . .   | 1  |
| 2   | Antecedentes . . . . .   | 3  |
| 2.1 | Polarización del empleo . . . . .  | 3  |
| 2.2 | Posibles causas de la polarización del empleo . . . . .  | 4  |
| 2.3 | Literatura empírica relacionada . . . . .  | 8  |
| 3   | Objetivos del trabajo . . . . .  | 13 |
| 4   | Datos . . . . .  | 13 |
| 4.1 | Encuesta Continua de Hogares . . . . .   | 14 |
| 4.2 | Historias laborales BPS . . . . .  | 16 |
| 5   | Estrategia empírica . . . . .  | 18 |
| 5.1 | Metodología . . . . .  | 18 |
| 5.2 | Polarización del empleo y reemplazo de tareas rutinarias . . . . .   | 23 |
| 5.3 | Análisis del rol de la firma . . . . .   | 24 |
| 5.4 | Construcción de ocupaciones para el estudio de la polarización del empleo en Uruguay: una propuesta metodológica . . . . . | 25 |
| 6   | Resultados . . . . .   | 37 |
| 6.1 | Polarización del empleo . . . . .  | 38 |
| 6.2 | Descomposición demográfica y sectorial . . . . .   | 43 |
| 6.3 | Reemplazo de empleo rutinario y deslocalización . . . . .  | 44 |
| 6.4 | Rol de las firmas . . . . .  | 47 |
| 6.5 | Análisis de robustez . . . . .   | 49 |
| 7   | Discusión . . . . .  | 50 |
| 8   | Conclusiones . . . . .   | 52 |

|  |           |
|--|-----------|
| Referencias . . . . .  | 54        |
| <b>Anexo</b>   | <b>58</b> |
| A Ocupaciones de la codificación CIUO 88 . . . . .                               | 59        |
| B Metodología para la correspondencia de ocupaciones Cota 70 - CIUO 88 . . . . . | 60        |
| C Literatura para la predicción de ocupaciones . . . . .                         | 61        |
| D Otros Resultados del Proceso de Imputación . . . . .                           | 63        |
| E Tablas de Descomposición Demográfica y Sectorial . . . . .                     | 64        |
| F Otros resultados de polarización de ocupaciones . . . . .                      | 67        |

# 1. Introducción

Durante las últimas décadas, diversos estudios empíricos han documentado el crecimiento sistemático del empleo en ocupaciones de menor y mayor salario en detrimento del empleo en aquellas ocupaciones de salario mediano en los mercados de trabajo de países desarrollados<sup>1</sup>. Este fenómeno ha sido denominado por la literatura económica como polarización del empleo.

La hipótesis tradicional para explicar la relación entre el avance tecnológico y la evolución diferencial del empleo hasta la década de 1980, conocida como cambio tecnológico sesgado hacia las altas calificaciones (o SBTC por sus siglas en inglés) no permite dar cuenta de este proceso<sup>2</sup>. En este sentido, diversos autores, comenzando por el aporte fundacional de [Autor et al. \(2003\)](#), han desarrollado un cuerpo teórico que explica la polarización del empleo y otorga un lugar fundamental a las tareas realizadas por los trabajadores. La hipótesis más extendida para explicar la polarización del empleo ha sido que el avance reciente de la tecnología en el proceso productivo tiende a reemplazar trabajadores que se dedican a tareas rutinarias, facilitando su reemplazo por maquinaria o robótica, así como su deslocalización.

La literatura ha estudiado también la contribución de factores alternativos, debido a procesos simultáneos que pueden haber afectado la composición en la demanda y oferta de trabajo, como el incremento en el nivel educativo de la fuerza laboral, el aumento del peso de las mujeres al mercado de trabajo, el crecimiento del comercio internacional y complejización de las cadenas globales de valor, entre otros.

Explorar la existencia de polarización del empleo en el mercado de trabajo es importante al menos por dos razones. Primero, por sus implicancias en cuanto a nuestro entendimiento del avance tecnológico (y otras tendencias como la deslocalización), y como esto se relaciona con la dinámica del mercado de trabajo. Segundo, porque la polarización del empleo y los factores que lo impulsan puede tener efectos de largo plazo en la distribución del ingreso entre trabajadores, así como otras consecuencias sociales y económicas ([Owen y Johnston \(2017\)](#), [Loi \(2015\)](#), [Wren y Rehm \(2014\)](#), [Im et al. \(2019\)](#)).

El objetivo de este trabajo es explorar la hipótesis de polarización del empleo en el mercado de trabajo de Uruguay, utilizando dos fuentes de datos, la Encuesta Continua de Hogares (ECH) y una muestra de las Historias Laborales de BPS en los períodos 1982-2016 y 2001-2016 respectivamente.

La primera contribución de este estudio es empírica, al documentar la existencia de polarización del empleo en un mercado de trabajo de un país no desarrollado, Uruguay. Si bien existen estudios recientes que muestran que los mercados de trabajo en países en desarrollo se están polarizando, esta tendencia no es uniforme entre países, y la evidencia es aún escasa

---

<sup>1</sup>Pueden destacarse los trabajos de [Autor et al. \(2006\)](#) para Estados Unidos, [Goos y Manning \(2007\)](#) para Gran Bretaña y [Goos et al. \(2009\)](#) para Europa Occidental.

<sup>2</sup>[Katz y Autor \(1999\)](#) para una revisión de esta literatura.

(véase por ej. [Banco Mundial \(2016\)](#)). Para el caso de Uruguay, los trabajos de [OPP \(2017\)](#) y [Apella y Zunino \(2017\)](#) encuentran indicios de que algunos hechos estilizados verificados para los países desarrollados, como el incremento del peso de las ocupaciones con tareas no rutinarias y el impacto de la automatización del empleo, también ocurren para Uruguay. Por otro lado, [Rodríguez López \(2014\)](#) explora la polarización de ingresos salariales en Uruguay, y no encuentra evidencia de polarización del ingreso para los períodos 1991-1999 y 2001-2010. Sin embargo, ninguno de estos trabajos analiza directamente la existencia de polarización del empleo. En este sentido, y de acuerdo a mi conocimiento, este estudio constituye el primer trabajo que estudia la existencia de polarización del empleo en Uruguay, a partir del enfoque metodológico que han utilizado estudios previos para analizar este fenómeno en países desarrollados.

La segunda contribución de este trabajo es metodológica, ya que propone alternativas que intentan levantar las restricciones que presentan las dos bases de datos utilizadas, ECH e Historias Laborales, para construir una serie consistente en el período de análisis de la variable central del estudio - la ocupación de los trabajadores-. En primer lugar, se propone un método para mejorar la correspondencias entre codificaciones sucesivas de ocupaciones en la ECH en el período 1982-2016. En segundo lugar, se desarrolla un modelo de aprendizaje estadístico que permite imputar las ocupaciones de los trabajadores en base a la información de la ECH a la base de Historias Laborales, que no cuenta con esta información.

Una contribución adicional de este estudio, es que el análisis de la polarización del empleo en base a registros administrativos del BPS permitirá explorar el rol de las firmas un aspecto menos investigado en la literatura previa (ver [Heyman \(2016\)](#), [Harrigan et al. \(2016\)](#) y [Kerr et al. \(2016\)](#)).

El desarrollo empírico de esta tesis se divide en dos partes. En la primera, se describe el método utilizado para trabajar con la variable de ocupaciones de los trabajadores en dos fuentes de datos de distinta naturaleza. Para la ECH se trabaja sobre las correspondencias entre diferentes codificaciones utilizadas a lo largo del período 1982-2016. Para la base de Historias Laborales, una base longitudinal de trabajadores formales en la cual no se dispone de información relativa a la ocupación de los mismos, se utiliza un modelo de aprendizaje estadístico para imputar la ocupación en base a las características de los trabajadores y los del puesto de trabajo.

La segunda parte, se enfoca en explorar empíricamente la existencia de polarización en el mercado de trabajo uruguayo. Para el período 1982-2016, encontramos evidencia de polarización del empleo, aunque más leve que lo que documentado para los países desarrollados en el mismo período. Mientras que el crecimiento de los dos extremos de la distribución de ocupaciones es mayor durante el período 1982-1999, en el período 2001-2016 el crecimiento del empleo se concentra en el extremo derecho de la distribución. A partir de un ejercicio de *shift-share* se observa que el cambio en la oferta laboral en el período, sesgado hacia la incor-

poración de mayor número de mujeres y trabajadores de mayor nivel educativo, contribuye negativamente al crecimiento de los empleos de menor salario y positivamente a los de salario mayor. Por otra parte, el cambio en la participación de las diferentes ramas de actividad en el empleo es un factor que afecta fuertemente la composición del empleo por ocupación, en particular en el período 1982-1999, en que existe una fuerte desindustrialización de la economía.

Se encuentra evidencia, particularmente para el período 1982-1999, de que existe reemplazo de ocupaciones con alto componente rutinario, tal como predice la literatura. Adicionalmente, en un análisis exploratorio que utiliza el panel de Historias Laborales, se puede observar que el aumento de las ocupaciones de mayor salario en el período se reproduce a la interna de las firmas.

En lo que sigue, el documento se divide en las siguientes secciones: en la Sección 2 se reseña el marco teórico de la polarización del empleo y los principales antecedentes; en la Sección 3 se detalla la pregunta de investigación de la tesis; en la Sección 4 se describen las fuentes de datos; en la Sección 5 se presenta la estrategia empírica y los pasos necesarios para adaptar las fuentes de datos al análisis; en la Sección 6 se presentan los principales resultados; en la Sección 7 se realiza una breve discusión de los mismos para concluir finalmente en la Sección 8.

## 2. Antecedentes

### 2.1. Polarización del empleo

La polarización del empleo implica el crecimiento simultáneo de los puestos de trabajo de menor paga y mayor paga en detrimento de aquellos de salario mediano (Goos y Manning (2003)). Dicho fenómeno se ha verificado empíricamente para los países desarrollados desde la década de 1980.

La forma tradicional de medir polarización parte de ordenar la calificación de los puestos de trabajo tomando como referencia el salario medio por hora de trabajo de cada ocupación, siguiendo la hipótesis de que el salario del trabajador es igual al producto marginal de su trabajo y que éste es creciente con el nivel de calificación. Así, se categorizan las ocupaciones en empleos de baja, media y alta calificación, y se estudia como varía el peso de cada una de estas categorías de empleo. Se han utilizado sin embargo formas alternativas para ordenar las ocupaciones, como el nivel educativo promedio de los trabajadores, sin que esto resulte en modificaciones sustantivas de las conclusiones.

El aporte de Autor et al. (2003) ha sido el punto de partida teórico desde el que se ha

estudiado el concepto de polarización del empleo,<sup>3</sup> y desde entonces han surgido diversos artículos, que se relevan en la Subsección 2.3, que documentan este fenómeno.

## 2.2. Posibles causas de la polarización del empleo

La literatura en la materia ha investigado posibles causas que explican la polarización del empleo, siendo el enfoque de tareas el marco teórico que ha recogido mayor evidencia en distintos artículos hasta el momento, y el que ha desarrollado una teoría más consistente. Sin embargo, existen otros fenómenos que se han vinculado, como el estudio del peso de la deslocalización del empleo o el de los cambios simultáneos a nivel demográfico y sectorial. Seguidamente se presentan los principales desarrollos que han intentado explicar el fenómeno de la polarización del empleo.

### Enfoque de las tareas y *routine biased technological change*

El modelo tradicional que estudia la demanda sesgada de trabajadores motivada por el cambio tecnológico, denominado por [Acemoglu y Autor \(2011\)](#) como modelo canónico, sostiene que el cambio tecnológico tiene un sesgo sistemático hacia favorecer a los trabajadores con mayor nivel de calificación, de donde la teoría es conocida como *Skill Biased Technological Change* o SBTC. Esta literatura ([Katz y Autor \(1999\)](#), entre otros) sostiene que con el transcurso del tiempo aumentará la demanda por trabajo altamente calificado debido a que éste presenta rendimientos crecientes con el factor capital, y por lo tanto se ve beneficiado en mayor forma con progreso técnico que tiende a incrementar su valor marginal, y por ende su remuneración relativa.

Sin embargo, la evidencia de polarización del empleo que se encuentra desde la década de 1980 se contrapone con las predicciones de la SBTC. Esto motivó que la literatura posterior investigue con mayor profundidad la relación entre avance técnico y demanda de trabajo. Específicamente, el desarrollo del cuerpo teórico relacionado a un avance tecnológico con sesgo hacia el desplazamiento de tareas rutinarias (*Routine Biased Technological Change* o RBTC, por sus siglas en inglés) comienza con el trabajo seminal de [Autor et al. \(2003\)](#) y posteriores contribuciones entre las que merece destacar la de [Acemoglu y Autor \(2011\)](#). Por otra parte, la utilización de este marco teórico para el estudio empírico, así como el estudio sistemático de la polarización del empleo puede datarse a partir de los aportes de [Autor et al. \(2006\)](#) y [Goos y Manning \(2003\)](#), entre otros.

En concreto, el modelo planteado por [Acemoglu y Autor \(2011\)](#), busca describir una relación más compleja que el modelo canónico de SBTC, entre la tecnología y los trabajadores de distintos niveles de calificación.

---

<sup>3</sup>De acuerdo a [Goos y Manning \(2007\)](#), el estudio de polarización del empleo tiene un predecesor en la literatura relacionada a calidad de empleos, en la que ya se recogía la idea de crecimiento asimétrico de los empleos a lo largo de la distribución de salarios, aunque aún no era caracterizada en dichos términos ni en base a un modelo similar al mencionado previamente.

Consideremos un mercado en el que se produce un solo bien, cuya producción requiere de diversas tareas  $y(i)$  que pueden caracterizarse por en nivel  $i$  de dificultad asociada y que utiliza trabajadores con tres niveles de calificación ( $L$ ,  $M$ , y  $H$ )<sup>4</sup> además de capital  $K$ . Cada tarea  $y(i)$  tiene una función de producción que viene dada por:

$$y(i) = A_L \alpha_L(i) l(i) + A_M \alpha_M(i) m(i) + A_H \alpha_H(i) h(i) + A_K \alpha_K(i) k(i)$$

Donde los parámetros  $A$  se asocian a la tecnología que aumenta la producción de cada factor trabajo, los valores de  $\alpha$  reflejan la productividad de cada tipo de trabajador para el desempeño de la tarea en cuestión y  $l(i)$ ,  $m(i)$  y  $h(i)$  son la proporción destinada a la producción de la tarea  $i$  para cada tipo de trabajador. El modelo supone que las relaciones  $\alpha_l(i)/\alpha_m(i)$  y  $\alpha_m(i)/\alpha_l(i)$  son siempre menores a 1 y decrecientes a medida que crece  $i$ , esto implica que los trabajadores de alto nivel de calificación tendrán una ventaja comparativa en la producción de tareas más complejas. El equilibrio que resulta de este modelo, bajo una lógica ricardiana, es que los trabajadores con menor calificación serán asignados a todas las tareas de menor complejidad a un valor  $I_l$ , los trabajadores de alta calificación serán asignados a todas las tareas con complejidad mayor a un valor  $I_a$ , mientras que los trabajadores con calificación media se destinarán a las tareas con  $I_l \geq i \geq I_a$ .

Algunas de las ventajas de este modelo son que permite que los umbrales de asignación a las tareas se encuentren endógenamente y que la mejora en el capital resulte en impactos diferentes para los trabajadores de distinto tipo. En ese sentido, este modelo permite que dos hechos estilizados de importancia, como el desplazamiento de trabajadores en las ocupaciones de calificación media y la pérdida de ingresos reales para los trabajadores de calificación media, sean consistentes con un avance en la tecnología.

Para analizar los tipos de tareas que componen a cada ocupación, este enfoque construye indicadores que dan cuenta de estas características. De esta forma, la literatura ha presentado diversos indicadores, entre los que resaltan el índice de componente rutinario de las tareas (RTI, por su siglas en inglés) de [Autor y Dorn \(2013\)](#) que analiza el componente rutinario de cada ocupación, y la intensidad por tipos de tareas propuesto por [Acemoglu y Autor \(2011\)](#), que identifica 5 tipos de tareas <sup>5</sup> y mide el nivel de intensidad que cada ocupación tiene de ellas.

### **Deslocalización (*offshoring*) del empleo**

Una parte importante de la literatura especializada plantea que la deslocalización de tareas es una fuente importante de cambios en la estructura de los mercados de trabajo, y esto podría estar explicando (en parte) el fenómeno de polarización.

---

<sup>4</sup>Del inglés: Low, Medium y High.

<sup>5</sup>Rutinarias cognitivas, rutinarias manuales, no rutinarias manuales, cognitivas analíticas y cognitivas interpersonales

La deslocalización de las cadenas globales de valor implica la división del proceso productivo en distintas partes del mundo, lo cual lleva, en base a las ventajas comparativas de cada país o región, a realizar cada parte de la producción en aquel lugar que presente la mayor productividad. Los bienes y servicios se categorizan como transables o no transables en relación a la posibilidad de ser comerciados a nivel transfronterizo. La expansión en el comercio internacional, como resultado de cambios regulatorios a nivel mundial así como del progreso tecnológico, ha llevado a que cada vez más bienes y servicios puedan ser considerados como transables, y que por lo tanto su proceso de producción se radique allí donde sea más eficiente desde un punto de vista económico y no necesariamente cerca de los mercados de consumo de dichos productos o servicios.

La hipótesis que fundamenta el rol de la deslocalización en la polarización del empleo sugiere que, al tener ésta un impacto mayor en ciertas industrias de manufactura que pueden desplazar algunas áreas del proceso productivo desde países desarrollados a países en desarrollo en que el salario es menor, redundará en una caída en el peso de ocupaciones de calificación media que se encuentran típicamente en la manufactura.

De todas maneras, cabe señalar que la idea de deslocalización del empleo no se contrapone estrictamente con la hipótesis de RBTC. Los avances tecnológicos que permiten sustituir empleo rutinario por la incorporación de maquinaria pueden hacer que un mismo proceso productivo que previamente requería de trabajadores con ciertas habilidades se realice empleando a trabajadores de menor calificación en mercados donde el costo de la mano de obra es menor. Diversos trabajos como [Goos et al. \(2014\)](#) y [Breemersch et al. \(2019\)](#) muestran que si bien el crecimiento del comercio y la deslocalización del empleo pueden tener un rol en la explicación de la polarización del empleo, este parece ser más leve que el del avance de la tecnología.

Asimismo [Blinder et al. \(2009\)](#) han analizado cómo la deslocalización de la producción impacta el mercado de trabajo para diferentes ramas industriales y tipos de trabajador. [Blinder y Krueger \(2013\)](#) relevan distintas formas de medir el grado de deslocalización de un empleo, presentando un índice de *offshorability*, que busca relevar en qué medida es posible trasladar una ocupación del mercado laboral en que un producto se consume hacia otro. Esta medida se ha utilizado como *proxy* para evaluar el peso de este fenómeno en la polarización del empleo. Otros trabajos como el de [Autor et al. \(2016\)](#) resaltan, además del rol fundamental de la tecnología, el peso que diversos cambios normativos, y en particular el ingreso de China en la Organización Mundial del Comercio, han tenido a la hora de afectar los empleos en ciertas industrias de la economía de Estados Unidos.

### **Cambio sectorial**

La literatura afirma que el hecho de que la polarización del empleo se de simultáneamente en diversos países desarrollados, reafirma la idea de que el cambio tecnológico con sesgo hacia la sustitución de empleo rutinario es, dada la ubicuidad de la tecnología, el principal

causante de estos cambios. Existen argumentos en competencia, sin embargo, respecto a lo que debería ocurrir bajo esta hipótesis en el empleo de distintas ramas de actividad. La metodología utilizada para evaluar el efecto del cambio sectorial sobre la polarización del empleo, conocida como *shift-share analysis*, descompone este efecto en cambio dentro (*within*) de las ramas de actividad y cambio entre las ramas de actividad (*between*).

Quienes afirman que el mecanismo de la tecnología debería operar de forma similar en distintos sectores (Green y Sand (2015), Acemoglu y Autor (2011), entre otros) sostienen que de tratarse de un fenómeno generalizado, éste debería impactar de forma similar en diversas ramas de actividad, por lo cual la evidencia se vería reforzada en el caso de que la polarización se de por un efecto *within* sectores antes que por un efecto *between* sectores.

Sin embargo, otros autores como Goos et al. (2014) señalan que es esperable una mayor preponderancia del efecto entre sectores. Esto se explicaría debido a que el reemplazo de tareas rutinarias desarrolladas por trabajadores se daría de forma más fuerte en aquellas ramas que, por partir de un uso más intensivo de trabajo en tareas rutinarias, tengan una mayor ganancia de productividad debido al avance tecnológico. De esta forma, el cambio en el peso de distintas ramas en el empleo total puede ser consecuencia del mismo fenómeno que está detrás de la polarización del empleo (tanto si consideramos la teoría de RBTC, como la de deslocalización) y no causa de la polarización.

### **Cambios en la oferta de empleo**

Otro fenómeno simultáneo a la polarización del empleo, y que debe de ser analizado, es el cambio en la composición de la fuerza laboral de acuerdo a ciertas categorías demográficas de interés como el sexo, edad y nivel educativo de los trabajadores. Tanto a nivel mundial como para el caso del mercado laboral uruguayo, durante el período de análisis se ha incrementado el empleo femenino así como el nivel educativo promedio de los trabajadores.

Las mujeres suelen emplearse con mayor intensidad que los hombres en ocupaciones relacionadas a los servicios y con menos características rutinarias OPP (2017), por lo que *ceteris paribus* su ingreso masivo al mercado de trabajo llevaría a un aumento en la proporción de este tipo de ocupaciones, una predicción compartida por la teoría de RBTC y deslocalización. De la misma forma, los trabajadores con mayor nivel educativo se desempeñan en ocupaciones de calificación alta, por lo que su mayor peso en el mercado de trabajo llevaría mecánicamente al crecimiento de la cola derecha de la distribución de ocupaciones.

En esta línea la literatura ha estudiado la contribución de los cambios demográficos al proceso de polarización, aún cuando potencialmente existe un problema de endogeneidad entre ambos fenómenos. Por un lado, la fuerza laboral podría ir adquiriendo mayores niveles educativos para contrarrestar el efecto de la polarización del empleo por motivos tecnológicos (lo cual subestimaría el efecto del RBTC). Por el contrario, si el desarrollo de nuevas tecnologías estuviera enfocado en incrementar el producto marginal del creciente flujo de nuevos trabajadores con mayor nivel educativo, podría existir un sesgo hacia la demanda de empleos

de alta calificación por motivos de adecuación a la oferta y no puramente tecnológicos (lo cual sobreestimaría el efecto del RBTC).

### **Relación con la desigualdad salarial**

Mientras que el enfoque SBTC asume que la mejora tecnológica lleva siempre a un aumento en la remuneración de todos los trabajadores, con un efecto mayor en aquellos más calificados, el enfoque de RBTC propone que es posible que esto no ocurra, ya que el avance tecnológico puede darse en aplicaciones que favorezcan o desplacen a los trabajadores de un nivel de calificación en particular. Así, un modelo de SBTC establece que la diferencia entre la remuneración de trabajadores de calificación alta y baja tenderá a crecer en el tiempo de forma monótona, todo lo demás constante. El efecto final en la desigualdad salarial surgirá de la interacción de esta presión ascendente en la desigualdad salarial con las modificaciones que se observen del lado de la oferta laboral.

[Acemoglu y Autor \(2011\)](#) encuentran que este movimiento no ocurre en los Estados Unidos, al existir un incremento mayor de los salarios reales en ambos extremos de la distribución de ingresos de las ocupaciones, que se da a la vez que crece la prima educativa de la educación universitaria y se mantiene estable la prima por culminar niveles educativos más bajos. La teoría de RBTC puede explicar estos sucesos si consideramos un avance tecnológico asimétrico que lleva a que aquellos grupos demográficos -particularmente los trabajadores de educación media- pasen a desempeñarse en ocupaciones de menor remuneración.

Los autores encuentran además que el poder explicativo de las ocupaciones de los trabajadores sobre su salario ha aumentado desde la década de 1970, teniendo un poder explicativo similar al del nivel educativo. De mantenerse estas tendencias a lo largo del tiempo, la polarización del empleo resultará en un proceso de polarización del ingreso, y por ende en mayor desigualdad del ingreso.

## **2.3. Literatura empírica relacionada**

### **Literatura internacional**

Existen diversos estudios que permiten verificar el incremento simultáneo en las ocupaciones de mayor y menor nivel de calificaciones para los países desarrollados en los años posteriores a 1980, encontrando los efectos más fuertes en las décadas de los 90 y 00. De acuerdo a la evidencia documentada, parece tratarse de un fenómeno de largo plazo, que si bien presenta intensidad variante en el período de análisis, no respondería a etapas particulares del ciclo de negocio de una economía.<sup>6</sup>

---

<sup>6</sup>Un fenómeno de interés para el cual no existe aún evidencia conclusiva ([Autor \(2014\)](#)) es la vinculación de estos movimientos en el peso de las ocupaciones con la desigualdad salarial. A su vez [Goos et al. \(2009\)](#) no encuentran que exista relación en los 16 países europeos estudiados, entre la desigualdad salarial en el mercado de trabajo y el peso de las ocupaciones de menores ingresos en el empleo total. [Autor y Dorn \(2013\)](#) por otra parte, encuentran que el crecimiento del salario mínimo estaría relacionado a una menor

La evidencia para los países europeos señala la existencia de polarización con un patrón distintivo: escaso crecimiento de los empleos de menor paga, una caída severa de los empleos de salario medio y crecimiento importante de la cola derecha de la distribución. Algo similar se encuentra para los Estados Unidos.

Goos y Manning (2003) presentan el primer documento que analiza de forma directa la polarización del empleo para Reino Unido. El análisis de Goos y Manning (2003, 2007), posteriormente confirmado por Salvatori (2018) encuentra que existe polarización en el empleo desde la década de 1980. Mientras que los primeros autores señalan que el principal factor detrás de la polarización es el RBTC, Salvatori (2018) encuentra que este proceso se ha ralentizado en décadas recientes, y que el flujo inmigratorio presente en el país es también un mecanismo de relevancia a la hora de explicar el crecimiento de las ocupaciones de la cola derecha de ingresos. En cuanto al crecimiento de los empleos de menor paga, esto se explica principalmente por el incremento de puestos relacionados a cuidados personales, cocina y cuidado de niños. Adicionalmente, Salvatori (2018) encuentra que existe un efecto diferencial entre los trabajadores con mayor y menor nivel educativo, tal como sugiere el enfoque de la RBTC. Por un lado, los trabajadores con mayor nivel educativo presentan una polarización en su empleo, mientras que aquellos con menor nivel educativo incrementan su propensión a emplearse en ocupaciones de menor paga.

Para los Estados Unidos, existen diversos trabajos que analizan la polarización del empleo (Acemoglu (1999), Autor et al. (2006), Acemoglu y Autor (2011), entre otros), encontrando una distintiva forma de “U” en el crecimiento de las ocupaciones según su percentil de salarios. Cortes et al. (2017) exploran con mayor detenimiento el movimiento de las ocupaciones de acuerdo a su contenido de tareas, encontrando que mientras que el peso de las ocupaciones rutinarias manuales decrece en todo el período 1974-2014, el de las ocupaciones rutinarias cognitivas solo lo hace desde 1989. Además, encuentran que la caída del peso de ocupaciones rutinarias manuales para diversos grupos demográficos se corresponde con un aumento del desempleo en los mismos.

Los trabajos de Goos, Manning y Salomons (Goos et al. (2009) Goos et al. (2014)) han generalizado el hallazgo para los países desarrollados de Europa Occidental <sup>7</sup>, donde se encuentra que en 16 de los 17 países estudiados existe polarización del empleo. Mientras que el crecimiento en los empleos de mayor calificación es consistente para las 8 ocupaciones de mayor salario, entre los empleos de menos calificación se observa el crecimiento de las denominadas ocupaciones “elementales” y de servicios de cuidados y protección, a la vez que disminuye el peso de quienes trabajan como peones de construcción, minería, manufactura y transporte y en ventas. 8 de las 9 ocupaciones de calificación media disminuyen su peso, siendo la contribución de los oficinistas y los trabajadores de metalúrgica y afines las que

---

persistencia de la polarización, al disminuir la demanda relativa de trabajadores de bajos ingresos.

<sup>7</sup>Previamente, Spitz-Oener (2006) y Dustmann et al. (2009) habían relevado lo mismo para el mercado de trabajo de Alemania Occidental

explican en mayor medida la caída en la parte central de la distribución.

[Goos et al. \(2014\)](#) contraponen el rol de distintas explicaciones sobre la polarización del empleo, mediante un modelo estructural que analiza el efecto del componente rutinario, de deslocalización y sectorial para los países europeos en el período 1993-2010. El estudio encuentra que la hipótesis de reemplazo de trabajo rutinario corresponde mejor con lo observado en los datos, que aquella referente a la deslocalización del trabajo. Utilizando dicho modelo, logran predecir la mayor parte del movimiento en los tres segmentos de ocupaciones considerados. El trabajo de [Autor y Dorn \(2013\)](#) se propone un ejercicio similar estudiando la evolución de los empleos en distintas regiones de Estados Unidos. Encuentran evidencia robusta de que aquellos mercados que parten de una mayor intensidad en tareas rutinarias tienden a presentar mayor polarización del empleo, junto con un crecimiento más alto de los salarios en ambos extremos de la distribución. Por su parte, las teorías alternativas consideradas, como la deslocalización, la desindustrialización y cambios en las preferencias de los consumidores no parecen explicar, al menos por sí solos, el fenómeno de polarización observado en los datos. Los autores señalan que la correlación positiva que se encuentra entre el cambio en el peso de las ocupaciones y el cambio en las remuneraciones relativas reafirma el hecho de que el lado de la demanda de trabajo juega un factor fundamental en la polarización del empleo.

[Autor y Dorn \(2013\)](#) investigan además el rol de los empleos en ocupaciones de servicios (que no necesariamente se emplean en ramas de servicios). Encuentran que el crecimiento de los empleos de este tipo, en contraposición a la caída de los oficios entre los trabajadores de menor nivel educativo, es el factor que mejor explica el aumento de puestos de trabajo en la cola izquierda de la distribución. De esta forma, si bien la evolución de los empleos de servicio y no servicio presentan tendencias consistentes desde 1980, el resultado total de lo que ocurre en los empleos de menor salario es de un decrecimiento en la década de los 80 y un crecimiento en las décadas posteriores. Los resultados para Reino Unido son similares, observándose que el grueso de los empleos creados en la cola izquierda de la distribución están relacionados a los servicios, mientras que la caída de empleos de la parte media de la distribución viene dada en particular por la manufactura.

[Moreno-Galbis y Sopraseduth \(2014\)](#) vinculan este fenómeno al envejecimiento de la población, encontrando que si bien el incremento en la cola derecha de trabajadores puede explicarse principalmente por razones tecnológicas, el aumento de trabajadores en la parte izquierda se debe, al menos parcialmente, a la mayor demanda de servicios de cuidados que surge del envejecimiento de la población.

Diversos autores encuentran que si bien el cambio en las características de los trabajadores no parece ser el factor determinante, sí contribuye a explicar el fenómeno de polarización del empleo. [Cortes et al. \(2017\)](#), para el caso de Estados Unidos, muestran que en torno a un tercio del movimiento observado en los empleos puede atribuirse al cambio en la oferta

de trabajo. Los autores encuentran que los trabajadores hombres con menor nivel educativo son los más afectados por este fenómeno. Específicamente, la disminución del peso en el empleo de las ocupaciones manuales rutinarias puede explicarse por una menor propensión a emplearse en este tipo de ocupaciones de los hombres de edad media con bajos niveles educativos. Por otra parte, la caída en la proporción de empleo de ocupaciones cognitivas rutinarias, se explica por una menor propensión de las mujeres con nivel educativo medio a emplearse en este tipo de ocupaciones.

Recientemente, los trabajos de [Harrigan et al. \(2016\)](#) y [Heyman \(2016\)](#) han utilizando datos de registros administrativos de firmas-empleados para estudiar el rol de la firmas en el proceso de polarización del empleo. El primero de éstos confirma la existencia de polarización para el mercado laboral francés y encuentra que el movimiento intra-empresa tiene un rol fundamental para dar cuenta de la caída de los empleos de calificación media vinculados a la producción industrial, pero no en la caída del peso en el empleo de los oficinistas. A su vez, mediante una identificación causal, logran adjudicar el mayor peso en la variación en las ocupaciones a la incorporación de tecnología, frente a la explicación alternativa de crecimiento del comercio. [Heyman \(2016\)](#) estudia lo ocurrido para Suecia en el mismo período, y confirma la importancia del mecanismo intra-firma para explicar la polarización del empleo.

Si bien el estudio de la polarización del empleo se ha centrado en los mercados laborales de países desarrollados, hay investigaciones recientes que exploran si este fenómeno ocurrió también en países en desarrollo. [Banco Mundial \(2016\)](#) analiza el caso de distintos mercados laborales entre 1995 y 2002 encontrando evidencia ambigua, con polarización en algunos mercados en desarrollo <sup>8</sup>. De forma similar, [Reijnders y de Vries \(2017\)](#) encuentran que entre 1999 y 2007 existió polarización del empleo para 12 de los 17 países en desarrollo estudiados. Este resultado, según los autores, puede ser asociado tanto a un factor tecnológico como al aumento de la deslocalización. Esto último se explicaría debido a que mientras que en los países que deslocalizan empleo (típicamente los países desarrollados) la polarización es más fuerte, lo contrario ocurre para aquellos países receptores de empleo.

En trabajos con foco en países de la región, la evidencia es nuevamente menos contundente que para los países desarrollados. [Jiménez \(2014\)](#) analiza el caso para Argentina, encontrando que si bien en la década de 1990 hay polarización del empleo, este efecto desaparece en la década de 2000. [Medina et al. \(2010\)](#) y [Medina y Posso \(2018\)](#) concluyen que la hipótesis de polarización se adapta al mercado laboral colombiano, aunque el crecimiento de los empleos de alto salario es más importante que para los empleos de bajo salario.

## Evidencia para Uruguay

---

<sup>8</sup>Existe polarización del mercado laboral en Macedonia, Panamá, Guatemala, Turquía, Filipinas, Malasia, República Dominicana, Mauricio, Serbia, Bolivia, India, Sri Lanka y Egipto. Mientras que no se encuentra evidencia para Sudáfrica, Honduras, Tanzania, Ucrania, Uganda, El Salvador, Tailandia, Jamaica, Bután, Costa Rica, Kazajistán, Namibia, Mongolia, Ghana, Pakistan, Perú, Barbados, Barbados, Nicaragua, Botsuana, Etiopía y China

De acuerdo a la revisión de la literatura realizada, no existe un antecedente que analice explícitamente la polarización del empleo para Uruguay.<sup>9</sup>

Apella y Zunino (2017) y OPP (2017), utilizan una aplicación empírica del enfoque de tareas de Autor et al. (2003) y encuentran para Uruguay un incremento en el contenido de tareas cognitivas (rutinarias y no rutinarias) en las últimas décadas. Ambos documentos encuentran una caída en la intensidad de las tareas manuales rutinarias, mientras que, y a diferencia de lo que ocurre en los países desarrollados, no se ve un movimiento similar para las tareas cognitivas rutinarias típicamente asociadas a empleos de salario medio.

Sin embargo, existe algunos antecedentes que analizan la polarización en los ingresos de los trabajadores para el caso uruguayo. Rodríguez López (2014) investiga el efecto de la tecnología en la polarización de ingresos, encontrando que durante la década de 2000 el contenido de tareas de las ocupaciones vinculados a la utilización de la tecnología tuvo un rol polarizador del ingreso, mientras que el retorno a la educación favoreció una mayor desigualdad. Gradín y Rossi (2006) llegan a la conclusión que en el período 1986-1996 se verifica también una polarización de ingresos de los trabajadores, liderada en el extremo más bajo de la distribución por la caída del ingreso de trabajadores de salario medio en el país, y en el extremo derecho por la mejora de trabajadores de Montevideo debido a primas crecientes a la educación y la experiencia. Alves et al. (2009), tomando un período más amplio (1981-2007), encuentran que hay un movimiento sistemático de crecimiento de la desigualdad de ingresos, y que la polarización que encuentran Gradín y Rossi (2006) es sensible a los puntos de corte y desaparece en un período más amplio.

Porras (2017) analiza la calidad multidimensional de los empleos<sup>10</sup>, encontrando que la proporción de “malos empleos” crece levemente entre 1990 y 2004, para luego caer durante la década posterior.

Por otra parte, Espino (2011, 2013) estudia el desajuste de calificaciones en las ocupaciones en Uruguay durante la década de los 2000, encontrando que la subcalificación decrece en el período. A su vez, se encuentra que la probabilidad de estar sobrecalificado es mayor para las mujeres que para los hombres, lo cual se relaciona fuertemente con el grado de segregación laboral por género que se encuentra en las ocupaciones (Amarante y Espino (2004)).

---

<sup>9</sup>Sin embargo, es posible detectar algunos de los principales fenómenos identificados en este trabajo en una diversos documentos que analizan el mercado laboral en el período de estudio (Espino (2011); Bucheli (1998, 2000); Doneschi y Patron (2011); Doccetti (2018), entre otros). Estos trabajos o bien se suelen enfocar en otras categorías de análisis como la rama de actividad o el tipo de vínculo laboral (asalariados, cuentapropistas; formalidad) y abordan otras preguntas de investigación.

<sup>10</sup>La calidad de los empleos se calcula aquí utilizando el ingreso de los trabajadores, posibilidades de desarrollo, horas trabajadas y protección social.

### 3. Obetivos del trabajo

El principal objetivo de este trabajo es testear la hipótesis de polarización del empleo para el caso del mercado uruguayo en el período 1982-2016 y en los subperíodos 1982-1999 y 2001-2016. En términos empíricos, no rechazar esta hipótesis implica documentar la existencia de un crecimiento de los empleos de menor y mayor salario en detrimento de aquellos de salario mediano en el período analizado.

Posteriormente, y como objetivos específicos, se analiza el “rol” de cuatro factores que la literatura ha encontrado relevantes para explicar el fenómeno de polarización del empleo:

- (a) El cambio en la composición demográfica de la oferta de trabajo. En particular, el análisis empírico se centra en tres características relevantes en el mercado de trabajo: sexo, edad, y nivel educativo.
- (b) El cambio en la composición sectorial de la economía, aproximada por la cantidad de puestos de empleo en cada sector de actividad.
- (c) La relación con el componente rutinario y la probabilidad de deslocalización de las ocupaciones
- (d) El rol de la firma en la evolución de los diferentes tipos de ocupación.

La motivación para enfocarse en estos cuatro factores está asociado a: i) restricciones en los datos y alcance de la tesis (por ej., para analizar el efecto causal de la rutinización o deslocalización sobre la polarización del empleo); ii) la pertinencia de considerar en el análisis algunos cambios importantes en el mercado de trabajo uruguayo (por ej., cambio demográfico), iii) la originalidad de abordar algunos aspectos menos explorados por la literatura previa (rol de las firmas). Si bien el análisis de estos factores puede contribuir a entender lo ocurrido en el mercado de trabajo en período de análisis, no pretende ser en ningún caso una explicación causal.

### 4. Datos

Se utilizan en el trabajo dos fuentes principales de datos, por un lado la Encuesta Continua de Hogares (ECH), desde el año 1982 hasta 2016 y por el otro una muestra de los registros de historias laborales de BPS de 300.000 trabajadores (HH-LL). Cada una de estas fuentes se utiliza con el fin de abordar los distintos objetivos de la investigación.

El uso de la ECH supone la aproximación más inmediata a los trabajos de otros países relevados en la Sección 2, al utilizar una base representativa del mercado laboral. Además,

debido a que el mercado de trabajo uruguayo cuenta con un nivel no despreciable de informalidad laboral, es preciso trabajar con una fuente que releve tanto a trabajadores formales como informales.

A partir de los datos de la ECH se testeará la hipótesis de polarización del empleo y se analizará la contribución del cambio sectorial y de la oferta laboral.

Por otra parte, la muestra de HH-LL es una fuente de datos de tipo panel, que releva información de la situación laboral formal de 300.000 trabajadores para cada mes entre Enero de 1996 y Mayo de 2016. Dicha base de datos permite conocer la transición de los trabajadores entre diferentes puestos de trabajo (dimensión que no se explota en la tesis), así como identificar a las empresas en las que estos se desempeñan y algunas características de las mismas. A partir de esta fuente de datos, se analizará la contribución de cambios entre y dentro de las firmas al fenómeno de polarización observado. Por consistencia y completitud, previamente se estudiará si el patrón de polarización observado con las HH-LL es similar al documentado con la ECH.

#### 4.1. Encuesta Continua de Hogares

La Encuesta Continua de Hogares es una encuesta llevada a cabo por el Instituto Nacional de Estadística (INE), que releva variables socioeconómicas de personas y hogares de Uruguay, con distinto grado de representatividad geográfica, desde 1981<sup>11</sup>. Entre la gran variedad de información relevada por la ECH, la misma incluye un alto nivel de detalle para las características de los empleos de los trabajadores, que será utilizada en el análisis.

Si bien se cuenta con información para el período 1981-2017, por distintos motivos se descartan del análisis los años 1981, 1985, 2000 y 2017, utilizando el resto de los años para el análisis.<sup>12</sup> Se tomarán únicamente las observaciones correspondientes a los trabajadores ocupados<sup>13</sup> de entre 18 y 64 años. Siguiendo antecedentes en la materia, no se consideran trabajadores empleados como militares o en empleos relacionados al ámbito agropecuario.

La ECH permite relevar la variable central del análisis, la ocupación del trabajador<sup>14</sup>, así como otras variables que describen las características de su empleo, como la rama de actividad, la naturaleza jurídica del empleador, el tipo de vínculo funcional (asalariado, cuentapropista,

---

<sup>11</sup>Se trata de información pública disponible en <http://www.ine.gub.uy/web/guest/encuesta-continua-de-hogares1>

<sup>12</sup>El año 1981 cuenta con información poco consistente con los años posteriores en lo que refiere a la ocupación de los trabajadores. En 1985 solo se dispone información para Montevideo. El año 2000 se descarta para dotar de mayor consistencia al análisis de subperíodos, ya que la estructura de la encuesta de dicho año se corresponde más directamente con la utilizada período 1982-1999, mientras que el código para registrar la ocupación es el mismo que el que se usa durante los años 2001 a 2011. Por último el año 2017 no se utiliza para finalizar el período en 2016, que es el último año disponible en la base de BPS.

<sup>13</sup>Definidos como aquellos que han trabajado al menos una hora en la última semana

<sup>14</sup>De acuerdo a lo publicado por el INE en sus diferentes manuales (por ej, 2018), el encuestador releva la información respecto a la ocupación de los trabajadores en base a una pregunta abierta y no es el encuestado quien codifica directamente la ocupación.

etc.), la cantidad de horas trabajadas <sup>15</sup>, la antigüedad en la organización, la remuneración obtenida o el grado de formalidad del vínculo laboral. Desde 2001 se cuenta con información al mismo nivel de detalle para el trabajo secundario, lo cual será utilizado para el estudio que cubre dicho período.

La ocupación de los trabajadores se releva en el período bajo distintas codificaciones, cuyas diferencias se detallan en la Sección 5. Se utilizará como codificación para el análisis la Codificación Internacional Uniforme de Ocupaciones CIUO-88 desarrollada por la OIT (Organización Internacional del Trabajo). Dicho código sigue una lógica de árbol, donde es posible considerar a las ocupaciones con distintos niveles de agregación, desde los grandes grupos (1 dígito), subgrupos principales (2 dígitos), subgrupos (3 dígitos) hasta los grupos primarios (4 dígitos). La Figura 1 muestra un ejemplo de los distintos grados de agregación (En la Tabla A.1 del Anexo se presentan los nombres de todas las categorías a 1 y 2 dígitos).

**Figura 1:** Ejemplo de ocupaciones bajo categorización CIUO-88 con distinto grado de agregación

|   |
|---|
| .4 EMPLEADOS DE OFICINA   |
| ..41 OFICINISTAS  |
| ...411 SECRETARIOS Y OPERADORES DE MAQUINAS DE OFICINA            |
| ....4111 Taquígrafos y mecanógrafos                               |
| ....4112 Operadores de máquinas de tratamiento de textos y afines |
| ....4113 Operadores de entrada de datos                           |
| ....4114 Operadores de calculadoras                               |
| ....4115 Secretarios  |
| ...412 AUXILIARES CONTABLES Y FINANCIEROS                         |

Fuente: Elaboración propia a partir de OIT

Por otra parte, se cuenta con información de otras características de los individuos como el sexo, la edad, la localidad de residencia y el nivel educativo de los individuos. Para analizar el nivel educativo de los individuos se utilizan los años de educación y una variable agregada que clasifica a los individuos en 6 categorías: sin educación formal, formación primaria, formación de secundaria, formación técnica, magisterio y formación universitaria.

La representatividad geográfica de la encuesta ha variado a lo largo del tiempo de acuerdo a la forma que se detalla en la Tabla 1 y sólo desde el año 2006 es representativa de todo el país. Debido a que la ocupación que desempeñan los trabajadores se relaciona fuertemente con la zona donde viven, como puede observarse en la Tabla 2, debemos contemplar las limitaciones que los cambios en la representatividad suponen. En tal sentido, se restringe el universo de análisis a las observaciones correspondientes al medio urbano (localidades de más de 5.000 habitantes), utilizando los expansores correspondientes a cada observación.

<sup>15</sup>Para un 6,8% de los trabajadores entre 1982 y 1999 no se dispone información de la cantidad de horas trabajadas, en este caso se les imputa el valor promedio de las horas trabajadas por trabajadores de la ocupación en el año de la encuesta.

**Tabla 1:** Representatividad geográfica de la ECH

| Período     | Representatividad geográfica                   |
|-------------|--|
| 1981 - 1997 | Poblaciones urbanas mayores a 900 habitantes   |
| 1998 - 2005 | Poblaciones urbanas mayores a 5.000 habitantes |
| 2006 - 2017 | Todo el país                                   |

Fuente: Elaboración previa en base a ECH-INE

**Tabla 2:** Peso de las grandes categorías CIUO-88 en el empleo en cada región (2006-2011)

| Ocupación                                    | Montevideo | Interior         |                  | Rural  |
|--|------------|------------------|------------------|--------|
|  |            | loc. > 5.000 hab | loc. < 5.000 hab |        |
| 1 - Personal Directivo                       | 5.8 %      | 6.5 %            | 5.6 %            | 2.6 %  |
| 2 - Profesionales                            | 13.8 %     | 7.9 %            | 3.8 %            | 3.1 %  |
| 3 - Técnicos de nivel medio                  | 9.0 %      | 5.6 %            | 2.2 %            | 1.3 %  |
| 4 - Empleados de oficina                     | 17.7 %     | 11.3 %           | 5.7 %            | 3.1 %  |
| 5 - Trab. de servicios y comercios           | 14.8 %     | 15.7 %           | 11.4 %           | 7.9 %  |
| 6 - Trab. de agricultura y ganadería         | 1.1 %      | 3.5 %            | 17.3 %           | 36.5 % |
| 7 - Oficiales y operarios industriales       | 12.0 %     | 17.1 %           | 12.1 %           | 6.5 %  |
| 8 - Operadores de instalaciones y maquinaria | 7.3 %      | 7.9 %            | 8.9 %            | 5.7 %  |
| 9 - Trabajadores no calificados              | 18.4 %     | 24.7 %           | 33.0 %           | 33.3 % |
|  | 100 %      | 100 %            | 100 %            | 100 %  |

Fuente: Elaboración previa en base a ECH-INE

En la Tabla 3 se presentan las estadísticas descriptivas de las principales variables demográficas para los subperíodos 1982-1990, 1991-1999, 2000-2005 y 2006-2016. Entre 1982 y 2016 pueden apreciarse algunas tendencias en el cambio en las características de la oferta laboral como son el incremento significativo de las horas trabajadas de las mujeres, pasando de un 28 % en el primer período de análisis a un 42 %; el mayor nivel educativo de los trabajadores, con una caída de quienes tenían como mayor nivel de educación a la educación primaria y un aumento de aquellos con educación universitaria. Las tendencias que se describen continúan durante el período 2006-2016 como detallan Carrasco et al. (2018).

## 4.2. Historias laborales BPS

La base de historias laborales (HH-LL) es una muestra de 300.000 registros administrativos de trabajadores que realizan aportes laborales en el Banco de Previsión Social (BPS) que detalla la situación laboral de cada trabajador cotizante para cada mes del período 1996-2016. Se trata de una base de panel, que cuenta con identificadores anonimizados del trabajador y la organización en la cual este se emplea, además de otras variables como el ingreso por distintos conceptos, el tipo de vínculo funcional, el tipo de aportación, la rama a la que se dedica la organización entre otras. Por su propia naturaleza, esta fuente de datos incluye

**Tabla 3:** Promedio anual de variables de la ECH (medio urbano), ponderado por cantidad de horas trabajadas

| Variable                | 1982-1990 | 1991 - 1999 | 2001 - 2005 | 2006 - 2016 |
|-------------------------|-----------|-------------|-------------|-------------|
| Hombres                 | 72,2 %    | 66,7 %      | 59,2 %      | 57,8 %      |
| Formales                |           |             | 63,3 %      | 74,6 %      |
| Sin educ. formal        | 0,9 %     | 0,5 %       | 0,2 %       | 0,2 %       |
| Educación Primaria      | 41,0 %    | 30,1 %      | 24,2 %      | 18,1 %      |
| Educación Secundaria    | 34,5 %    | 39,2 %      | 41,9 %      | 45,1 %      |
| Fomación Técnica        | 13,7 %    | 15,8 %      | 15,4 %      | 13,6 %      |
| Magisterio              | 1,5 %     | 2,2 %       | 3 %         | 3,1 %       |
| Educación Universitaria | 8,5 %     | 12,2 %      | 15,2 %      | 19,9 %      |
|                         | 100 %     | 100 %       | 100 %       | 100 %       |
| Menores de 30 años      | 35,2 %    | 34,5 %      | 27,0 %      | 26,9 %      |
| Entre 30 y 50 años      | 47,5 %    | 49,5 %      | 50,7 %      | 50,5 %      |
| Mayores de 50 años      | 17,3 %    | 16,0 %      | 22,3 %      | 22,6 %      |
|                         | 100 %     | 100 %       | 100 %       | 100 %       |

Fuente: Elaboración previa en base a ECH-INE

solamente a los trabajadores formales que realizan sus aportes al BPS.<sup>16</sup>

La información longitudinal permite dar cuenta de la trayectoria del trabajador en cuanto a su ingreso y salida del mercado laboral formal, así como las características de los puestos de trabajo que va ocupando en el tiempo. De acuerdo a [Amarante y Dean \(2012\)](#) entre 1997 y 2009 un 33 % de los trabajadores no presentaba interrupciones en su actividad laboral, mientras que un 80 % no lo hacía dentro de un mismo año calendario.

Siguiendo a [Amarante y Dean \(2012\)](#) en la base se puede distinguir entre asalariados privados, asalariados públicos, patrones y unipersonales. En lo que sigue, el análisis a la hora de estudiar las ocupaciones de los trabajadores se restringirá al período 2001-2016 y al caso de los asalariados privados, que constituyen el grueso de las observaciones, siendo un 64,6 % en el período 2001-2016. Mientras que para el análisis en que se utilizan datos de ECH se incluyen a todos los trabajadores, para evaluar lo sucedido en los empleos de toda la economía, aquí se restringe el universo de análisis por dos razones. En primer lugar, debido a que se quiere evaluar el rol de la firma en el proceso (se utiliza el mismo criterio de [Heyman \(2016\)](#) a la hora de restringir el análisis) y en segundo lugar debido a que la información de ingreso de los cuentapropistas es ficta, es decir no refleja el ingreso real de sus actividades que es una variable clave para el proceso de imputación de ocupaciones.

Las principales características se relevan en la [Tabla 4](#).

De particular importancia es el hecho de que la base de HH-LL no releva la ocupación de los trabajadores, una limitante para este trabajo así como para otros que procuren explotar las características de esta fuente y tengan a la ocupación de los trabajadores como una

<sup>16</sup>No incluye trabajadores que hacen sus aportes a otras cajas como la Caja Profesional, Caja Bancaria o Caja Notarial, pero sí a aquellos que están en el régimen mixto.

**Tabla 4:** Estadística descriptiva de principales variables de la base HH-LL

| Variable                       | Todos  | Asalariados privados |
|--------------------------------|--------|----------------------|
| Hombres                        | 56,1 % | 57,5 %               |
| Montevideo                     | 49,3 % | 50,2 %               |
| Salario < mediana - 0,5 d.e. † |        | 11,0 %               |
| Salario mediana $\pm$ 0,5 d.e. |        | 78,0 %               |
| Salario > mediana - 0,5 * d.e. |        | 12,0 %               |
|                                | 100 %  | 100 %                |
| Menores de 30 años             | 24,6 % | 31,7 %               |
| Entre 30 y 50 años             | 50,2 % | 49,1 %               |
| Mayores de 50 años             | 25,2 % | 19,2 %               |
|                                | 100 %  | 100 %                |

Nota: † Solo para asalariados públicos y privados, ya que el ingreso registrado para unipersonales y patrones es ficto.

Fuente: Elaboración previa en base a HH LL-BPS

de las variables de interés. En la siguiente sección se describe una metodología que busca salvar esta restricción, imputando la ocupación de los trabajadores a través de un modelo de aprendizaje estadístico.

## 5. Estrategia empírica

En esta sección se describe la estrategia empírica para abordar los objetivos propuestos (Sección 3). Los métodos que se presentarán a continuación siguen las propuestas de los estudios empíricos de referencia (véase Sección 2), tanto en lo que hace al análisis de la polarización del empleo (objetivo general), como para la contribución de los factores demográficos (objetivo específico a) y sectoriales (objetivo específico b), la relación con el componente rutinario de las ocupaciones (objetivo específico c), y el rol de la firma en el proceso (objetivo específico d).

### 5.1. Metodología

#### Polarización del empleo

El estudio de la polarización del empleo analiza el cambio en el peso del empleo de los diferentes tramos de habilidades en los que es posible agruparlo. La categoría central de análisis que se utiliza para dar cuenta de un grupo dado de habilidades es la ocupación de los trabajadores, la cual se codifica bajo diversos códigos internacionales. Como no es posible analizar directamente la habilidad necesaria para desempeñar un puesto de trabajo, típicamente se utiliza como *proxy* de la habilidad, el salario por hora mediano de la ocupación, aunque existen otras alternativas como utilizar el nivel educativo promedio de los

trabajadores de una ocupación dada (Goos y Manning (2007), Salvatori (2018), Dustmann et al. (2009)). De esta forma, a partir del ordenamiento de ocupaciones en función del salario, puede analizarse cómo cambia el empleo de los distintos tramos. En términos empíricos, no se rechaza la hipótesis de polarización del empleo cuando el crecimiento de los empleos en ambos extremos de la distribución sea mayor al de la parte media de la misma.

Específicamente, el cambio de la participación de una ocupación  $j$  en el empleo total de un período dado ( $\Delta s_j$ ) puede calcularse punta a punta, restando la participación al final ( $s_{j,t_1}$ ) y al principio del período ( $s_{j,t_0}$ ):  $\Delta s_j = s_{j,t_1} - s_{j,t_0}$ . Alternativamente pueden utilizarse todos los años del período de análisis para calcular el crecimiento promedio anual de la ocupación, regresando la participación en el empleo en función del tiempo:

$$s_{j,t} = \alpha_j + \gamma_j * t + \epsilon_{j,t} \quad (1)$$

En este estudio se utiliza el segundo enfoque de forma de disminuir la sensibilidad a los puntos de corte entre períodos. Esto permitirá presentar un valor del cambio de la ocupación que se corresponda mejor con lo observado en todos los años del período analizado. Para estimar un valor de  $\gamma_j$  que tenga una interpretación directa en términos de los puntos porcentuales anuales promedio que se expande o contrae la ocupación en un período dado, se estima la ecuación de arriba en términos normalizados, es decir estableciendo en 1 la participación de la ocupación  $j$  durante el período analizado.

La participación de una ocupación en el total del empleo se mide como la cantidad de horas empleadas en dicha ocupación a partir de los datos de ECH, utilizando además los expansores correspondientes a cada observación.<sup>17</sup> A partir de 2001, es posible contar con la cantidad de horas destinadas a ocupaciones secundarias, mientras que dicha información no está disponible para los años anteriores. En ese sentido para los resultados que consideran el período 1982-2016 se utilizan solamente las ocupaciones principales de los trabajadores -definidas como las que le reportan mayores ingresos-, mientras que para el período posterior a 2001 los cálculos se realizan incorporando la información de ambas ocupaciones.

Como es tradicional en la literatura, no se consideran a los empleos rurales.<sup>18</sup> Además, debido a fuertes inconsistencias en el peso de la ocupación entre distintas codificaciones tampoco se utiliza a la categoría de “Dueños o gerentes de pequeña empresa” (categoría 13 del código de ocupación CIUO-88).

Para definir las ocupaciones se utiliza la codificación CIUO-88 a dos dígitos (nivel de subgrupos principales). Las limitantes de esta elección y los esfuerzos realizados para la construcción de la serie de ocupaciones requiere una discusión, que se realiza en el próximo apartado.

Existen diversas formas de presentar la polarización del empleo tanto gráfica como analítica-

---

<sup>17</sup>Definidos por el INE en función del sexo, edad y ubicación de los individuos.

<sup>18</sup>Ocupaciones codificadas en el grupo 6 y subgrupo 92 en CIUO-88

mente. A partir de [Goos y Manning \(2007\)](#) diversos documentos han agrupado las ocupaciones en cuantiles de empleo, ordenados por el salario mediano de la ocupación al principio del período de análisis. La agregación en deciles ha sido usual cuando se trabaja con un grado de detalle en la definición de las ocupaciones mayor al que utilizamos en este trabajo. La agrupación en terciles de empleo es más frecuente en aquellos trabajos que utilizan un grado mayor de agregación en las ocupaciones, por ejemplo aquellos que realizan comparaciones entre mercados laborales de distintos países como [Banco Mundial \(2016\)](#) y [Reijnders y de Vries \(2017\)](#).

Bajo esta idea, observar que la participación del empleo en los cuantiles de ambos extremos crece más que la de los cuantiles del centro de la distribución -esto es, la distribución muestra un patrón de U- sería evidencia consistente con la existencia de polarización durante el período analizado.

[Acemoglu y Autor \(2011\)](#) por su parte presentan el resultado utilizando una regresión local ponderada en que se predice el cambio de la participación en las ocupaciones en función de su posición en el percentil de ingresos. De esta forma de existir polarización del ingreso, se esperaría que la gráfica presente una forma de U, donde el crecimiento predicho es mayor para ambos extremos de la distribución de ingreso de las ocupaciones. La forma sintética de vincular este análisis a la polarización del empleo es, como hacen [Medina y Posso \(2018\)](#) testear un modelo ponderado del tipo:

$$\Delta_{j,t_1-t_0} = \alpha + \beta_1 * percentily_{j,t_0} + \beta_2 * percentily_{j,t_0}^2 + \epsilon_j \quad (2)$$

Donde la existencia de polarización no se rechaza siempre que el estimador del parámetro cuadrático del modelo ( $\beta_2$ ) sea positivo y significativo. Debido a que la muestra de ocupaciones es pequeña (sólo hay 22 ocupaciones definidas a dos dígitos para el período 1982-2016), la validez de esta regresión se verá acotada.

En este documento, utilizaremos las estimaciones de la regresión local ponderada como resultado principal para testear la hipótesis de polarización del empleo. Sin embargo, y en pos de contribuir a la comparación internacional con literatura previa, también se presentarán los resultados considerando la división en tres grupos: empleos de bajo salario, salario mediano y salario alto.

En este caso, el agrupamiento no se realizará en función del salario de la ocupación para Uruguay, sino de los agrupamientos utilizados en la literatura internacional.<sup>19</sup> Los empleos de alto salario son aquellos correspondientes a las categorías de personal directivo, profesionales y técnicos de nivel medio (Ver Tabla [A.1](#) para mayor detalle), los de salario mediano corresponden a oficiales y operarios de operaciones industriales, así como a empleos de ofi-

---

<sup>19</sup>Como puede observarse en la Tabla [9](#) este ordenamiento se acerca, si bien no es exactamente igual, al que surge del salario mediano de las ocupaciones en Uruguay.

cina; mientras que los de salario bajo son los trabajadores de ventas, servicios personales, de cuidados y de protección, peones, así como otras ocupaciones no calificadas.

Para explorar la existencia de polarización laboral se utilizarán el período 1982-2016, así como los subperíodos 1982-1999 y 2001-2016. El trabajo en subperíodos es habitual en la literatura para analizar con mayor grado de detalle lo que ocurre en períodos más cortos de tiempo y para evaluar si los fenómenos presentados son consistentes durante todo el período.

Se utiliza como referencia el año 2001, tanto para el ordenamiento de ingreso medio de la ocupación como para la ponderación de la ocupación en muestra, debido a que es el primer año para el que se dispone de las ocupaciones codificadas en CIUO-88. Si bien es habitual en la literatura considerar el primer año de un período dado para establecer el ordenamiento, utilizar como base a 1982 puede llevar a un ordenamiento que arrastre posibles errores de que surjan de la correspondencia de ocupaciones. Utilizar el año 2001 en lugar de otro año del período 2001-2011 no altera considerablemente los resultados, ya que la posición de las ocupaciones en el ranking de ingreso medio no varía sustancialmente dentro del subperíodo.<sup>20</sup>

Como análisis de robustez de los resultados se explorará qué ocurre cambiando el grado de agregación de la codificación utilizada en la estimación de base. Para el período 1982-1999 también se estudian los resultados al utilizar la codificación original de ocupaciones del período, el código Cota 70.

### Contribución del cambio demográfico y sectorial

Para estudiar la contribución del cambio demográfico o sectorial a la polarización del empleo se utiliza la metodología conocida como *shift-share analysis*. Se busca aquí descomponer el movimiento de una variable en función del movimiento de distintos grupos en que se puede dividir a la población de interés, distinguiendo entre la variación que tiene la variable a la interna del grupo (*within*) y el cambio en el peso de los grupos en el tiempo que puede explicar el propio cambio en la variable (*between*). Tanto para estudiar la contribución del cambio en la oferta laboral como del cambio sectorial se calcula la siguiente ecuación:

$$\Delta s_{jt} = \underbrace{\sum_g \Delta s_{gt} * \omega_{jg}}_{\text{Cambio between}} + \underbrace{\sum_g s_g * \Delta \omega_{jgt}}_{\text{Cambio within}} \quad (3)$$

Donde  $\Delta s_{jt}$  mide el cambio de la participación de la ocupación  $j$  en el tiempo,  $\Delta s_{gt}$  es el cambio en el empleo total del grupo  $g$ ,  $\omega_{jg}$  es la proporción promedio del grupo  $g$  empleada en la ocupación  $j$ ,  $\Delta \omega_{jgt}$  es el cambio en la proporción del grupo  $g$  empleada en la ocupación  $j$  y  $s_g$  es el peso promedio del grupo  $g$  en el período.

En el caso en el que analizamos el cambio en la oferta laboral, los grupos están definidos

<sup>20</sup>Como se puede ver en la figura F.1 del Anexo F.

por 3 características de los trabajadores: el sexo, la edad y el nivel educativo. Siguiendo a [Salvatori \(2018\)](#) se construyen 3 grupos de edad (menores de 30, 31 a 50 y mayores de 51) y 6 grupos de nivel educativo: sin educación formal; con formación en educación primaria; con formación en educación secundaria; con formación técnica; magisterio; y formación terciaria universitaria.

Para investigar la contribución del cambio sectorial se utiliza el sector de actividad de los trabajadores. Para el período 1982-1999 la rama de actividad está codificada bajo el código CIIU rev.2, mientras que en los años 2001-2016 se utiliza el código de divisiones utilizado por las cuentas nacionales del Banco Central del Uruguay.<sup>21</sup>

En líneas generales, en aquellos casos en que el cambio *between* grupos sea el factor más relevante en la descomposición, pueden existir indicios de que el cambio en la variable de interés puede estar afectado directamente por la modificación de estos grupos. Es decir, si un grupo dado  $g$  tiene una propensión alta a emplearse en una ocupación  $j$  dada, el incremento del peso del grupo  $g$  en el total de la fuerza laboral implica un incremento mayor en la oferta de trabajadores que típicamente se emplean en la ocupación  $j$ , lo cual puede llevar a que las empresas contraten una proporción mayor de trabajadores en esta ocupación, sea porque se facilita el proceso de *matching* o porque se disminuye la remuneración relativa de estos empleados. De esta forma, el cambio en la composición (*between*) de la oferta laboral contribuye a la caída o crecimiento de los distintos tipos de ocupaciones.

El cambio *within* supondría, sin embargo, que dentro de cada grupo en que se categoriza a la fuerza laboral se modifica la propensión a trabajar en una ocupación dada. Cuando existe polarización del empleo analizando los cambios *within*, se puede decir que el fenómeno persiste incluso controlando por los cambios demográficos. La validez de este argumento a la hora de explicar los cambios depende, sin embargo, de si es posible entender que hay una relación exógena entre la composición de los grupos demográficos de la oferta laboral y la demanda de empleo de diferentes tipos de ocupaciones.<sup>22</sup>

Desde el punto de vista sectorial, si suponemos que una rama de actividad emplea de forma desproporcionada a una ocupación  $j$ , un aumento en el peso de esta rama de actividad en la economía llevaría a una demanda mayor de esta ocupación. El análisis del cambio *within* supone controlar por los cambios en la composición sectorial de la economía. Si la

---

<sup>21</sup>La codificación se encuentra disponible en [https://www.bcu.gub.uy/Estadisticas-e-Indicadores/Cuentas%20Nacionales/clasificaciones97\\_05.pdf](https://www.bcu.gub.uy/Estadisticas-e-Indicadores/Cuentas%20Nacionales/clasificaciones97_05.pdf)

<sup>22</sup>Existen al menos dos mecanismos que ponen en duda esta relación exógena. Por un lado, los trabajadores durante su etapa de formación pueden decidir su formación óptima en función de la expectativa de la prima educativa, por lo que si existe una tendencia que lleva a incrementar la demanda de trabajadores con alto nivel de calificación esta puede ser correctamente predicha por los individuos y pueden aumentar su formación, alterando la composición de los grupos. De forma similar, la decisión de entrada de las mujeres en el mercado laboral pudo haber estado mediada por un aumento en las oportunidades en el mercado de trabajo, por lo que el aumento en la participación de este grupo puede también responder a cuestiones de demanda. Las decisiones de formación e ingreso en el mercado laboral están de todas formas por fuera del alcance de este trabajo.

polarización es un proceso de largo plazo y persistente, algunos autores ([Green y Sand \(2015\)](#), [Acemoglu y Autor \(2011\)](#)) sostienen que es esperable que este se dé incluso dentro de cada rama de actividad, es decir que se mantenga presente al analizar el cambio *within*.

## 5.2. Polarización del empleo y reemplazo de tareas rutinarias

La ocupación de los trabajadores juega un rol central en el enfoque de tareas presentado anteriormente, al establecerse dicha variable como un *proxy* de las tareas llevadas a cabo por un individuo en el desempeño de su trabajo.

Se han desarrollado distintos indicadores que buscan describir el contenido de tareas de las ocupaciones a partir de la base de datos O\*NET, desarrollada por el *Bureau of Labor Statistics* de Estados Unidos. Dicha fuente releva los tipos de tareas que se desarrollan en una ocupación determinada, las competencias y habilidades necesarias para su desempeño y las características en términos de intereses y ambiente de trabajo de un puesto de trabajo, entre otras variables.

Las variables que describen las ocupaciones han sido utilizadas por diversos autores para construir indicadores sintéticos que buscan resumir la importancia de los conceptos teóricos de tipo de tarea, automatización o capacidad de deslocalización (*offshoring*) de una ocupación. A pesar de que la dimensión de la base O\*NET permitiría que cada autor que trata el tema construya su indicador preferido para evaluar el tema de interés, la recomendación de la literatura ([Autor \(2013\)](#) y posteriores) es utilizar alguna de las mediciones ya previamente desarrolladas. De la misma forma, existen otras fuentes de datos que permiten analizar el tema (como la del *Programme for the International Assessment of Adult Competencies* (PIAAC), que utiliza [Arntz et al. \(2016\)](#)) pero estas no han cobrado relevancia en la literatura especializada.

[Autor et al. \(2003\)](#) desarrollan un índice que asigna un valor de intensidad en 5 tipos de tarea (manual rutinaria, manual no rutinaria, cognitiva rutinaria, cognitiva analítica y cognitiva interpersonal) a cada ocupación; posteriormente [Autor y Dorn \(2013\)](#) proponen un indicador que resume la intensidad en tareas rutinarias denominado *Routine Task Index* (RTI).<sup>23</sup>

Por otra parte, el principal indicador de *offshorability* es el de [Blinder y Krueger \(2013\)](#), quienes asignan un número entre 0 y 1 a la facilidad de que una ocupación sea desarrollada de forma deslocalizada. Si bien estos indicadores están correlacionados positivamente, [Blinder y Krueger \(2013\)](#) encuentran que existe evidencia para considerar que toman en cuenta dimensiones distintas.

Para explorar la relación entre los cambios en el empleo y estos dos factores, utilizamos las

---

<sup>23</sup>Además de estos indicadores, puede mencionarse el denominado “riesgo de automatización” construido por [Frey y Osborne \(2017\)](#), el cual utiliza variables de O\*NET para realizar una clasificación probabilística de riesgo de automatización en basada en consulta a expertos en robótica. Este indicador ha sido analizado para Uruguay por [OPP \(2017\)](#) y [Munyo \(2016\)](#).

medidas de RTI y *offshorability* con los valores para ocupaciones CIUO-88 que presentan [Goos et al. \(2014\)](#). Además, para testear como pueden influir los factores de cambio en la oferta laboral y cambio sectorial se utiliza una versión corregida del cambio *between* presentado anteriormente.

Dado que el cambio *between* incorpora en una proporción lo que sucede con la propia ocupación, es necesario aislar ese efecto. Así, construimos el valor corregido del cambio *between* para los cambios en la oferta laboral ( $IO_{jt}$ ) y composición sectorial del empleo ( $IS_{jt}$ ) como,

$$\text{Índice Oferta: } IO_{jt} = \sum_g s_{gt}^* * \omega_{jg} \quad (4)$$

$$\text{Índice Sectorial: } IS_{jt} = \sum_h s_{ht}^* * \omega_{jh} \quad (5)$$

Donde los valores  $s^*$  representan el peso en el empleo de cada uno de los grupos, excluido el empleo en la ocupación  $j$ . De esta forma, el valor del Índice de Oferta representa el total de empleados de una “canasta representativa” de trabajadores la ocupación  $j$  en un momento dado, logrando aislar el efecto del cambio de la propia ocupación, mientras que el valor del Índice Sectorial es el peso de una “canasta representativa” de los sectores que emplean a la ocupación  $j$  aislando el efecto de la propia ocupación.

Para explorar en que medida el cambio en el peso de la ocupación se puede adjudicar a su componente rutinario, grado de deslocalización o a factores de oferta y sectoriales de la economía local, realizamos una regresión similar a la planteada por [Goos et al. \(2009, 2014\)](#) con distintas especificaciones, donde la versión más completa es la que se describe a continuación:

$$s_{jt} = \alpha_j + \beta_1 * RTI_j * t + \beta_2 * offshorability_j * t + \beta_3 * \log(IO_{jt}) + \beta_4 * \log(IS_{jt}) + \epsilon_{jt} \quad (6)$$

La hipótesis de polarización acorde a la teoría de RBTC sugiere que el valor del parámetro asociado al componente rutinario ( $\beta_1$ ) será negativo, mientras que si el factor principal es el de la deslocalización el valor de  $\beta_2$  será negativo. Asimismo, controlar por lo que ocurre con el tipo de trabajadores que típicamente se emplean en una ocupación y por lo que ocurre con sectores en los que se emplea a estas ocupaciones permite considerar factores locales que pueden estar pesando sobre la evolución de las ocupaciones.

### 5.3. Análisis del rol de la firma

Para analizar el rol de la firma se utilizan los datos de la fuente de Historias Laborales. La construcción de la serie de ocupaciones en dicha fuente se describe en el apartado [5.4](#).

La metodología utilizada para estudiar de forma exploratoria el rol de las firmas sigue a [Heyman \(2016\)](#).

El autor postula un modelo donde se estima el porcentaje de ocupaciones de un tipo en el total de empleos de la empresa. Para estudiar el efecto *within*, es decir la variación de los empleos como resultados de cambios dentro de la organización y no por salida o entrada de empresas, se consideran a las empresas que estén en la muestra durante todo el período. Además solo se consideran a aquellas empresas que emplean 10 o más personas en algún momento del tiempo.

[Heyman \(2016\)](#) estima el modelo con diferentes covariables como la intensidad de capital de la empresa en el tiempo y el valor agregado medio por trabajador, lo cual no se dispone en la base de HH-LL. Nuestra mejor aproximación supone controlar por la cantidad de dependientes de el empresa en el tiempo, ya que esta variable se correlaciona positivamente con el porcentaje de ocupados de cada nivel de calificación que emplean. Para controlar por características inobservables de la firmas se utiliza un efecto fijo por firma.

Así, nuestra ecuación a estimar es:

$$s_{jht} = \mu_{jt} + Ndep_{ht} + \rho_{jh} + \epsilon_{jht} \quad (7)$$

Donde  $s_{jht}$  es la proporción de trabajadores de la categoría ocupacional  $j$  en la empresa  $h$  en el momento  $t$ ,  $\mu_{jt}$  es el estimador que estima la diferencia en la proporción de trabajadores del tipo  $j$  para cada año  $t$  frente al año base,  $Ndep_{ht}$  es la cantidad de empleados en la empresa  $h$  en el momento  $t$  y  $\rho_{jh}$  es el efecto fijo por firma-ocupación.

Un valor creciente de los  $mu_{ht}$  estará asociado con un incremento en el peso de la ocupación  $h$  dentro de las firmas a lo largo del tiempo.

Como se explica en la siguiente subsección, para este análisis se utiliza un agrupamiento de ocupaciones  $j$  en 4 niveles de calificaciones: alto, medio-oficinista, medio-industrial y bajo, por lo que se estiman 4 ecuaciones.

#### **5.4. Construcción de ocupaciones para el estudio de la polarización del empleo en Uruguay: una propuesta metodológica**

La variable central para estudiar la polarización es la ocupación que desempeña un trabajador. En ese sentido, para analizar como cambia la participación de una ocupación en el total se debe contar con una serie consistente de las ocupaciones representativa para el mercado laboral de Uruguay.

Desafortunadamente, y por las razones esgrimidas en la Sección 4, es necesario realizar algunos pasos para contar con esta variable.

**Tabla 5:** Codificaciones de ocupación y rama de actividad utilizadas en diferentes períodos de la ECH

| Período     | Codificación ocupación | Codificación rama de actividad |
|-------------|------------------------|--------------------------------|
| 1981 - 1999 | Cota 70                | CIU rev. 2 a 2 dígitos         |
| 2000 - 2005 | CIUO 88 a 3 dígitos    | CIU rev. 3 a 2 dígitos         |
| 2005 - 2011 | CIUO 88 a 4 dígitos    | CIU rev. 3 a 4 dígitos         |
| 2011 - 2017 | CIUO 08 a 4 dígitos    | CIU rev. 4 a 4 dígitos         |

Fuente: Elaboración propia en base a INE.

Nota: El código de ocupación utilizado en el período 2000-2011 es en rigor el CNUO-95, una adaptación local del CIUO 88 que realiza pocas modificaciones al código internacional.

Al trabajar con los datos de la ECH se busca realizar la mejor correspondencia posible entre las diferentes codificaciones de ocupación utilizadas entre 1982 y 2016, mientras que para la base de HH-LL de BPS es preciso hacer una imputación de esta variable.

### Construcción de una serie de ocupaciones en la ECH

La ocupación de un trabajador ha sido categorizada en la ECH bajo diversas codificaciones desde 1982, como se detalla en la Tabla 5. Estos cambios de codificación suponen importantes limitaciones a la hora de realizar mediciones para períodos largos de tiempo, que pueden resolverse, o bien tomando solo los períodos más largos que no suponen un cambio de codificación, o bien utilizando una metodología para realizar una correspondencia entre codificaciones. Debido a que el problema de interés supone medir la evolución de las ocupaciones en un período extendido -1982 a 2016-, es necesario realizar esta correspondencia. Aún así, debe tenerse presente que los resultados pueden ser sensibles al mecanismo de correspondencia utilizado (véase, [Speer \(2016\)](#)).<sup>24</sup>

La alternativa inmediata para unificar la codificación de las ocupaciones es la de utilizar las tablas de correspondencia Cota 70-CIUO 88 y CIUO 08-CIUO 88, con el objetivo de realizar la correspondencia desde las codificaciones de origen Cota 70 y CIUO 08 a la codificación de destino CIUO 88. Existen casos en que un mismo código de la codificación de origen se corresponde con más de un código de la codificación de destino. Debido a que no sólo interesa saber cuáles ocupaciones de la codificación de destino se corresponden con un ocupación de origen, sino la *proporción en que lo hace*, es preciso utilizar algún ponderador para dar cuenta de la misma.

En estos casos se deberá tomar una decisión no inocua, ya que no es posible a partir de las tablas mencionadas contar con un ponderador que dimensione qué proporción de la categoría original se corresponde con cada una de las categorías de la nueva codificación. En dicha situación, si se utiliza como ponderador  $\frac{1}{n}$  para las  $n$  categorías de la nueva codifica-

<sup>24</sup>A modo de ejemplo, utilizando un período similar, [Banco Mundial \(2016\)](#) y [Reijnders y de Vries \(2017\)](#). arriban a conclusiones distintas para algunos países, posiblemente debido a la forma en que se categorizan y recodifican las ocupaciones.

ción, se estaría considerando que la proporción de cada categoría es idéntica, sin que exista evidencia para fundamentar esta decisión. Existen otras alternativas como la propuesta por [Ganzeboom \(2010\)](#), en donde se busca asignar a la ocupación de la codificación de origen la *mejor correspondencia* en la codificación de destino.

Hasta donde llega mi conocimiento, no existe un trabajo que documente de la construcción de una serie consistente para las ocupaciones de Uruguay que ofrezca una alternativa a la utilización de tablas de correspondencia y permita atravesar los dos saltos de codificación que existen en 2000 y 2011. De forma de minimizar la cantidad de cambios de codificación que es necesario realizar se construirá una serie de ocupaciones consistente bajo la codificación CIUO 88 a 2 dígitos. La agregación en 2 dígitos es usual en la literatura <sup>25</sup> y se observa que utilizándola se obtiene una varianza menor de las participaciones estimadas para cada ocupación, que usando una agregación a 3 dígitos.

Debajo se detallan las alternativas utilizadas para hacer las dos correspondencias mencionadas.

### **Pasaje CIUO 08 a CIUO 88**

Para este cambio de codificación se explota el hecho de que la ECH correspondiente al año 2011 codifica las ocupaciones tanto para el código CIUO 88 como para el código CIUO 08. Trabajando a 3 dígitos<sup>26</sup>, si tomamos como referencia las observaciones categorizadas bajo una ocupación CIUO 08  $i$  determinada, se consideran todas las ocupaciones  $j_n$  CIUO 88 presentes en este conjunto de observaciones. En el caso en que la tabla de correspondencias oficial que provee el INE solo admita una correspondencia única, se imputará dicha ocupación, más allá de lo que se categorizó para la ECH 2011.

Para aquellos casos en que existe correspondencia múltiple se utiliza un mecanismo similar al que propone la OIT ([Hoffmann \(1994\)](#)) y puede observarse en [OPP \(2017\)](#) y [Salvatori \(2018\)](#)<sup>27</sup>. Se agrupa a los trabajadores que se encuentran en la ECH 2011 en grupos de acuerdo a dos categorías: el tipo de vínculo funcional (que se divide en cuentapropistas, asalariados privados, asalariados públicos y patrones), y el sexo. Para un grupo  $g$  y una ocupación  $i$  codificada bajo CIUO 08, se define el valor de  $\omega_{i,g}^{j_1}$  como la proporción de los individuos de dicho grupo y ocupación que son codificados bajo la ocupación  $j_1$  en la codificación de destino, utilizando los expansores que provee la encuesta para cada observación.

A modo de ejemplo, si los trabajadores de una ocupación CIUO 08 y grupo dados son categorizados bajo 3 ocupaciones CIUO 88 diferentes, el valor de  $\omega$  surge del cálculo que se detalla en la [Tabla 6](#). De tomar los valores de  $\omega$  directamente de la tabla de correspondencias estos pesos valdrían  $\frac{1}{3}$ , independientemente de que los datos de la encuesta con doble

---

<sup>25</sup>Utilizada por ejemplo en [Goos et al. \(2014\)](#) y [Reijnders y de Vries \(2017\)](#) entre otros.

<sup>26</sup>No se opera a 4 dígitos ya que para el período 2001-2005 solo se cuenta con información a 3 dígitos.

<sup>27</sup>[Salvatori \(2018\)](#) utiliza para describir las categorías demográficas al sexo, nivel educativo y edad. Se consideró en este caso que los grupos de vínculo funcional y sexo eran más apropiados para analizar aquellos casos en que las correspondencias múltiples.

**Tabla 6:** Valor de las ponderaciones de cambio de codificación bajo diferentes criterios

| Ocupación CIUO 08 | Ocupación CIUO 88 | Pond. criterio de tabla de correspondencia | Pond. Criterio alternativo   |
|-------------------|-------------------|--|--|
| $i$               | $j_1$             | $\omega_i^{j_1} = \frac{1}{3}$             | $\omega_{i,g}^{j_1} = \frac{\sum_k peso_k * C08_k = (i) * C88_k = (j_1) * G = (g)}{\sum_k peso_k * C08_k = (i) * G = (g)}$ |
| $i$               | $j_2$             | $\omega_i^{j_2} = \frac{1}{3}$             | $\omega_{i,g}^{j_2} = \frac{\sum_k peso_k * C08_k = (i) * C88_k = (j_2) * G = (g)}{\sum_k peso_k * C08_k = (i) * G = (g)}$ |
| $i$               | $j_3$             | $\omega_i^{j_3} = \frac{1}{3}$             | $\omega_{i,g}^{j_3} = \frac{\sum_k peso_k * C08_k = (i) * C88_k = (j_3) * G = (g)}{\sum_k peso_k * C08_k = (i) * G = (g)}$ |

Fuente: Elaboración propia

codificación reflejen otra realidad.

En aquellos casos en que en 2011 no existan observaciones para un grupo  $g$  y ocupación  $i$  dadas, se utilizará como ponderador la proporción de empleados en la ocupación de origen  $i$  y ocupación de destino  $j$ , sin discriminar por grupo. Finalmente, para aquellos códigos que se encuentran en la tabla de correspondencia pero para el cual no hay trabajadores asignados en la ECH 2011, se utiliza el valor  $\omega_i^{j_n} = \frac{1}{n}$  que surge de la tabla de correspondencias.<sup>28</sup>

En lugar de utilizar un modelo probabilístico para la imputación de la nueva ocupación, se optó por hacer uso de el expansor propio de cada observación, de forma de desdoblar la misma en  $n$  observaciones, cada una de ellas con un expansor que resulta de multiplicar al expansor original de la observación por el valor de  $\omega_{g,i}^j$ .

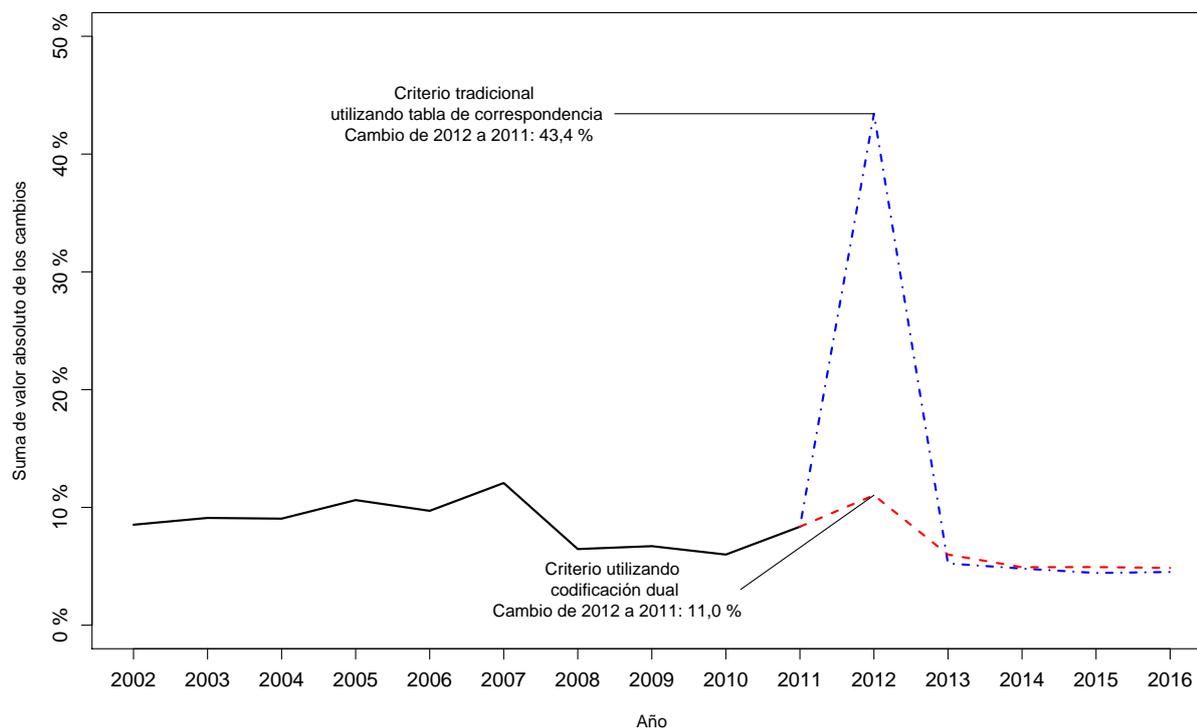
La Figura 2 muestra la suma de las variaciones, en valor absoluto, de la participación de las ocupaciones en el empleo total de un año al otro. Como puede apreciarse la utilización del criterio de correspondencia en base a la codificación dual disminuye casi 4 veces los cambios en la cantidad de trabajadores por ocupación entre 2011 y 2012 frente a la correspondencia en base a ponderadores simples, sin alterar este valor para los años restantes. De esta forma se aprecia que de utilizar el criterio tradicional se estaría introduciendo un salto de nivel en el peso de algunas ocupaciones a partir del año 2011.

Aunque el resultado obtenido suponga una mejora sobre el criterio puro de tabla de correspondencia, debe considerarse que no es un paliativo perfecto a las limitantes que supone el cambio de codificación, por lo que los análisis más confiables siempre serán aquellos que utilicen una codificación consistente en todo el período. A modo de ejemplo, puede señalarse que el ONS (2012) encuentra que para las bases con codificación dual de ocupación en Reino Unido, el grado de acuerdo en como pasar de una codificación a otra, solo alcanza el 80 %, incluso para los mayores niveles de agregación.

### Pasaje Cota 70 a CIUO 88

<sup>28</sup>Se utilizaron solamente los valores de  $\omega$  mayores a 5% con el fin de mantener la cantidad de observaciones imputadas en un número razonable. Una vez descartados los valores menores a este umbral, se normalizaron los valores de  $\omega$  para que sumen 1.

**Figura 2:** Cambio en la participación de las ocupaciones bajo criterio tradicional y utilización de codificación dual (2002-2016)



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: El eje de las abscisas muestra la suma de los cambios (en valor absoluto) de la participación de cada ocupación a 3 dígitos de un año al otro. La línea negra muestra lo ocurrido entre los años 2002-2011, la línea a puntos y rayas azul muestra el cambio de un año al otro si se utiliza la tabla de correspondencias y la línea discontinua roja muestra el cambio si se utiliza la correspondencia en base a la codificación dual.

A diferencia del caso anterior en el cambio de categorización de Cota 70 a CIUO 88 que ocurre entre 1999 y 2000, no se cuenta con una edición de la ECH doblemente codificada que facilite el trabajo como fuera descrito en la subsección anterior.

Para este caso, se realiza un procedimiento inspirado en la metodología de control sintético (ver [Abadie et al. \(2015\)](#)<sup>29</sup>). Nuevamente, la alternativa por defecto es utilizar las tablas de correspondencia que disponibiliza el INE. En aquellos casos en que la correspondencia entre la ocupación de código Cota 70 a una ocupación en codificación CIUO 88 sea única, simplemente se imputa este código. En aquellos en la que la correspondencia sea múltiple, se procede a un algoritmo de optimización, que busca disminuir el cambio en el peso de las ocupaciones entre 1999 y 2000.

La hipótesis que fundamenta este objetivo de minimización, es que los cambios en la proporción de ocupados entre un año y otro tiende a ser pequeña siempre que exista una codificación consistente para ambos años. De esta manera, definiendo a  $s_i$  como la participación de la

<sup>29</sup>Dada una serie de tiempo interés, la metodología de control sintético busca construir una nueva serie como promedio ponderado de los datos otras observaciones comparables, ajustando los pesos de cada observación para hacer mínima la diferencia entre la serie original y la construida, denominada “control sintético”.

ocupación  $i$  bajo la codificación CIUO 88 en el total de empleados, y a  $\omega_i^j$  como la ponderación de la ocupación  $j$  bajo código Cota 70 que se corresponde con una ocupación  $i$  CIUO 88, se busca encontrar los valores óptimos de  $\omega$  que minimicen la siguiente función:

$$\sum_i abs(s_i^{2000} - s_i^{1999}) \quad (8)$$

dónde

$$s_i^{1999} = \sum_j \omega_i^j * sCota70_j$$

$$0 \leq \omega_i^j \leq 1, \quad \sum_j \omega_i^j = 1$$

Debido a que el proceso implica la optimización de 336 parámetros interrelacionados, fue necesario operar con un método que no implicara la optimización simultánea de todos los parámetros. Para resolver este problema, se sigue un proceso de ensamble similar al utilizado en algunas aplicaciones de aprendizaje automático (ver por ejemplo [James et al. \(2013\)](#)), que se describe en el Anexo B.

En la Figura 3, se muestra cómo este algoritmo de correspondencia permite disminuir en un tercio los cambios en la participación de las ocupaciones entre 1999 y 2000, frente a la correspondencia tradicional, sin alterar de forma importante los cambios entre años previos en el período 1991-1998.

No obstante, la diferencia en los pesos de las ocupaciones entre el año 1999 y 2000 es considerable incluso realizando el proceso de optimización de parámetros. Esto sugiere cautela a la hora de analizar los resultados que consideran todo el período 1982-2016.

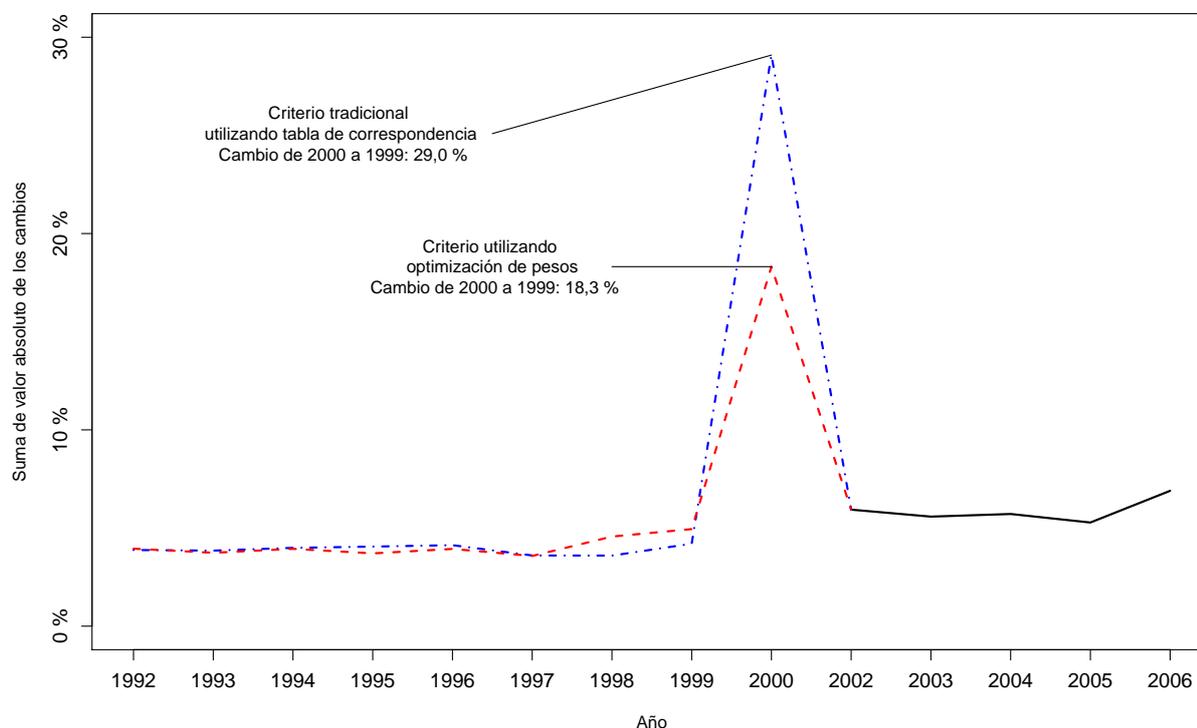
Una posible línea futura a explorar es la de buscar una mejora al proceso de correspondencia que tome en cuenta características de los trabajadores como su sexo, nivel educativo, ingreso, ubicación o horas trabajadas para afinar más la calidad de la correspondencia.

## Construcción de una serie de ocupaciones en los registros de Historias Laborales (HH-LL)

Como fuera mencionado previamente, la base de HH-LL no dispone de la información correspondiente a la ocupación de los trabajadores. En lo que sigue se hace una breve descripción del algoritmo *random forest* utilizado, posteriormente se detallan los pasos para la calibración del mismo y finalmente se presentan los resultados de la imputación.

### Técnicas para predecir ocupación

**Figura 3:** Cambio promedio de ocupaciones bajo las dos alternativas de cambio de codificación 1981-2005



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: El eje de las abscisas muestra la suma de los cambios (en valor absoluto) de la participación de cada ocupación a 2 dígitos de un año al otro. La línea negra muestra lo ocurrido entre los años 2002-2006, la línea a puntos y rayas azul muestra el cambio de un año al otro si se utiliza la tabla de correspondencias y la línea discontinua roja muestra el cambio si se utiliza la correspondencia en base a la optimización de los pesos.

El objetivo de esta subsección es el de encontrar un algoritmo computacional que permita “predecir” la ocupación de los trabajadores, utilizando información correspondiente a las características del trabajador y de su puesto de trabajo.

No se encuentra un gran volumen de trabajos que busquen predecir la ocupación de los trabajadores a partir de otras variables de una base de datos. La mayor parte de los trabajos asociados al tema son los que buscan volver más eficiente, estable y confiable el proceso de clasificación de ocupaciones utilizado por las oficinas nacionales de estadísticas en encuestas como la ECH. Un proceso común para la codificación de ocupaciones es que los encuestadores realicen una serie de preguntas abiertas sobre la ocupación del trabajador (la OIT recomienda realizar dos preguntas abiertas), para que en función de éstas se asocie al trabajador a un código específico de la clasificación que se está usando. Un relevamiento más detallado de la literatura en la materia se menciona en el Anexo C.

De la revisión de la literatura surgen algunas pautas relevantes para este documento: 1)

existen estudios que buscan asignar un código de ocupación a los trabajadores a partir de otras variables; 2) que un campo de sumo interés para estas metodologías es la descripción *verbatim* de la ocupación, si bien se utilizan otras covariables; 3) que el interés en codificar a un alto nivel de desagregación puede explicar la necesidad de contar con una descripción textual de las tareas; 4) que operar a un alto grado de desagregación implica una mayor propensión al error. Esto, sumado a las características del problema en cuestión nos lleva a trabajar a un alto nivel de agregación; 5) que existen casos en que la *training data* utilizada surge de fuentes externas y no del propio proceso que se busca codificar ([Schierholz et al. \(2016\)](#)).

### **La ECH como *training data* para la base HH-LL**

La metodología preferida para codificar las ocupaciones de los trabajadores implicaría contar con un subconjunto de la base de HH-LL en que sí exista información relativa a la ocupación de los trabajadores. Dado que esto es imposible, la propuesta es continuar con un *second best*, buscando un algoritmo de codificación donde se utilicen variables disponibles tanto en ECH como en HH-LL.

La lógica postulada es la siguiente: si se encuentra un algoritmo con buen nivel de predicción de las ocupaciones de los trabajadores dentro de ECH, pero que utilice variables también disponibles en HH-LL, puede implementarse el algoritmo en la base de HH-LL, con la limitante de que será imposible conocer el grado de acierto al hacer este salto. Utilizando los términos de la literatura de aprendizaje estadístico, la ECH será la base de entrenamiento o *training data*, mientras que para la parte de calibración del modelo se utilizarán otros años de la ECH para el testeo, es decir que esta será la *testing data* para el modelo.

El interés de esta alternativa viene dado no sólo por la posibilidad de analizar la polarización con las ventajas de utilizar una base de registros administrativos, sino también por la propuesta metodológica de codificación.

Complementando el análisis anteriormente presentado, se busca predecir la ocupación de los trabajadores, utilizando 4 grandes categorías de ocupaciones siguiendo a [Reijnders y de Vries \(2017\)](#): las de nivel alto (personal directivo, profesionales y técnicos), las de nivel medio administrativo, las de nivel medio de producción (oficiales, operarios) y las de nivel bajo (personal de ventas y servicios y trabajadores no calificados). En ambos casos se excluyen militares y trabajadores rurales.

Este problema de clasificación es diferente a un problema de regresión (como cuando se busca predecir una variable continua como ser ingreso, edad, u otra) y en tal sentido, la estrategia que se utilizará para la predicción tendrá sus particularidades.

Siguiendo a la literatura en la materia, se excluyen del análisis las observaciones de puestos militares y trabajadores de la agricultura y ganadería, en base la rama de actividad y el tipo de aportación. A su vez, ya que se busca analizar el rol de la firma en el proceso se trabaja

únicamente con asalariados privados.

El argumento teórico que permite realizar esta operación es que la probabilidad de que un trabajador desempeñe una ocupación determinada dada una serie de covariables, puede obtenerse siguiendo como:

$$P(Y = y|X = x)$$

Distinguimos en  $X$  a dos tipos de variables  $X_1$  que corresponden a características propias del individuo y  $X_2$  que corresponden a otras características del empleo.

Puede considerarse una relación causal para  $Y$  y  $X_1$  del tipo:

$$P(Y = y) = f(X_1, \psi)$$

, es decir, donde la probabilidad de que un individuo desempeñe una ocupación dada es función de características intrínsecas a este como la edad, el sexo, la región de nacimiento, su experiencia laboral, nivel educativo, así como inobservables  $\psi$  que pueden recoger, por ejemplo, el nivel de habilidades del trabajador.

Por otra parte, existe un conjunto de variables  $X_2$  que pueden verse como definidas por las mismas variables que determinan la ocupación, e incluso por la propia ocupación. Dentro de estas variables se encuentran las horas trabajadas, el tipo de vínculo, el ingreso, el hecho de tener un segundo trabajo, o las ramas de actividad de la organización en la que se encuentra el trabajador. El proceso generador de datos en esta relación podría describirse entonces como  $X_2 = f(X_1, Y)$ , sin embargo se puede utilizar la relación sistemática entre  $X_2$  y  $Y$  para describir una función del tipo  $P(Y = y|X_1, X_2)$ .

Típicamente, se podrán utilizar distintos modelos paramétricos y no paramétricos para describir esta probabilidad condicionada. Las regresiones (modelos paramétricos) tienen la ventaja de presentar una estimación para medir el efecto de una variable sobre la probabilidad de un individuo de desarrollar una ocupación dada. Sin embargo, y como puede verse a partir de lo desarrollado anteriormente, existen al menos dos razones que señalan la existencia de endogeneidad invalidando la inferencia que podría realizarse luego de obtener las estimaciones.

En primer lugar, la existencia de variables inobservables que explican la localización del individuo en una categoría ocupacional -por ejemplo, sus preferencias o sus capacidades como trabajador-, podría sesgar el valor estimado de los coeficientes. Además, no disponemos en la base de HH-LL, de información referente al nivel educativo del individuo, por lo cual esta variable -sumamente relevante para predecir las calificaciones de los individuos y la capacidad de acceder a ciertas posiciones laborales-, puede considerarse el inobservable por excelencia del modelo.

Por otra parte, la existencia de una relación causal inversa entre  $X_2$  y  $Y$  es una causa

evidente de endogeneidad. No sería razonable entender que el salario de un trabajador juega un rol a la hora de determinar su ocupación, sino que, al contrario, el salario se determina no solo por las mismas variables de  $X_1$  que influyen en la categoría ocupacional, sino por la propia categoría en la que se emplea el individuo.

Habiendo establecido que la inferencia no es de interés en este trabajo y que el principal factor motivador es mejorar la calidad de la predicción fuera de muestra, luego de haber comparado los resultados de la utilización de un modelo logístico multinomial y otro de *random forest* se optó por este último.

El *random forest* es un modelo de aprendizaje estadístico (los aspectos metodológicos de esta sección se basan fuertemente en [James et al. \(2013\)](#)) que utiliza árboles de decisión para la predicción de una variable, en este caso de tipo categórico.

Los árboles de decisión establecen un conjunto de reglas sucesivas que optimizan la categorización de las observaciones. Dado un conjunto de covariables  $x_1$ ,  $x_2$  y una variable de resultado  $y_1$  con dos valores posibles, las reglas de decisión pueden seguir un patrón simple como:<sup>30</sup>:

$$\text{si } x_1 < 3 \ \& \ x_2 == 4 \implies y = 0$$

$$\text{si } x_1 < 3 \ \& \ x_2 \neq 4 \implies y = 1$$

$$\text{si } x_1 \leq 3 \ \& \ x_2 < 2.5 \implies y = 0$$

$$\text{si } x_1 \leq 3 \ \& \ x_2 \geq 2.5 \implies y = 1$$

A medida que aumenta el número de covariables y de posibles valores de la variable de resultado, los árboles de decisión se vuelven más complejos y por ende menos interpretables.

El *random forest*, propuesto por [Breiman \(1996\)](#) es un ensamble que promedia los resultados un gran número de diferentes árboles de decisión. Cada uno de estos árboles de decisión utiliza para cada paso un conjunto restringido de las variables del modelo que se determina aleatoriamente. Se obtiene así una predicción de los valores de la variable de resultado para cada árbol de decisión. La proporción de veces que una observación sea categorizada como  $y_i$  es análoga a la probabilidad estimada  $P(y = i|x)$ , mientras que la categoría  $i$  que acumula mayor probabilidad puede interpretarse como la categoría predicha.

## Variables del modelo

El modelo testeado utiliza todas aquellas variables que puedan ser relevantes para predecir la ocupación de los trabajadores y que sea posible encontrar en la base de registros laborales (el “fuera de muestra” en este documento), ya sea de forma directa o por construcción de

---

<sup>30</sup>El algoritmo de los árboles de decisión actúa, como sugiere el nombre estableciendo sucesivas ramas, donde, por ejemplo, la primera división depende del valor de  $x_2$  y luego en cada una de estas ramas se abren nuevos grupos, esta vez en función de  $x_1$ , y así.

las mismas.

El listado de variables a utilizar incluye: la edad de los individuos; el sexo; el tamaño de la organización; rama de actividad, codificada bajo las categorías que establece el BCU en sus cuentas nacionales<sup>31</sup>; departamento de residencia; ingreso por ocupación principal, definido en percentil de ingreso en la rama de actividad; ingreso por hora definido en percentil en el total de la base; horas trabajadas en el mes; antigüedad en el puesto de trabajo y el hecho de tener un segundo empleo.<sup>32</sup>

Las variables tienen una distribución similar en las bases de BPS y HH-LL, como puede apreciarse en el Anexo D.

### **Variantes de los modelos**

A la hora de calibrar el modelo, se exploraron diferentes especificaciones, optando por aquellas que mejoraban la predicción en la *testing data*. Por restricciones de espacio no se presentan los resultados intermedios de este proceso.<sup>33</sup>

Sin embargo corresponde mencionar dos decisiones que permitieron mejorar la predicción en la base de testeo. Por una parte, se buscó el tamaño óptimo de los nodos finales<sup>34</sup>, para prevenir que el modelo resulte en sobreajuste<sup>35</sup>, es decir que por lograr predecir correctamente a un nivel muy detallado de las observaciones en la base de entrenamiento, reduzca su capacidad predictiva en la base de testeo. El tamaño óptimo de los nodos resultó ser 15.

Por otra parte, ya que se busca imputar la ocupación a la base de HH-LL durante el período 2001-2016, se puede realizar el entrenamiento del modelo en una base única de ECH para todo el período o utilizando para cada año de las HH-LL su equivalente en ECH. Nuevamente, en base a lo que surgió de la etapa de calibración, se optó por la segunda alternativa, que supone en rigor la estimación de 16 modelos, uno para cada año.

### **Bondad de ajuste del modelo**

Se presenta a continuación la bondad de ajuste del modelo, considerando lo que surge de utilizar el modelo fuera de muestra, entrenado en un año dado para imputar la ocupación utilizando los datos de la ECH del año inmediatamente posterior o anterior, a la vez que se presenta los valores de bondad de ajuste cuando se utiliza el modelo en la encuesta del mismo año (dentro de muestra).

---

<sup>31</sup>Se utiliza esta codificación debido a que el paquete estadístico utilizado para realizar el *random forest* no permite utilizar como predictor a una variable categórica con más de 32 valores posibles.

<sup>32</sup>Como se mencionara anteriormente, el nivel educativo de los trabajadores no está disponible en la base de HH-LL, por lo que no se utiliza en el modelo principal. Para dimensionar que tanto mejora el modelo al incorporar esta variable, se presentan las diferencias en la calidad de la predicción en el Anexo D.

<sup>33</sup>En este proceso se descartó la utilización de un modelo donde las categorías de ocupación fueran consideradas ordinales, así como la construcción de una base de entrenamiento donde se iguale el peso de cada una de las ocupaciones en el total de empleados.

<sup>34</sup>El tamaño de los nodos finales establece cual es el valor mínimo de los grupos de observaciones una vez se realizan todas las operaciones del árbol de decisión

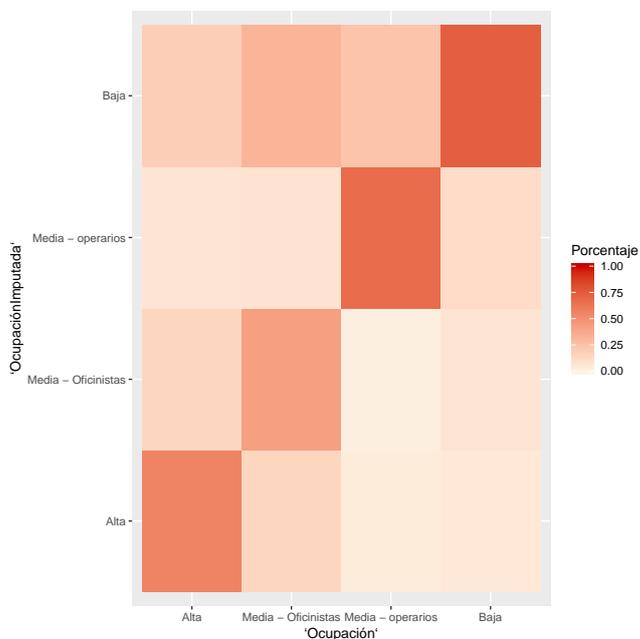
<sup>35</sup>*Overfitting* en la literatura en inglés

**Tabla 7:** Precisión para cada grupo de ocupaciones por nivel de calificación

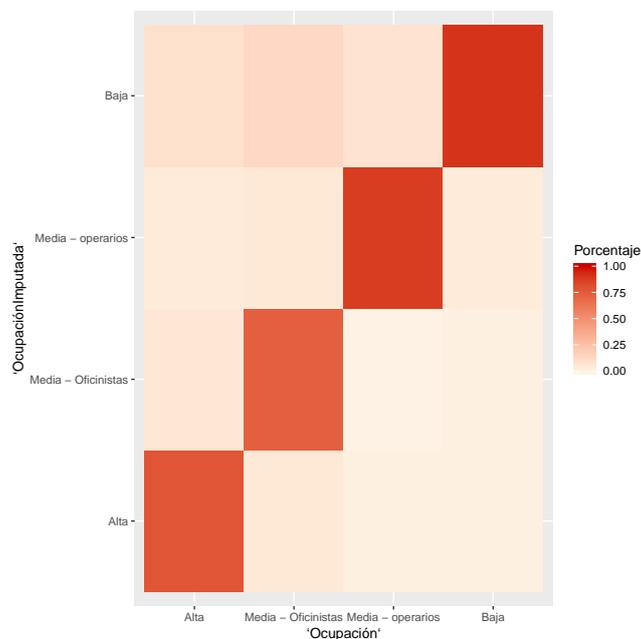
|                             | Alta   | Media - Ofi | Media - Ind | Baja   |
|-----------------------------|--------|-------------|-------------|--------|
| Precisión fuera de muestra  | 56,3 % | 42,8 %      | 67,8 %      | 73,4 % |
| Precisión dentro de muestra | 78,0 % | 73,4 %      | 87,0 %      | 90,1 % |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

**Figura 4:** Predicción por categoría fuera de muestra



**Figura 5:** Predicción por categoría dentro de muestra



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: Se presenta la tasa de acierto para cada categoría dentro y fuera de muestra. En el eje de las abscisas se ordenan las categorías reales de ocupación, mientras que el eje de las ordenadas describe las categorías predichas. Un color más oscuro se relaciona con un mayor porcentaje de las ocupaciones de una categoría asignadas a una categoría predicha.

La precisión promedio del modelo fuera de muestra, es decir la cantidad de observaciones que son categorizadas correctamente es de 62,2 %, mientras que el valor dentro de muestra es de 83,4 %.<sup>36</sup> En la Tabla 7 se muestra el valor de la precisión para cada uno de los grandes grupos de ocupación. Observamos que la precisión es mayor para los grupos de calificación baja y para los operarios y oficiales en industria, tanto fuera como dentro de muestra.

En las Figuras 4 y 5 se puede observar que porcentaje de las observaciones de una ocupación se termina imputando a las distintas categorías. En todos los casos la mayoría de las observaciones son asignadas a la categoría correcta (ver Tablas D.1 y D.2 en el Anexo D para los valores exactos).

En lo que hace a la predicción dentro de la base de HH-LL, como fuera mencionado no es posible conocer la bondad de ajuste. Sin embargo, observando la Figura F.9 (Anexo) se puede ver que la principal diferencia entre lo que ocurre en las ocupaciones imputadas en

<sup>36</sup>En especificaciones previas del modelo la precisión fuera de muestra era menor, mientras que la precisión dentro de muestra era mayor. Esto lleva a pensar que el proceso de calibración permitió reducir el sobreajuste y que puede haber espacio aún para realizar mejoras

HH-LL y la evolución de los cotizantes de BPS en la ECH es que el modelo parecería sobre-dimensionar la cantidad de trabajadores en ocupaciones de baja calificación y subestimar la de trabajadores en ocupaciones de calificación media asociadas a la industria.

Otro parámetro de bondad de ajuste utilizado por la literatura es el de AUC (por sus siglas en inglés, Area Under the Curve). Este valor permite dimensionar en categorizaciones binarias la tendencia de un modelo a realizar falsos positivos y falsos negativos, mientras que aquí se usa la extensión del mismo para un problema multi-clase. El AUC tiene valor 1 cuándo el modelo tiene un ajuste perfecto, mientras que vale 0,5 cuando la predicción es tan buena como si fuera aleatoria.

Los valores del AUC para la estimación fuera de muestra son 0,835<sup>37</sup>, lo cual suele categorizarse como un modelo con buen ajuste (se considera excelente a aquellos modelos con un valor de AUC mayor a 0,95).

Finalmente, una observación de interés para futuras líneas de trabajo es que, como se describe en la Tabla 8 existe una correlación positiva entre la probabilidad máxima que le asigna al modelo de pertenecer a una de las categorías y la posibilidad de acierto. Este hallazgo puede ser utilizado para estimar un modelo en dos etapas, primero desde ECH a HH-LL y luego tomando como *training data* a las observaciones de la base de HH-LL a las que se asignó un alto porcentaje de probabilidad de pertenecer a una categoría. Esto permitiría hacer un uso de aquellas variables disponibles en la base de BPS para las que no hay información en ECH.

**Tabla 8:** Tasa de acierto por probabilidad máxima estimada por observación para predicción fuera de muestra

|   | % Acierto |
|---|-----------|
| Todas                                       | 62,3 %    |
| Observaciones con probabilidad máxima >75 % | 80,9 %    |
| Observaciones con probabilidad máxima >90 % | 89,2 %    |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: para cada observación se estima la probabilidad de que pertenecer a cada una de las cuatro categorías ocupacionales. La categoría utilizada para la imputación de cada observación es aquella que acumula mayor probabilidad estimada.

## 6. Resultados

La siguiente sección presenta los principales resultados de la tesis donde se intenta abordar empíricamente los objetivos planteados. En primer lugar, se explora si ha existido un patrón del polarización del empleo en el mercado de trabajo uruguayo (Subsección 6.1). Luego se analiza la contribución de los cambios demográficos y sectoriales para explicar el patrón del polarización observado (Subsección 6.2). Posteriormente, se explora el vínculo entre la

<sup>37</sup>En la Figura D.1 del Anexo D se muestra como varía el valor del AUC cuando se utiliza el modelo de un año dado para predecir las ocupaciones de la ECH de  $x$  años después o antes.

evolución del crecimiento de las ocupaciones observada y la hipótesis de “rutinización”, considerando la potencial influencia de la deslocalización de actividades (Subsección 6.3). Finalmente, se explora el rol de las firmas en el proceso a través de los resultados en la base de HH-LL (Subsección 6.4). Las primeras tres subsecciones utilizan como fuente de información la ECH. Mientras que la última subsección utiliza datos provenientes de las HH-LL. Finalmente se realizan algunas pruebas de robustez para los resultados en la Subsección 6.5.

Mientras que para arribar a una conclusión general se utilizan los resultados para el período 1982-2016, en las subsecciones siguientes el análisis se realiza tomando de forma separada a los subperíodos 1982-1999 y 2001-2016 por tres razones. En primer lugar, al considerarse que la utilización de estos períodos minimiza la posibilidad de errores por inconsistencia en la correspondencia de ocupaciones; en segundo lugar debido a que como se verá, ambos períodos cuentan con evoluciones diferentes de las ocupaciones así como de los factores que explican el proceso, y finalmente porque la codificación de sectores de actividad es diferente para ambos períodos y no se realizó para esta variable el ejercicio de correspondencia que se describió para las ocupaciones.

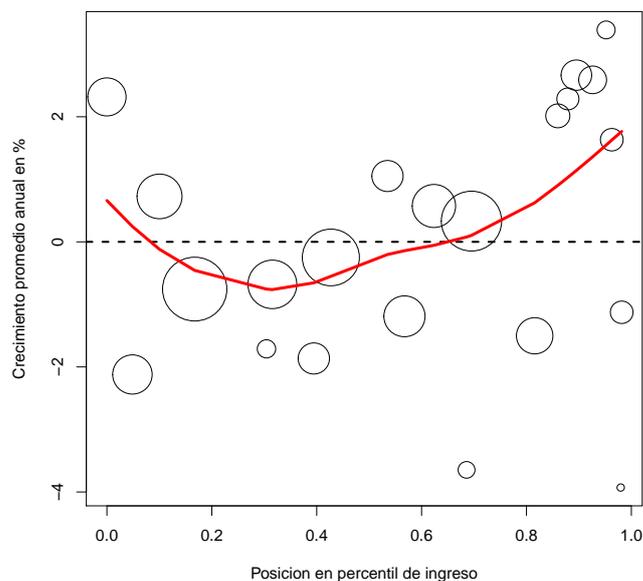
## 6.1. Polarización del empleo

En esta subsección se presentan los resultados que intentan testear la hipótesis de polarización del empleo en el mercado de trabajo uruguayo- crecimiento simultáneo de la proporción del empleo en ocupaciones de alta calificación y de baja calificación-. Para el resultado principal se estima una regresión local ponderada que predice el crecimiento de las ocupaciones en función de su ubicación en el percentil de salarios, mientras que posteriormente se presenta lo que ocurre al agregar en grandes grupos de calificaciones, para una mejor comparación con la literatura internacional.

Tal como lo muestra la Figura 6, el patrón de crecimiento de las ocupaciones entre 1982 y 2016 sugiere que no es posible rechazar la hipótesis de polarización del empleo en el mercado de trabajo uruguayo en este período. Sin embargo, este resultado no es consistente para los sub-períodos de análisis (Figuras 7 y 8). En general, el crecimiento de los empleos de mayor ingreso es el hecho estilizado más relevante en todos los sub-períodos analizados, mientras que el cambio en la cola izquierda de la distribución es sensible al período y metodología de análisis utilizados.

Como muestra la Figura 7, el período 1982-1999 presenta un patrón polarizado, donde las ocupaciones de salario mediano pierden peso en el total de ocupados, mientras que las ocupaciones de mayor ingreso lo aumentan. Entre las ocupaciones de menor ingreso se verifica un crecimiento mayor a las ocupaciones de ingreso medio, con excepción de los operarios de artes mecánicas que caen fuertemente.

**Figura 6:** Crecimiento promedio anual estimado de las ocupaciones ordenadas por percentil de salario por hora (1982-2016)



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: La línea roja muestra el valor esperado del cambio de las ocupaciones utilizando una regresión local con un valor típico para el ancho de banda. El área de las burbujas se corresponde con el peso promedio de la ocupación en el período

En el período 2001-2016 (Figura 8), se registra un crecimiento en la ocupación de menor salario por hora (peones de la industria manufacturera, construcción y transporte) pero en general se trata de un período de *upgrading* ocupacional, donde existe una relación casi monótona entre el crecimiento en la cantidad de empleados y el percentil de salarios de la ocupación.

Se puede observar en la Tabla 9 que para el período 1982-2016 el crecimiento en los empleos de menor salario viene dado por el aumento en el peso de los peones en construcción y manufactura, así como por el de los empleados en tareas de servicio y protección.

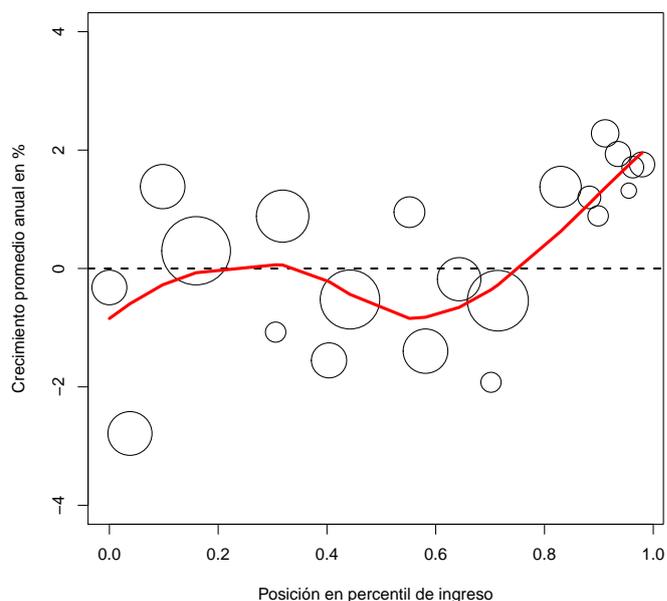
En el tramo medio, las ocupaciones cuyo peso sufre las mayores caídas son aquellas de las categorías de oficiales y operarios de producción industrial. El empleo de las categoría de oficinistas y empleados en trato directo con el público se mantiene mayormente incambiado en el período. Este resultado se da en contraposición a lo que predice la hipótesis de rutinización y es relevado por la literatura empírica para los países desarrollados, mientras que va en línea con los hallazgos de OPP (2017) y Apella y Zunino (2017) en relación al aumento en la intensidad de las tareas cognitivas rutinarias en el empleo uruguayo.

En el extremo derecho de la distribución, se puede observar que el empleo para profesionales y técnicos es el principal factor para explicar el incremento de este tramo.

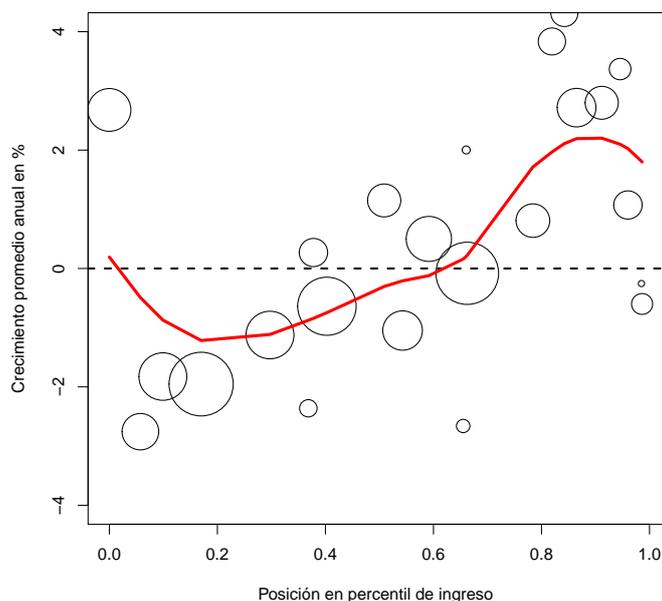
A efectos de la comparación con otros trabajos que documentan lo sucedido para un gran

## Crecimiento promedio anual estimado de las ocupaciones en dos subperíodos

**Figura 7:** Período 1982-1999



**Figura 8:** Período 2001-2016



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: La línea roja muestra el valor esperado del cambio de las ocupaciones utilizando una regresión local con un valor típico para el ancho de banda. El área de las burbujas se corresponde con el peso promedio de la ocupación en el período

número de países, como los de [Goos et al. \(2014\)](#), [Reijnders y de Vries \(2017\)](#) y [Banco Mundial \(2016\)](#) entre otros, se puede presentar el fenómeno agrupando las categorías en tres grandes grupos en base a un nivel de calificación alto, medio o bajo (Figura 9, para el período 1982-2016).<sup>38</sup> A diferencia de lo que sucede en [Goos et al. \(2014\)](#), para Uruguay no todas las ocupaciones de “nivel medio” tienen un salario mayor que las ocupaciones de “nivel bajo”, por lo que la comparación entre la Figura 6 y la Figura 9 no es directa.

Puede observarse el crecimiento consistente del peso de las ocupaciones de alta calificación, mientras que las ocupaciones de calificación media caen. Analizando por subperíodo (las Figuras ?? y F.6 se presentan en el Anexo F), las ocupaciones de calificación baja crecen entre 1982-1999 y posteriormente decrecen entre 2001 y 2016, mientras que las ocupaciones de calificación media decrecen en ambos subperíodos<sup>39</sup> y las de calificación alta aumentan su peso en ambos subperíodos. De esta forma se observa, siguiendo los agrupamientos de ocupaciones internacionales, una polarización de las ocupaciones entre 1982-1999 y un fenómeno de *upgrading* en el período 2001-2016.

Adicionalmente, se presentan en la Tabla 10 los resultados de estimar un modelo cuadrático de cambio del peso de las ocupaciones en función de su posición en el percentil de ingreso.

<sup>38</sup>La clasificación realizada por [Goos et al. \(2009, 2014\)](#) sigue la división por nivel de calificación que realiza OIT. Las ocupaciones a 1 dígito 1, 2 y 3 se corresponden con habilidad alta, las ocupaciones 4, 7 y 8 con habilidad media y las ocupaciones 5 y 9 con habilidad baja.

<sup>39</sup>Si dividimos a las ocupaciones de calificación media entre los empleos de oficina y los empleos de operarios industriales, los primeros crecen tenuemente mientras que los segundos caen (ver Figura F.2)

**Tabla 9:** Cambio en el peso del empleo por ocupación 1982-2016

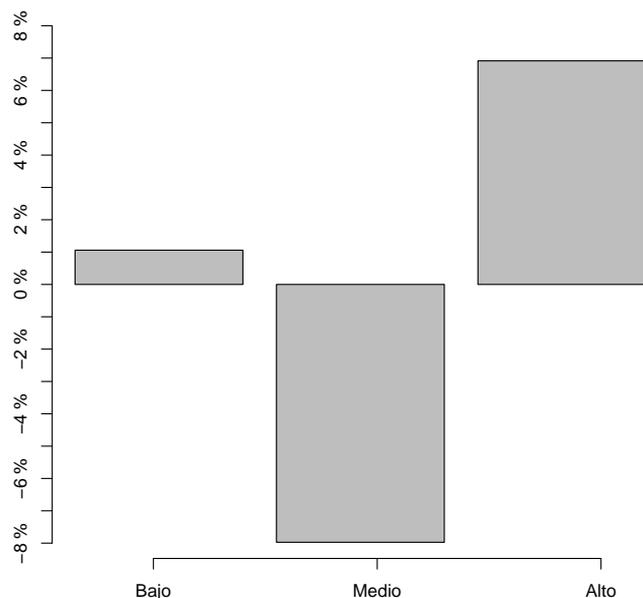
|    | Crecimiento Anual Estimado |           |           | Descripción  |
|----|----------------------------|-----------|-----------|--|
|    | 1982-2016                  | 1982-1999 | 2001-2016 |  |
| 93 | 2,32                       | -0,32     | 2,68      | Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte                  |
| 74 | -2,12                      | -2,79     | -2,76     | Otros oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios                       |
| 52 | 0,73                       | 1,38      | -1,83     | Modelos, vendedores y demostradores  |
| 91 | -0,76                      | 0,3       | -1,95     | Trabajadores no calificados de ventas y servicios  |
| 73 | -1,71                      | -1,07     | -2,36     | Mecánicos de precisión, artesanos, operarios de las artes gráficas y afines                        |
| 71 | -0,68                      | 0,88      | -1,12     | Oficiales y operarios de las industrias extractivas y de la construcción                           |
| 82 | -1,86                      | -1,55     | 0,27      | Operadores de máquinas y montadores  |
| 51 | -0,25                      | -0,52     | -0,64     | Trabajadores de los servicios personales y de los servicios de protección y seguridad              |
| 42 | 1,05                       | 0,95      | 1,15      | Empleados en trato directo con el público  |
| 72 | -1,19                      | -1,4      | -1,05     | Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines                          |
| 83 | 0,57                       | -0,18     | 0,5       | Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles                                   |
| 81 | -3,65                      | -1,92     | -2,66     | Operadores de instalaciones fijas y afines   |
| 41 | 0,33                       | -0,54     | -0,08     | Oficinistas  |
| 34 | -1,5                       | 1,38      | 0,81      | Otros técnicos y profesionales de nivel medio  |
| 31 | 2,02                       | 1,2       | 3,84      | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias físicas y químicas, la ingeniería y afines |
| 32 | 2,29                       | 0,89      | 4,31      | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias biológicas, la medicina y la salud         |
| 23 | 2,67                       | 2,28      | 2,72      | Profesionales de la enseñanza  |
| 24 | 2,59                       | 1,93      | 2,8       | Otros profesionales científicos e intelectuales  |
| 21 | 3,39                       | 1,32      | 3,37      | Profesionales de las ciencias físicas, químicas y matemáticas y de la ingeniería                   |
| 22 | 1,63                       | 1,71      | 1,07      | Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud                                   |
| 11 | -3,93                      | -5,8      | -0,25     | Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos y personal de administración pública    |
| 12 | -1,13                      | 1,76      | -0,6      | Directores de empresas   |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: Crecimiento anual en puntos porcentuales estimado. Por tratarse de tendencias estimadas a la interna de cada período, el crecimiento 1982-2016 puede no necesariamente coincide con el promedio de ambos subperíodos. Ocupaciones ordenadas de menor a mayor por su salario mediano por hora del año 2001

Para mayor robustez, se presentan los resultados en cada uno de los períodos de análisis considerando además de la categoría CIUO 88 a 2 dígitos, una categoría con mayor nivel de agregación (Cota 70 a 3 dígitos y CIUO 88 a 3 dígitos y para los períodos 1982-1999 y

**Figura 9:** Cambio en puntos porcentuales de 3 grandes grupos de habilidades (1982-2016)



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: Cambio en puntos porcentuales estimado de las ocupaciones agrupadas en grandes grupos de habilidad entre 1982 y 2016. Calificación baja corresponde a trabajadores de ventas, personal en servicios de cuidado y protección, peones de la industria, transporte y construcción y otras ocupaciones no calificadas. Calificación media corresponde a empleados de oficina, empleados en trato con el público, oficiales y operarios de industrias mecánicas, conductores y operadores de maquinaria. Calificación alta corresponde a personal directivo, profesionales, técnicos profesionales de nivel medio y docentes.

2001-2016 respectivamente).

En ambos períodos el valor del coeficiente asociado al cuadrado del percentil del salario es positivo y significativo, como sugiere la hipótesis de polarización del ingreso. Sin embargo, el valor predicho para las ocupaciones de menor salario en el primer período es positivo, mientras que en el segundo se espera decrecimiento de las ocupaciones de menor salario, pero en menor medida que las ocupaciones de salario medio-bajo.<sup>40</sup> Mientras que el primer caso se puede describir como polarización del empleo en el sentido de que ambos extremos de la distribución crecen, en el segundo lo que ocurre es que solo los empleos de mayor salario crecen.

Por otra parte, los resultados son similares utilizando ambos niveles de calificación, lo cual sugiere que en general el análisis no es demasiado sensible al grado de agregación utilizado.

Como resultado general de esta subsección puede resaltarse que hay polarización del empleo en el período 1982-1999, mientras que en el período 2001-2016 el empleo parece seguir un patrón de *upgrading*. El resultado neto del período 1982-2016 es un punto medio entre de lo que sucede en ambos, y aún puede observarse un patrón de polarización.

<sup>40</sup>El tramo de percentil de salario que tiene el crecimiento más bajo en el predicho es entorno al 0,4 en el período 1982-1999 y entorno al percentil 0,25 en el período 2001-2016.

**Tabla 10:** Salida de regresión del crecimiento de la ocupación en función de su posición en el percentil de salario

|                                   | 1982-1999         |                     | 2001-2016         |                    |
|-----------------------------------|-------------------|---------------------|-------------------|--------------------|
|                                   | CIUO 88 2 díg     | Cota 70 3 díg       | CIUO 88 díg       | CIUO 88 3 díg      |
| Percentil de salario              | -5.433<br>(3.578) | -7.672**<br>(2.942) | -4.111<br>(3.878) | -4.474<br>(3.382)  |
| Percentil de salario <sup>2</sup> | 7.168*<br>(3.639) | 9.604***<br>(2.932) | 8.174*<br>(3.938) | 8.518**<br>(3.338) |
| Constante                         | 0.355<br>(0.723)  | 0.664<br>(0.622)    | -0.558<br>(0.787) | -0.552<br>(0.711)  |
| Observaciones                     | 22                | 68                  | 23                | 102                |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: Regresión del crecimiento promedio anual estimado por ocupación en cada uno de los subperíodos contra el percentil de salario en el año base. P-valores: \* $p < 0.1$ ; \*\* $p < 0.05$ ; \*\*\*  $p < 0.01$

## 6.2. Descomposición demográfica y sectorial

Como fuera mencionado, el cambios en la composición de fuerza laboral es uno de los principales fenómenos que ocurren en el período, debido especialmente a un fuerte aumento de la fuerza laboral femenina y del nivel educativo de los trabajadores. Un hecho similar ocurre con el pesos de los sectores de actividad. En este sentido, es importante explorar hasta qué punto y cómo estos dos factores se relacionan con el patrón de polarización documentado en la sección anterior.

### Descomposición de demográfica

Como se describió en la sección de estrategia empírica, se puede dividir la contribución de los factores demográficos en el cambio entre grupos y a la interna de los grupos.

Dado que quienes se emplean en diferentes ocupaciones cuentan con distintas características demográficas, se puede esperar que estos fenómenos impacten en la distribución de ocupaciones. Un aumento en la cantidad de trabajadores que típicamente se emplean en una ocupación (el cambio *between*) supone un impulso del lado de la oferta para el incremento de dicha ocupación.

Por otra parte, el cambio *within* ocurre cuando cambia la propensión de los grupos demográficos a emplearse en una ocupación. De esta forma, se podría interpretar como un indicio contrafactual de cual sería el movimiento en las ocupaciones si la composición de la oferta laboral se mantuviera incambiada.

En la Tabla E.1 del Anexo E puede observarse que en los sub-períodos 1982-1999 y 2001-2016 la contribución del cambio *between* es positiva para las ocupaciones de mayor salario mientras que es en general negativa para las ocupaciones de menor salario. Esto supone que la oferta laboral se incrementó en aquellos grupos de trabajadores que típicamente se emplean en profesiones de alto salario, por lo que existió un impulso del lado de la oferta a incrementar su peso en el empleo.

Asimismo, observando lo que sucede con la contribución del cambio *within*, puede destacarse una caída en la propensión al empleo de oficinistas en ambos períodos, lo que va en línea con las predicciones del modelo RBTC.

### **Descomposición sectorial**

La Tabla E.2 (Anexo E) muestra lo que ocurre con el cambio *between* y *within* con respecto a los sectores de actividad de la economía.

En el período 1982-1999 se puede observar que la contribución del cambio *between* es claramente negativa en las ocupaciones de salario medio asociadas a puestos de oficiales y operarios. Esto responde a una caída en el peso de los empleos en ramas industriales, particularmente la textil, que ocurre en el período.

La contribución del cambio *within* es en general positiva para los empleos de salario bajo, lo cual implica que a la interna de los sector hubo un incremento en el peso de estas ocupaciones.

Del lado de los empleos de mayor salario en ambos períodos la contribución del cambio sectorial *between* es positiva, lo cual supone que existió un aumento del empleo de aquellos sectores que típicamente emplean profesionales y técnicos de nivel medio, mientras que el cambio *within* es negativa pero en menor magnitud, lo cual resulta en un crecimiento de estas ocupaciones.

En el período 2001-2016 las ocupaciones de menores salarios tienen valores negativos del cambio *between*, debido a la caída en la participación del empleo de sectores que emplean más intensivamente ocupaciones de este tipo, como el comercio, los hogares en calidad de empleador o algunas ramas de manufacturas.

Lo contrario sucede con las ocupaciones de alto salario, que se ven impulsadas tanto por el cambio *between* y *within*. Para ello contribuye el incremento en el empleo de sectores como la enseñanza, salud y servicios empresariales.

### **6.3. Reemplazo de empleo rutinario y deslocalización**

En esta subsección se presentan los resultados de estimar el peso de la ocupación en el empleo total (en logaritmos) a lo largo del tiempo en función de su componente rutinario, definido en función del índice RTI desarrollado por Autor y Dorn (2013), y la facilidad para ser deslocalizada, utilizando la versión adaptada del indicador de Blinder et al. (2009)

aplicada por [Goos et al. \(2014\)](#).

En el modelo estimado, similar al que plantean [Goos et al. \(2014\)](#), se utilizan tres especificaciones que se presentan en la Tabla 11. La primera utiliza como regresor únicamente al componente rutinario, en la segunda se agrega como control el índice de *offshorability*, mientras que en la tercera se controla además por el cambio sectorial y de la oferta laboral, aproximados por los índices definidos en la subsección 5.2, cuyo valor varía para cada año.

De acuerdo al modelo RBTC, cabría esperar que aquellas ocupaciones con mayor componente rutinario decrezcan durante el período. Por otra parte, en los países desarrollados, donde típicamente existen incentivos para la deslocalización de empleo hacia mercados con menos costos laborales, se espera que el índice de *offshorability* también tenga una incidencia negativa en los empleos. En los mercados de países de ingreso medio, como es el caso de Uruguay la hipótesis a priori es menos clara, ya que estos pueden tener incentivos para la deslocalización de tareas de producción industrial hacia mercado de ingreso bajo, mientras que pueden ser receptores de empleo de servicio deslocalizado desde los países desarrollados.

Los índices RTI y de *offshorability* se encuentran ambos normalizados y interactuados por la variable de tiempo, por lo que la interpretación de los coeficientes es cómo un valor de un desvío estándar del índice cambia el % del peso de la ocupación en el total de empleo<sup>41</sup>.

La interpretación de los índices de oferta y sectorial es de elasticidad, es decir como cambia el % de empleos en una ocupación ante un cambio de un 1 % en la cantidad de puestos de trabajo de las categorías demográficas típicamente empleadas en la ocupación, para el caso del primer índice, o de los sectores que típicamente emplean a la ocupación, en el caso del segundo índice.<sup>42</sup>

En el período 1982-1999 el componente rutinario tiene un claro impacto negativo en la evolución de las ocupaciones, como predice la literatura de RBTC. Si bien el estimador se vuelve menor cuando se controla por el cambio sectorial y de oferta laboral, este se mantiene significativo. El coeficiente de la deslocalización es también negativo pero de menor valor que el anterior, de forma similar a lo que se encuentra en artículos para diversos países desarrollados en el período.

Los valores de los índices sectoriales y de oferta son positivos como cabría esperar. El aumento de 1 % en el empleo de sectores representativos de una ocupación se equipara con un incremento de 0,65 %, mientras que el valor para el índice de oferta es de 0,37 %.

Estos resultados llevan a concluir por un lado que lo observado en el período 1982-1999 se relaciona fuertemente con los hechos estilizados presentados por la literatura de polarización del empleo y por otro que el cambio sectorial tuvo una importancia primordial en la evolución de las ocupaciones.

---

<sup>41</sup>Los valores de los índices RTI y de *offshorability* se presentan en la Tabla F.1 del Anexo D)

<sup>42</sup>Para la construcción del índice para una ocupación dada se excluyen los puestos de trabajo en la propia ocupación, ya que si no se hiciera existiría simultaneidad en la regresión.

**Tabla 11:** Salida de regresión del cambio de peso en el total de ocupados en función del componente rutinario, *offshorability* y cambios sectoriales y de oferta del empleo

|                                     | <i>Panel A: 1982 - 1999</i> |                      |                      | <i>Panel B: 2001 - 2016</i> |                     |                    |
|-------------------------------------|-----------------------------|----------------------|----------------------|-----------------------------|---------------------|--------------------|
|                                     | log(PesoOcup)               |                      |                      |                             |                     |                    |
|                                     | (1)                         | (2)                  | (3)                  | (1)                         | (2)                 | (3)                |
| Año *RTI                            | -0.792***<br>(0.119)        | -0.606***<br>(0.129) | -0.508***<br>(0.111) | -0.085<br>(0.276)           | -0.775**<br>(0.289) | -0.522<br>(0.304)  |
| Año *Offshorability                 |                             | -0.430***<br>(0.123) | -0.371**<br>(0.113)  |                             | 1.539**<br>(0.275)  | 1.397**<br>(0.280) |
| log(Índice oferta <sub>t</sub> )    |                             |                      | 0.371***<br>(0.068)  |                             |                     | 0.279*<br>(0.132)  |
| log(Índice sectorial <sub>t</sub> ) |                             |                      | 0.656***<br>(0.096)  |                             |                     | 0.024<br>(0.146)   |
| Observaciones                       | 340                         | 340                  | 340                  | 320                         | 320                 | 320                |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE, [Autor y Dorn \(2013\)](#) y [Blinder et al. \(2009\)](#).

Nota: En todas las especificaciones se utiliza efecto fijo por ocupación. Errores estándares robustos por clusters de ocupación. P-valores: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\* p<0.01

Para el período 2001-2016 las variables del modelo pierden capacidad predictiva. En primer lugar, el componente rutinario deja de ser un factor significativo para en el cambio de las ocupaciones, a pesar de que el estimador puntal es similar al encontrado para el período anterior. El hecho de que el estimador cambie fuertemente cuando se incorporan otros controles tiene que ver con lo que ocurre en la categoría de empleos de oficina en estos años, ya que éste presenta un alto valor del índice de componente rutinario pero su evolución a lo largo del período apenas muestra cambios. Esta evolución puede ser mejor descrita cuando se incorporan las otras 3 variables al modelo.

De particular interés es que en el período el valor del estimador asociado a la posibilidad de deslocalización es positivo y significativo, cambiando drásticamente del valor estimado para el período anterior. Una conjetura luego de explorar los datos es que esto puede estar relacionado con el aumento de empleos en servicios globales de exportación que se verifica en el país durante este período ([Uruguay XXI \(2017\)](#)).

Finalmente, se observa que el componente sectorial no es un factor significativo para explicar el cambio en las ocupaciones en este período, a diferencia de lo que sucede entre 1982 y 1999. El parámetro asociado a la oferta laboral sigue siendo significativo y con el signo esperado, si bien su valor se ve disminuido si se lo compara con el período anterior.

## 6.4. Rol de las firmas

En esta sección, se explora hasta qué punto cambios a nivel de las firmas - y no de los sectores- puede estar relacionado con los patrones de polarización observados. Para este análisis se utiliza la base de HH-LL del BPS.

Por comparabilidad y consistencia con el análisis a partir de las ECH, primero se analiza la existencia de un patrón de polarización en el mercado de trabajo de Uruguay a partir de los datos de las HH-LL. Como se mencionara anteriormente, dadas las restricciones que imponen los datos de la HH-LL, en esta sección se trabaja con el mayor nivel de agregación acorde a la literatura, dividiendo a los ocupados en cuatro grandes grupos de ocupaciones, los de “alta calificación”, “media calificación” en posiciones de oficinista, “media calificación” en posiciones de operario o similar y “baja calificación”.

Trabajando en el período 2006-2016, tanto con datos de la HH-LL como ECH (por comparabilidad)<sup>43</sup>, el patrón documentado a partir de las HH-LL sigue a grandes rasgos los resultados para la muestra comparable en la ECH, de trabajadores formales con aportación en BPS. La Figura 10 muestra que los cambios en puntos porcentuales del peso de cada ocupación en el empleo entre 2006 y 2016 es similar para ambas fuentes de datos.

La cantidad de trabajadores de calificación baja aparece sobre representada en la muestra de HH-LL frente al BPS (ver Figura F.9), posiblemente debido a que el algoritmo de imputación ha asignado algunos trabajadores de ocupación media a esta categoría. Tomando el período 2006-2015 en ambas fuentes es posible encontrar un patrón de polarización, donde el cambio más importante es el incremento en el peso de las ocupaciones de alta calificación.

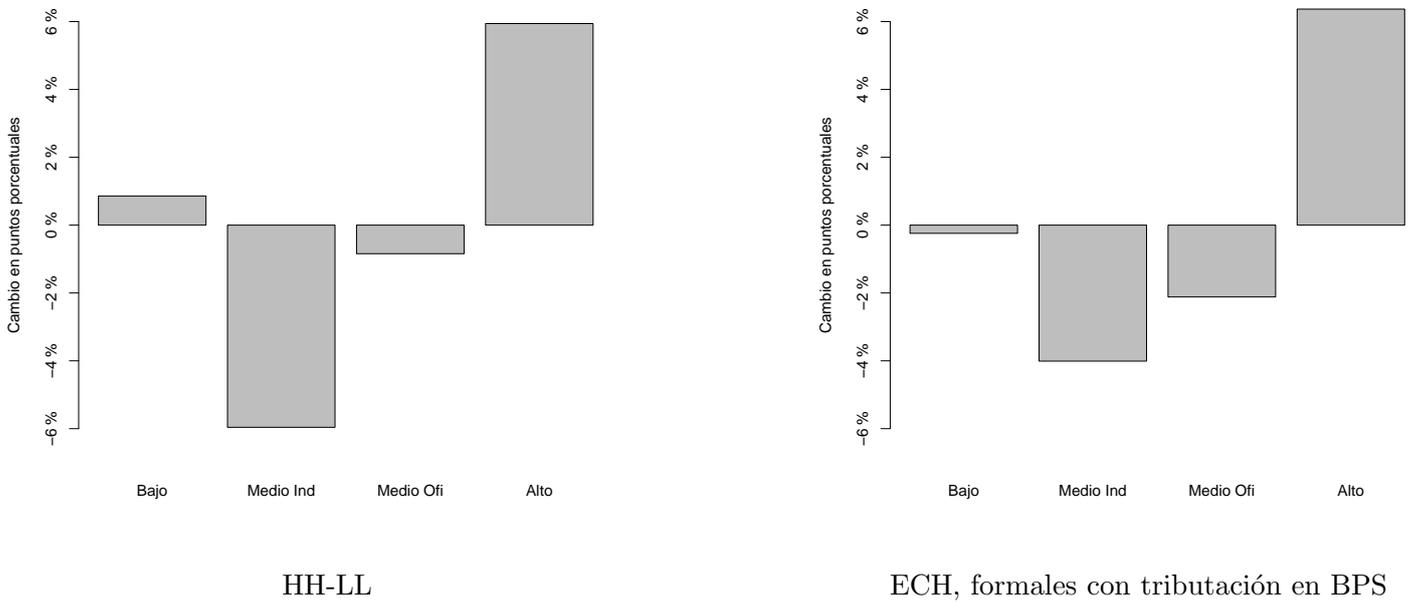
El análisis del rol de la firma sigue lo presentado por Heyman (2016), explorando si es posible detectar si es el efecto *within* (el cambio de las posiciones dentro de una organización) o el efecto *between* (la entrada y salida de empresas con distintas características y demanda de trabajadores sesgada) lo que conduce los movimientos en los empleos.

El principal hecho estilizado que analizamos es el crecimiento en el porcentaje de los ocupados en empleos de alta calificación. La Figura 11 muestra como la propensión de aquellas empresas que están todos los años de la muestra a emplear trabajadores de alta calificación es creciente en el período. A su vez, en la Figura F.10 se analiza como cambia el peso del empleo de alta calificación para empresas con diferente fecha de creación, encontrando que para las 4 cohortes seleccionadas, dicha proporción tiende a aumentar en el período. Esto implica que el aumento en la participación de la cantidad de ocupados de las categorías de alta calificación aumentaría principalmente dentro de las firmas y no por una modificación en la composición de las mismas.

---

<sup>43</sup>Si bien se utiliza el período 2001-2016 para las Historias Laborales, solamente se puede realizar la comparación con ECH para los años a partir de 2006, en que se dispone de información relativa a la caja a la que aportan los trabajadores

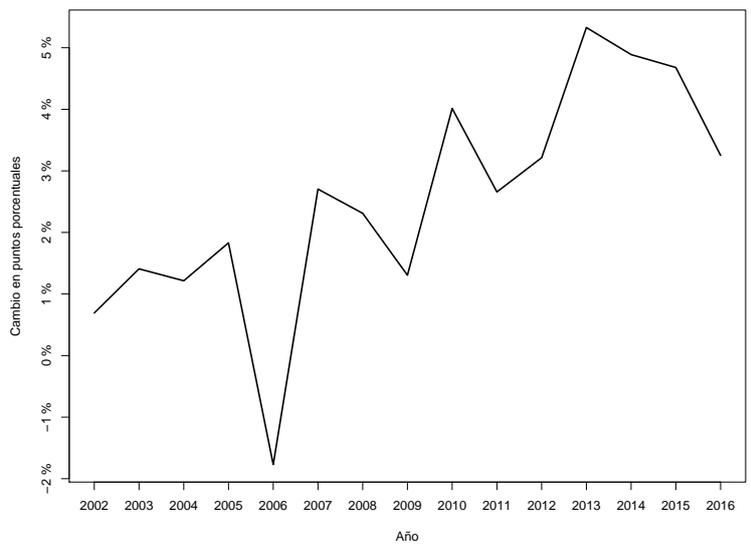
**Figura 10:** Cambio en el peso de las grandes categorías de ocupación (2006-2016) en puntos porcentuales



Fuente: Elaboración propia en base a HH-LL y ECH-INE.

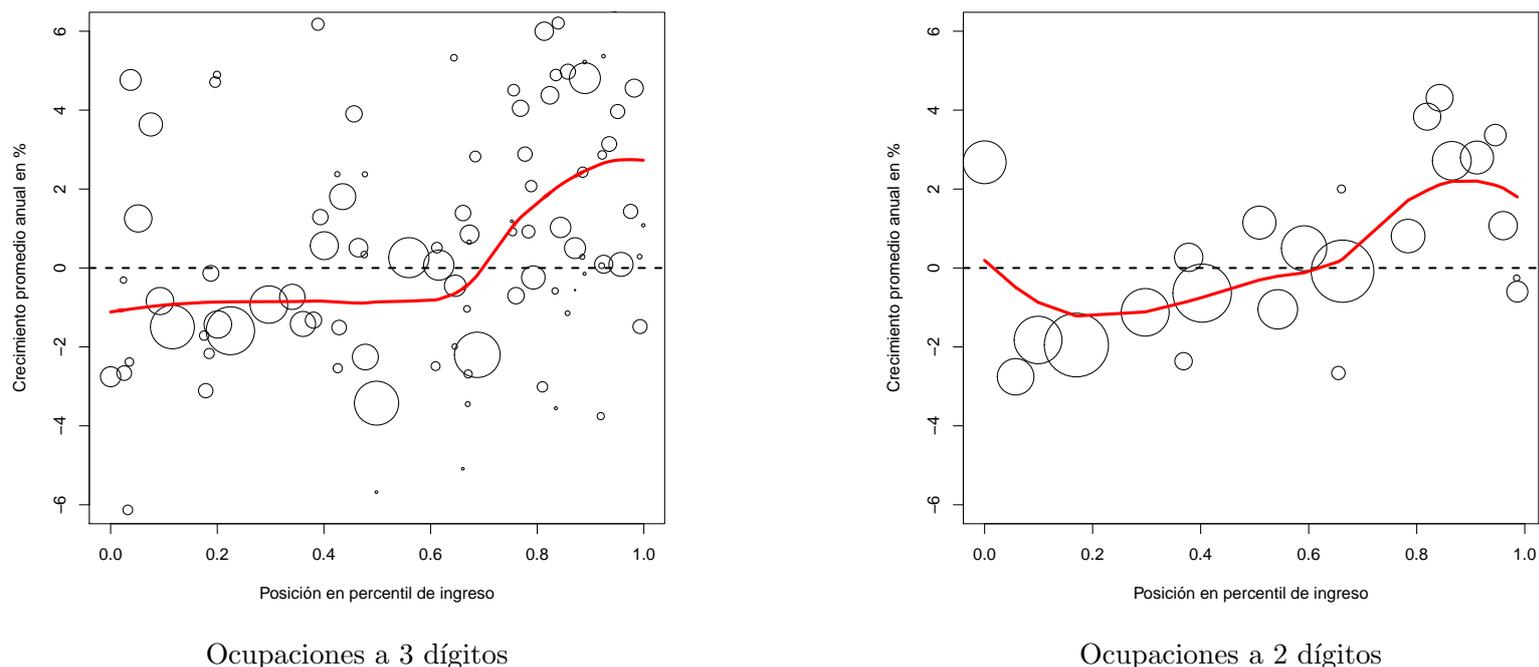
Nota: Cambio en puntos porcentuales estimado de las ocupaciones agrupadas en grandes grupos de habilidad entre 2006 y 2016. En ECH: Calificación baja corresponde a trabajadores de ventas, personal en servicios de cuidado y protección, peones de la industria, transporte y construcción y otras ocupaciones no calificadas. Calificación media corresponde a empleados de oficina, empleados en trato con el público, oficiales y operarios de industrias mecánicas, conductores y operadores de maquinaria. Calificación alta corresponde a personal directivo, profesionales, técnicos profesionales de nivel medio y docentes.

**Figura 11:** Cambio *within* de porcentaje de ocupados de alta calificación en empresas que están en la base durante todos los años del período 2001-2016



Fuente: Elaboración propia en base a HH-LL.

**Figura 12:** Resultados de la regresión local de cambios en el peso de las ocupaciones por percentil de ingreso



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: La línea roja muestra el valor esperado del cambio de las ocupaciones utilizando una regresión local con un valor típico para el ancho de banda. El área de las burbujas se corresponde con el peso promedio de la ocupación en el período

Por restricciones de tiempo y alcance del proyecto no se exploró lo que ocurre con la transición de los trabajadores entre los distintos tipos de ocupación, lo cual puede resultar una extensión para posteriores líneas de investigación.

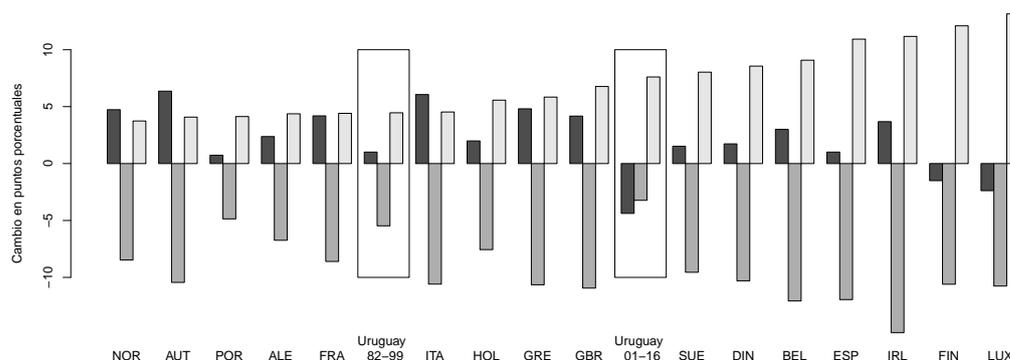
## 6.5. Análisis de robustez

En esta subsección se describen brevemente los resultados encontrados al utilizar otros criterio para el análisis.

En la Figura 12 pueden apreciarse las diferencias entre el análisis utilizando ocupaciones a 3 dígitos y ocupaciones a 4 dígitos para el período 2001 a 2016. Como es esperable, la lectura del movimiento de las ocupaciones a mayor nivel de agregación es más simple. Por otra parte, un detalle sustancial es diferente en ambos gráficos, mientras que para el caso de la codificación a dos dígitos la ocupación con menor ingreso tiene un incremento anual en su peso en la masa laboral, en el caso de la codificación a 3 dígitos se observa que las ocupaciones con menor nivel de ingresos, con un volumen pequeño en el peso total en el empleo, presentan una caída.

Debido a que la correspondencia para los años previos a 2001 solo se realiza al nivel de agregación de dos dígitos, no es posible realizar la misma comparación para el período

**Figura 13:** Evolución de las ocupaciones en grandes categorías de calificación, Uruguay (1982-2016) y países europeos (1993-2010)



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE y [Goos et al. \(2014\)](#).

Nota: Cambio de los pesos porcentuales en tres grandes categorías de ocupación, comparación de Uruguay en los períodos 1982-1999 y 2001-2016 frente a países de Europa en el período 1993-2010.

1982-1999. Para este caso presentamos en la Figura F.8 del Anexo F lo ocurrido con las ocupaciones bajo su codificación original Cota 70, agrupadas a dos dígitos. Como se puede observar, en la figura la tendencia observada en F.8 es similar a la presentada en 7, aunque menos pronunciada, posiblemente por la mayor cantidad de categorías consideradas.

Por otra parte, al analizar la evolución de las ocupaciones en función de los puestos de trabajo en lugar de las horas trabajadas no se detectan diferencias significativas en ninguno de los dos subperíodos de análisis. Lo mismo ocurre si se consideran solo las ocupaciones principales para el período 2001-2016.

## 7. Discusión

Los resultados encontrados se enmarcan dentro lo relevado en la literatura. Mientras que existe evidencia contundente de polarización del empleo para los países desarrollados, la misma es más escasa para los países en desarrollo.

Como puede observarse en la Figura 13 Los movimientos observados en las ocupaciones en Uruguay en las décadas de 1980 y 1990 siguen más cercanamente lo que ocurre en los países desarrollados, si bien el factor sectorial parece ser un motivador importante de los cambios, quizás en mayor medida que la hipótesis principal de sustitución de empleo rutinario.

Debido a que los países desarrollados parten de mayores niveles de ocupados en posiciones de calificación media y calificación alta, esto podría estar relacionado con como el incremento en el empleo en ocupaciones de menor paga es menor al que se encuentra allí. De esta forma, la estructura del empleo por ocupaciones en Uruguay presenta mayor similitud a la que se describe para los distintos países europeos en [Goos et al. \(2014\)](#) al final del período analizado

que al comienzo de este.

Un tema de interés a la hora de la comparación con la evidencia internacional es que al momento no se encuentra una fuente de datos que permita estudiar el tipo de tareas que realiza una ocupación determinada en Uruguay, u otros países en desarrollo, por lo que se recurre a mediciones internacionales como las mencionadas anteriormente. Dado que se encuentran algunas diferencias destacables, como la diferencia en el ordenamiento en el salario de las ocupaciones frente a los países desarrollados, cabría preguntarse si es adecuado considerar como equivalentes a las ocupaciones desarrolladas en distintos mercados laborales. A falta de una mejor estrategia, un análisis de las características que tienen los trabajadores en cada empleo en diferentes países podría arrojar luz sobre este tema.

En cuanto a lo que sucede en las décadas más recientes, destaca la importante caída, con algunas excepciones, en los empleos de menor salario relativo. Surgen al menos dos discusiones de interés ante estos hechos.

En primer lugar, podría considerarse si hay una relación entre el crecimiento y el desarrollo positivo de sectores de la economía que demandan más fuertemente ocupaciones de mayor salario relativo. A su vez, este período supuso un importante incremento de los salarios mínimos de las ocupaciones de menores ingresos, que también pudo suponer jugado un rol en la demanda relativa de estos trabajadores, como encuentran [Autor y Dorn \(2013\)](#) para Estados Unidos. [Rodríguez López \(2014\)](#) halla que el incremento en los salarios promedio en este período es mayor para las ocupaciones de menor ingreso, lo cual es opuesto a lo que describe gran parte de la literatura para los países desarrollados.

El incremento en el peso de las ocupaciones de mayor salario entre 2001 y 2016 es consistente con los resultados de [Porrás \(2017\)](#), quien encuentra en base a un análisis multidimensional de las características del empleo, que la calidad del empleo mejora en un período similar de análisis.

No forma parte del alcance de este trabajo realizar un análisis detallado grupos de trabajadores o sectores específicos de la economía, sin embargo es claro el interés que puede existir en abordar esto con más detalle. Dada la importancia de las ocupaciones en la segregación laboral de género ([Amarante y Espino \(2004\)](#)), sería oportuno analizar como el proceso de polarización encontrado en el período 1982-1999 y el posterior *upgrading* afectó de manera diferencial a trabajadores de distinto género.

A su vez destaca la importancia del cambio sectorial a la hora de explicar la evolución de las ocupaciones. El fenómeno de polarización presentado para el primer subperíodo de análisis parece estar fuertemente vinculado a la desindustrialización que se dio en el país. Más recientemente, el incremento del empleo en empresas de *software* exportación de servicios globales y ([Doccetti \(2018\)](#); [Vaillant y Lalanne \(2014\)](#)) puede ser un factor importante detrás del incremento del peso de las ocupaciones, lo cual podría estar relacionado con el efecto positivo de la probabilidad de deslocalización de una ocupación sobre su crecimiento

encontrado en la Subsección 6.3.

Finalmente, un abordaje adicional que se podría explorar a partir de los datos construidos es como opera la transición entre puestos de trabajo de los ocupados para explicar el incremento de las ocupaciones de mayor salario. [Amarante y Dean \(2012\)](#) encuentran que la transición de empleos entre terciles de ingreso es relativamente baja si se la compara con la probabilidad de cambiar dentro del mismo tercil, por lo que una hipótesis preliminar otorgaría un papel fundamental a los nuevos ingresos al mercado laboral para explicar el aumento de las ocupaciones de alto salario.

## 8. Conclusiones

En este documento se explora la evolución del peso de las ocupaciones en el empleo de Uruguay entre 1982 y 2016 estudiado en particular la ocurrencia de la hipótesis de polarización del empleo, que constituye un hecho estilizado para los países desarrollados en el período, se cumple para el mercado laboral uruguayo.

Para ello se realiza un tratamiento cuidadoso de las variable central de análisis, la ocupación de los trabajadores, tomando en cuenta la necesidad de minimizar los errores de medición que pueden surgir en los diversos cambios de codificación.

Durante el período 1982-2016 no se rechaza la hipótesis de polarización del empleo, existiendo un crecimiento moderado de las ocupaciones de menor salario a la vez que se contrae el empleo en ocupaciones de salario medio y aumenta de forma importante el empleo en las ocupaciones de mayor ingreso. Se debe destacar sin embargo que la evolución es diferente en dos subperíodos: mientras que entre 1982-1999 la tendencia de polarización es más clara, registrándose una caída en mayor en los empleos de salario mediano que se puede relacionar con la pérdida de empleos industriales. Por otra parte, en el período 2001-2016 la dinámica se altera, ya que el crecimiento del empleo se concentra en las ocupaciones de mayor salario, yendo en contraposición con la hipótesis de polarización.

El cambio en la composición de la oferta laboral tiene efectos importantes en el período, contribuyendo en particular al crecimiento de las ocupaciones de mayores salario, mientras que el cambio en las ramas de actividad parece ser un factor fundamental para explicar la evolución de las ocupaciones en el primer subperíodo de análisis.

En el período 1982-1999 se encuentra evidencia que respalda que pudo existir reemplazo de empleo rutinario, un hecho estilizado de la literatura internacional, y que también encuentran [Apella y Zunino \(2017\)](#) y [OPP \(2017\)](#). Asimismo, se hallan indicios que señalan como el rol de la deslocalización del empleo pudo haber cambiado entre ambos períodos, constituyendo un factor que contribuía a la caída de ciertas ocupaciones en el período 1982-1999 en que hay una fuerte desindustrialización en el país, para impactar positivamente en el crecimiento de

ciertas ocupaciones en el período, potencialmente por la mayor participación en la actividad económica de sectores de exportación de servicios.

Finalmente, utilizando un panel de datos de trabajadores formales, se explora el rol de las firmas en el cambio de los tipos de ocupación, encontrando que el crecimiento en los empleos de mayor salario en el período 2001-2016 se corresponde con un aumento en la participación de estas ocupaciones dentro de las empresas.

## Referencias

- Abadie, A., Diamond, A., y Hainmueller, J. (2015). Comparative politics and the synthetic control method. *American Journal of Political Science*, 59(2), 495–510.
- Acemoglu, D. (1999). Changes in unemployment and wage inequality: an alternative theory and some evidence. *American economic review*, 89(5), 1259–1278.
- Acemoglu, D., y Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. En *Handbook of labor economics* (Vol. 4, pp. 1043–1171). Elsevier.
- Alves, G., Arim, R., Salas, G., y Vigorito, A. (2009). Desigualdad salarial en uruguay 1981-2007: Una descomposición de su evolución en efecto precio y composición. *Serie Documentos de Trabajo/FCEA-IE; DT05/09*.
- Amarante, V., y Dean, A. (2012). Dinámica del mercado laboral uruguayo. *Serie Documentos de Trabajo/FCEA-IE; DT17/12*.
- Amarante, V., y Espino, A. (2004). La segregación ocupacional de género y las diferencias en las remuneraciones de los asalariados privados. uruguay, 1990-2000. *Desarrollo económico*, 44(173), 109.
- Apella, I., y Zunino, G. (2017). *Cambio tecnológico y el mercado de trabajo en argentina y uruguay. un análisis desde el enfoque de tareas. serie de informes técnicos del banco mundial en argentina, paraguay y uruguay, n° 11. washington, dc: Banco mundial*.
- Arntz, M., Gregory, T., y Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in oecd countries.
- Autor, D. (2013). *The "task approach" to labor markets: an overview* (Inf. Téc.). National Bureau of Economic Research.
- Autor, D. (2014). *Polanyi's paradox and the shape of employment growth* (Vol. 20485). National Bureau of Economic Research Cambridge, MA.
- Autor, D., y Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the us labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–97.
- Autor, D., Dorn, D., y Hanson, G. H. (2016). The china shock: Learning from labor-market adjustment to large changes in trade. *Annual Review of Economics*, 8, 205–240.
- Autor, D., Katz, L. F., y Kearney, M. S. (2006). The polarization of the us labor market. *American economic review*, 96(2), 189–194.
- Autor, D., Levy, F., y Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly journal of economics*, 118(4), 1279–1333.
- Banco Mundial. (2016). *World development report 2016: digital dividends*. World Bank Publications.
- Blinder, A. S., y Krueger, A. B. (2013). Alternative measures of offshorability: a survey approach. *Journal of Labor Economics*, 31(S1), S97–S128.
- Blinder, A. S., y cols. (2009). How many us jobs might be offshorable? *World Economics*, 10(2), 41.

- Breemersch, K., Damijan, J. P., y Konings, J. (2019). What drives labor market polarization in advanced countries? the role of china and technology. *Industrial and Corporate Change*, 28(1), 51–77.
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine learning*, 24(2), 123–140.
- Bucheli, M. (1998). Los cambios en el empleo y el mercado de trabajo de los años noventa en uruguay.
- Bucheli, M. (2000). El empleo de los trabajadores con estudios universitarios y su prima salarial. *Documento de Trabajo/FCS-DE; 8/00*.
- Carrasco, P., Cichevski, A., y Perazzo, I. (2018). *Evolución reciente de las principales variables del mercado laboral uruguayo* (Inf. Téc.).
- Cortes, G. M., Jaimovich, N., y Siu, H. E. (2017). Disappearing routine jobs: Who, how, and why? *Journal of Monetary Economics*, 91, 69–87.
- Doccetti, S. (2018). ¿cuál es la situación de las ocupaciones tic en uruguay? un análisis del período 2011-2016. *Políticas Públicas para la Equidad Social. Santiago de Chile: Colección Políticas Públicas*.
- Doneschi, A., y Patron, R. (2011). Calificaciones y ciclo económico: radiografía de una década agitada. uruguay 2000-2010. *Documento de Trabajo/FCS-DE; 14/11*.
- Dustmann, C., Ludsteck, J., y Schönberg, U. (2009). Revisiting the german wage structure. *The Quarterly Journal of Economics*, 124(2), 843–881.
- Espino, A. (2011). Evaluación de los desajustes entre oferta y demanda laboral por calificaciones en el mercado laboral de uruguay. *Revista de Economía del Rosario*, 14(2), 99–133.
- Espino, A. (2013). Brechas salariales en uruguay: género, segregación y desajustes por calificación. *Problemas del desarrollo*, 44(174), 89–117.
- Frey, C. B., y Osborne, M. A. (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technological forecasting and social change*, 114, 254–280.
- Ganzeboom, H. B. (2010). *Do's and don'ts of occupation coding with an extension to isco-08* (Inf. Téc.). Working Paper, Department of Social Research Methodology, Free University of . . . .
- Goos, M., y Manning, A. (2003). Mcjobs and macjobs: the growing polarisation of jobs in the uk. En *The labour market under new labour* (pp. 70–85). Springer.
- Goos, M., y Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in britain. *The review of economics and statistics*, 89(1), 118–133.
- Goos, M., Manning, A., y Salomons, A. (2009). Job polarization in europe. *American economic review*, 99(2), 58–63.
- Goos, M., Manning, A., y Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. *American Economic Review*, 104(8), 2509–26.
- Gradín, C., y Rossi, M. (2006). Income distribution and income sources in uruguay. *Journal of Applied Economics*, 9(1).

- Green, D. A., y Sand, B. M. (2015). Has the canadian labour market polarized? *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, 48(2), 612–646.
- Harrigan, J., Reshef, A., y Toubal, F. (2016). *The march of the techies: Technology, trade, and job polarization in france, 1994-2007* (Inf. Téc.). National Bureau of Economic Research.
- Heyman, F. (2016). Job polarization, job tasks and the role of firms. *Economics letters*, 145, 246–251.
- Hoffmann, E. (1994). Mapping a national classification of occupations into isco-88: Outline of a strategy. *Labour statistics for a market economy: challenges and solutions in the transition countries of central and eastern Europe and the former Soviet Union*. Central European University Press, Budapest, 203–209.
- Ikudo, A., Lane, J., Staudt, J., y Weinberg, B. (2018). *Occupational classifications: A machine learning approach* (Inf. Téc.). National Bureau of Economic Research.
- Im, Z. J., Mayer, N., Palier, B., y Rovny, J. (2019). The “losers of automation”: A reservoir of votes for the radical right? *Research & Politics*, 6(1), 2053168018822395.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., y Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning* (Vol. 112). Springer.
- Jiménez, M. (2014). Desbalance de calificaciones, polarización en la creación de empleo e informalidad. evidencia para la argentina. En *Iii jornadas nacionales sobre estudios regionales y mercados de trabajo*.
- Katz, L., y Autor, D. (1999). *Changes in the wage structure and earnings inequality. ashenfelter, o. and d. card (eds), handbook of labor economics., 3a: 1463–1555*. North Holland, Amsterdam.
- Kerr, S. P., Maczuskij, T., y Maliranta, M. (2016). *Within and between firm trends in job polarization: Role of globalization and technology* (Inf. Téc.). Wellesley College, mimeo. 1.
- Loi, M. (2015). Technological unemployment and human disenchantment. *Ethics and Information Technology*, 17(3), 201–210.
- Mannetje, A. [U+FFFD] y Kromhout, H. (2003). The use of occupation and industry classifications in general population studies. *International Journal of Epidemiology*, 32(3), 419–428.
- Medina, C., y Posso, C. (2018). Cambio técnico y polarización en el mercado laboral. evidencia para colombia. *El trimestre económico*, 85(338), 365–410.
- Medina, C., Suárez, C. M. P., y cols. (2010). *Technical change and polarization of the labor market: Evidence for brazil, colombia and mexico* (Inf. Téc.). BANCO DE LA REPÚBLICA.
- Moreno-Galbis, E., y Sopraseduth, T. (2014). Job polarization in aging economies. *Labour Economics*, 27, 44–55.
- Munyo, I. (2016). *¿y por casa cómo andamos?* (Inf. Téc.).

- ONS. (2012). Relationship between standard occupational classification 2000 (soc2000) and standard occupational classification 1990 (soc90).
- OPP. (2017). *Empleo y automatización. volumen 2 serie de divulgación de dirección de planificación opp.*
- Owen, E., y Johnston, N. P. (2017). Occupation and the political economy of trade: Job routineness, offshorability, and protectionist sentiment. *International Organization*, 71(4), 665–699.
- Porras, S. (2017). Calidad del empleo y crecimiento económico: El caso de uruguay. *Serie Documentos de Trabajo; 17/17.*
- Reijnders, L. S., y de Vries, G. (2017). Job polarization in advanced and emerging countries: The role of task relocation and technological change within global supply chains. *GGDC Research Memorandum*, 167.
- Rodríguez López, S. (2014). Wage inequality in uruguay: Technological change impact on occupational tasks. *Serie Documentos de Trabajo/FCEA-IE; DT15/14.*
- Salvatori, A. (2018). The anatomy of job polarisation in the uk. *Journal for labour market research*, 52(1), 8.
- Schierholz, M., Gensicke, M., y Tschersich, N. (2016). *Occupation coding during the interview* (Inf. Téc.). IAB-Discussion Paper.
- Speer, J. D. (2016). How bad is occupational coding error? a task-based approach. *Economics Letters*, 141, 166–168.
- Spitz-Oener, A. (2006). Technical change, job tasks, and rising educational demands: Looking outside the wage structure. *Journal of labor economics*, 24(2), 235–270.
- Uruguay XXI, A. (2017). *Servicios globales de exportación: oportunidades de inversión en uruguay.*
- Vaillant, M., y Lalanne, A. (2014). Un caso de transformación productiva y comercial: Zonas francas en el uruguay.
- Wren, A., y Rehm, P. (2014). The end of the consensus? labour market developments and the politics of retrenchment. *Socio-Economic Review*, 12(2), 409–435.

# Anexo

## A. Ocupaciones de la codificación CIUO 88

| Código | Grupo  | Subgrupo   |
|--------|--|--|
| 1      | Personal Directivo   |  |
| 11     |  | Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos y personal de administración pública    |
| 12     |  | Directores de empresas   |
| 13     |  | Gerentes de pequeña y mediana empresa  |
| 2      | Profesionales  |  |
| 21     |  | Profesionales de las ciencias físicas, químicas y matemáticas y de la ingeniería                   |
| 22     |  | Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud                                   |
| 23     |  | Profesionales de la enseñanza  |
| 24     | Otros profesionales científicos e intelectuales                              |  |
| 3      | Técnicos de nivel medio  |  |
| 31     |  | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias físicas y químicas, la ingeniería y afines |
| 32     |  | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias biológicas, la medicina y la salud         |
| 33     |  | Maestros e instructores de nivel medio   |
| 34     | Otros técnicos y profesionales de nivel medio                                |  |
| 4      | Empleados de oficina   |  |
| 41     |  | Oficinistas  |
| 42     | Empleados en trato directo con el público                                    |  |
| 5      | Trabajadores de servicios y comercios  |  |
| 51     |  | Trabajadores de los servicios personales y de los servicios de protección y seguridad              |
| 52     | modelos, vendedores y demostradores  |  |
| 7      | Oficiales y operarios industriales   |  |
| 71     |  | Oficiales y operarios de las industrias extractivas y de la construcción                           |
| 72     |  | Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines                          |
| 73     |  | Mecánicos de precisión, artesanos, operarios de las artes gráficas y afines                        |
| 74     | Otros oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios |  |
| 8      | Operadores de instalaciones y maquinaria                                     |  |
| 81     |  | Operadores de instalaciones fijas y afines   |
| 82     |  | Operadores de máquinas y montadores  |
| 83     | Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles             |  |
| 9      | Trabajadores no calificados  |  |
| 91     |  | Trabajadores no calificados de ventas y servicios  |
| 93     |  | Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte                  |

**Tabla A.1:** Grupos y subgrupos de la codificación CIUO-88

Fuente: Elaboración propia en base a INE y OIT.

## B. Metodología para la correspondencia de ocupaciones Cota 70 - CIUO 88

Como se describe en la sección 5.4 del cuerpo principal, el proceso por el cual se realiza la correspondencia de ocupaciones desde la codificación Cota 70 a la codificación CIUO 88, busca optimizar las ponderaciones de las codificaciones múltiples para hacer mínima la diferencia entre el peso de las ocupaciones CIUO 88 a dos dígitos entre los años 1999 y 2000.

La cantidad de parámetros sobre los que se realiza la optimización, que equivale al número total de ocupaciones CIUO 88 a dos dígitos para cada una de las ocupaciones Cota 70 con correspondencia múltiple, es de 336.

Al realizar la optimización de todos los parámetros al mismo tiempo, utilizando el comando *optim* del programa R se encontró que no era posible alcanzar un equilibrio distinto al inicial, ya que el algoritmo buscaba realizar cambios pequeños a todos los parámetros a la vez sin encontrar mejoras en la función de pérdida.

Debido a esto, se optó por realizar el proceso de optimización de a partes, inspirado en los algoritmos de ensamble como el random forest. Se restringe el número de parámetros a considerar, haciendo que cada vez se optimice sobre los ponderadores correspondientes a una única ocupación Cota 70 (partiendo de los valores de los ponderadores que se obtienen al usar el criterio puro de tabla de correspondencia), hasta considerar todas las ocupaciones Cota 70, elegidas en un orden aleatorio. Esto se realiza en dos rondas, de forma que se pueda re-estimar el valor de los ponderadores.

El proceso se realizó 50 veces y los parámetros finalmente utilizados para realizar la correspondencia son aquellos que surgen del promedio del promedio de estas 50 instancias.

## C. Literatura para la predicción de ocupaciones

El trabajo de [Ikudo et al. \(2018\)](#) busca predecir la ocupación de trabajadores de universidades a partir de información de recursos humanos de las instituciones, dividiendo a los trabajadores en 5 grandes categorías: *faculty*, *graduate*, *postdoc*, *undergraduate* y *staff/otros*.

El algoritmo de *machine learning* utilizado toma como principal variable el título de los puestos de trabajo relevados, mientras que al agregarle la edad e ingreso de las personas hay una mejora modesta en la capacidad de predicción. A su vez, dada la base de datos con la que cuentan se hace uso de los títulos de empleos pasados y futuros de los trabajadores. El mecanismo utilizado tiene una capacidad de predicción similar a la de clasificadores manuales, pero es menos costosa su implementación.

Las oficinas locales de estadística suelen realizar una codificación de las ocupaciones de los trabajadores a partir de lo relevado en preguntas abiertas sobre las tareas realizadas en la ocupación principal

Este proceso tiene al menos tres problemas:

- **costo.** Implica un alto costo de recursos humanos;
- **estabilidad.** Al requerir que los trabajadores sean asociados a un código con un alto nivel de desagregación (4 a 5 dígitos CIUO, o su equivalente en otras codificaciones) existen grandes discrepancias entre la codificación que pueden asignar dos encuestadores ([Mannetje y Kromhout \(2003\)](#)) mencionan valores de entre 44 % y 88 % de discrepancia
- **confiabilidad** cuándo se contrasta con la ocupación que elegiría el propio trabajador, las tasas de acuerdo son bajas. Dichas tasas suben si se trabaja con menor cantidad de dígitos.

Las oficinas nacionales de estadística o estadísticas laborales han tendido a incorporar los métodos de *machine learning* para la codificación post-entrevista, ya sea para brindar títulos que encuestadores tienen que confirmar posteriormente o para tomar codificar sin supervisión directa los casos en que existan menos dudas.

[Schierholz et al. \(2016\)](#) han propuesto un método que permite incorporar estas metodologías durante la etapa de entrevista. Tomando en cuenta la respuesta del encuestado y otras covariables recopiladas previamente <sup>44</sup>, se define si es necesario realizar más preguntas y posteriormente se listan las 5 ocupaciones consideradas como más probables para la información recibida para que el trabajador sea quien determine finalmente la ocupación

---

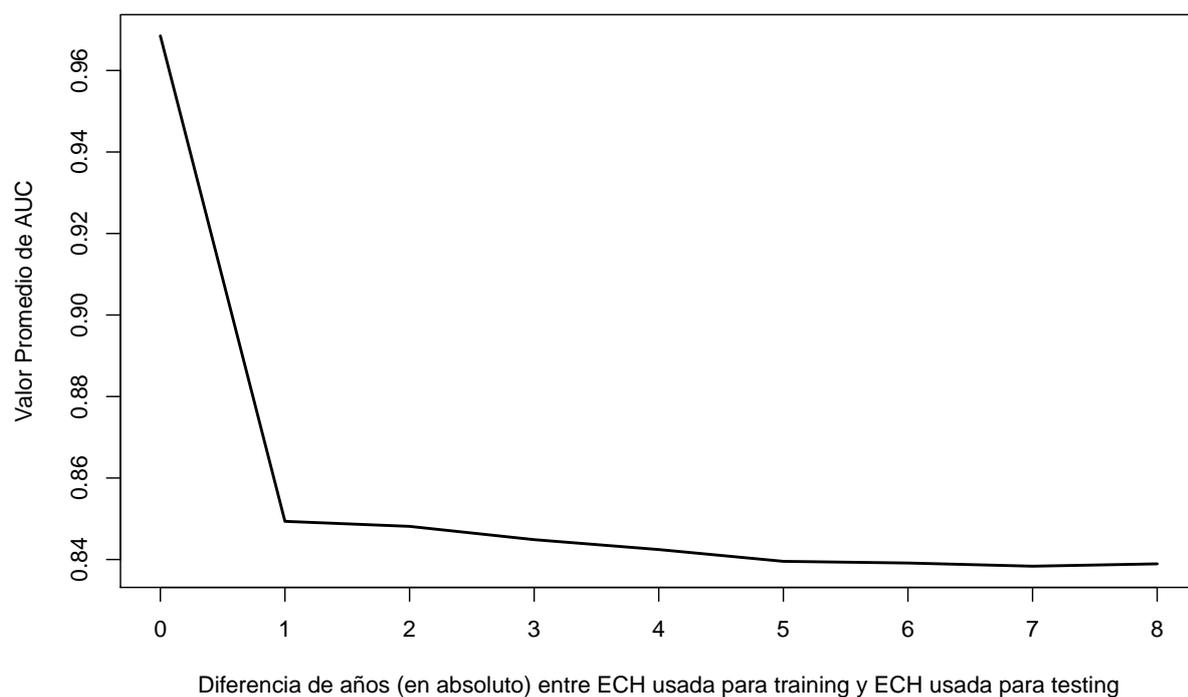
<sup>44</sup>tipo de vínculo, si es supervisor, cantidad de empleados supervisados, educación requerida, categoría industrial de la firma en que trabaja y tamaño de la firma

codificada. Los autores toman información de del proyecto ‘Working and learning in a changing world’ como *training data*. Se considera como exitoso el número de encuestados que selecciona una de las ocupaciones de la lista: 72,4%.

[Speer \(2016\)](#) destaca que la baja confiabilidad de la codificación de ocupaciones lleva a errores en la medición de algunos indicadores como la movilidad ocupacional, la cual es sobreestimada en un 90 % por cambios de codificación ‘espurios’ que responden más a diferencias de criterio de los encuestadores que a cambios en la ocupación de los trabajadores. Como alternativa propone utilizar como variable independiente en distintos análisis los valores asociados a las ocupaciones en bases de datos como O\*NET en lugar de la descripción de la propia ocupación. De acuerdo a sus estimaciones, esto contribuye a aliviar el problema identificado.

## D. Otros Resultados del Proceso de Imputación

**Figura D.1:** Valor del AUC (*Area under the curve*) para diferentes años de la ECH utilizada para entrenamiento y predicción del *random forest*



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

**Tabla D.1:** Proporción de ocupaciones imputada a cada categoría, por ocupación real. Fuera de muestra

|                     | Alta | Media - Oficinistas | Media - operarios | Baja |         |
|---------------------|------|---------------------|-------------------|------|---------|
| Alta                | 0.56 | 0.16                | 0.08              | 0.20 | Fuente: |
| Media - Oficinistas | 0.16 | 0.43                | 0.09              | 0.33 |         |
| Media - operarios   | 0.05 | 0.03                | 0.68              | 0.25 |         |
| Baja                | 0.06 | 0.08                | 0.12              | 0.73 |         |

Elaboración propia en base a ECH-INE.

**Tabla D.2:** Proporción de ocupaciones imputada a cada categoría, por ocupación real. Dentro de muestra

|                     | Alta | Media - Oficinistas | Media - operarios | Baja |         |
|---------------------|------|---------------------|-------------------|------|---------|
| Alta                | 0.78 | 0.07                | 0.05              | 0.10 |         |
| Media - Oficinistas | 0.06 | 0.73                | 0.06              | 0.14 | Fuente: |
| Media - operarios   | 0.02 | 0.01                | 0.87              | 0.09 |         |
| Baja                | 0.03 | 0.02                | 0.05              | 0.90 |         |

Elaboración propia en base a ECH-INE.

## E. Tablas de Descomposición Demográfica y Sectorial

**Tabla E.1:** Descomposición de contribución within y between de cambios en la oferta laboral

|             |  | Cambio Punta a Punta estimado<br>en puntos porcentuales |         |           |         |
|-------------|--|---|---------|-----------|---------|
| Descripción |  | 1982-1999   |         | 2001-2016 |         |
|             |  | Within  | Between | Within    | Between |
| 93          | Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte                  | 1.13  | -1.25   | 3.33      | -1.17   |
| 74          | Otros oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios                       | -2.29   | -0.47   | -1.14     | -0.55   |
| 52          | Modelos, vendedores y demostradores  | 1.28  | 0.31    | -1.59     | -0.24   |
| 91          | Trabajadores no calificados de ventas y servicios  | 2.65  | -1.82   | -0.83     | -2.74   |
| 73          | Mecánicos de precisión, artesanos, operarios de las artes gráficas y afines                        | -0.15   | -0.06   | 0.23      | -1.36   |
| 71          | Oficiales y operarios de las industrias extractivas y de la construcción                           | 3.69  | -2.38   | -0.28     | -0.05   |
| 82          | Operadores de máquinas y montadores  | -0.57   | -0.44   | 0.38      | -0.27   |
| 51          | Trabajadores de los servicios personales y de los servicios de protección y seguridad              | 0.33  | -1.13   | -0.13     | -0.86   |
| 42          | Empleados en trato directo con el público  | -0.21   | 0.70    | 0.42      | 0.20    |
| 72          | Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines                          | -0.67   | -0.68   | -0.15     | -0.58   |
| 83          | Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles                                   | 1.15  | -1.19   | 1.04      | -0.57   |
| 81          | Operadores de instalaciones fijas y afines   | -0.13   | -0.25   | -0.16     | -0.07   |
| 41          | Oficinistas  | -4.54   | 3.50    | -2.29     | 2.09    |
| 34          | Otros técnicos y profesionales de nivel medio  | 0.74  | 0.48    | -0.24     | 0.58    |
| 31          | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias físicas y químicas, la ingeniería y afines | 0.01  | 0.35    | 0.95      | 0.37    |
| 32          | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias biológicas, la medicina y la salud         | -0.29   | 0.46    | 0.87      | 0.53    |
| 23          | Profesionales de la enseñanza  | -0.44   | 1.39    | 0.78      | 1.03    |
| 24          | Otros profesionales científicos e intelectuales  | -0.15   | 0.82    | -0.03     | 1.44    |
| 21          | Profesionales de las ciencias físicas, químicas y matemáticas y de la ingeniería                   | -0.09   | 0.31    | 0.18      | 0.56    |
| 22          | Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud                                   | -0.40   | 0.88    | -0.76     | 1.20    |
| 11          | Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos y personal de administración pública    | -0.00   | 0.04    | -0.05     | 0.05    |
| 12          | Directores de empresas   | 0.33  | 0.34    | -0.59     | 0.39    |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: Ocupaciones ordenadas por su el salario mediano por hora del año 2001. Los valores corresponden al cambio en puntos porcentuales punta a punta para cada subperíodo.

**Tabla E.2:** Descomposición de contribución within y between de cambios en los sectores de la economía

|             |  | Cambio Punta a Punta estimado<br>en puntos porcentuales |         |           |         |
|-------------|--|---|---------|-----------|---------|
| Descripción |  | 1982-1999   |         | 2001-2016 |         |
|             |  | Within  | Between | Within    | Between |
| 93          | Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte                  | -0.48   | 0.45    | 2.36      | -0.17   |
| 74          | Otros oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios                       | -0.63   | -2.06   | -0.35     | -1.27   |
| 52          | Modelos, vendedores y demostradores  | 0.77  | 0.80    | -1.39     | -0.39   |
| 91          | Trabajadores no calificados de ventas y servicios  | -0.51   | 1.32    | -2.07     | -1.61   |
| 73          | Mecánicos de precisión, artesanos, operarios de las artes gráficas y afines                        | 0.03  | -0.19   | -0.20     | -0.12   |
| 71          | Oficiales y operarios de las industrias extractivas y de la construcción                           | -0.17   | 1.53    | -1.71     | 0.51    |
| 82          | Operadores de máquinas y montadores  | -0.05   | -1.00   | 0.69      | -0.65   |
| 51          | Trabajadores de los servicios personales y de los servicios de protección y seguridad              | 0.46  | -1.26   | -1.54     | 0.48    |
| 42          | Empleados en trato directo con el público  | 0.35  | 0.13    | 0.54      | 0.09    |
| 72          | Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines                          | -1.05   | -0.35   | -0.67     | -0.06   |
| 83          | Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles                                   | 0.67  | -0.77   | 0.65      | -0.10   |
| 81          | Operadores de instalaciones fijas y afines   | -0.03   | -0.33   | -0.22     | -0.01   |
| 41          | Oficinistas  | -0.65   | -0.39   | -0.14     | -0.13   |
| 34          | Otros técnicos y profesionales de nivel medio  | 0.75  | 0.51    | 0.31      | 0.03    |
| 31          | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias físicas y químicas, la ingeniería y afines | 0.40  | -0.02   | 1.31      | 0.04    |
| 32          | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias biológicas, la medicina y la salud         | 0.04  | 0.19    | 0.80      | 0.62    |
| 23          | Profesionales de la enseñanza  | 0.30  | 0.64    | 0.42      | 1.49    |
| 24          | Otros profesionales científicos e intelectuales  | 0.28  | 0.43    | 1.09      | 0.32    |
| 21          | Profesionales de las ciencias físicas, químicas y matemáticas y de la ingeniería                   | 0.12  | 0.07    | 0.59      | 0.15    |
| 22          | Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud                                   | 0.13  | 0.38    | -0.38     | 0.81    |
| 11          | Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos y personal de administración pública    | 0.14  | -0.00   | 0.01      | -0.02   |
| 12          | Directores de empresas   | 0.86  | -0.17   | -0.13     | -0.03   |

Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: Ocupaciones ordenadas por su el salario mediano por hora del año 2001. Los valores corresponden al cambio en puntos porcentuales punta a punta para cada subperíodo.

## F. Otros resultados de polarización de ocupaciones

**Tabla F.1:** Índice de RTI y *offshorability* por ocupación

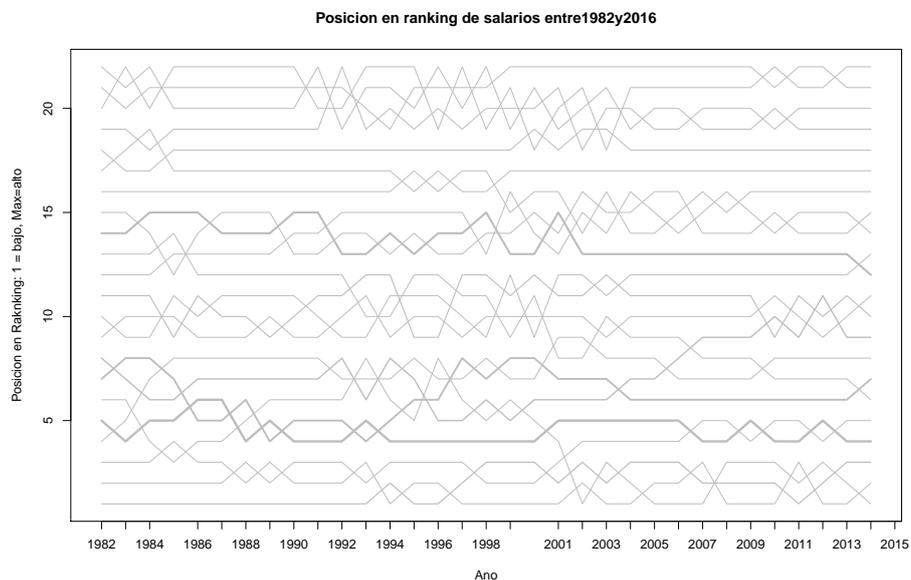
| Ocupación | Descripción  | RTI   | Offshorability |
|-----------|--|-------|----------------|
| 12        | Directores de empresas   | -0.72 | -0.12          |
| 21        | Profesionales de las ciencias físicas, químicas y matemáticas y de la ingeniería                   | -0.75 | -0.32          |
| 22        | Profesionales de las ciencias biológicas, la medicina y la salud                                   | -0.82 | 1.05           |
| 24        | Otros profesionales científicos e intelectuales  | -0.73 | 0.21           |
| 31        | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias físicas y químicas, la ingeniería y afines | -0.40 | -0.12          |
| 32        | Técnicos y profesionales de nivel medio de las ciencias biológicas, la medicina y la salud         | -0.33 | -0.75          |
| 34        | Otros técnicos y profesionales de nivel medio  | -0.44 | 0.10           |
| 41        | Oficinistas  | 2.24  | 0.40           |
| 42        | Empleados en trato directo con el público  | 1.41  | -0.25          |
| 51        | Trabajadores de los servicios personales y de los servicios de protección y seguridad              | -0.60 | -0.94          |
| 52        | Modelos, vendedores y demostradores  | 0.05  | -0.89          |
| 71        | Oficiales y operarios de las industrias extractivas y de la construcción                           | -0.19 | -0.93          |
| 72        | Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines                          | 0.46  | -0.45          |
| 73        | Mecánicos de precisión, artesanos, operarios de las artes gráficas y afines                        | 1.59  | 1.66           |
| 74        | Otros oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios                       | 1.24  | 1.15           |
| 81        | Operadores de instalaciones fijas y afines   | 0.32  | 1.59           |
| 82        | Operadores de máquinas y montadores  | 0.49  | 2.35           |
| 83        | Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles                                   | -1.50 | -1.00          |
| 91        | Trabajadores no calificados de ventas y servicios  | 0.03  | -0.81          |
| 93        | Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte                  | 0.45  | -0.66          |

Fuente: Elaboración propia en base a [Goos et al. \(2014\)](#)

Nota: Valores normalizados.

Las Figuras F.3 y F.4 muestran la evolución de las ocupaciones agrupadas en grandes grupos de nivel de calificaciones en el período 1982-2016.

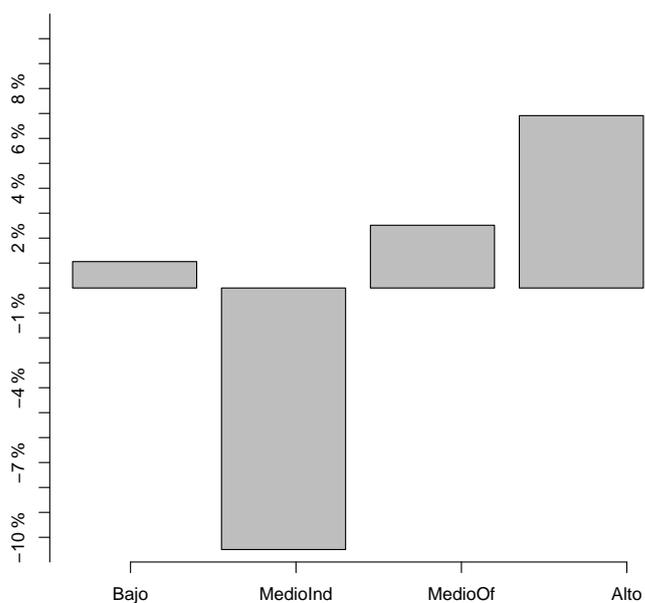
**Figura F.1:** Posición de las ocupaciones en codificación CIUO-88 en el ranking de salario medio por hora entre 2001 y 2016



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

Nota: El grosor de las líneas representa la proporción de empleados en cada ocupación

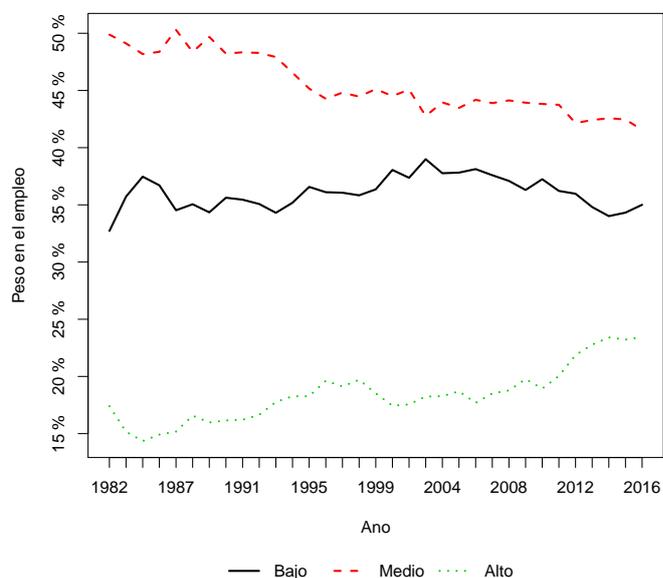
**Figura F.2:** Cambio en puntos porcentuales de 4 grandes grupos de habilidades



ECH-INE.

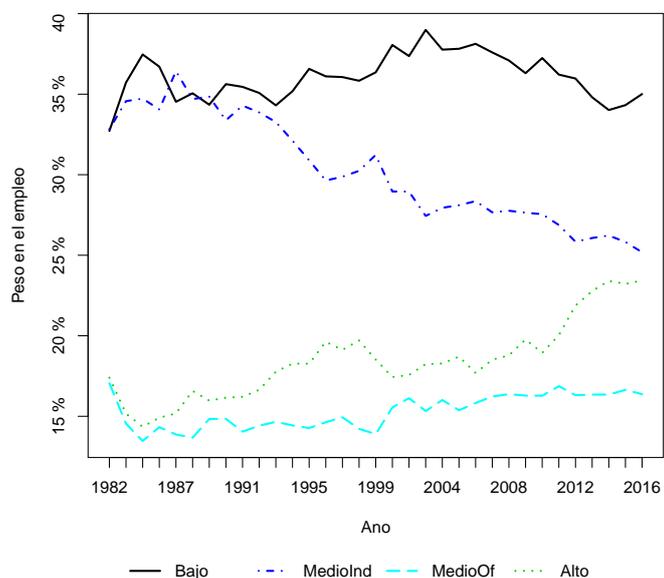
Fuente: Elaboración propia en base a

**Figura F.3:** 3 grandes grupos de habilidades



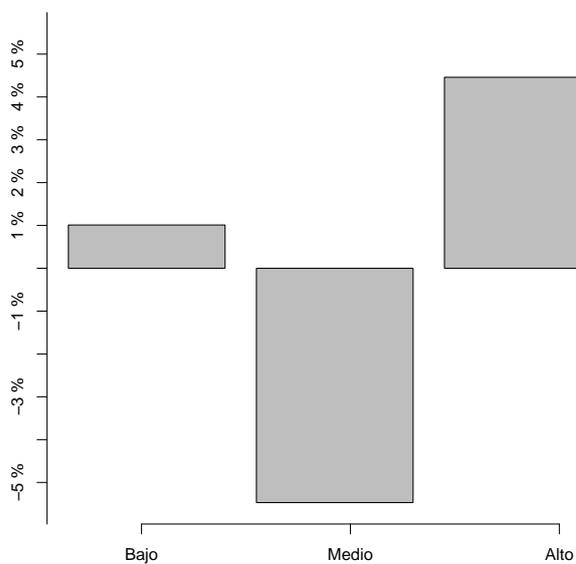
Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

**Figura F.4:** 4 grandes grupos de habilidades

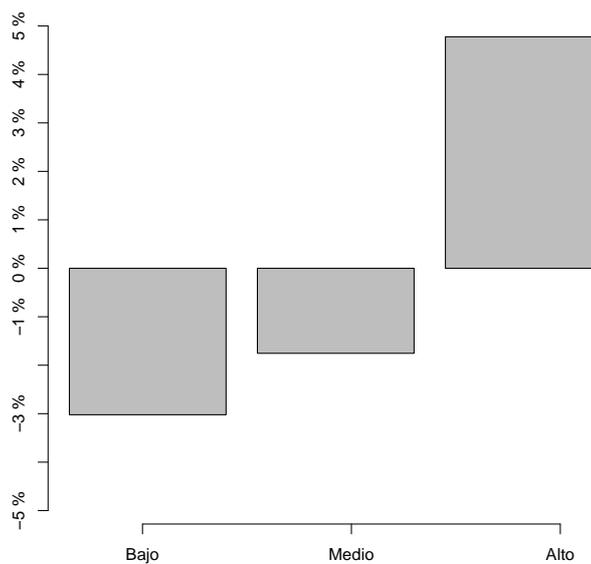


Cambio en puntos porcentuales de las ocupaciones en grandes categorías de calificaciones

**Figura F.5:** Período 1982-1999

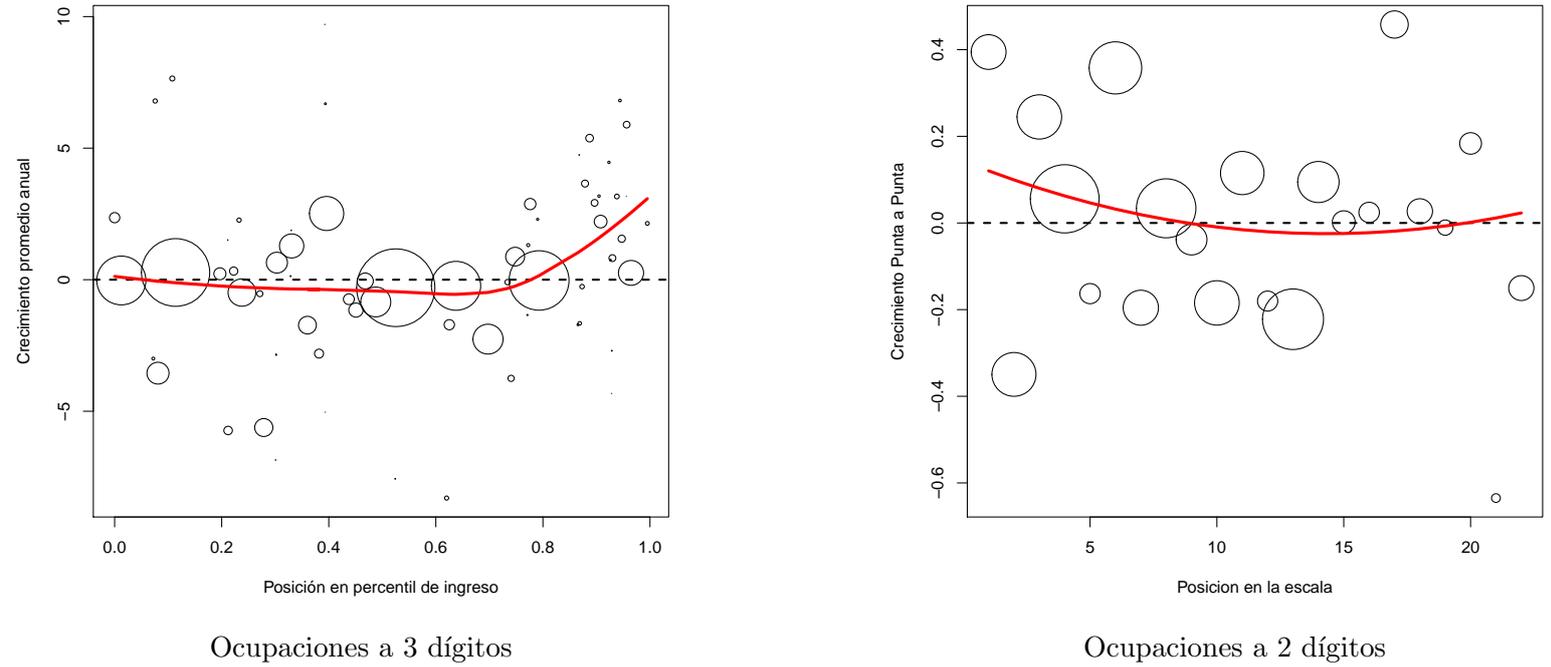


**Figura F.6:** Período 2001-2016



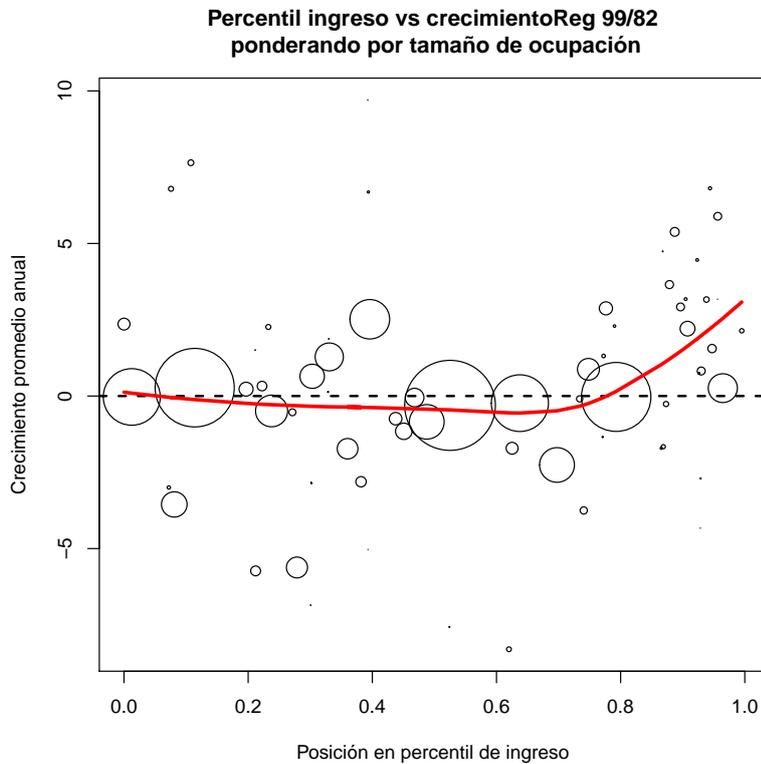
Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

**Figura F.7:** Resultados de la regresión local (1982-1999). Codificación Cota 70.



Fuente: Elaboración propia en base a ECH-INE.

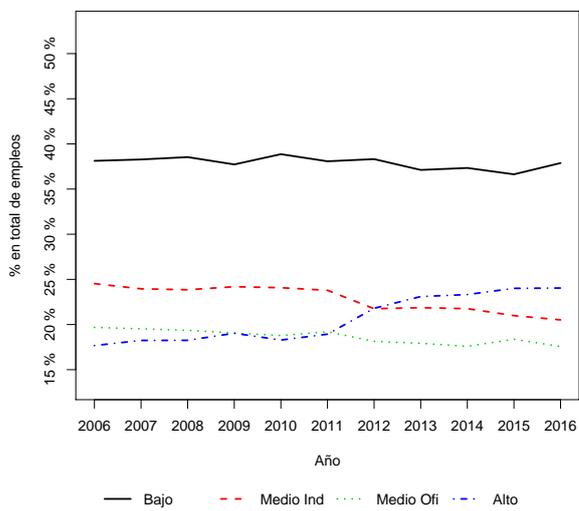
**Figura F.8:** Cambio en el peso de las ocupaciones 1982-1999 por percentil de ingreso, bajo codificación Cota 70



a ECH-INE.

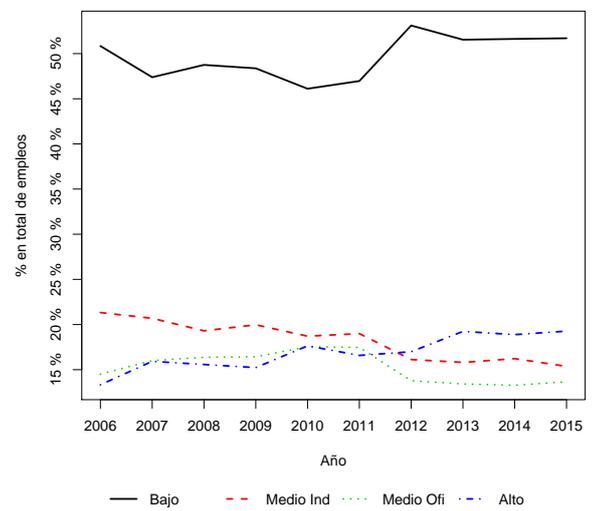
Fuente: Elaboración propia en base

**Figura F.9:** Peso de las grandes categoría de ocupación por fuente de datos



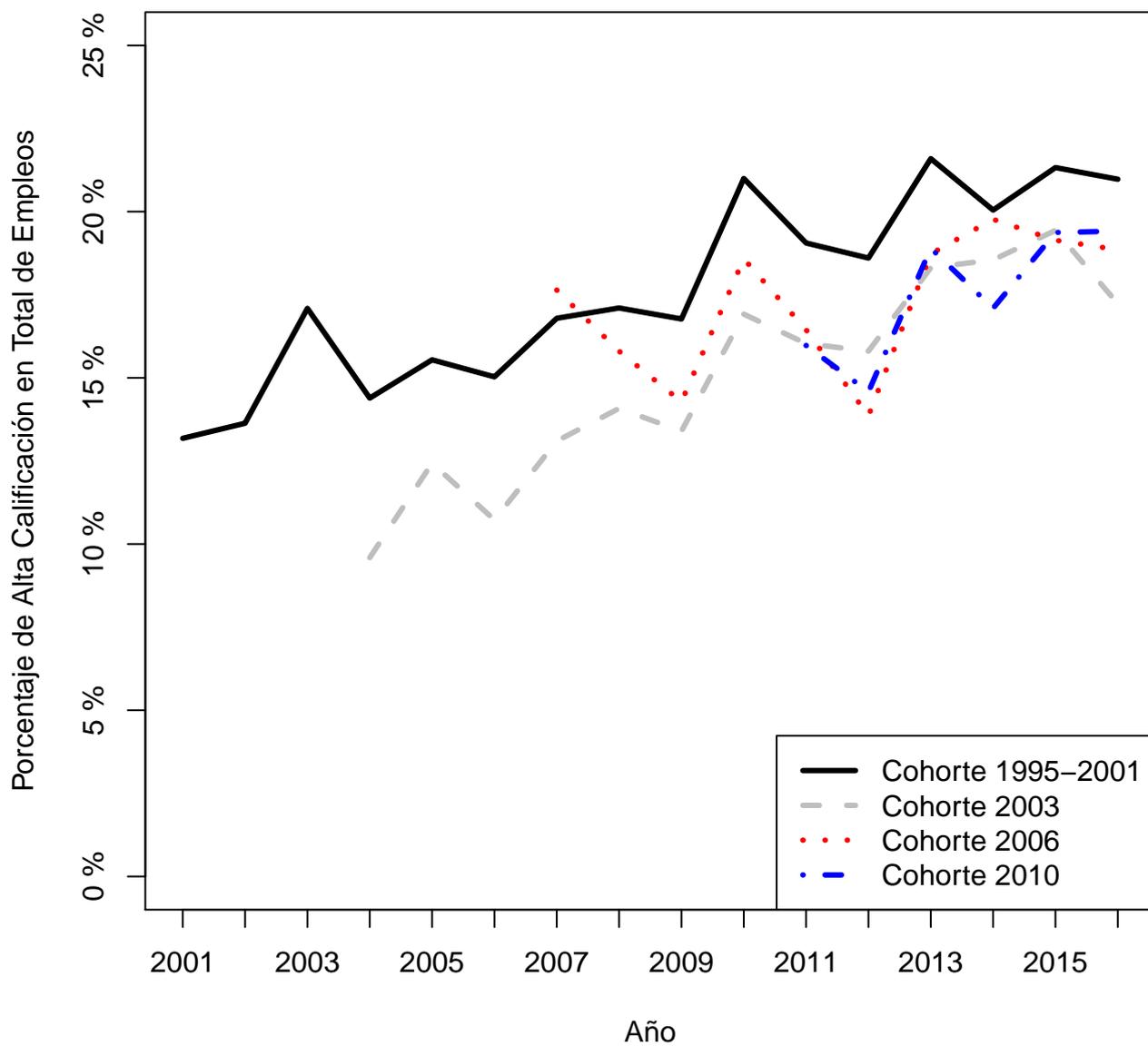
HH-LL (2001-2015)

Fuente: Elaboración propia en base a HH-LL y ECH-INE.



ECH, formales con tributación en BPS (2006-2016)

**Figura F.10:** Proporción del empleo de categorías de alta calificación según 4 cohortes de fecha de creación de las empresas, 2001-2016



Fuente: Elaboración propia en base a HH-LL.