

**UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS
DOCTORADO**

TESIS
**INNOVACIÓN, TAREAS LABORALES Y EMPLEO EN
ARGENTINA A COMIENZOS DEL SIGLO XXI**

Alumno: Emanuel López

Directora de tesis: Valeria Arza

Codirectora de tesis: Anabel Marin

Miembros del tribunal de tesis: Roxana Maurizio, Verónica Robert, Gonzalo Zunino

Fecha de defensa de la tesis: 28 de diciembre de 2021

Nota para la edición digital de la tesis

El archivo digitalizado en formato “pdf” cuenta con un panel de marcadores con el que puede navegarse por las distintas secciones de la tesis para agilizar la lectura. Adicionalmente, la mayor parte de las referencias utilizadas en el texto se encuentran enlazadas a través de hipervínculos que dirigen hacia el elemento referido. Es decir, es posible hacer clic sobre los componentes del índice y sobre las referencias a tablas, gráficos, cuadros, ecuaciones, secciones y citas bibliográficas, siendo automáticamente dirigido hacia el objeto correspondiente.

Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a Valeria Arza y a Anabel Marin, quienes antes de convertirse en mi directora y codirectora de tesis me abrieron las puertas a sus proyectos en CENIT con una confianza que no es habitual en los ámbitos laborales. Ambas contribuyeron decisivamente luego, de maneras diferentes y complementarias, tanto en el tiempo como en las formas, para que mi propio proyecto se ponga en marcha y culmine en la forma de la presente tesis.

A Valeria, mi directora, quiero agradecerle en particular por haberse involucrado minuciosamente con mi trabajo y pacientemente con mi persona. Su ojo crítico hasta el cansancio, pero nunca desalentador, fue fundamental para darme seguridad y permitirme avanzar. Le agradezco por las infinitas charlas, que siempre fueron mucho más allá del trabajo y que por ello fueron valiosas en planos que exceden lo académico.

CENIT fue formalmente mi “lugar de trabajo”, primero como institución independiente y luego como parte de la Escuela de Economía y Negocios de la UNSAM. En lo personal, sin embargo, representó una experiencia continua de crecimiento y debo agradecerse a todos los que compartieron palabras conmigo en los pasillos, en las oficinas y en particular a todos los que pasaron por “la 219” (entendido como concepto más que como lugar físico). Quiero agradecerle especialmente a Martín del Castillo y abarcar en él al conjunto. Su compañerismo desde el primer día y su inagotable espíritu de debate me han enriquecido.

El proyecto nunca podría haberse concretado sin el apoyo financiero de CONICET y luego, durante el último año, de la UNSAM. Con ambas instituciones estoy muy agradecido por haberme dado la posibilidad. Fue crítica también la ayuda del personal de la Dirección General de Estudios Macroeconómicos y Estadísticas Laborales del Ministerio de Trabajo, Empleo y Seguridad Social, que con excelente predisposición me brindó asesoramiento y asistencia que resultaron cruciales para el desarrollo de este trabajo. En particular, mis agradecimientos van para Danilo Trupkin, María Victoria Castillo Videla, Lucía Tumini y Juan Sebastián Rotondo.

Por haberme admitido en esta etapa formativa, agradezco a la Facultad de Ciencias Económicas de la UBA y, especialmente, a la Secretaría de Doctorado, a los profesores de los cursos de doctorado y a quienes leyeron e hicieron comentarios sobre mi plan de tesis. Un particular agradecimiento va para Saúl Keifman.

Me siento en deuda también con todas las casas de estudio que han contribuido a mi formación. La ausencia de cualquiera de ellas hubiese derivado en otros enfoques, otras formas de pensar, otras preocupaciones. Este trabajo es también consecuencia de todas ellas. Agradezco a la Universidad de San Andrés, a la Facultad de Ciencias Exactas de la UBA y muy especialmente a la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de Córdoba, mi alma mater. Habiendo pasado casi 15 años desde mi graduación, sigo recordando con gran cariño a los profesores e investigadores que me formaron y acompañaron en mis primeros pasos en la docencia y la investigación.

Finalmente, nunca podría haber emprendido y culminado este proyecto sin los afectos más cercanos de mis amigos y mi familia que me brindaron apoyo incondicional y ayuda en dimensiones que no puedo describir aquí; no podría abarcarlas de manera justa. Agradezco especialmente a mis padres, Ana y Luis, y le agradezco a Pablo, mi compañero de vida. A ellos tres les dedico mi esfuerzo de estos años.

Emanuel López

Abril de 2021

Resumen

El trabajo de tesis estudia la relación entre innovación, tareas laborales y empleo en Argentina a comienzos del siglo XXI. Es, en este sentido, un esfuerzo por analizar de manera rigurosa una temática que ha generado ansiedades en los trabajadores y debates en el pensamiento económico y la política pública a lo largo de la historia mundial, pero que sin embargo ha sido poco explorada empíricamente en el país, considerando sus particularidades en el empleo y la innovación.

Combinando elementos de dos ramas de la literatura económica que han explorado la cuestión con focos diferentes, se construye un marco teórico que permite apreciar el fenómeno de manera novedosa. Por un lado, de la literatura de la economía laboral se toma el “enfoque de tareas”, que propone descomponer las ocupaciones de los trabajadores en las distintas tareas que realizan y observar su potencial de automatización considerando el contenido rutinario y no rutinario de las mismas. Por otro lado, de la literatura de la economía de la innovación se entiende que el análisis del comportamiento de las firmas en torno a sus decisiones de innovación resulta fundamental para explicar el impacto que la misma podría tener sobre el empleo. La combinación de estas dos ramas lleva a descomponer el empleo en sus diferentes tareas para entender el impacto que posee la innovación, pero comprendiendo que la misma está mediada por decisiones microeconómicas de las firmas que se toman en intenso diálogo con el contexto productivo en el que desarrollan su actividad.

Los objetivos se encararon empíricamente de manera cuantitativa a partir de distintas fuentes de datos que permiten caracterizar las ocupaciones laborales, observar su evolución en el tiempo, dimensionar el uso de tecnologías en su desempeño y evaluar la presencia de polarización laboral. Las ocupaciones también se caracterizan en términos de su contenido de tareas, y, en particular, para vincularlas con el empleo y los comportamientos innovadores de las firmas, se utiliza una combinación inédita de fuentes de datos para Argentina, construyendo un panel de información emparejada de trabajadores y empresas para el sector manufacturero que permite explorar econométricamente las distintas relaciones.

Los resultados muestran que, efectivamente, el uso de tecnologías ha sido creciente en el período analizado y transversal a las distintas ocupaciones. La evidencia sin embargo no es favorable con el patrón de polarización laboral que ha sido hallado en otros países, lo que llama a pensar y resaltar la importancia de incorporar en el análisis las particularidades de cada economía con sus características propias. En términos del contenido agregado de las tareas en el empleo, se pone de manifiesto una transformación en el sector manufacturero en contra de las tareas de tipo manual y a favor de una mayor intensidad de tareas de tipo cognitivo. Por otra parte, los análisis econométricos muestran que la experiencia de los trabajadores en tareas rutinarias desalienta su probabilidad de empleo, mientras que la experiencia en tareas no rutinarias la incrementa. Este patrón se registra particularmente para la demanda de empleo de las empresas involucradas en actividades de innovación, es decir, son ellas las que impulsan fundamentalmente la desrutinización en el empleo, evidenciando la importancia de identificarlas.

Se considera que estos análisis y resultados contribuyen a informar decisiones de políticas que puedan articularse con el contexto, eludiendo lineamientos generales que muchas veces omiten las especificidades locales.

Palabras clave: Demanda de trabajo; Tareas laborales; Innovación; Cambio tecnológico y empleo; Países en desarrollo; Argentina

Clasificación JEL: J23, J24, O31, O33, O54

Índice general

Introducción.....	1
1. Revisión de la literatura. Estudios previos sobre innovación y empleo con foco en América Latina.	6
1.1. Breve recorrido histórico hasta la literatura actual relevante para la investigación..	6
1.2. Evidencia empírica.....	14
1.2.1. Innovación y empleo: polarización laboral, tareas y desrutinización.....	14
1.2.2. Innovación y empleo: la evidencia desde los estudios de innovación.....	27
1.3. Síntesis.....	34
2. Marco teórico.....	36
2.1. El enfoque de tareas.....	36
2.2. Cambio tecnológico y empleo desde la economía de la innovación.....	39
2.3. Síntesis de las literaturas.....	45
3. Diseño de la investigación. Objetivos, fuentes de datos y metodologías.....	48
3.1. Objetivos e hipótesis.....	48
3.2. Enfoque metodológico y recorrido por los análisis empíricos.....	49
3.3. Fuentes de datos e información.....	51
3.4. Metodología por objetivos.....	55
3.4.1. Metodología para el Objetivo específico 1.....	55
3.4.1.1. Construcción de variables relevantes para caracterizar las ocupaciones.....	57
3.4.1.2. Estudio de la polarización laboral y salarial.....	66
3.4.2. Metodología para el Objetivo específico 2.....	73
3.4.2.1. Construcción de variables.....	74
3.4.2.2. Técnicas de análisis para observar la evolución de las tareas en el empleo.....	81
3.4.2.3. Técnicas de análisis para observar la relación entre tareas y probabilidad de empleo.....	83
3.4.3. Metodología para el Objetivo específico 3.....	87
3.4.3.1. Primera parte: Tareas y capacidades: estructura del empleo intra-firma y rol de la innovatividad de las firmas.....	87

3.4.3.2. Segunda parte: Comportamiento innovador de las firma, tareas y probabilidad de empleo	98
4. Ocupaciones, uso de tecnologías y polarización laboral en la economía argentina ..	102
4.1. <i>Ocupaciones: caracterización y tendencias</i>	102
4.1.1. Caracterización de las ocupaciones laborales	103
4.1.2. Capacidades promedio	106
4.1.3. Salarios por hora	111
4.1.4. Uso de tecnologías	113
4.1.5. Síntesis	120
4.2. <i>Polarización laboral y salarial</i>	123
4.2.1. Polarización laboral: resultados	123
4.2.2. Buscando explicación a las caídas marcadas en algunas ocupaciones	136
4.2.3. Polarización salarial: resultados.....	139
4.2.4. Síntesis	143
5. Tareas involucradas en las ocupaciones laborales y su rol en la probabilidad de empleo y la polarización laboral.....	145
5.1. <i>Evolución de las tareas en el empleo</i>	145
5.1.1. Caracterización de las ocupaciones a partir de los índices de tareas.....	145
5.1.2. IMT y efectos estructura ocupacional y definición de tareas	149
5.1.3. Síntesis	152
5.2. <i>Experiencia en distintas tareas y probabilidad de empleo</i>	152
5.2.1. Contenido de tareas y probabilidad de empleo para el sector manufacturero	152
5.2.2. Contenido de tareas y probabilidad de empleo por rama de actividad.....	155
5.2.3. Síntesis	158
6. El rol de las firmas y su comportamiento innovador en la demanda de ocupaciones, capacidades y tareas.....	160
6.1. <i>Tareas y capacidades: estructura del empleo intra-firma y rol de la innovatividad de las firmas</i>	161
6.1.1. Estructura del empleo intra-firma en términos de capacidades y tareas.....	161
6.1.2. Síntesis	170
6.2. <i>El rol de la heterogeneidad de las firmas: innovatividad y nivel de rutina inicial</i> ..	172
6.2.1. Innovatividad y nivel de rutina inicial en el sector manufacturero	172
6.2.2. Síntesis	179

6.3.	<i>Innovación, experiencia en distintas tareas y probabilidad de empleo</i>	181
6.3.1.	Comportamiento innovativo e innovador de las firma, tareas y probabilidad de empleo para el sector manufacturero	181
6.3.2.	Comportamiento innovativo e innovador de las firma, tareas y probabilidad de empleo: comentarios sobre la heterogeneidad sectorial.....	188
6.3.3.	Síntesis	190
7.	Discusión	192
7.1.	<i>Hipótesis A: Desrutinización de la fuerza de trabajo</i>	192
7.2.	<i>Hipótesis B: Polarización laboral</i>	196
7.3.	<i>Hipótesis C: Rol de las firmas y sus decisiones vinculadas a la innovación</i>	198
7.4.	<i>A modo de síntesis: retomando objetivos e hipótesis</i>	203
8.	Conclusiones	207
8.1.	<i>Recorrido y síntesis de la investigación</i>	207
8.2.	<i>Principales contribuciones</i>	210
8.3.	<i>Limitaciones y alcance</i>	212
	Sobre los datos	212
	Sobre las metodologías de análisis	214
8.4.	<i>Implicancias y líneas de investigación abiertas</i>	216
	Implicancias para el diseño de políticas.....	216
	Líneas de investigación abiertas	218
9.	Referencias bibliográficas	221
Anexos		231
	Anexo 1: Clasificación de ocupaciones	231
	Anexo 2: Horas trabajadas	233
	Anexo 3: Sectores de actividad	234
	Anexo 4: Definiciones relativas al trabajo, las ocupaciones y la habilidad	236
	Anexo 6: Correlación entre componentes “intra-industria”	243
	Anexo 7: Polarización salarial en manufacturas y servicios	244
	Anexo 8: Estructura del empleo intra-firma.....	246
	Anexo 9: Contenido de tareas, innovatividad y probabilidad de empleo: heterogeneidad sectorial.....	248

Introducción

El temor a que las máquinas, y más recientemente los robots y la inteligencia artificial (IA), sustituyan la mano de obra genera ansiedades e imprime dudas acerca del rol del ser humano en el proceso productivo y también intensifica el desafío de repensar cuáles son las políticas públicas que deberían acompañar estas transformaciones. En particular, son significativas para este proceso aquellas transformaciones rápidas, radicales y con potencial de abarcar un amplio espectro del sistema económico, como sucedió en la primera revolución industrial, o como podría estar ocurriendo actualmente con el acelerado avance de las tecnologías de la información, la IA y la robótica. Diversas publicaciones de las últimas dos décadas se han dedicado a difundir la multiplicidad de usos de estas y otras tecnologías y analizar las diferencias con las transformaciones tecnológicas del pasado observando los potenciales escenarios de cara al futuro (ver, por ejemplo, Baldwin, 2019; Brynjolfsson y McAfee, 2011, 2014; Ford, 2016; Levy y Murnane, 2004). El “futuro del trabajo” se ha convertido en un slogan bajo el cual se analizan diferentes efectos y transformaciones que el cambio tecnológico (CT) y la innovación imprimen sobre los mercados laborales, los cambios en la demanda de ocupaciones y tareas a realizar y las redistribuciones de ingresos implicadas, entre otros aspectos.

La vasta mayoría de los estudios se ha dedicado a analizar estos fenómenos en economías desarrolladas, siendo la literatura para países en desarrollo y de América Latina en particular mucho más acotada. Países como Argentina, que no suelen ser líderes tecnológicos, registran patrones de CT e innovación con particularidades y rasgos diferentes a los que pueden observarse en el mundo desarrollado. Los senderos de innovación en los países en desarrollo generalmente combinan en distintos grados la adopción de desarrollos provenientes de otros países con las propias novedades generadas en el contexto local. Ello implica un proceso de adaptación a las innovaciones importadas que requiere en sí mismo la creación de capacidades particulares para viabilizar ese proceso. Las realidades tecnológicas, económicas y sociales de los países receptores indicarán la posibilidad o la oportunidad para que la difusión tecnológica acontezca. Esta podría ser deseable en algunos casos, pero en otros no, siendo las innovaciones locales las que permiten aprovechar mejor las oportunidades del contexto. La complejidad de este

fenómeno y sus particularidades tendrán implicancias para la demanda y la retribución del factor trabajo, arrojando resultados posiblemente disímiles a los que acontecen en el mundo desarrollado, haciendo necesario investigarlo empíricamente.

Los interrogantes fundamentales que motivan la presente investigación se alejan del planteo de visiones posibles sobre “el futuro del trabajo” y, en cambio, se relacionan con las tendencias recientes en el mercado laboral argentino, su estructura en términos de ocupaciones y la relación con los procesos de innovación y CT, vinculado en particular con las diversas decisiones que toman las propias firmas.

Con este fin se construye un marco teórico combinando dos ramas de la literatura económica que brindan perspectivas diferentes pero complementarias para analizar el fenómeno. Por un lado, de la economía laboral se toma el enfoque de tareas que propone pensar en las ocupaciones de los trabajadores observando su potencial de automatización. Este enfoque ha sido desarrollado fundamentalmente por David H. Autor y colegas (Acemoglu y Autor, 2011; Autor, 2015; Autor et al., 2003). Brevemente, el enfoque se fundamenta en una separación de dos aspectos que se confunden en la función de producción tradicional: por un lado, cuáles factores se usan como insumos (capital, trabajo calificado, trabajo no calificado); por otro, cuáles son los servicios que proveen estos factores, o qué *tareas* relacionadas con la producción realiza cada factor productivo. Mientras más codificables o reducibles a actividades repetitivas sean las tareas, mayor será la chance de que las mismas puedan ser automatizadas; es decir, existe una dimensión de cuán rutinaria es una tarea, lo cual guardará relación con la posibilidad de ser realizada por factores productivos diferentes al trabajo humano, con el CT sustituyendo a la mano de obra.

La segunda rama de la literatura proviene de la economía de la innovación, en particular del pensamiento neoschumpeteriano, para el cual la firma es el centro de los procesos de innovación y de CT, alejándose de la visión exógena del CT predominante en la literatura *mainstream*. Desde este punto de vista teórico, analizar el comportamiento de las firmas en torno a sus decisiones de innovación, que a su vez son producto de sus decisiones cotidianas de funcionamiento, resulta fundamental para entender el impacto que la innovación podría tener sobre el empleo. La literatura pionera de esta línea viene de la mano de Richard R. Nelson y Sidney G. Winter (Nelson y Winter, 1973, 1982a).

La literatura de la economía laboral analiza al CT como un factor fundamentalmente exógeno mientras la literatura evolucionista que trabaja sobre empleo no se ha detenido

en identificar cómo la innovación interactúa con las distintas tareas asociadas a cada ocupación. En esta tesis se propone combinar el aporte de ambos marcos teóricos, el de economía laboral para entender las dinámicas específicas de las tareas asociadas al empleo frente al CT y el de economía evolucionista para considerar de manera explícita cómo suceden los procesos de innovación a través de las propias decisiones de la firma. La combinación de estas dos ramas de la literatura económica lleva a descomponer el empleo en sus diferentes tareas para entender el impacto que posee la innovación, pero comprendiendo que el mismo no sucede fuera del mercado, sino que está mediado por decisiones microeconómicas que se toman en intenso diálogo con el contexto productivo en el que la firma desarrolla su actividad.

Utilizando las bases teóricas precedentes, se explora empíricamente y de maneras diversas la evolución de la estructura del empleo en Argentina en términos de características que resultan relevantes para comprender los posibles canales a través de los cuales la innovación y el CT la pueden estar afectando. Luego, considerando distintos tipos de decisiones de las firmas vinculadas con la innovación, se busca evidencia de si las mismas se erigen como un factor relevante para entender el vínculo entre las decisiones de empleo y el contenido de tareas embebido en las ocupaciones. Importa además conocer y reflexionar acerca de las distintas dimensiones en las que se plasman los cambios observados en el tiempo, esto quiere decir si los mismos son fenómenos de naturaleza intra firma y/o si existen modificaciones en la estructura de la economía que van más allá de los propios cambios dentro de las firmas. Los análisis realizados alternan la unidad de análisis, poniendo el foco en la economía agregada, en grandes sectores económicos, en las firmas o en los propios trabajadores, para de esta manera evidenciar distintos márgenes en los que se manifiestan las transformaciones.

Las aplicaciones empíricas realizadas para avanzar sobre los objetivos involucran distintos tipos de análisis cuantitativos, estadísticas descriptivas y estimaciones de modelos econométricos. Se utilizan como insumos datos provenientes de encuestas de hogares de Argentina (la Encuesta Permanente de Hogares, “EPH”), encuestas de innovación (la Encuesta Nacional de Dinámica del Empleo y la Innovación, “ENDEI”), registros administrativos del empleo en Argentina (provenientes del Sistema Integrado Previsional Argentino, “SIPA”) y otras fuentes de información, que se combinan de manera inédita en el país, siendo esta una contribución empírica que se realiza en la tesis. Se considera que estos análisis constituyen una contribución importante para entender

cómo ha sido la relación entre innovación y empleo en Argentina. Se trata del primer trabajo en analizar esta relación utilizando información de empleo y de innovación emparejando microdatos de empleados con firmas en Argentina. A su vez, algunos de los hallazgos de esta tesis se interpretan como propios del contexto de desarrollo, invitando a investigaciones futuras a corroborarlos para otros países con niveles de desarrollo similar.

De manera sintética, los resultados muestran que Argentina no se encuentra completamente al margen de las tendencias mundiales en cuanto a la transformación de la estructura del empleo en términos de las ocupaciones, capacidades de los trabajadores y tareas que se desempeñan. Es posible observar que el comienzo del siglo XXI se caracteriza por una creciente y sostenida participación de ocupaciones que requieren altos niveles de formación y una reducción en la participación de ocupaciones que requieren tareas de alta rutina. Esto se da en consonancia con una menor probabilidad de empleo para los trabajadores experimentados en tareas rutinarias, sean estas de tipo manual o cognitivo. Por su parte, la experiencia en tareas de tipo no rutinario, tanto cognitivas como manuales, se vincula de manera directa con la probabilidad de ser empleado por las firmas. Los resultados también confirman que el comportamiento diferencial de las firmas en términos de innovación resulta de suma importancia para analizar estas tendencias. Son las firmas involucradas en distintos tipos de actividades innovativas las que demandan una mayor proporción de ocupaciones con altas capacidades y también aquellas en donde la experiencia de los trabajadores en tareas rutinarias (tanto manuales como cognitivas) se establece particularmente como un desincentivo para su contratación.

Los hallazgos mencionados y otros que se presentan a lo largo del desarrollo de la investigación señalan un rol importante para la política pública, relacionado con el reconocimiento de los impactos sobre el mercado laboral de los procesos de innovación y la potencial necesidad de diversas intervenciones. Por otra parte, la literatura económica ha registrado extensamente la existencia de un vínculo entre innovación, productividad y niveles de desarrollo de los países. Ello llama, entonces, a considerar a las distintas actividades innovativas de las firmas como uno de los elementos centrales al momento de diseñar medidas de intervención tendientes a mejorar las perspectivas económicas del país. Los resultados de la presente investigación promueven hacerlo sin dejar de atender los efectos particulares que los impulsos innovativos imprimen sobre la estructura del empleo.

Es, en última instancia, una motivación de este trabajo que los análisis realizados y los resultados obtenidos contribuyan a informar decisiones de políticas públicas que puedan generar impactos positivos o aliviar impactos negativos, para los trabajadores y la economía en general, en un contexto global de acelerada innovación y CT continuo.

Finalizada esta introducción, la tesis se desarrolla en ocho capítulos, más las secciones correspondientes a referencias bibliográficas y anexos. En el Capítulo 1 se realiza la revisión de la literatura relevante, con un sesgo hacia los estudios para países en desarrollo y de América Latina en particular. El Capítulo 2 construye el marco teórico que sustenta los posteriores análisis empíricos. En el Capítulo 3 se presenta el diseño la investigación, precisando el objetivo general y tres objetivos específicos; seguidamente se plantean las hipótesis, se describen las fuentes de datos y se desarrollan las metodologías tendientes a dar respuesta a los objetivos específicos. Los Capítulos 4, 5 y 6 presentan, respectivamente, los resultados y análisis asociados a cada uno de los tres objetivos específicos. En el Capítulo 7 se realiza la discusión de los resultados, vinculándolos a las hipótesis y poniéndolos en perspectiva con la literatura. Finalmente, el Capítulo 8 concluye la investigación presentando un recorrido sintético por la misma y planteando contribuciones, limitaciones, implicancias para políticas y líneas de investigación de interés que quedan abiertas.

1. Revisión de la literatura. Estudios previos sobre innovación y empleo con foco en América Latina.

1.1. Breve recorrido histórico hasta la literatura actual relevante para la investigación

Pueden rastrearse registros de las inquietudes que las innovaciones generaban para la sociedad y los trabajadores al menos desde el siglo XVI. La negación por parte de la Reina Elizabeth I de Inglaterra a la introducción de la primera máquina de tejer medias, inventada en 1589, es un ejemplo de ello justificado en el temor a lo que acontecería con los trabajadores que “podrían quedarse sin trabajo y convertirse en mendigos” (Acemoglu y Robinson, 2013, p.182). Desde mediados del siglo XVIII, con la revolución industrial en marcha, muchos de estos temores reflotan y se profundizan con frentes en los entornos urbanos y rurales. Es reconocida la historia de los “luditas” a principio del siglo XIX, un movimiento de trabajadores textiles liderados por Ned Ludd (un personaje ficticio), que luchó en contra de la introducción del telar mecánico (Nuvolari, 2002). Alrededor de 1830, en el ámbito rural el ejemplo se reprodujo en Carlisle, Inglaterra, con las *Swing riots*. Nuevamente un personaje ficticio, el “Capitán Swing”, enviaba cartas (las *Swing letters*) a los terratenientes, amenazando con la destrucción de la maquinaria introducida para trabajo agrícola; las máquinas trilladoras eran uno de los focos principales de las amenazas al ser la trilla realizada de manera manual durante los meses de invierno en los cuales el trabajo era limitado (Holland, 2004; Navickas, 2011).

Una larga lista de ejemplos a partir de allí puede continuarse hasta la actualidad, con ansiedades tecnológicas particulares, asociadas a las diferentes *narrativas* predominantes alrededor del trabajo como parte de la vida (Shiller, 2019). En este sentido, si el trabajo se concibe solo como un medio para la supervivencia, si es una plataforma para conseguir un determinado estatus social, o si es una actividad que genera placer y da sentido a la vida (o “utilidad”, en plena contradicción con muchos modelos de elección laboral en el plano trabajo-ocio), el CT y sus impactos repercutirán de manera diferente en la vida pública. Es un hecho que, en términos de desaparición del trabajo en “manos” de un ejército de robots que desplaza a la población en un apocalipsis tecnológico, los temores

no han encontrado asidero a lo largo de la historia. Sin embargo, resultan innegables las transformaciones que se observan en el mundo del trabajo asociadas al CT y la innovación en general, que imprimen efectos desiguales para distintos individuos según su formación, experiencia y las narrativas predominantes. Como mencionan Autor y Dorn (2013b) era inconcebible para un agricultor a principios del siglo XX pronosticar que un siglo después el cuidado de la salud, las finanzas, las TIC, los electrodomésticos, el ocio y el entretenimiento emplearían muchos más trabajadores que la agricultura. La aparición de nuevos productos y procesos, las transformaciones en la estructura de las economías y los incrementos en la productividad, por mencionar algunos factores generales, han claramente compensado e incrementado las posibilidades laborales para los seres humanos a lo largo de la historia, con narrativas readaptadas a cada época y lugar.

La teoría económica acompañó el desarrollo de los eventos con contribuciones de economistas clásicos como Adam Smith, David Ricardo, Karl Marx, John Stuart Mill, Thomas Malthus y Jean Baptiste Say, entre otros, poniendo de relieve el problema del “desempleo tecnológico”. A través de diferentes perspectivas analizaron la sustitución del empleo en manos de la tecnología consolidando la que luego fue dada en llamar “teoría de la compensación” (Vivarelli, 2007), que abarca una serie de mecanismos generadores de empleo que se ponen en marcha a partir del CT y las innovaciones y que pueden contrarrestar en mayor o menor medida la pérdida de empleo inicial (Petit, 1993; Vivarelli, 2007, 2014).

Desde finales del siglo XIX y hasta la crisis de la década del '70 en el siglo XX, el interés sobre el desempleo tecnológico fue fluctuante. Como lo menciona Petit (1993), las desaceleraciones en el empleo relacionadas con las guerras y la crisis del '30 reflataron la cuestión en la agenda política y teórica. Durante la Gran Depresión, los problemas laborales se profundizaron y las teorías basadas en mecanismos de ajuste automáticos del mercado, impulsadas por los marginalistas desde mediados del siglo XIX, se vieron confrontadas con las propuestas de corte keynesiano que introducían la noción de desempleo involuntario. Durante este período, la “racionalización”, entendida como el proceso de reorganización en la estructura industrial y el cambio en los métodos de producción (Gregory, 1930), fue objeto de análisis en búsqueda de explicaciones para el desempleo, aunque el diagnóstico más compartido no dejaba de ver como transitorios a los sucesos de desempleo tecnológico, encontrando en la escasez de demanda agregada el principal factor explicativo (Bartlett, 1984). A partir de la Segunda Guerra mundial,

con el proceso de reconstrucción impulsando el crecimiento y con niveles bajos de desempleo, las preguntas de mayor interés viraron hacia las cuestiones de crecimiento económico. La literatura económica *mainstream* encontró un caballito de batalla en el modelo de Solow (Solow, 1956) y la explicación de la productividad total de los factores fue el centro de muchas investigaciones.

Un renacer del interés acerca de la relación entre el CT y el empleo se dio desde fines de la década del '50 en consonancia con la desaceleración del crecimiento y aceleración de la innovación tecnológica de la mano de la computadora (Bartlett, 1984). Dada la relevancia y el impacto de estos temas en la coyuntura económica, las preocupaciones se reflejaron en inquietudes políticas. Reportes de oficinas públicas de los Estados Unidos durante la década de los '50 y los '60 son ilustrativos de esta inquietud. Por ejemplo, el informe “*Technology and the American Economy*” (Bowen, 1966), publicado por la “Comisión Nacional en Tecnología, Automatización y Progreso Económico”, creada a pedido del presidente Lyndon B. Johnson para tratar estos temas frente a la amenaza del desempleo creciente (Autor, 2015).

A partir de los años '70 se registró un aumento de la velocidad con la que las tecnologías de la información se desarrollaban y difundían. La transformación de las computadoras, de máquinas que ocupaban toda una habitación a aparatos de índole personal que cabían en un escritorio, fue uno de los signos que marcó el inicio de una nueva era basada en la informática y las telecomunicaciones (Pérez, 2005). Desde el punto de vista de la teoría económica se registró un *revival* de las teorías schumpeterianas (Petit, 1993). Se da aquí el impulso a toda una rama nueva en la literatura vinculada a la economía de la innovación, con un fuerte foco en la firma como unidad de análisis, siendo las referencias pioneras los trabajos de Nelson y Winter (1973, 1982b). Se entiende que la innovación es resultado de las rutinas habituales de las firmas en su búsqueda de rentabilidad; es decir, es el resultado de un proceso endógeno.¹ El estudio de la relación entre la innovación y

¹ En la literatura económica *mainstream* también se ha complejizado la naturaleza del CT modelándolo como un proceso endógeno del sistema. Pueden considerarse referencias seminales los trabajos de Romer (1986, 1990) que incorporan una explicación endógena para el CT. En Romer (1990), por ejemplo, se modela un sector de la economía encargado de producir conocimiento, en cuya función de producción interviene el stock de capital humano dedicado a las actividades de I+D (que debe asignarse a este sector o dedicarse a la producción del bien final) y el stock total de conocimiento (dado que es modelado como un bien no rival, el conocimiento permite producir nuevos bienes que son insumos de la producción del bien final y, simultáneamente, amplía las posibilidades de producción del sector que crea conocimiento, incrementando la productividad del capital humano). Otra línea de análisis de crecimiento endógeno fue impulsada por Aghion y Howitt (1992, 1997) en la que se plantea una teoría inspirada en la visión

el empleo no escapó a esta literatura, surgida en una década demarcada por fuertes crisis y aumentos del desempleo.

Por su parte, en búsqueda de analizar la creciente desigualdad de ingresos en un entorno de CT, desde la literatura económica *mainstream* se presentó la noción del “CT sesgado hacia las habilidades” (SBTC, por *skill-biased technological change*, en inglés), que pone de relieve la complementariedad entre el factor capital y las habilidades de los trabajadores, y cuyos fundamentos teóricos pueden rastrearse en Griliches (1969) (y una vasta literatura empírica analiza y discute el fenómeno; pueden verse, por ejemplo, Berman et al., 1998; Card y DiNardo, 2002; Machin y Van Reenen, 1998). En este marco, el trabajo deja de pensarse como un factor completamente homogéneo y se modela en dos categorías, de acuerdo con las habilidades o capacidades incorporadas en el mismo (trabajo calificado versus no calificado). La idea central detrás del argumento es que el CT implica la introducción de nuevo capital que, al complementarse mejor con el trabajo calificado, impulsa una suba de su productividad marginal y una mayor demanda de este en relación con el trabajo no calificado; consecuentemente, se registra un aumento de su salario relativo, amplificando la desigualdad de ingresos.

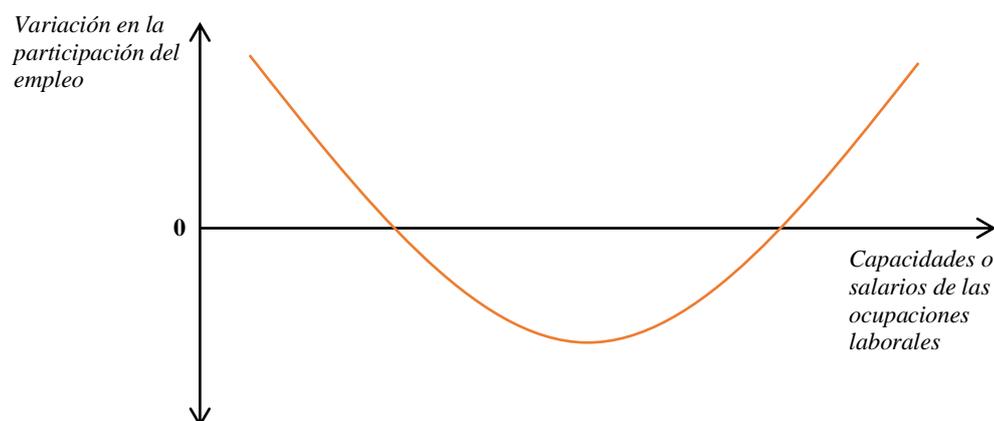
Acemoglu (2002a, 2002b) expresa que el SBTC es un fenómeno propio del siglo XX, con una aceleración durante sus últimos 25 años, pero que esto no ha sido siempre así. Durante el siglo XIX las nuevas tecnologías fueron en buena parte sustitutas del trabajo calificado (se dio un fenómeno de *deskilling* en el empleo), representado por la labor de artesanos que se veían amenazados debido a que las maquinarias introducidas podían ser (y fueron) dominadas por trabajadores con menor calificación. La hipótesis de Acemoglu es que el CT está *dirigido* por las oportunidades de obtener mayor rentabilidad, en lo que interviene la disponibilidad de factores productivos. Expresado de manera muy esquemática, durante el siglo XIX el trabajo no calificado era abundante, haciendo más rentable la introducción de tecnologías que lo empleaban; durante el siglo XX, en cambio, la expansión de la oferta de trabajadores calificados y la rápida aceleración en la formación de capacidades indujo innovaciones tecnológicas que aprovecharon esta tendencia de manera rentable, impulsando el observado fenómeno del SBTC.

schumpeteriana de “destrucción creativa”, que implica incorporar ganadores y perdedores en el sendero de CT. A diferencia de los argumentos neoschumpeterianos, estas líneas teóricas utilizan el herramental básico neoclásico para el desarrollo de sus modelos (funciones de producción, maximización de beneficios y la noción de equilibrio, por ejemplo).

Un elemento clave que surge de las distintas perspectivas en torno al SBTC es que resulta fundamental para el análisis complejizar al factor trabajo y considerar su heterogeneidad para pensar de qué manera específica interactúa con el CT. Las habilidades de los trabajadores, su formación y el tipo específico de tareas que realizan son elementos relevantes para comprender el vínculo con distintos tipos de innovaciones.

La teoría del SBTC encontró, en general, sustento empírico, pero a partir de mediados de los '80 se registró una estabilización en la desigualdad salarial en EEUU a pesar del sistemático y acelerado progreso tecnológico, planteando nuevos interrogantes (Card y DiNardo, 2002). Autor et al. (2008) identifican tendencias diferentes en la desigualdad observada en los extremos inferior y superior de la distribución salarial, generando la necesidad de ampliar el marco de análisis para comprender el fenómeno. La observación por parte de los autores de que los cambios salariales se asocian de manera directa con los cambios en el empleo hacen pensar en una explicación en donde la demanda de trabajo tiene un rol preponderante. Paralelamente, evidencia para Europa (Goos y Manning, 2007; Goos et al., 2009) y EEUU (Autor et al., 2006) registra un fenómeno original en los mercados laborales: la “polarización laboral” o “ahuecamiento” del mercado del trabajo. Mientras que la proporción de empleos de mayor calificación (aquellos ubicados generalmente en la cola superior de la distribución salarial) creció tal como predice el SBTC, la evidencia muestra que también lo hizo la participación en el empleo de las ocupaciones de menores niveles de calificación (que se encuentran habitualmente en la cola izquierda de la distribución salarial). Este incremento en las participaciones en el empleo más y menos calificado se da a costa de una reducción de la participación de los empleos que requieren calificaciones intermedias (y que reciben los salarios intermedios de la distribución), generando así una polarización del empleo en ocupaciones con salarios altos y bajos en detrimento de los de salarios medios (ver representación en el Gráfico 1.1).

Gráfico 1.1: Polarización o "ahuecamiento" del mercado laboral (esquemmatización)



Fuente: elaboración propia.

Si bien la teoría del SBTC pierde poder para echar luz sobre estas observaciones empíricas, resulta posible recuperar una explicación teórica a partir del “enfoque de tareas” del mercado laboral, siendo el trabajo seminal el de Autor et al. (2003). El trabajo de Acemoglu y Autor (2011), publicado como el capítulo 12 del Volumen 4 del *Handbook of Labor Economics* (Card y Ashenfelter, 2011) sistematiza aportes teóricos y empíricos. Allí se señala que tradicionalmente hay dos aspectos que suelen confundirse en la función de producción: por un lado, cuáles factores se usan como insumos (capital, trabajo calificado, trabajo no calificado, etc.); por otro, cuáles son los servicios que proveen estos factores, es decir, qué *tareas* relacionadas con la producción realizan. Por ejemplo, la introducción de una determinada innovación en un proceso productivo puede implicar que nuevo capital sustituya algunas *tareas* previamente realizadas por los trabajadores mientras que otras *tareas* son complementadas por la nueva tecnología incorporada en el capital, pero ambas están embebidas en el mismo factor productivo: ambas tareas son parte de la ocupación del trabajador. De acuerdo con el enfoque, mientras más repetitivas o pasibles de codificación sean las tareas, mayor será la chance de que las mismas puedan ser automatizadas; es decir, existe una dimensión de cuán rutinaria es una tarea, lo cual guardará una relación con su posibilidad de ser sustituida por la introducción de cambios tecnológicos.

Partiendo del enfoque de tareas puede plantearse la hipótesis del “cambio tecnológico sesgado hacia la rutina” (RBTC, por las siglas en inglés de *routine-biased technological change*; Goos et al., 2014). Dado que el CT permite sustituir tareas que son

fundamentalmente rutinarias, repercutirá en ahorros de ocupaciones de salarios medios, que requieren capacidades intermedias, intensivas en este tipo de actividades (realizar registros, organizar, clasificar, confeccionar, operar maquinarias, etc.). Las ocupaciones de salarios más elevados se asocian con mayores niveles de habilidades y requieren actividades no rutinarias de tipo cognitivo (planificar, persuadir, relacionar información compleja de diversas fuentes, etc.), viéndose en general complementadas por las nuevas herramientas tecnológicas y por ende aumentan su participación. Por último, las ocupaciones de salarios más bajos requieren en general menos capacidades y se vinculan con tareas no rutinarias asociadas al trabajo manual (conducir vehículos, limpiar, atender a clientes, ocupaciones de servicios en general); en este caso, las oportunidades de complementariedad o sustituibilidad con las nuevas tecnologías es más acotada y específica (Autor et al., 2003), con resultados esperados más ambiguos. Sin embargo, se argumenta que los incrementos en la productividad e ingresos de la economía debido al CT y el desplazamiento de trabajadores de capacidades intermedias a estos empleos inducirán probablemente un incremento en su participación (Autor, 2015; Autor y Dorn, 2013a; Goos y Manning, 2007).²

La literatura del SBTC y el enfoque de tareas se asienta fuertemente en los postulados neoclásicos de equilibrio en los mercados de productos y factores de la producción, lo que se asocia con cierta irrelevancia en el tratamiento de los niveles absolutos de empleo debido a que los ajustes en precios y cantidades reequilibran los mercados. En esta literatura, el vínculo entre CT y niveles agregados de empleo se da fundamentalmente a través del canal del crecimiento económico fomentado por el incremento de la productividad que impulsa el CT. En Pianta (2005) se hace este punto, revisando una amplia literatura y señalando que un enfoque más apropiado para el estudio de la innovación y sus consecuencias sobre el empleo tiene que contemplar desde el inicio la naturaleza de desequilibrio del cambio económico, en donde se encuentran las líneas de análisis de las corrientes evolucionistas y neoschumpeterianas que fueron mencionadas previamente, surgidas en los años '70. De manera general, el paradigma tecno-económico

² Como argumento complementario, Mazzolari y Ragusa (2013) observan que existen *spillovers* desde el consumo de los individuos de alta calificación sobre la demanda de trabajadores de baja calificación, generalmente asociado a “servicios intensivos en tiempo”, como por ejemplo el cuidado de niños, la preparación de alimentos, la limpieza o los servicios de *delivery*. Debido a que la elasticidad de la demanda de este tipo de servicios crece con el nivel de ingresos, un incremento en los salarios de los individuos de alta calificación deriva en un impulso marcado de la demanda y por ende del empleo en estos mercados.

actual basado en las TIC (Pérez, 2005) otorga un marco de alto dinamismo innovador con creación y destrucción de empleo en una carrera continua, en donde resulta clave observar la tasa a la que la innovación tecnológica y su difusión eliminan empleos, versus el ritmo al que nuevas actividades crean empleo. En este proceso dinámico es fundamental reconocer los distintos tipos de actividades de innovación y sus resultados (de procesos, productos, organizacionales), como así también el contexto particular del país o región bajo análisis. Las condiciones macroeconómicas, los sistemas nacionales de innovación y las características institucionales (generales y de los mercados laborales en particular), serán determinantes de los ajustes y de la posibilidad de que efectivamente se observen períodos de desempleo tecnológico (Pianta, 2005). Desde esta perspectiva teórica también se consideran los efectos relacionados con el *skill bias* del CT, entendiendo que hay cambios diferenciales asociados al empleo calificado y no calificado y sus retribuciones salariales; sin embargo, el *upskilling* o *deskilling* del empleo y los cambios en los salarios serán dependientes de los contextos y, por lo tanto, cuestión empírica. De acuerdo con Vivarelli (2014), los distintos elementos mencionados llevan a entender que la teoría económica no tiene una respuesta precisa, completamente definida, acerca de los efectos de la innovación sobre el empleo, siendo necesario enfocar la atención en estudios empíricos con distintos niveles de análisis (microeconómicos, sectoriales, agregados) que consideren las diferentes formas del CT y la innovación y sus efectos directos sobre el trabajo, los mecanismos de compensación y los posibles factores que los obstaculizan.

Como pilares centrales para estudiar la relación entre innovación y empleo en Argentina, el marco teórico de la presente investigación combinará novedosamente las dos ramas de la literatura económica que coexisten en las discusiones de la actualidad y que fueron esquematizadas en los párrafos precedentes. En primer lugar, de la economía laboral se toma el enfoque de tareas, que propone pensar en las ocupaciones de los trabajadores observando su potencial de automatización a partir del contenido rutinario de las actividades que realizan. Por otro lado, la segunda rama de la literatura proviene de la economía de la innovación, en particular del pensamiento neoschumpeteriano, que pone a la firma en el centro de los procesos de innovación y de CT. Desde este punto de vista teórico, considerar el comportamiento de las firmas en torno a sus decisiones de innovación resulta fundamental para entender el impacto que el CT podría tener sobre el empleo. Esta contribución conceptual de la tesis se desarrollará en detalle en el próximo capítulo.

En la sección siguiente se presenta una revisión de la literatura empírica relacionada con las dos ramas teóricas mencionadas. Se busca sintetizar las aproximaciones empíricas al estudio de la cuestión y los resultados encontrados, señalando también aquellos espacios todavía no explorados, a la espera de poder contribuir allí con el desarrollo de la presente investigación.

1.2. Evidencia empírica

La literatura empírica sobre la relación entre CT y empleo es profusa, aunque el grueso se ha enfocado en estudiar casos de países desarrollados. Respecto a los estudios para países en desarrollo las aplicaciones empíricas son más escasas y cuando se pone el foco en América Latina, lo son todavía más. Uno de los motivos de este vacío se relaciona sin dudas con el bajo nivel de desarrollo de las estadísticas de innovación y de fuentes de microdatos, particularmente en Argentina, que permitan analizar los comportamientos de las firmas y el empleo con cierto nivel de detalle. En lo que resta del capítulo se presenta una revisión de los trabajos más relevantes y luego se pondrá el foco en la evidencia existente para países en desarrollo, y América Latina y Argentina en particular. La revisión se organiza alrededor de las dos líneas teóricas planteadas como relevantes para esta investigación: por un lado, estudios inspirados en la economía laboral, vinculados con la polarización laboral y el enfoque de tareas y, por otro, la evidencia proveniente de los enfoques propios de la economía de la innovación.

1.2.1. Innovación y empleo: polarización laboral, tareas y desrutinización

Polarización laboral

La evidencia sobre polarización laboral (Gráfico 1.1) ha sido transversal a diversos países desarrollados para distintos períodos temporales. Para EEUU, Autor et al. (2006) encuentran un patrón claro de ahuecamiento en la última década del siglo XX, sugiriendo que el avance de las tecnologías modifica la demanda de tareas e impulsa este patrón. Observan también que los cambios en el empleo covarían positivamente con los de los salarios, siendo indicio de que la demanda de trabajo impulsa estas transformaciones, abonando la hipótesis tecnológica.

Para Europa, es pionero el trabajo de Goos y Manning (2007) que analiza las transformaciones en el empleo de la economía de Inglaterra. Allí encuentran evidencia de que el fenómeno de polarización se observó desde mediados de los '70 y hasta fines de los '90. Los autores discuten la insuficiencia de la hipótesis del SBTC para explicar estas observaciones y sostienen que las ideas sobre CT y rutinización expuestas en Autor et al. (2003) conforman probablemente la mejor explicación, aunque no la única, poniendo también una pregunta sobre las perspectivas del proceso de deslocalización de la producción (*offshoring*), que impulsa la pérdida de trabajos rutinarios en esa economía. En Goos et al. (2009) el trabajo empírico se amplía para observar el ahuecamiento laboral en 16 países europeos durante el período 1993-2006, usando como medida de empleo las horas promedio trabajadas por semana. Los datos agregados para toda Europa muestran un patrón claro de polarización laboral, que es observado también para casi la totalidad de los países de manera individual. Frente a las explicaciones alternativas para el fenómeno, los autores discuten evidencia de que la hipótesis de rutinización es la más potente frente a otras alternativas (SBTC, deslocalización, incremento de la desigualdad). En un trabajo posterior (Goos et al., 2014) los autores reafirman el fenómeno para 16 países europeos entre 1993-2010, encontrando que el mismo posee patrones importantes tanto por cambios entre industrias como intraindustriales.

Por fuera de EEUU y Europa, se encuentra por ejemplo el trabajo de Ikenaga y Kambayashi (2016) para Japón. Allí se registra un patrón de polarización laboral entre 1970 y 2005, aunque con cambios más atenuados que los registrados en otras economías. Los autores observan, además, que el proceso de desrutinización en Japón se registra al menos desde los años '60, previo al avance de las computadoras y las TIC.

Michaels et al. (2014) analizan de manera agrupada datos de EEUU, Japón y 9 países europeos durante el período 1980-2004 buscando evidencia causal de la adopción de TIC sobre la polarización laboral con un nivel de análisis de industrias. Sus resultados apuntan a sostener la hipótesis mostrando que en las industrias en donde creció de manera más acelerada la adopción de TIC también se registró el crecimiento más acelerado en la demanda de trabajadores de capacidades más altas y la caída más acelerada en la demanda de trabajadores con niveles intermedios de capacidades (para los de capacidades bajas se registra impactos positivos, pero no estadísticamente significativos).

Es interesante también señalar una serie de trabajos para países desarrollados que utilizan datos microeconómicos a nivel firma, que, si bien son pocos en número, buscan añadir

una perspectiva interesante al intentar conectar distintas características o decisiones de las firmas con las trayectorias de polarización laboral y desrutinización del empleo. Entre ellos se incluye el de Heyman (2016) para la economía sueca que registra un patrón parcial de polarización, con caída en la participación de ocupaciones de salarios medios y alza en la de salarios altos, pero cambios no significativos en la de salarios bajos. Este comportamiento se registra particularmente para aquellas firmas menos avanzadas en la desrutinización de su empleo. Böckerman et al. (2019) encuentran para Finlandia evidencia de polarización a nivel de firmas (y también a nivel agregado), registrando que este hecho se halla impulsado por las decisiones de uso de TIC de las firmas. Por último, en Harrigan et al. (2016, 2020) se analiza la situación en Francia, utilizando la proporción de empleos en ocupaciones técnicas como una proxy de la propensión de adopción tecnológica de las firmas (el denominado empleo *techie*), encontrando que aquellas firmas con mayor intensidad de *techies* registraron posteriormente patrones de polarización laboral más claros. Por otra parte, encuentran que el componente principal que explica la polarización es el ajuste intra-industrias a través de los cambios en los tamaños de las firmas, más que a través de transformaciones intra-firmas.

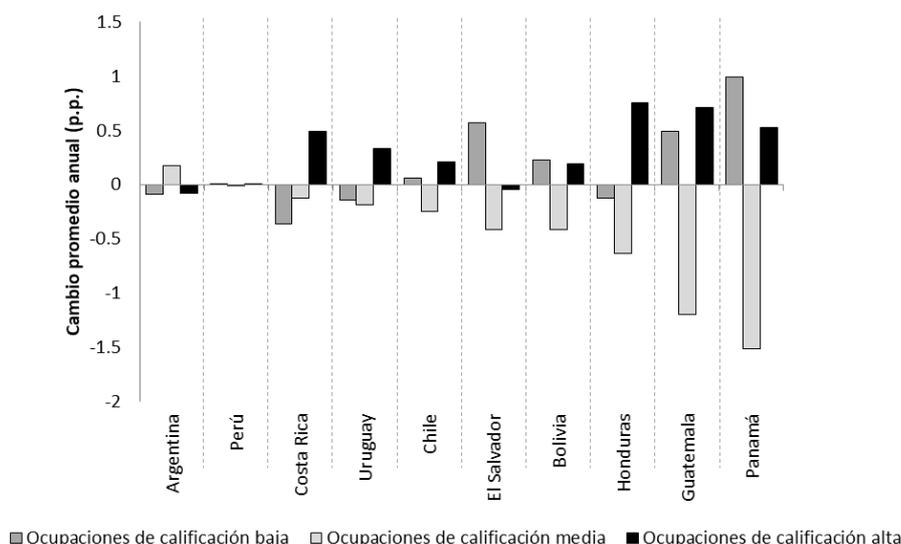
Pasando a analizar la evidencia para países en desarrollo, como síntesis general puede decirse que los datos tienden a rechazar la presencia de ahucamiento de los mercados laborales, con pocas excepciones. Maloney y Molina (2019) estudian el fenómeno considerando una amplia muestra de países, desarrollados y en desarrollo y exploran las diferencias entre ambos. Utilizando información censal de un total de 80 países (13 de ellos desarrollados) y con una ventana temporal entre 1960 y 2015 (con variaciones en la disponibilidad de datos por país) encuentran evidencia que sostiene el fenómeno para países desarrollados, pero no así para los países en desarrollo. El trabajo avanza en intentar explicar estas diferencias observando si la adopción de robots afecta de manera distinta las demandas de empleo en cada conjunto de países. Mientras que para las economías desarrolladas encuentran que puede confirmarse la hipótesis de que los robots sustituyen mano de obra en ocupaciones de la categoría “operarios de plantas y máquinas y ensambladores”, ello no es así para las economías en desarrollo, donde el efecto tiende a ser no significativo o positivo. Los autores esgrimen una serie de razones por las que la ocurrencia de la polarización laboral podría no ser un fenómeno esperable en los países en desarrollo. Diferentes estructuras ocupacionales de partida, factibilidad más limitada de automatización (debido a capacidades insuficientes de la fuerza laboral y, en general,

a una menor capacidad de absorción tecnológica) y la relación con el proceso de deslocalización del trabajo (los países en desarrollo suelen ser destinatarios de empleo deslocalizable que se concentra en ocupaciones con altos niveles de rutina), son elementos que implicarían que el ahucamiento laboral no sea necesariamente esperable. Un argumento adicional que esgrimen los autores en una versión previa del trabajo (Maloney y Molina, 2016) es que aunque la innovación y el CT conduzcan al ahorro de tareas rutinarias, también permiten superar diversas barreras estructurales y políticas propias de los países en desarrollo y por lo tanto impulsar el empleo en general.

Otro trabajo que analiza el contraste entre países desarrollados y en desarrollo es el de Das y Hilgenstock (2018). Allí se observa que la exposición a la rutinización (es decir el riesgo de automatización) es consistentemente menor en los países en desarrollo, aunque ha existido una tendencia a la convergencia con los países desarrollados en el último cuarto del siglo XX. También registran que los niveles iniciales de exposición a la rutinización son explicativos de las tendencias a la polarización laboral y, por ende, la misma está menos presente en los países en desarrollo. En estos, en cambio, se encuentran incrementos en la participación de empleo con alto contenido rutinario debido, por ejemplo, a la deslocalización del trabajo dirigido hacia allí. Esto da como resultado un incremento en la exposición a la rutinización, dejando planteada una pregunta hacia el futuro sobre la posibilidad de una posterior transformación hacia la polarización laboral.

En un reporte del Banco Mundial del año 2016 (World Bank, 2016) se reúne información para un conjunto de países de ingresos altos, medios y bajos, comparando los cambios en la participación en el empleo entre *circa* 1995 - *circa* 2012 de ocupaciones de alta, media y baja calificación (siguiendo las clasificaciones utilizadas en Autor, 2014), y encontrando que, en general, el fenómeno de la polarización laboral es mucho más generalizado en los países de ingresos más altos. Si bien Argentina se halla clasificada como un país de ingresos altos en dicho reporte, los valores presentados para el país muestran precisamente un patrón inverso al predicho por la hipótesis de la polarización laboral: las ocupaciones de mayores y menores calificaciones perdieron participación, mientras se incrementó la correspondiente a las de calificaciones medias. El Gráfico 1.2 presenta los cambios de la participación en el empleo de las ocupaciones de acuerdo con su nivel de calificación para Argentina y un conjunto de países de América Latina, seleccionados de World Bank (2016).

Gráfico 1.2: Empleo según nivel de calificación – cambio promedio anual (puntos porcentuales) en la participación de cada categoría en el total del empleo (circa 1995- circa 2012)



Nota: la clasificación de ocupaciones sigue la de Autor (2014): *Ocupaciones de calificación alta*: legisladores, altos funcionarios y gerentes, profesionales y técnicos y profesionales asociados; *Ocupaciones de calificación media*: empleados administrativos, artesanos y oficios relacionados, operarios de plantas y máquinas y ensambladores; *Ocupaciones de calificación baja*: trabajadores de servicios y ventas y ocupaciones elementales.

Fuente: elaboración propia a partir de una selección de los datos presentados en World Bank (2016), Figura 2.15.

Puede apreciarse que Chile, Bolivia, Guatemala y Honduras muestran un patrón consistente con la polarización laboral, mientras que Argentina presenta un comportamiento exactamente inverso, al tiempo que, junto con Perú, podría decirse que mantiene una estructura del empleo sin grandes cambios en el sentido aquí analizado. Si bien en el trabajo se analizan los patrones del mercado laboral en relación con la polarización de manera transversal para un buen número de países, el análisis es fundamentalmente descriptivo y no se estudia analíticamente cómo el CT se relaciona con los senderos observados.

Considerando otros estudios para América Latina, Messina y Silva (2017) analizan el fenómeno en Brasil, Chile, México y Perú (a partir de encuestas de hogares y, aproximadamente, para el primer decenio del siglo XXI), encontrando solo en Chile alguna evidencia de ahuecamiento. En el resto de los países el patrón muestra una pérdida de ocupaciones de bajas capacidades compensada por aumentos modestos y parejos en el resto de la distribución. El trabajo de Messina et al. (2016), referido en Messina y Silva

(2017) y también en Dutz et al. (2018), observa de manera descriptiva la polarización laboral desde la perspectiva del contenido de tareas para Bolivia, Chile, Colombia, El Salvador y México, encontrando que solo para el caso chileno habría evidencia de posible polarización.

Un análisis con mayor profundidad para Argentina solo se ha encontrado en el trabajo de Maurizio y Monsalvo (2021) que explora la hipótesis de polarización laboral entre 2003 y 2019, utilizando datos de la encuesta de hogares y siguiendo los lineamientos metodológicos de Goos y Manning (2007). Las autoras rechazan la hipótesis de ahuecamiento, observando también que el comportamiento de los salarios sigue un patrón diferente al de los cambios en el empleo (señalando que es central tener en cuenta las instituciones laborales propias del país para entender estos movimientos en los salarios). Para explicar la ausencia de polarización, a los factores señalados en Maloney y Molina (2016), Maurizio y Monsalvo (2021) agregan la consideración de que es importante entender cuáles son los niveles salariales que perciben las ocupaciones más rutinarias (el ahuecamiento se observará en tanto éstas se encuentren en el centro de la distribución, cosa que en Argentina no se observa ya que son las ocupaciones de menores salarios) y también añaden la dimensión macroeconómica particular del país, de alta volatilidad, que puede refrenar los procesos de adopción tecnológica y generar disrupciones en la estructura productiva y los mercados laborales.

Tareas y desrutinización

Pasando a analizar los aportes empíricos relacionados en particular con las ideas de desrutinización de la fuerza laboral y el enfoque de tareas, Autor et al. (2003) es la referencia seminal para conceptualizar las tareas en sus dimensiones de rutina y de contenido manual, analítico e interpersonal. En este trabajo encuentran que para EEUU el proceso de desrutinización se registra desde 1980 con caídas en la intensidad de tareas rutinarias manuales y cognitivas en el empleo y crecimiento de la intensidad de las cognitivas no rutinarias. A nivel de industrias, registran que el avance del uso de computadoras se asocia con una menor demanda de tareas rutinarias y una mayor demanda de tareas no rutinarias. Si bien en este trabajo todavía no se habla de “polarización”, los elementos del enfoque de tareas sirven para luego fundar su explicación basada en los cambios diferenciales en la demanda laboral impulsados por el CT. Estos cálculos fueron actualizados hasta 2009 en Autor y Price (2013), mostrando

una profundización en la desrutinización tanto manual como cognitiva (y cierta reversión/estancamiento en el alza de las tareas de tipo cognitivas no rutinarias y en la caída de las manuales no rutinarias). En Acemoglu y Autor (2011) se sistematiza la teoría y evidencia para EEUU relacionada con este enfoque. Allí también se asientan algunas líneas metodológicas para la caracterización de ocupaciones en términos de su contenido de tareas (rutinarias y no rutinarias, manuales y cognitivas), a partir del uso de la base de datos O*NET, que recopila información cuantitativa para las ocupaciones en una multiplicidad de dimensiones (esta base será descripta más detalladamente en el Capítulo 3). Con mayores o menores adaptaciones, la propuesta de los autores ha sido la base de muchos trabajos para distintos países.

En el trabajo de Goos et al. (2014) se consideran 16 países europeos durante el período 1993-2010 y se estima una demanda de trabajo por ocupación (expresada en horas). Se utilizan dos variables explicativas principales; por un lado, un índice de intensidad de tareas rutinarias de la ocupación (“RTI” por *routine task intensity*) construido a partir de información de O*NET (índice también empleado por ejemplo en Autor y Dorn, 2013a) y, por otro, una variable que registra el potencial de deslocalización de la ocupación (proveniente de Blinder y Krueger, 2013). En ambos casos encuentran coeficientes negativos, aunque solo significativos para el índice de rutinas, señalando que este es un factor mucho más importante para explicar la caída en el empleo de las ocupaciones. Otro trabajo que analiza de manera conjunta un grupo de países desarrollados es el de De La Rica y Gortazar (2016). En este caso, se utilizan datos para 22 países de la OCDE y se construye un índice RTI, pero explotando la información específica para cada país proveniente del “Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de Adultos” (PIAAC)³, que también les permite cuantificar el uso de TIC a nivel trabajador. Muestran que, de manera agregada a nivel de país, los índices RTI correlacionan negativamente con la intensidad de uso de TIC. Luego, un análisis econométrico en donde controlan por diversas características a nivel de trabajador les permite registrar que las disparidades en los índices RTI para individuos comparables entre distintos países puede explicarse de manera significativa, y en una proporción no despreciable, por las

³ Más información y las bases de datos del programa PIAAC pueden encontrarse en: <http://www.oecd.org/skills/evaluaciones-de-competencias/> [accedido el 19/03/2021]

diferencias en sus grados de adopción de TIC. Es decir, la adopción de TIC impulsa la desrutinización en el empleo.

Spitz-Oener (2006) encuentra para Alemania entre 1979 y 1999 tendencias consistentes de desrutinización en tareas manuales y cognitivas, y un crecimiento en las tareas no rutinarias durante todo el período. Muestra que el proceso se ha intensificado por la difusión del uso de computadoras en el trabajo, debido a que las mismas sustituyen trabajo rutinario y complementan el de tipo no rutinario analítico e interactivo. Evidencia en un sentido similar encuentran Ikenaga y Kambayashi (2016), registrando una tendencia decreciente para las tareas rutinarias y una creciente para las no rutinarias en el empleo japonés a partir de 1960, aunque con un avance, si bien consistente, más lento en comparación con otros países. Encuentran también que la inversión en TIC se complementa con las tareas no rutinarias de tipo cognitivas y que sustituyen las tareas rutinarias. Interesantemente, evalúan los efectos de inversiones en otros tipos de tecnologías, por ejemplo maquinarias, mostrando que también sustituyen las tareas más rutinarias. Ello les permite indicar que estas otras tecnologías ponían en marcha los procesos de desrutinización previo a la revolución de las TIC. Es una señal que apunta a resaltar la relevancia de considerar medidas abarcativas de tecnologías e innovaciones en general.

Algunos trabajos se han enfocado en observar de manera más prospectiva la cuestión, discutiendo la idea de qué constituye una tarea rutinaria o cuáles son las posibilidades de automatización de tareas no rutinarias, existiendo acuerdo respecto de que estas categorizaciones son dinámicas en el tiempo. En un trabajo de alta repercusión, Frey y Osborne (2017) se interesan en analizar el futuro del trabajo considerando cuán susceptible es el empleo a los avances computacionales y calculan que un 47% del empleo en EEUU puede categorizarse como de alto riesgo de automatización. Uno de los puntos fundamentales que los autores resaltan es que los desarrollos en aprendizaje automático y robots móviles ponen y pondrán en jaque el hecho de que solo las tareas consideradas rutinarias pueden automatizarse: muchas actividades no rutinarias, que hasta hace pocos años eran imposibles de pensar como candidatas a la automatización, hoy ya se encuentran automatizadas o con grandes avances en esa dirección. Arntz et al. (2016, 2017) ilustran la riqueza del análisis de tareas al cuestionar este tipo de enfoques. El argumento es que las ocupaciones laborales no pueden pensarse como una unidad automatizable, sino que, en cambio, se requiere comprender que algunas de sus tareas

pueden serlo y otras no, y también en qué medida las mismas pueden ser desacopladas. Utilizando datos para países de la OCDE encuentran que el riesgo de automatización es considerablemente menor al mencionado por Frey y Osborne (2017), con variabilidad entre países que probablemente refleja diferencias en las formas de organizar el trabajo, las inversiones en tecnología y en la educación de los trabajadores.

Los estudios comentados en los párrafos previos refieren a economías de altos ingresos. En general, se hallan diferencias en las aplicaciones del enfoque de tareas a países de ingresos más bajos. Keister y Lewandowski (2016) analizan 10 países de Europa Central y del Este entre 1998 y 2013 encontrando una transición desde el trabajo manual hacia el cognitivo que puede atribuirse en buena parte a los cambios en la estructura económica y a las mayores capacidades de los trabajadores. Los trabajos de Hardy et al. (2016) para Polonia entre 1996 y 2014 y Hardy et al. (2018) para países de Europa Central y del Este a partir de mediados de la década del '90, hallan también una transición desde el empleo manual hacia el cognitivo (tanto rutinario como no rutinario). Vashisht y Dubey (2018) registran para la India un sendero similar entre 1983 y 2011, con crecimiento de las tareas cognitivas y caída de las manuales. Los autores utilizan una medida de productividad total de los factores como proxy del CT y encuentran una asociación clara con la transformación comentada en la estructura de tareas. Argumentan que, a falta de datos más precisos, esta observación les permite sugerir una explicación tecnológica de los cambios registrados. Adicionalmente, cuando enfocan el análisis en el sector manufacturero, desde 2004 en adelante, observan también caídas en el contenido cognitivo rutinario, es decir que aquí encuentran un patrón completo de desrutinización en línea con lo observado en los países más desarrollados.

Considerando estudios para América Latina, se han encontrado cuatro trabajos que analizan de manera desagregada las distintas dimensiones de tareas: Almeida, Corseuil, et al. (2017) para Brasil; Almeida, Fernandes, et al. (2017) para Chile; Apella y Zunino (2017) para Argentina y Uruguay y Aboal et al. (2020) para Uruguay. A continuación, se comenta brevemente cada uno de ellos.

El estudio para Brasil (Almeida, Corseuil, et al., 2017), analiza el impacto que tiene la introducción de tecnologías digitales en el empleo y la demanda de capacidades, explotando la variabilidad en el acceso a internet entre municipalidades en el tiempo. Construyen índices de tareas manuales rutinarias y no rutinarias y cognitivas rutinarias y no rutinarias utilizando la información de todas las “actividades de trabajo” recopiladas

en la base O*NET⁴. Los autores encuentran evidencia de que el acceso a internet a nivel de municipalidades se asocia de manera significativa con una mayor demanda de tareas no rutinarias en relación con las rutinarias y, además, un desplazamiento de las tareas hacia un mayor contenido cognitivo en relación con las tareas manuales.

En el caso del trabajo para la economía chilena, Almeida, Fernandes, et al. (2017) ponen el foco en analizar el impacto de la introducción de tecnologías avanzadas (robótica e inteligencia artificial) que, postulan, son tecnologías con potencial para automatizar tareas típicamente desarrolladas por trabajadores altamente calificados. Los autores utilizan una encuesta novedosa para la economía chilena y realizan la caracterización de tareas de las ocupaciones a partir del programa PIAAC, construyendo índices a nivel firma como promedios ponderados del contenido de tareas por ocupación, siendo los ponderadores las participaciones de cada ocupación en el empleo total de las firmas (el empleo se clasifica en cuatro ocupaciones: gerentes, trabajadores administrativos, trabajadores de la producción calificados y trabajadores de la producción no calificados). Los resultados registran que la adopción de tecnologías avanzadas impacta de manera positiva en la demanda de tareas rutinarias y manuales, mientras que en el mediano plazo reemplaza tareas abstractas y no rutinarias. Observan también que estas tecnologías impulsan una reasignación de empleo desde ocupaciones de mayor calificación a otras de menor calificación (es decir, generan un proceso de *deskilling*). El resultado de este trabajo es novedoso en tanto señala que el tipo particular de tecnologías que se evalúa es relevante para entender el impacto en el empleo, las capacidades y las tareas demandadas.

Estos trabajos que estudian los casos de Brasil y Chile forman parte de un grupo de estudios empíricos sintetizados en el libro *Jobs of Tomorrow* (Dutz et al., 2018), donde se utiliza como marco teórico general el presentado en Brambilla (2018) para realizar diversas aplicaciones empíricas en estudios de países de la región. La base teórica es un modelo de la relación entre adopción de tecnología, empleo y salarios a partir de una ampliación de los modelos de tareas para introducir heterogeneidad de firmas. En este compilado, adicionalmente, se presentan otros tres trabajos que discuten el impacto de la adopción tecnológica, medida por la incorporación de TIC, en los mercados laborales de Argentina (Brambilla y Tortarolo, 2018), Colombia (Ospino, 2018) y México (Iacovone

⁴ A diferencia de la estrategia propuesta por Acemoglu y Autor (2011), en donde se realiza una selección de variables de “actividades de trabajo” pero también se incluyen variables relacionadas con las “habilidades” y el “contexto de trabajo”.

y Pereira-López, 2018). Estos trabajos siguen una filosofía más cercana al SBTC para analizar cómo la introducción de TIC afecta la demanda de trabajadores calificados y no calificados y sus retribuciones. En todos los casos se halla una relación positiva entre las diferentes medidas de adopción de TIC y la demanda laboral, especialmente para aquella franja de trabajadores de mayor calificación; es decir, se aprecia un efecto de *upskilling* en la combinación de capacidades ocasionado en la absorción de TIC.

Continuando con los estudios que desagregan los distintos tipos de tareas, para Argentina el estudio de Apella y Zunino (2017) utiliza datos de las encuestas de hogares de Argentina entre 1998 y 2015 y de Uruguay para el período 1995-2015 para caracterizar la evolución del contenido rutinario y no rutinario, manual y cognitivo, en las ocupaciones de estos países. Emplean para ello las caracterizaciones de tareas a partir de la base O*NET, siguiendo a Acemoglu y Autor (2011). En ambos países, tomando punta a punta el período analizado, se puede apreciar una caída en la intensidad de las tareas manuales rutinarias y no rutinarias dentro del empleo y conjuntamente un incremento de las tareas cognitivas rutinarias y no rutinarias⁵. Adicionalmente, presentan una estimación econométrica con datos a nivel trabajador, evaluando el impacto que posee el contenido rutinario/no rutinario de las tareas sobre la probabilidad de estar desocupado, encontrando evidencia parcial de que una mayor rutinización de las ocupaciones se asocia a una mayor probabilidad de desempleo. Esto se confirma para las tareas manuales rutinarias, pero se halla el signo opuesto para las cognitivas rutinarias, hecho que los autores interpretan como un caso que podría justificarse considerando que en países en desarrollo como Argentina y Uruguay el acceso a tecnologías que automatizan el contenido cognitivo rutinario de las ocupaciones resulta más costoso comparado con la realidad de los países desarrollados en los que el proceso de automatización se encuentra más avanzado.

El trabajo de Aboal et al. (2020) para Uruguay utiliza la misma metodología y fuentes de datos que el trabajo de Apella y Zunino (2017) para analizar el período 2003-2016. Para la economía agregada encuentran tendencias similares en tanto se registran caídas en la intensidad de tareas manuales (rutinarias y no rutinarias) y un crecimiento de las tareas cognitivas (rutinarias y no rutinarias). Interesantemente, también realizan este ejercicio

⁵ Para Argentina los autores observan dos sub-períodos diferenciados en relación a las tendencias del contenido de tareas de las ocupaciones. Entre 1998 y 2003 se registra una caída de las tareas cognitivas y un aumento de las manuales (rutinarias y no rutinarias en ambos casos), para luego revertirse esta tendencia hasta el año 2015, arrojando el efecto punta a punta descripto. Los autores asocian este comportamiento a la fuerte crisis que atravesó la economía argentina en el período 2001-2002.

restringiendo el foco al sector de comercio minorista, encontrando como diferencias que allí durante el período se incrementó la intensidad de tareas manuales rutinarias y que cayó la correspondiente a tareas cognitivas no rutinarias en su dimensión “interpersonal”. Los autores luego presentan estudios de casos para sectores específicos (bancario, forestal, y comercio minorista), reflejando que es relevante entender las particularidades propias de sus tecnologías y procesos de CT.

Es relevante mencionar aquí nuevamente el trabajo para Argentina de Maurizio y Monsalvo (2021) que, si bien no presenta de manera desagregada mediciones de los distintos tipos de tareas, realiza un esfuerzo por cuantificar la intensidad de tareas rutinarias en el empleo considerando las características propias de la economía del país (“CS-RTI” por *country-specific routine-tasks intensity*). Las autoras se basan en la propuesta de Lewandowski et al. (2019) y Lewandowski et al. (2020), que predicen la intensidad de rutinas por ocupación específicas para distintos países. Para ello emplean regresiones que utilizan como variables explicativas el nivel de desarrollo (PBI), el uso de tecnologías (stock de capital de TIC), medidas de globalización (participación en cadenas globales de valor) y de oferta de capacidades (educación de la fuerza laboral), además de variables indicadoras por sector que permiten capturar posibles cambios estructurales. Maurizio y Monsalvo (2021) corresponden los contenidos de rutina estimados específicamente para Argentina con la evolución del empleo por ocupación (datos de la EPH) y muestran una tendencia decreciente para el índice CS-RTI durante el período 2003-2019 (que también se registra cuando utilizan la caracterización de tareas de la base O*NET). Esta tendencia se origina en la caída de empleos de alta rutina, que son también los que perciben ingresos más bajos, y en el aumento de empleos de rutinas más bajas, e ingresos más altos, conllevando cierto proceso igualador (con matices cuando se consideran distintos subperíodos).

Por último, se menciona un ejercicio realizado en un reporte gubernamental titulado “Estimaciones preliminares sobre la automatización del empleo en Argentina” (Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas, 2016). Aquí se consideran de manera tangencial las ideas sobre contenido rutinario de tareas, utilizando las probabilidades de automatización/computarización por ocupaciones que se presentan en el trabajo de Frey y Osborne (2017) y aplicándolas a la estructura laboral argentina. En el reporte se llega a estimar una probabilidad de computarización del 62% para el total del empleo utilizando los datos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH, 2do trimestre 2016), con una

variabilidad por sectores de actividad que va del 24% para la Enseñanza hasta el 84% para Actividades Administrativas de Oficina y Otras Actividades Auxiliares de las Empresas. Sin embargo, no se explora específicamente la evolución del contenido rutinario en el empleo, la desagregación en diferentes tipos de tareas ni tampoco se consideran mediciones explícitas del CT o la innovación. A pesar de ello, se considera un antecedente relevante en tanto es un signo de que la temática ha pasado ya a formar parte de las agendas de las oficinas públicas.

A manera de síntesis de esta subsección, la Tabla 1.1 condensa los enfoques de trabajos para América Latina comentados previamente, señalando en particular si han considerado mediciones de rutinas, tareas y del CT en sus distintos análisis. Los estudios de las filas 2-4 y 8-9 incluyen en sus estrategias empíricas alguna forma de medición del contenido rutinario de las tareas, y solo algunos de ellos realizan una desagregación en distintos tipos de tareas. Por su parte, los trabajos de las filas 1, 5, 6 y 7 no incluyen estas dimensiones y las perspectivas de análisis se aproximan más a la automatización o a las ideas del SBTC. Es también interesante notar que las mediciones explícitas del CT o la innovación no están presentes en todos los trabajos y que, cuando lo están, se restringen a medidas acotadas, fundamentalmente relacionadas con la introducción o el uso de TIC. Por otra parte, sólo en las investigaciones de las filas 3 y 4 se combinan estas medidas con la consideración explícita de los distintos tipos de tareas.

Tabla 1.1: Síntesis de enfoques en la literatura empírica sobre innovación y empleo para países de América Latina inspirada en el enfoque de tareas, la desrutinización y el SBTC

#	Trabajo	País	Datos	Medición de rutina	Desagregación por tipos de tareas	Medición de la innovación / CT
1	Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas (2016)	ARG	Encuestas de hogares (EPH) (2016)	No	No	No
2	Apella y Zunino (2017)	ARG URU	Encuestas de hogares (EPH y ECH) (~1995-2015)	Sí	Sí	No
3	Almeida, Corseuil, et al. (2017)	BRA	Datos trabajador –empresa O*NET (1996-2006)	Sí	Sí	Adopción de TIC (servicios de internet a nivel municipal/industria)
4	Almeida, Fernandes, et al. (2017)	CHI	Encuesta longitudinal de empresas PIAAC (2007-2013)	Sí	Sí	Adopción de “software complejo” (dummy a nivel firma)
5	Brambilla y Tortarolo (2018)	ARG	Encuesta de innovación (ENDEI 2010-12)	No	No	Adopción de TIC (dummy a nivel firma)
6	Ospino (2018)	COL	Encuestas manufactureras (2008-2014)	No	No	Uso de banda ancha de internet (dummy a nivel firma)
7	Iacovone y Pereira-López (2018)	MEX	Censos económicos Encuestas TIC (2008-2013)	No	No	Adopción de TIC (medidas de intensidad de uso por firma)
8	Aboal et al. (2020)	URU	Encuesta de hogares (ECH) (2003-2016)	Sí	Sí	Análisis cualitativo de algunos sectores
9	Maurizio y Monsalvo (2021)	ARG	Encuesta de hogares (EPH) (2003-2019)	Sí	No	No

Fuente: elaboración propia sobre la base de los trabajos citados en la tabla.

1.2.2. Innovación y empleo: la evidencia desde los estudios de innovación

El trabajo de Pianta (2005), citado previamente, que forma parte de la publicación *The Oxford handbook of innovation* (Fagerberg et al., 2005), presenta una revisión general de distintos enfoques sobre el estudio de la innovación y empleo. Allí se hace un racconto de trabajos empíricos que analizan la cuestión de diferentes maneras y posiciona a las visiones neoschumpeterianas como las más apropiadas para estudiar estos fenómenos debido a su enfoque para contemplar el CT y la innovación. El autor avanza en considerar la fundamental importancia de entender la manera en que se innova, los tipos de resultados de innovación que se obtienen y el contexto en general (sectorial, la estructura

económica, las instituciones, etc.) para poder pensar en los mecanismos que se ponen en marcha para impactar en el empleo, ya sea en su “cantidad” o “calidad”.

La distinción entre innovaciones de productos, procesos o innovaciones organizacionales, por ejemplo, es crucial (Edquist et al., 2001) y ha sido una consideración central en las diferentes aplicaciones empíricas. Vivarelli (2014) menciona que, si bien desde el punto de vista teórico pueden desarrollarse predicciones sobre los impactos de cada tipo de innovación, en las aplicaciones empíricas surgen distintos problemas, los cuales serán más o menos graves dependiendo de una serie de factores, entre ellos los distintos niveles de agregación en los análisis. En primer lugar, la innovación es difícil de medir. Existen diversas opciones para hacerlo y cada una de ellas acarrea sus ventajas y desventajas (por ejemplo, pueden utilizarse gastos en investigación y desarrollo -I+D-, datos de patentes, gastos relacionados con maquinarias y equipos, distintos resultados de innovación, etc.). En segundo lugar, los impactos finales sobre el empleo dependen de los mecanismos institucionales que difieren entre países y actúan en diversos niveles (micro, meso, macro). Por último, es difícil aislar el efecto particular de la innovación debido a que una multiplicidad de factores afecta al empleo de manera simultánea. Estos tres problemas mencionados se presentan de manera más severa cuando los estudios se realizan a nivel macroeconómico mientras que se alivian cuando la unidad de análisis es la firma, aunque en este caso no se podrán abarcar todos los mecanismos indirectos de generación y pérdida de empleo que no operan a nivel microeconómico (por ejemplo, efectos de *spillovers*).

Existe una multiplicidad de estudios empíricos con diferentes niveles de agregación, siendo los que poseen un enfoque microeconómico los más florecientes en los años más recientes (Vivarelli, 2014). A modo de síntesis de una literatura empírica extensa, se refiere aquí a las revisiones realizadas en Pianta (2005), Vivarelli (2014), Piva y Vivarelli (2018), Oberdabernig (2016) y Calvino y Virgillito (2018).

Siguiendo a Vivarelli (2014), para distintos países, ventanas temporales y metodologías, los resultados empíricos tienden a mostrar efectos positivos de la innovación sobre el empleo, fundamentalmente cuando se consideran como medidas de innovación las inversiones en I+D o los resultados de innovación de producto (a nivel de firma y también de sectores). De la misma manera, se han registrado patrones particulares para diferentes sectores de actividad económica, mostrando que en ramas manufactureras de alta tecnología y en los servicios basados en conocimiento los impactos tienden a ser

positivos. Los resultados son más ambiguos cuando se consideran las innovaciones de procesos, aunque algunas señales de ahorro de empleo se pueden encontrar al enfocar el análisis en ramas de actividad más tradicionales o en trabajos que estudian la cuestión a nivel de sector. Al tener un nivel de agregación mayor, estos trabajos permiten captar fenómenos relacionados con la expansión de los mercados, la entrada y salida de firmas generada por la dinámica competitiva, y mecanismos como el *business stealing effect* (las firmas innovadoras ganan en productividad y eficiencia atrayendo demanda a costa de sus rivales del sector, que responden reduciendo sus niveles de empleo).

Esta rama de la literatura también ha sido profusa en cuanto al análisis empírico de los impactos de la innovación en la composición del empleo, con la intuición de que las innovaciones impulsan un sesgo hacia la demanda de mayores capacidades. Este es quizás el punto de contacto más fuerte con los enfoques *mainstream*, con análisis empíricos que se fundan en general en las ideas del SBTC, evaluando los impactos de diversas medidas relacionadas más o menos directamente con la innovación (I+D, patentes, uso de diversas TIC, stock de capital, resultados de innovación) sobre la estructura del empleo en términos de capacidades. Los resultados apuntan en general a confirmar la hipótesis, mostrando que la innovación impacta generando un *upskilling* en la estructura del empleo (para una síntesis de diversos trabajos empíricos ver: Oberdabernig, 2016; Pianta, 2005).

Vivarelli (2014) y Oberdabernig (2016) hacen una síntesis de la literatura empírica enfocada en países en desarrollo. Se menciona como elemento distintivo relevante el hecho de que en estos países la imitación y la adquisición de tecnología importada (CT “incorporado” en bienes de capital) suele ser la estrategia más importante de innovación, a diferencia de lo que ocurre en países más desarrollados en donde las inversiones en I+D están mucho más presentes. Ello lleva a que en las aplicaciones empíricas sea relevante considerar medidas más amplias de innovatividad y no solo las inversiones en I+D (ver por ejemplo Crespi y Zuniga, 2012), teniendo en cuenta que pueden existir mecanismos de sustitución y/o complementariedad entre las distintas inversiones en innovación. Por otra parte, dada la relevancia del comercio internacional en los procesos de adopción tecnológica, buena parte de la literatura empírica sobre SBTC está relacionada de manera muy cercana con la idea del comercio que mejora las capacidades (*skill-enhancing trade*), con evidencia que registra que la tecnología importada, y en general el comercio con países más desarrollados, amplía las brechas de salarios de trabajadores calificados/no

calificados y empeora la distribución del ingreso (Conte y Vivarelli, 2011; Meschi y Vivarelli, 2009).

Un análisis conjunto para 53 países de ingresos medios y bajos⁶ se presenta en Cirera y Sabetti (2019). Los resultados allí presentados van en línea con los encontrados en otros trabajos: efectos positivos para las innovaciones de producto y nulos (o poco concluyentes) para las innovaciones de procesos. Hallan también una mayor elasticidad del empleo a la innovación en productos en países de ingresos más bajos, lo que según los autores sugeriría un uso menos eficiente del factor trabajo asociado a la mayor distancia de estos países respecto de la frontera tecnológica. Por otra parte, se discute brevemente que el concepto de “innovación en procesos” abarca cuestiones muy diversas entre las cuales se hallan los cambios relacionados con la automatización, que podría impactar de manera diferente a otras innovaciones. Para evaluar esta hipótesis separan las innovaciones en procesos entre aquellas relacionadas con la automatización y las que no lo están, sin encontrar efectos diferentes a los hallados previamente (sólo para los sectores de servicios encuentran un pequeño efecto negativo sobre el empleo de las innovaciones que involucran automatización, aunque solo marginalmente significativo). La interpretación que dan es que la automatización puede afectar la composición de calificación de los trabajadores o las tareas que realizan, pero no parece haber un efecto directo sobre el empleo de las firmas en el corto plazo.

Para países de América Latina y para Argentina en particular, la primera referencia encontrada es Albornoz (2002). El autor utiliza encuestas de innovación para estudiar el sector manufacturero argentino durante 1992-1996, período caracterizado por un shock de apertura comercial y financiera (vinculado al plan de convertibilidad) que abrió un amplio “menú tecnológico” para las firmas, impulsando una catarata de innovaciones. Encuentra que los distintos tipos de resultados de innovación se asociaron negativamente con la demanda de empleo, argumentando que la tecnología incorporada en los bienes de capital importados generó una sustitución del empleo más fuerte que las complementariedades asociadas a las demandas de empleo de mayor calificación. Por otra parte, encuentra que las innovaciones que implican la incorporación de tecnologías de “automatización” y “racionalización de costos” impactan, llamativamente, de manera

⁶ Aunque no se incluyen países de América Latina. La muestra final analizada comprende unas 15.000 firmas de África, Europa Central y Asia, Este Medio y África del Norte y Asia del Sur.

positiva sobre el empleo, resultado traccionado por un mayor impulso sobre el trabajo no calificado.

Benavente y Lauterbach (2008) realizan un estudio para Chile siguiendo los lineamientos teóricos y empíricos de Harrison et al. (2014)⁷. En sus resultados encuentran que la innovación de productos afecta de manera positiva y significativa el empleo de las firmas chilenas, mientras que la innovación de procesos no registra efectos significativos. Sobre esto último, el modelo empleado les permite concluir que las ganancias de productividad debido a la innovación impulsan reducciones de precios que amplían la demanda y consecuentemente impulsan un mayor empleo, compensando los ahorros derivados de las innovaciones de procesos.

Otras referencias relevantes para la región surgen del proyecto del Banco Interamericano de Desarrollo denominado *Employment Generation, Firm Size and Innovation in Latin America: the Microeconomic Evidence*, al cual se asocian los trabajos de Elejalde et al. (2015) para Argentina, Alvarez et al. (2011) para Chile, Monge-González et al. (2011) para Costa Rica, Aboal et al. (2015) para Uruguay y, finalmente, dos trabajos comparativos para los países anteriores: Crespi et al. (2019), que compara los cuatro países (y añade también los resultados para Argentina del trabajo de Pereira y Tacsir, 2019) y Zuniga y Crespi (2013), que excluye a Costa Rica del análisis. Como resultado general de todos estos trabajos, se registra que la innovación de productos se asocia de manera positiva y significativa con el empleo, mientras que la innovación de procesos impacta de manera más ambigua, con impactos negativos, nulos o positivos dependiendo del estudio. También se analiza el vínculo entre la innovación y la composición del empleo en términos de capacidades, encontrando en general evidencia favorable sobre la hipótesis del SBTC (la innovación de productos, en particular, sería más favorable a la demanda de empleo con mayores capacidades).

En un estudio conjunto para 14 países de América Latina, Baensch et al. (2019) estiman la relación entre innovación y empleo, con el foco puesto en cómo este vínculo se ve afectado por diferentes regulaciones de los mercados laborales (considerando políticas de salarios mínimos y de indemnización), utilizando información de las encuestas a empresas del Banco Mundial. Encuentran que las innovaciones de productos impulsan el

⁷ Se cita la versión publicada del trabajo; Benavente y Lauterbach (2008) se basan en una versión previa del mismo datada en el año 2005.

empleo, pero que esta relación se pierde en entornos de mercados laborales “más rígidos” (es decir, en la caracterización de los autores, mercados con altos salarios mínimos y altas indemnizaciones). Por su parte, las innovaciones de procesos no muestran efecto sobre el empleo.

Es interesante que algunos de los trabajos citados además de analizar el impacto de distintos resultados de innovación, también estudian diferentes *estrategias* de innovación. Los trabajos de Alvarez et al. (2011); Monge-González et al. (2011) y Zuniga y Crespi (2013) distinguen entre las estrategias de “hacer” innovación (*make strategy*, relacionada con inversión en I+D por parte de la firma) y la de “comprar” innovación (*buy strategy*, vinculada a la I+D externa, licencias de patentes y *know-how*, asistencia técnica y otras actividades de innovación externas). Los resultados registran que en general las estrategias de “hacer” tienen los mayores impactos positivos sobre el empleo de las firmas.

Otro trabajo que pone de relieve la importancia de considerar las diferentes estrategias de innovación que desarrollan las empresas es el de Robert et al. (2010) para Argentina. Con un enfoque basado en la teoría de sistemas complejos para ampliar la perspectiva evolucionista y neoschumpeteriana de la innovación (Erbes et al., 2010), entienden que los resultados de innovación son una característica emergente del sistema productivo en la que interviene el desarrollo de la capacidad de absorción (i.e. reconocer nueva información externa, asimilarla y aplicarla) y de conectividad (i.e. establecer relaciones y generar interacciones que le permitan ampliar la base de conocimiento) de las firmas. Estos elementos afectarán las diferentes *estrategias* de innovación (compuestas por un conjunto de *actividades* de innovación), que serán en definitiva las que impulsarán cambios en las demandas de trabajo y sus características. Utilizando datos de una encuesta original para Argentina (realizada entre 2005 y 2008 a 403 empresas industriales de 7 ramas productivas), Robert et al. (2010) encuentran que las capacidades desarrolladas por las firmas afectan sus estrategias de innovación (a más capacidades, las estrategias son más complejas) y que estas, a su vez, impactan en los cambios de la cantidad y la calidad del empleo. En particular, las estrategias de innovación más articuladas conducen a incrementos en la cantidad de trabajadores con relación a lo observado en firmas cuyos esfuerzos innovadores no muestran un patrón estratégico claro. Por otra parte, aquellas estrategias basadas en la investigación de nuevos productos, procesos o software impactan también generando un incremento en la calificación de los trabajadores con

relación a los casos en donde falta una estrategia clara. Finalmente, encuentran que las distintas ramas de actividad poseen dinámicas específicas en las relaciones encontradas, arrojando indicios sobre la relevancia de atender esta dimensión que excede a las respuestas individuales de las firmas.

Por último, otros dos estudios específicos para Argentina se han enfocado en analizar el rol de la política pública vinculada a la innovación para estudiar los vínculos con el empleo. En primer lugar, Castillo et al. (2014) evalúan el efecto del “Programa de apoyo a la reestructuración empresarial” (PRE) para las empresas PyME, cuyo objetivo principal fue promover el incremento de la competitividad de las firmas a través de servicios de asistencia técnica y servicios profesionales. Debido a que las firmas debían identificar si solicitaban apoyo para el desarrollo de innovaciones de productos o de procesos, los autores pueden analizar de manera diferencial sus efectos. En sus resultados encuentran que el programa tuvo efectos positivos y significativos sobre el empleo, que pueden atribuirse tanto a las innovaciones de productos como de procesos. Finalmente, Fiorentin et al. (2020) encuentran que las firmas beneficiarias del “Fondo tecnológico argentino” (FONTAR) incrementan la probabilidad de obtener resultados de innovación y que eso las lleva a incrementar su complejidad en términos de una mayor demanda de trabajo calificado. Es decir, observan un efecto en la composición del empleo en términos de capacidades impulsado por la política pública, siendo el canal mediador la performance de innovación de la firma.

La Tabla 1.2 presenta una síntesis de los enfoques y resultados de los trabajos empíricos reseñados para América Latina. Se pone el foco en si se analizan distintos tipos de resultados de innovación, si consideran actividades o estrategias de innovación más allá de los propios resultados, y si se analizan efectos sobre la composición del empleo (que, en general, se asocian a medidas en la filosofía del SBTC).

Tabla 1.2: Síntesis de enfoques en la literatura empírica sobre innovación y empleo para países de América Latina inspirada en la economía de la innovación

#	Trabajo	País	Datos	Efectos sobre el empleo de:		Analiza actividades / estrategias de innovación	Considera efectos de composición en el empleo
				Innovación de productos	Innovación de procesos		
1	Albornoz (2002)	ARG	Encuestas de innovación (1992-1996)	-	-	Sí	Sí
2	Benavente y Lauterbach (2008)	CHI	Encuestas de innovación (1998-01)	+	0	No	No
3	Robert et al. (2010)	ARG	Encuesta a empresas industriales de 7 ramas productivas (campo 2005-2008)	No analizado	No analizado	Sí	Sí
4	Alvarez et al. (2011)	CHI	Encuestas de innovación Encuestas manufact. (1995-2007)	+	0	Sí	Sí
5	Monge-González et al. (2011)	CR	Encuestas de innovación (2006-07)	+	+	Sí	Sí
6	Zuniga y Crespi (2013)	ARG CHI URU	Encuestas de innovación Encuestas manufact. (distintas ventanas temporales)	No analizado	No analizado	Sí	Sí
7	Castillo et al. (2014)	ARG	OEDE Programa PRE (1996-2008)	+	+	No	No
8	Aboal et al. (2015)	URU	Encuestas de innovación (1998-2009)	+	-	No	Sí
9	de Elejalde et al. (2015)	ARG	Encuestas de innovación (1998-2001)	+	0	No	Sí
10	Crespi et al. (2019)	ARG CHI CR URU	Encuestas de innovación (distintas ventanas temporales)	+	-	No	Sí
11	Baensch et al. (2019)	14 países de AL	World Bank Enterprise Survey (2007-2009)	+	0	No	No
12	Pereira y Tacsir (2019)	ARG	Encuestas de innovación (ENDEI 2010-12)	+	0	No	Sí
13	Fiorentin et al. (2020)	ARG	Encuestas de innovación Programa FONTAR (ENDEI 2010-12)	No analizado	No analizado	No	Sí

Fuente: elaboración propia sobre la base de los trabajos citados.

1.3. Síntesis

Se concluye el capítulo con una breve apreciación general de la literatura empírica que se ha revisado. Considerando puntualmente los trabajos presentados en la Tabla 1.1 y la Tabla 1.2, que son los más cercanos en términos regionales, es posible observar que existe una escisión en los enfoques, con una preponderancia diferente en las cuestiones de análisis y con escasos puntos de conexión en las aplicaciones empíricas de cada grupo de trabajos.

En los estudios relacionados con el enfoque de tareas de las ocupaciones (Tabla 1.1) la medición de la innovación solo se realiza en pocos casos de manera explícita y, en general, a partir de la consideración de la incorporación o el uso de TIC. Si bien esta se operacionaliza de distintas maneras (adopción de TIC en general, de “tecnologías complejas”, uso de banda ancha de internet, etc.), no se considera información específica de la innovación como un proceso complejo, con múltiples dimensiones, en el que interviene decisivamente el actuar de las firmas. Esta es la cuestión en la que se pone el foco en los estudios asociados a la literatura de la economía de la innovación (Tabla 1.2), donde se desgranar las diferentes estrategias y resultados de innovación que obtienen las firmas para estudiar su vínculo con el empleo. Sin embargo, en esta línea de análisis los cambios cualitativos en el empleo, en términos de su estructura y características, se han observado generalmente solo a partir de observar las capacidades de los trabajadores (idea asociada al SBTC, apareciendo aquí cierta conexión entre ambas literaturas, al menos en los puntos de partida del análisis que considera la posibilidad de que la innovación sea complementaria con las capacidades de los trabajadores). Entonces, los estudios desde la perspectiva evolucionista no añaden las ideas vinculadas a los diferentes tipos de tareas y el potencial de desrutinización que caracteriza a las distintas ocupaciones y, por ende, su empleo agregado. Es en este espacio de desconexión entre las dos ramas de la literatura en donde la presente investigación busca insertarse, aportando una perspectiva novedosa en el análisis de la cuestión. En el capítulo siguiente se presentará el marco teórico de análisis que surge de un esfuerzo por combinar los distintos enfoques.

2. Marco teórico

La propuesta es realizar una combinación novedosa de enfoques teóricos que servirán para guiar el trabajo empírico de la investigación. Específicamente, se combinarán las ideas provenientes del enfoque de tareas de la literatura de la economía laboral con el análisis del impacto de la innovación sobre el empleo de la literatura neoschumpeteriana de innovación. A continuación, luego de resumir los elementos principales de estas líneas teóricas, se plantea el marco conceptual propuesto como una síntesis entre ambas literaturas.

2.1. El enfoque de tareas

Esta línea de la literatura se basa fundamentalmente en los trabajos de David H. Autor y otros autores, que amplían la concepción tradicional de la función de producción para incorporar la distinción entre factores productivos y *tareas* que realizan esos factores productivos (Acemoglu y Autor, 2011). Como se expresa en Acemoglu (2015), este desarrollo está inspirado en la idea de que el progreso tecnológico es “localizado” en el sentido de Atkinson y Stiglitz (1969), al considerar que las nuevas tecnologías afectan técnicas o procesos particulares (tareas en este caso) de la producción y no a la función de producción completa, como suele ser asumido por las visiones más ortodoxas del CT. Como punto de partida, se entiende que los factores productivos prestan determinados servicios que se relacionan con las *tareas* que desempeñan para realizar la producción. La división de tareas entre el capital y el trabajo, o entre trabajadores con diferentes niveles de calificación, no es fija y dependerá de cuestiones tanto tecnológicas como económicas. Es decir, la asignación de una determinada tarea previamente realizada por, por ejemplo, la mano de obra (factor trabajo) podría comenzar a ser realizada por una máquina (factor capital) siempre que: i) la tecnología lo permita; ii) resulte económicamente conveniente. La intersección de estas dos fuerzas no es otra cosa que una consideración de ventaja comparativa en términos de la asignación de los factores a las tareas (Autor, 2013).

Específicamente, la hipótesis de la *desrutinización* del trabajo parte de la idea de que ciertas tareas tienen la característica de ser *rutinarias*, es decir que son codificables o reducibles a un conjunto preciso de instrucciones, de tal manera que, codificación mediante, una computadora, una máquina o un robot podrían reproducir esa tarea sin mayores inconvenientes. Las tareas rutinarias se caracterizan por encontrarse bien entendidas y en su desarrollo no es preponderante la aparición de inconvenientes inesperados; no se requiere de la improvisación como regla general. De esta manera, el veloz incremento en la capacidad computacional, la baja en los precios de las computadoras y los avances en robótica registrados en las últimas décadas (Brynjolfsson y McAfee, 2011; Ford, 2016; Levy y Murnane, 2004; Nordhaus, 2007) pueden impulsar una ventaja comparativa para que estas tareas rutinarias sean automatizadas, desplazando al factor trabajo de las mismas.

Las tareas rutinarias no son las únicas que componen las actividades u ocupaciones laborales que realiza el ser humano, ya que existe otro conjunto de tareas para las que no hay una manera sencilla de transmitirlos en forma de instrucciones para que sean reproducidas por una computadora o un robot; estas conformarán un conjunto de tareas de tipo *no rutinario* que no encuentran sustituto cercano en tareas rutinarias. En Autor (2014) se toma la idea de que “podemos saber más de lo que podemos decir” (Polanyi, 1966), y se define la “paradoja de Polanyi”. Esta hace referencia a la idea de que el “conocimiento tácito” que poseen los seres humanos les permite realizar ciertas tareas de manera relativamente sencilla, pero resulta mucho más complejo si las mismas se quieren poner en palabras o trasladar a instrucciones. La paradoja se encuentra en que el conocimiento tácito de cómo funcionan las cosas y el desarrollo de las actividades excede la comprensión explícita que tienen las personas acerca del funcionamiento del mundo. Algunos ejemplos típicos expuestos en Polanyi (1966) incluyen la idea de que una escuela de manejo no puede nunca transmitir todo el conocimiento necesario para conducir un auto; que el conocimiento fisiológico del cuerpo es muy diferente al que poseen las personas de manera tácita sobre el suyo propio; y que las reglas de la rima y la prosodia no pueden explicar lo que transmite un poema, aun si se desconoce cualquier tipo de regla formal.

Otra dimensión de caracterización de las tareas que se combina con la de rutinas contempla si estas requieren de esfuerzos *manuales* o *cognitivos* (a veces también llamados “abstractos”). Se tendrán *tareas manuales rutinarias*, que involucran la

realización de actividades repetitivas o codificables requiriendo algún tipo de esfuerzo físico y *tareas cognitivas rutinarias*, con actividades codificables, pero en donde el esfuerzo es predominantemente intelectual. Paralelamente, actividades que requieren adaptabilidad y capacidades para solucionar problemas novedosos, intuición, creatividad y persuasión, se catalogan como *tareas cognitivas no rutinarias*. Mientras que las *tareas manuales no rutinarias*, precisarán de flexibilidad y adaptabilidad física al entorno, habilidades sensoriales y motoras e interacciones interpersonales no predeterminadas, entre otras características.

El CT, entonces, tendrá un rol en generar sustitutos para las tareas rutinarias, manuales y cognitivas, que componen una ocupación a través de la automatización, pero, en la vereda opuesta, las tareas no rutinarias, manuales y cognitivas, no podrán ser automatizadas de manera sencilla y es esperable que el CT pueda complementarlas en lugar de sustituirlas, especialmente a las cognitivas no rutinarias.

La Tabla 2.1 condensa la información sobre los diferentes tipos de tareas presentados y ejemplifica con algunas ocupaciones que podrían caracterizarse como intensivas en cada tipo de tareas. Es importante remarcar que el enfoque de tareas pone de relieve que un trabajo o una ocupación es justamente un agregado de diversas tareas y por ende un determinado tipo de tarea no define por completo a la misma.

Tabla 2.1: Tipos de tareas y potencial de automatización. Ejemplos de ocupaciones y niveles típicos de calificación y salarios

TAREAS	Rutinarias	No rutinarias
Manuales	Potencial de automatización: alto	Potencial de automatización: bajo
	Ejemplos de tareas: seleccionar, ordenar, clasificar, confeccionar, almacenar Ejemplos de ocupaciones: operarios de la producción, empleos de reparación Niveles de calificación y salarios típico: intermedios	Ejemplos de tareas: aquellas que requieran flexibilidad y adaptabilidad física y sensorial Ejemplos de ocupaciones: jardineros, conductores de vehículos, ocupaciones de limpieza, mozos Niveles de calificación y salarios típico: bajos
Cognitivas	Potencial de automatización: alto	Potencial de automatización: bajo
	Ejemplos de tareas: elaboración de registros, realización de cálculos, provisión de información Ejemplos de ocupaciones: ventas, trabajo administrativo y de oficina Niveles de calificación y salarios típico: intermedios	Ejemplos de tareas: realizar diagnósticos, persuadir, pensar estratégicamente Ejemplos de ocupaciones: abogados, médicos, científicos Niveles de calificación y salarios típico: altos

Fuente: adaptado de Autor et al. (2003), ampliado a partir de Acemoglu y Autor (2011) y Autor (2015).

El enfoque de tareas permite además dar una explicación teórica a fenómeno de polarización laboral observado en las economías norteamericana y europeas (Autor et al., 2006; Goos y Manning, 2007; Goos et al., 2014). Los trabajos citados observan que las tareas rutinarias suelen ser preponderantes en un amplio conjunto de ocupaciones que requieren generalmente trabajadores de calificación media, tanto en actividades manuales como cognitivas, que se hallan en el centro de la distribución de retribuciones salariales. De esta manera, el CT con un sesgo hacia la sustitución de tareas rutinarias (el “RBTC”) impacta generando un “ahuecamiento” del mercado laboral.

Otro factor relevante para pensar en la relación entre CT y empleo es la factibilidad de *deslocalización* que tienen las ocupaciones (del inglés *offshoring*), definida como el potencial que poseen las actividades del trabajo de ser realizadas (para el mismo empleador y los mismos clientes) desde un país extranjero, pero siguiendo con la provisión del bien o servicio en el país local (Blinder y Krueger, 2013). Claramente las posibilidades de deslocalización de la producción se relacionan con las tareas mismas embebidas en las ocupaciones y por ende también con las posibilidades tecnológicas y económicas. En este sentido, características relacionadas al entorno de trabajo y tareas de la ocupación harán que la misma sea más o menos propensa a ser deslocalizada. Por ejemplo, si es necesario mantener discusiones cara a cara, inspeccionar equipamiento o manipular y mover objetos, las chances de que la actividad sea deslocalizable serán menores. Una serie de trabajos discuten y combinan el enfoque de tareas y las posibilidades de deslocalización de la producción (Acemoglu y Autor, 2011; Autor, 2013; Blinder, 2009; Firpo et al., 2011; Goos et al., 2014; Heyman, 2016; entre otros).

2.2. Cambio tecnológico y empleo desde la economía de la innovación

En la literatura neoclásica el modelo estándar de comportamiento de las firmas plantea el objetivo de la maximización de beneficios sujeto a restricciones tecnológicas y económicas. Específicamente, la restricción tecnológica se materializa en la existencia de una función de producción claramente establecida en la que los factores productivos (capital y trabajo, en las versiones más sencillas) pueden sustituirse de manera más o menos suave para producir un determinado nivel de producto. Las restricciones económicas implicarán buscar la minimización de los costos, en donde los precios de los factores productivos serán determinantes para la elección del *mix* óptimo entre los

mismos. De esta manera, la firma enfrentada a una demanda en el mercado alcanza el nivel de producción deseado a mínimo costo, maximizando consecuentemente los beneficios.

Estas consideraciones del esquema neoclásico sobre el comportamiento de la firma conforman un elemento central sujeto a la crítica de la literatura neoschumpeteriana o evolucionista, que brinda el herramental teórico al estudio de la economía de la innovación (Nelson y Winter, 1982a; caps. 1 y 7). Desde esta perspectiva no existe una función de producción bien definida a partir de la cual se pueda hacer el ejercicio de optimización, ni tampoco tienen las firmas la capacidad de procesar (ni el acceso a) toda la información que se necesita para optimizar: la racionalidad es limitada y la información incompleta. El comportamiento se modeliza en cambio a partir de reglas de decisión, heurísticas, que van moldeando las oportunidades de las firmas en el mercado y generando procesos de aprendizaje que retroalimentan las reglas⁸. Si bien las firmas se guían por los precios y las oportunidades de obtener mayor rentabilidad, utilizan sus reglas de comportamiento para realizar búsquedas locales en las combinaciones de insumos, las técnicas productivas o los productos que ya produce y conoce: el patrón completo de posibilidades, implícito en la función de producción, no es conocido de antemano como en la propuesta neoclásica.

Desde la perspectiva evolucionista, la innovación se concibe como endógena al propio sistema de comportamiento de las firmas y de selección de los mercados. En conjunto con otras decisiones microeconómicas de las firmas (cuánto invertir, cuánto y qué producir, qué insumos utilizar, etc.), la misma se realiza en un proceso que combina los procedimientos operativos y de inversión de las firmas y la retroalimentación a partir del aprendizaje sobre qué decisiones funcionan mejor para la rentabilidad, que depende de la selección que hace el mercado en cada momento sobre cuáles son las mejores decisiones. Es decir, se asume que las firmas están motivadas por la búsqueda de beneficios, en procesos iterativos de cambio permanente orientado por la propia evolución de las reglas de comportamiento micro, el aprendizaje y las condiciones del entorno sectorial y del mercado.

⁸ El término preciso utilizado en Nelson y Winter (1982a) es el de “*routines*”. Se ha evitado aquí la traducción literal de esta palabra para no confundir el concepto con el de actividades “rutinarias” que se emplea de manera extensiva en este trabajo de investigación.

Es particularmente relevante en esta concepción considerar que las firmas se encuentran inmersas en un entorno que las condiciona y que a su vez ellas retroalimentan, lo cual queda resaltado en los enfoques que analizan los procesos de innovación y el desarrollo a partir del lente de la teoría de la complejidad⁹. Aquí, la innovación es un resultado emergente de dinámicas no lineales de procesos de aprendizaje impulsados por las diversas capacidades de las firmas y la retroalimentación entre ellas. Ello no ocurre en el vacío, sino en un entorno institucional que, en conjunto con las conductas creativas y adaptativas de las organizaciones, afecta las dinámicas de competencia, cambio estructural y causación acumulativa (Robert y Yoguel, 2010).

Para la presente investigación, será relevante considerar las especificidades del contexto de desarrollo del país y la región al momento de avanzar en la interpretación de los resultados. Diversos trabajos han reflexionado sobre las características particulares de los procesos de CT e innovación en países en desarrollo (Bell y Pavitt, 1993; Katz, 1987a; Teitel, 1981). En estos trabajos se pone de manifiesto la insuficiencia de las visiones más tradicionales que consideraban a los países menos industrializados como meros adoptantes de tecnologías creadas en latitudes de mayor desarrollo. Se ha resaltado la relevancia de entender que la adopción se combina con esfuerzos e innovaciones locales y que la difusión internacional de tecnologías requiere del desarrollo de capacidades propias que permitan hacerla viable, proceso en el cual se fomentan también innovaciones incrementales. Las capacidades tecnológicas surgirán, a su vez, como resultado de una compleja interacción entre la estructura de incentivos, moldeada por las decisiones de política, los recursos humanos existentes, los esfuerzos tecnológicos y los factores institucionales (Lall, 1992). De manera más amplia, los sistemas nacionales de innovación difieren entre países y sus elementos conformantes se encontrarán condicionados y determinados por los niveles de desarrollo (Fagerberg y Srholec, 2009; Lundvall, 2010; Lundvall et al., 2011; Nelson, 1993). La calidad de las instituciones y las políticas (Cimoli et al., 2009), el contexto macroeconómico (Arza, 2007), la inserción internacional (Katz, 2000; Pietrobelli y Rabellotti, 2009), las características micro de los

⁹ Siguiendo a Robert y Yoguel (2010), “un sistema complejo se caracteriza por un conjunto de dimensiones que incluyen: (i) el aprendizaje de adaptación e interacción con el medio ambiente, (ii) la presencia de mecanismos de retroalimentación positiva, (iii) las propiedades emergentes (macroestructura explicada sobre la base de la dinámica de las interacciones locales a nivel micro), (iv) la incertidumbre ontológica, (v) la capacidad creativa de los componentes del sistema, y (vi) la coexistencia de orden fuera del equilibrio derivado de la correlación de creencias de las organizaciones (autoorganización) y la decorrelación de creencias que da lugar al cambio (autotransformación)”.

actores involucrados (Crespi y Zuniga, 2012), las redes que se forman entre ellos (Primi y Rovira, 2011), y las regulaciones locales de propiedad intelectual (Hudson y Minea, 2013) determinarán dinámicas de innovación particulares. Especialmente para las economías latinoamericanas, el rol central de estos elementos ha sido puesto de manifiesto en varios de los estudios citados (ver también Katz, 1984; Katz, 1987b).

Específicamente, interesa para el marco teórico que guía esta investigación el rol central que tienen las conductas de las firmas en interacción permanente con su contexto particular. Las estrategias de innovación y la introducción de nuevas técnicas, tecnologías o productos, es explicada como parte de las decisiones de búsqueda propias de la firma en su comportamiento habitual, que, a diferencia de lo que ocurre en los modelos de tradición neoclásica, no es posible plasmar como una decisión informada por un conjunto predeterminado y preciso de opciones (plasmado en las funciones de producción), ni tampoco pensar como desarrollos externos y aislados del actuar de las firmas.

En cuanto a la relación entre innovación y empleo desde una perspectiva asociada al evolucionismo, existe una variedad de trabajos que se enfocan en analizar en términos teóricos y empíricos cuáles son los impactos de las distintas decisiones de innovación sobre la demanda de empleo. En el capítulo previo se realizó una revisión de la literatura empírica, haciendo foco en Argentina y América Latina. Allí pudo observarse que existe un particular interés en considerar la innovación en toda su complejidad, contemplando diferentes estrategias de innovación y diferentes resultados de innovación.

Una de las distinciones más importantes que se analiza en este sentido es el impacto diferencial de las innovaciones de procesos versus las innovaciones de productos. Las *innovaciones de procesos*, que abarcan al CT incorporado (es decir, innovaciones corporizadas en bienes de capital), al intangible (por ejemplo, nuevas técnicas de producción) y también cambios organizacionales (Edquist et al., 2001, cap. 3), tienen desde un punto de vista teórico un impacto inmediato ahorrador de trabajo ya que su objetivo principal suele estar asociado al ahorro de recursos. Esta es la fuente fundamental que sustenta el “temor tecnológico” que históricamente se ha manifestado de diversas maneras. La discusión teórica no culmina allí, ya que a partir de una innovación de proceso se ponen en marcha los llamados “mecanismos de compensación” que abarcan un conjunto de fuerzas que en mayor o en menor medida contrarrestan los efectos iniciales de ahorro de trabajo (Vivarelli, 2007, 2014). Estos mecanismos poseen efectos a distintos niveles de agregación: de derrame entre firmas, sectores y efectos de demanda agregada

a nivel macro. El efecto inicial de ahorro de trabajo que conlleva la innovación en proceso se contrapone entonces con un conjunto de mecanismos de compensación, generando una predicción teórica ambigua respecto del efecto neto y por lo tanto requiriendo de análisis empíricos para dilucidarlo.

La *innovación de productos*, por su parte, implica un “efecto bienestar” relacionado con el surgimiento de nuevos mercados y nuevas demandas, que son propulsoras de mayores niveles de empleo; por otro lado, se pone en marcha también un “efecto sustitución”¹⁰, vinculado al recambio de empleo relacionado con los diferentes requerimientos de trabajo, es decir, las diferentes productividades laborales entre las líneas de producción viejas y las nuevas (Edquist et al., 2001, cap. 4). En suma, ello arroja un efecto final nuevamente ambiguo que dependerá de cada caso particular y llama también a la investigación empírica.

Finalmente, en la literatura se resalta la relevancia de las diversas *estrategias y actividades de innovación* que realizan las firmas. De acuerdo con el Manual de Oslo (OECD/Eurostat, 2018), publicación que guía la recopilación, el reporte y el uso de información estadística sobre innovación en el mundo, se definen como actividades de innovación a todas aquellas “*actividades de desarrollo, financieras y comerciales emprendidas por una empresa que están destinadas a obtener una innovación para la empresa*”. Entre estas actividades se incluyen los esfuerzos explícitos que las firmas llevan adelante con el objetivo de obtener resultados de innovación de cualquier tipo y que abarcan gastos en I+D internos a la firma, el desarrollo de actividades creativas de ingeniería y diseño, adquisición de maquinarias o equipos informáticos y otras actividades (ver OECD/Eurostat, 2018, cap. 4). El desarrollo de estas y la manera en que se articulan implicarán diferentes enfoques o estrategias innovativas que tendrán impacto en términos de empleo y reorganización de las actividades de las firmas y que por ende son importantes de considerar. Distintos trabajos empíricos reseñados en el capítulo precedente han considerado esta dimensión para estudiar la cuestión.

La Tabla 2.2 resume de manera estilizada las ideas condensadas en los párrafos precedentes. Es importante resaltar que si bien la literatura teórica evolucionista construye mecanismos que permiten avanzar predicciones sobre los impactos de distintas

¹⁰ Los conceptos de “efecto bienestar” y “efecto sustitución” para analizar los impactos de la innovación de productos provienen de Katsoulacos (1984).

actividades y resultados innovadores, también se concentra en subrayar permanentemente la necesidad de avanzar en estudios empíricos que permitan aprender de cada contexto y circunstancia histórica e institucional particular.

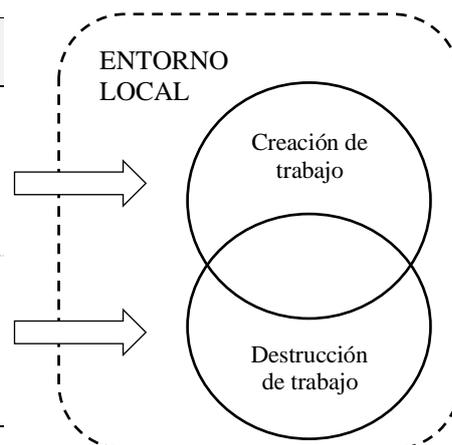
A manera de síntesis pueden esquematizarse tres elementos centrales que desde esta perspectiva teórica son relevantes para analizar el vínculo entre innovación y empleo.

- En primer lugar, es decisión de las firmas la manera en que se vinculan con la innovación. Existe una variedad amplia de actividades de innovación en las que las firmas pueden involucrarse: comprar equipamiento; adquirir licencias tecnológicas; contratar diseñadores o ingenieros industriales para mejorar la calidad de productos o racionalizar los procesos; montar un laboratorio de I+D para desarrollar tecnología propia; decidir, en cambio, conectarse con actores externos en procesos de innovación abierta, etc. La elección entre estas diversas opciones es una decisión microeconómica que estará condicionada por el contexto y los problemas que se desean resolver y también por las reglas propias de comportamiento de la firma.
- En segundo lugar, los resultados de innovación particulares que alcancen las firmas pondrán en movimiento efectos de creación y destrucción de trabajo. Algunas de estas dinámicas pueden anticiparse teóricamente a partir del tipo particular de innovación obtenido, pero otros dependerán del funcionamiento de los mercados de bienes y de trabajo, que impulsarán o desalentarán aquellas fuerzas de creación y destrucción.
- En tercer lugar, el accionar de las firmas se encuentra inmerso en un determinado contexto de desarrollo del país o región analizada, con su estructura económica y características institucionales que condicionarán esas acciones. El entorno tecnológico local, que interactúa con el paradigma tecno-económico dominante, se interrelacionará con las particularidades de los mercados laborales locales e internacionales, implicando efectos que serán propios de la latitud que se esté analizando, motivando a estudiar empíricamente la cuestión.

Tabla 2.2: Relación entre innovación y empleo desde la literatura evolucionista

	Resultados de innovación	Desplazamiento de trabajo	Mecanismos de compensación
Actividades de innovación	Innovación en productos	Efecto sustitución, caída del empleo en la producción de viejos productos	Efecto “bienestar”: nuevos mercados y mayor demanda
	Innovación en procesos	Efecto productividad reduce demanda de trabajo	Mayor demanda, reducción de costos y precios, mayores beneficios y niveles de inversión

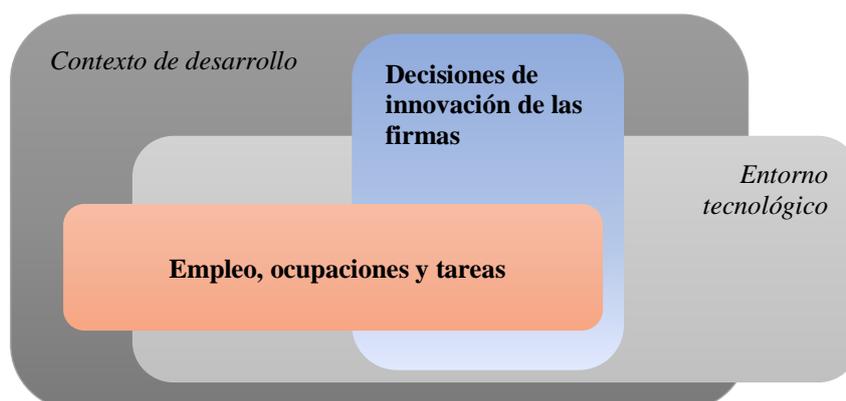
Fuente: adaptado a partir de Harrison et al. (2014) y Vivarelli (2015).



2.3. Síntesis de las literaturas

Con los elementos teóricos de ambas ramas de la literatura reseñadas, se realiza una síntesis que será la base para guiar el diseño de la investigación en términos de objetivos, hipótesis y metodología empírica (elementos desarrollados en el Capítulo 3). El marco teórico se representa a través del Esquema 2.1 y se explica a continuación.

Esquema 2.1- Marco teórico propuesto



Fuente: elaboración propia.

Como punto de partida, las firmas del país se hallan condicionadas por el contexto en el que toman sus decisiones; así, existen particularidades asociadas al entorno que afectan

las decisiones de las firmas en general y aquellas relacionadas con la innovación en particular: el proceso decisorio, las reglas de comportamiento y el entorno de mercado, entre otras características no es igual para países que se encuentran en distintas etapas de desarrollo y por lo tanto, la realidad argentina en particular será condicionante. Simultáneamente, este contexto de desarrollo imprime características sobre la oferta de empleo existente en el país y la conducta de las firmas afecta la demanda que se hace del mismo, en términos de ocupaciones y requerimientos de tareas.

Transversal a los elementos anteriores se encuentra el entorno tecnológico, que representa una suerte de stock de conocimiento y tecnología, parte del cual provendrá de otras latitudes y niveles de desarrollo, parte del cual será local y consistirá en innovaciones propias de las empresas y del sistema científico del país. El mismo se retroalimenta con las decisiones y resultados de innovación de las firmas locales, que, dentro del contexto de desarrollo, toman decisiones sobre las demandas de empleo, ocupaciones y tareas. Este entorno también abarca las grandes tendencias tecnológicas que impulsan cambios rotundos y significativos, las llamadas tecnologías de utilidad general (GPT por las siglas en inglés de *general purpose technologies*), tales como la electricidad, o más contemporáneas en el tiempo, las tecnologías digitales y la inteligencia artificial. Imbuidas en este contexto y motivadas por la búsqueda de beneficios, las firmas exploran invirtiendo en innovación, lo cual afecta directamente los requerimientos del factor trabajo, de manera diferente según desarrollen diversas estrategias de innovación y obtengan diferentes resultados a partir de ellas. Las particularidades de las ramas productivas a las que las firmas pertenecen (por ejemplo, si son sectores en los que predominan las inversiones en conocimiento o si, en cambio, son sectores más tradicionales que producen a gran escala) también afectará el tipo particular de innovaciones que se impulsen, imprimiendo características distintivas sobre la demanda de trabajo.

Las oportunidades tecnológicas y económicas moldearán en caso de ser provechoso el ahorro de ciertas tareas realizadas por el factor trabajo, siendo sustituido por tecnologías que desplazan esa parte de las actividades previamente realizadas por el recurso humano. En particular, los componentes rutinarios del proceso productivo son aquellos más factibles de ser realizados por computadoras, máquinas o robots debido a que la facilidad de codificación de estas actividades en una serie de instrucciones precisas las vuelve más propensas a ser interpretadas por procesos automatizados. Simultáneamente, estas

tecnologías tienden a complementarse con otras tareas menos rutinarias del proceso productivo, asociadas en muchos casos a capacidades más elevadas o al conocimiento tácito que poseen los trabajadores.

En suma, las firmas más relacionadas con la innovación tenderán a automatizar las actividades más rutinarias que realizan los trabajadores introduciendo tecnologías que impulsan a su vez una mayor demanda relativa del saber no rutinario de las personas. Todo este proceso, condicionado por el entorno tecnológico y el contexto particular de desarrollo local.

3. Diseño de la investigación. Objetivos, fuentes de datos y metodologías

3.1. Objetivos e hipótesis

Un objetivo general y tres específicos estructuran la tesis. Luego de plantearlos, se presentan las hipótesis relacionadas.

Objetivo general

Estudiar la relación existente entre la innovación y el empleo, el tipo de ocupaciones y tareas que realizan los trabajadores y la polarización laboral en Argentina, poniendo de relieve el rol de las firmas como actores centrales en los procesos de innovación y desrutinización del empleo.

Objetivo específico 1

Caracterizar las ocupaciones laborales y su evolución en la economía argentina. Indagar acerca del uso de tecnología en las ocupaciones y en la existencia de polarización laboral.

Objetivo específico 2

Estudiar las ocupaciones desde el enfoque de tareas y su rol en el empleo de Argentina. Determinar si existe evidencia de “desrutinización” y de polarización laboral.

Objetivo específico 3

Establecer el rol de las firmas en los procesos de desrutinización y polarización laboral. En particular, analizar el rol que juegan distintos perfiles de innovación de las firmas en estos procesos.

Hipótesis

Se postula que la innovación imprime cambios en la estructura del empleo en términos de las capacidades de los trabajadores y de las tareas que los mismos realizan al desempeñar sus ocupaciones laborales. En particular, las transformaciones tienden a generar la disminución de tareas de tipo rutinario y el aumento de las de tipo no rutinario debido a la mayor posibilidad de automatizar aquellas tareas rutinarias. Para comprender este proceso es central considerar la actitud de las firmas frente a la innovación: es en aquellas más vinculadas a la innovación en donde esta transformación se acentúa.

Específicamente,

- A. Existe un proceso de *desrutinización*; es decir, las tareas de tipo más rutinario decrecen al tiempo que las menos rutinarias aumentan en la estructura del empleo.
- B. Se aprecia un patrón de *polarización laboral*: esto es, un incremento de la participación en el empleo de ocupaciones con capacidades altas y bajas en detrimento de los empleos con capacidades intermedias.
- C. Los fenómenos de desrutinización y polarización laboral se presentan particularmente y con mayor intensidad al considerar el empleo que demandan las *firmas innovativas*, debido a que son las que muestran un vínculo activo con la introducción de diferentes tipos de novedades.

3.2. Enfoque metodológico y recorrido por los análisis empíricos

La metodología propuesta para avanzar sobre los objetivos y evaluar las hipótesis se compone de diversos ejercicios cuantitativos en los que se utilizarán análisis descriptivos, estadísticos y econométricos. Para realizarlos se recurre a distintas fuentes de información entre las que se encuentran: encuestas de innovación de Argentina con registros a nivel firma; datos a nivel trabajador que incluyen información laboral y ocupacional (tanto de encuestas como de registros administrativos); y la base de datos O*NET, con registros que caracterizan a las ocupaciones en diferentes dimensiones. En la sección siguiente se describe con detalle cada una de las fuentes de datos.

A manera de “mapa” del resto del capítulo y de las aplicaciones empíricas que se realizan, la Tabla 3.1 sintetiza los objetivos específicos, las fuentes de datos y las metodologías de análisis que se utilizarán. También se especifican allí las subsecciones que contienen los

detalles metodológicos por objetivo y la referencia a los capítulos que presentan los resultados.

Tabla 3.1: Síntesis de la metodología y fuentes de información

Objetivo específico	Fuentes de datos principales	Tipo de análisis principal	Sección de metodología detallada	Capítulo de resultados
<i>1- Caracterizar las ocupaciones laborales y su evolución en la economía argentina. Indagar acerca del uso de tecnología en las ocupaciones y en la existencia de polarización laboral.</i>	<i>Encuesta Permanente de Hogares (EPH)</i>	<i>Descriptivo – Exploratorio</i>	<i>3.4.1</i>	<i>Capítulo 4</i>
<i>2- Estudiar las ocupaciones desde el enfoque de tareas y su rol en el empleo de Argentina. Determinar si existe evidencia de “desrutinización” y de polarización laboral.</i>	<i>Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA)</i> <i>Red de Información Ocupacional (O*NET)</i>	<i>Descriptivo – exploratorio</i> <i>Econométrico (datos de panel; unidad de análisis: individuo)</i>	<i>3.4.2</i>	<i>Capítulo 5</i>
<i>3- Establecer el rol de las firmas en los procesos de desrutinización y polarización laboral. En particular, analizar el rol que juegan distintos perfiles de innovación de las firmas en estos procesos.</i>	<i>Encuesta Permanente de Hogares (EPH)</i> <i>Encuesta Nacional de Dinámica del Empleo e Innovación (ENDEI)</i> <i>Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA)</i> <i>Red de Información Ocupacional (O*NET)</i>	<i>Econométrico (datos de panel; unidades de análisis: individuos y firmas)</i>	<i>3.4.3</i>	<i>Capítulo 6</i>

Fuente: elaboración propia.

Para el Objetivo específico 1, se recurre a la EPH como fuente de información principal para caracterizar las ocupaciones en términos de empleo, salarios, nivel educativo y uso de tecnologías. Se registra la evolución temporal de las distintas características y se busca evidencia acerca de la presencia de polarización laboral y salarial. De esta manera, se comienza el trabajo con un panorama contextual, exploratorio, sobre la estructura del empleo en términos de ocupaciones, sus características y evolución temporal. Los detalles metodológicos sobre cómo se han trabajado los datos de la EPH, la definición y construcción de variables, las técnicas de análisis para observar la polarización, y otras particularidades del análisis empírico se presentan en la subsección 3.4.1. Los resultados relacionados con estos análisis se encuentran en el Capítulo 4 de la tesis.

El Objetivo específico 2 avanza empleando la caracterización de las ocupaciones a partir de las distintas tareas que se desempeñan en ellas, en términos de trabajo manual o cognitivo y niveles de rutinas. Con este fin se reconstruye la evolución de las ocupaciones en el empleo de una muestra de empresas del sector manufacturero argentino (la muestra de la ENDEI) y se combina con información del programa O*NET para realizar la caracterización de tareas. El análisis evidencia la intensidad de las distintas tareas en el empleo agregado, primero, y luego explora cómo se relaciona la experiencia de los trabajadores en distintos tipos de tareas con la probabilidad de ser empleados en las empresas de la muestra. La subsección 3.4.2 presenta los detalles metodológicos de construcción de variables y análisis econométricos, mientras que en el Capítulo 5 se presentan los resultados relacionados a este objetivo.

Por último, en el Objetivo específico 3 se considera de manera central la heterogeneidad de las firmas y sus comportamientos en términos de innovación para analizar la relación con las características del empleo que demandan. Se observa la estructura del empleo intra-firma, su evolución en términos de capacidades y niveles de rutinas de las ocupaciones y la relación que existe con distintos comportamientos innovativos. Por otro lado, se analiza cómo la experiencia de los trabajadores en diferentes tipos de tareas afecta su probabilidad de empleo según se consideren firmas con diferentes perfiles innovadores. La presentación minuciosa de la metodología para avanzar en estos ejercicios se realiza en la subsección 3.4.3 y los resultados se exponen en el Capítulo 6 de la tesis.

Como fue resaltado en los párrafos precedentes, el resto del capítulo presenta los detalles metodológicos de la totalidad de las aplicaciones empíricas. En la lectura de los resultados, presentados en los Capítulos 4, 5 y 6, se referirá cuando se considere necesario a los elementos aquí expuestos. Dichos capítulos cuentan con toda la información necesaria para que pueda hacerse una lectura de corrido, evitando en la medida en que fue posible interrupciones con detalles metodológicos.

3.3. Fuentes de datos e información

Los datos empleados en los ejercicios cuantitativos provienen de cuatro fuentes secundarias principales (1- Encuesta Permanente de Hogares, INDEC; 2- Sistema Integrado Previsional Argentino, Ministerio de Trabajo, Empleo y Seguridad Social; 3-

Red de información ocupacional “O*NET”, patrocinada por el Departamento de Trabajo de los EEUU; 4- Encuesta Nacional de Dinámica del Empleo e Innovación 2010-2012, Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva y Ministerio de Trabajo, Empleo y Seguridad Social). Las bases de datos poseen unidades de análisis diferentes y serán combinadas convenientemente y de manera novedosa para avanzar sobre los distintos objetivos. A continuación, se describe cada una de ellas con mayor profundidad.

Bases de microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH)

Desde el primer relevamiento de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH), en 1972, la misma se constituye en el insumo principal con el que se elaboran indicadores sociales y laborales de manera regular en Argentina. Luego de diversas modificaciones y ampliaciones en su alcance geográfico, a partir del año 2003 la encuesta pasa de recolectarse de manera “puntual”, con dos ondas en cada año (mayo y octubre), a realizarse de manera “continua”, con cuatro ondas distribuidas a lo largo del año (una por trimestre), cubriendo de manera representativa los principales rasgos que caracterizan a la población urbana en Argentina. Esta última versión de la encuesta (que continúa hasta el día de hoy, aunque con algunas interrupciones y cambios metodológicos) será la empleada en este trabajo debido al período temporal que permite abarcar de manera consistente, comenzando la ventana temporal analizada en el tercer trimestre de 2003 y finalizando en el cuarto trimestre de 2017, sumando en total 54 ondas de la encuesta¹¹.

Particularmente de interés será la información que la EPH recaba sobre la situación ocupacional de la población (empleo, desempleo, inactividad), la ocupación que desempeñan los ocupados (que utiliza el “Clasificador Nacional de Ocupaciones”

¹¹ El período analizado suma en realidad 58 trimestres, de los cuales cuatro no contaron con recopilación o publicación de encuesta; a saber: tercer trimestre de 2007; tercer y cuarto trimestre de 2015; y primer trimestre de 2016. La onda correspondiente al tercer trimestre de 2007 no se encuentra disponible debido a que por problemas administrativos no pudieron ser relevados aglomerados cruciales de la encuesta. Desde 2007 el INDEC sufrió cuestionamientos acerca de la calidad de sus estadísticas debido a la sospecha de intervención política del organismo; en particular, desde ese año los microdatos de la EPH dejaron de ser difundidos de manera regular para ser publicados conjuntamente a partir de 2009, luego de revisiones y modificaciones en todas las bases de microdatos (para una revisión de los cambios metodológicos y los efectos sobre distintas tasas del mercado laboral pueden verse los trabajos de Arakaki, 2016; y Pacífico et al., 2011). Los cuestionamientos al organismo de estadística fueron incrementando durante el período 2007-2015 y las bases de la EPH dejaron de publicarse a partir del tercer trimestre de este último año; el nuevo gobierno que asumió en diciembre de 2015 buscó recuperar el normal funcionamiento del INDEC reintroduciendo la publicación de la EPH en el segundo trimestre de 2016. Cuando se presente información agregada a frecuencia anual, en caso de existir ondas faltantes la misma se corresponde con valores obtenidos a partir de las ondas existentes para ese año.

versiones 2001 y 2017), las horas que trabajan por semana, el salario percibido y el máximo nivel educativo alcanzado, entre otras características.

Datos del Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA)

Se emplea en el análisis empírico una base de datos administrativos provista por el Ministerio de Trabajo, Empleo y Seguridad Social (MTESS) que contiene información original para el estudio de la temática aquí tratada. Esta base fue preparada exclusivamente para ser empleada en la presente investigación, siempre garantizando la confidencialidad de los datos.

El MTESS cuenta con información del Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA), originada en la Administración Nacional de la Seguridad Social (ANSES), en donde se registran todos los movimientos de los trabajadores en el empleo formal. De esta manera, se cuenta con datos de empleo de los trabajadores registrados y su vínculo con las empresas en las que se desempeñan (es decir la correspondencia entre los códigos de identificación del trabajador y la empresa, CUIL y CUIT respectivamente). A partir de 2007 se inició paulatinamente el trabajo de recopilación de información anual sobre la ocupación de alta (al vincularse a una empresa) y la ocupación de baja (cuando se desvinculan de una empresa) de los trabajadores, utilizando la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones de 1988 (CIUO-88)¹² a cuatro dígitos. Desde el año 2008 se cuenta con información completa sobre ocupación de algunos de los trabajadores del SIPA, aquellos que se dieron de alta o de baja a partir de ese año. Con el paso de los años y los movimientos de trabajadores entre empresas y entre empleos, se generan más registros de altas y bajas y por lo tanto de sus ocupaciones, permitiendo una mayor cobertura de casos con información. En este trabajo se utilizará el recorte de un subconjunto de trabajadores de esta base, aquellos ocupados en las empresas encuestadas en la ENDEI (ver más abajo), con el objetivo de poder contar con información sobre las características de las firmas y los trabajadores y sus ocupaciones de manera conjunta. Es decir que el recorte de datos al que se accede está compuesto por la población de trabajadores correspondientes a la muestra de empresas encuestadas en la ENDEI: más

¹² Puede encontrarse la clasificación completa de ocupaciones e información adicional en el siguiente link: <http://www.ilo.org/public/english/bureau/stat/isco/isco88/index.htm> [recuperado el 27/01/2021]

de 870.000 individuos pertenecientes a 3.691 firmas representativas del sector manufacturero argentino.

Es relevante señalar el valor de esta fuente de datos ya que es el único registro de información poblacional que contiene datos sobre las ocupaciones de los trabajadores con este nivel de detalle. Una fuente alternativa con información sobre ocupaciones es la Encuesta Permanente de Hogares (EPH), pero la misma es de carácter muestral, emplea un clasificador de ocupaciones propio (el Clasificador Nacional de Ocupaciones) y no existe la posibilidad de asociar los trabajadores a las firmas en las que se desempeñan. Como ventaja, la EPH cuenta con información para los trabajadores del sector informal, que representan una participación importante en la estructura del empleo en Argentina¹³.

Red de información ocupacional - “O*NET”

El programa *Occupational Information Network*, “O*NET”¹⁴, patrocinado por el Departamento de Trabajo de EEUU, clasifica y estandariza las características de las diferentes ocupaciones laborales, considerando una multiplicidad de dimensiones condensadas en lo que se denomina el “modelo de contenido”¹⁵. Este marco conceptual sobre las ocupaciones de los trabajadores abarca información relacionada con la experiencia y capacidades requeridas, la sistematización de tareas y actividades que se realizan, el contexto en el que se desempeña la ocupación y las tecnologías y herramientas utilizadas en la misma, entre otras dimensiones. En la página web del programa se ponen a disposición 273 descriptores cuantitativos que permiten caracterizar casi 1.000 ocupaciones (del clasificador *Standard Occupational Classification 2010*¹⁶, “SOC”). Los insumos para construir estos descriptores se conforman con encuestas a trabajadores e información provista por analistas y expertos ocupacionales del mercado laboral norteamericano, siendo los mismos actualizados periódicamente.

¹³ Durante el primer trimestre de 2018, por ejemplo, el 33,9% de los asalariados no registró descuento jubilatorio, que es una de las medidas habitualmente considerada para definir informalidad laboral (INDEC, 2018).

¹⁴ Toda la información sobre este programa puede encontrarse en: <https://www.onetcenter.org/> [recuperado el 21/01/2021].

¹⁵ El “modelo de contenido” puede explorarse en el siguiente link: <https://www.onetcenter.org/content.html> [recuperado el 21/01/2021].

¹⁶ El SOC es el clasificador de ocupaciones utilizado en EEUU desde 1977 y cuya última revisión es del año 2018. En el siguiente link puede hallarse información detallada sobre el mismo: <https://www.bls.gov/soc/home.htm> [recuperado el 27/01/2021].

Esta base será utilizada para describir cuantitativamente distintas dimensiones de tareas de cada una de las ocupaciones (con apertura a cuatro dígitos del CIUO-88) que desempeña la fuerza laboral argentina.

Encuesta de innovación: ENDEI 2010-2012

La Encuesta Nacional de Dinámica del Empleo e Innovación 2010-2012 (ENDEI) será la fuente de información sobre el comportamiento innovador de las firmas. Esta encuesta significó el reinicio de la realización de encuestas de innovación en Argentina luego de que a mediados de la década del 2000 se interrumpiera la publicación de la anterior serie de encuestas de innovación, comenzada en la década de los '90 (“Encuesta Nacional sobre Innovación y Conducta Tecnológica”; ENIT). Al ser esta la primera edición de la encuesta tiene la desventaja de no permitir observar una evolución temporal del comportamiento de las firmas entre distintas ondas (si bien la encuesta registra información de algunas variables cuantitativas en los años 2010, 2011 y 2012, es información recopilada en un único momento del tiempo)¹⁷. El muestreo fue diseñado para obtener representatividad de las firmas de 10 o más empleados del sector manufacturero argentino, en términos de tamaño y sector de actividad (mayormente a 2 dígitos de la CIU). La muestra se compone de 3.691 casos que representan un universo de unas 18.000 firmas que concentran el 88% del empleo industrial del país. A partir de esta información puede tenerse un panorama completo de las características de las firmas manufactureras en términos de su actividad innovadora en diferentes dimensiones, lo cual será crucial para caracterizarlas y evaluar comportamientos diferenciales en términos de sus decisiones de empleo.

3.4. Metodología por objetivos

3.4.1. *Metodología para el Objetivo específico 1*

Con el fin de caracterizar la estructura de ocupaciones de la economía argentina y su evolución a comienzos del siglo XXI se recurrirá a las EPH como fuente de información

¹⁷ Durante el año 2019 fueron publicados los resultados de la segunda onda de la ENDEI (con período de referencia 2014-2016). Sin embargo, no es posible conformar un panel con los datos de la primera onda debido a que no se cuenta con identificadores que permitan reconocer y emparejar las firmas entre las ondas (adicionalmente, debido a que fueron modificados los criterios de selección de la muestra de la ENDEI 2014-2016, la intersección de firmas presentes en ambas ondas es reducido y por ende el panel contaría con escasa significación estadística).

principal. Como fue comentado previamente, esta base de datos permite tener un panorama representativo de todo el empleo urbano nacional a partir de los datos de una encuesta, lo cual tiene como desventaja que no se halla cubierto el empleo por fuera de los centros urbanos y que los cálculos estarán siempre sujetos a los sesgos provenientes del muestreo. Sin embargo, los datos muestran ser consistentes en algunas dimensiones con otras fuentes, lo cual brinda seguridad para trabajar con los mismos como representación poblacional del empleo. Por ejemplo, durante el año 2010 y de acuerdo a los datos del Observatorio de Empleo y Dinámica Empresarial del Ministerio de Trabajo, Empleo y Seguridad Social, el total de empleados formales en el sector privado ascendía a los 5.987.605, mientras que la EPH arroja un promedio de trabajadores de 8.856.311, con alrededor de un 30% de trabajadores “sin descuento jubilatorio”, mostrando que el empleo registrado representado en la encuesta aproxima a los registros administrativos.¹⁸ Por otra parte, y fundamental para los objetivos de esta tesis, la EPH es la única fuente de datos que posee una clasificación regular de las ocupaciones de los trabajadores con un registro sistemático en el tiempo, con disponibilidad de la información pública y, además, con la posibilidad de englobar tanto el empleo formal como el informal.

Este primer objetivo específico apunta a realizar un trabajo fundamentalmente descriptivo de las ocupaciones del mercado laboral, el uso de tecnologías y los fenómenos de polarización laboral y salarial. El análisis se enfoca en estudiar el subconjunto de personas empleadas, analizando la ocupación que las mismas desempeñan, así como también los salarios horarios percibidos y el nivel educativo promedio que demandan. La clasificación ocupacional utilizada en la EPH, la CNO 2001, es útil debido a que cuenta con información importante para analizar elementos relacionados con el objetivo propuesto, en particular se recaba información específica de si en su ocupación el trabajador hace uso de maquinarias o de TIC, lo cual permitirá evidenciar en qué medida este tipo de tecnologías han ganado relevancia en el tiempo. Por otro lado, debido a que esta es una clasificación específica para Argentina, la misma se corresponderá con la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08) para ganar comparabilidad.

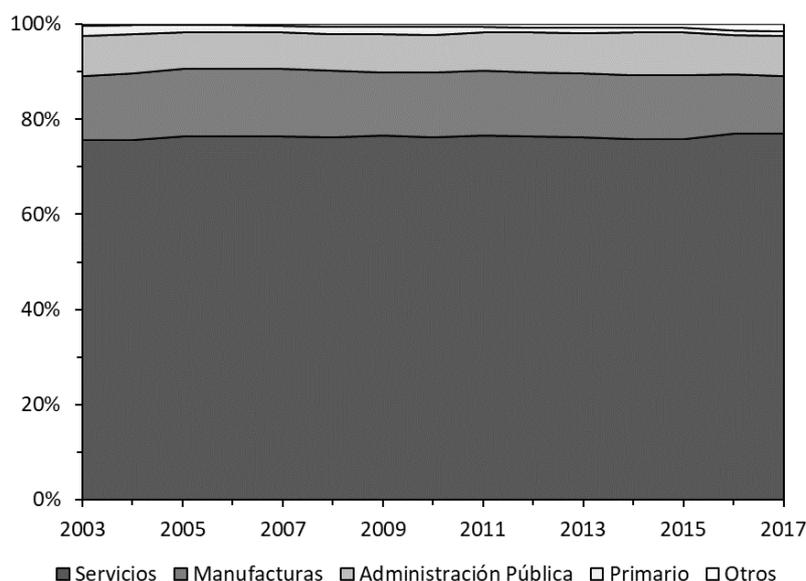
¹⁸ En términos de la población total, sin embargo, el Censo Nacional de Población del año 2010 registró un total de 40.117.096 habitantes en todo el territorio argentino, mientras que en las 4 ondas de la EPH para ese año se encuestaron en promedio 59.264 individuos que representan, a partir de los factores de expansión, 24.890.072 habitantes. Es decir, si bien la población total no se encuentra representada de manera adecuada en la EPH, la misma aproxima mucho mejor la situación del mercado laboral que es el interés principal en este trabajo.

Para estudiar el fenómeno de la polarización laboral y salarial se empleará la información relacionada con el empleo, los salarios y el nivel educativo asociado a cada ocupación (este último se constituye en indicador del nivel de “capacidades” asociadas a cada categoría ocupacional y que, a su vez, correlaciona positivamente con los niveles salariales percibidos). Las capacidades por ocupación permiten realizar un ordenamiento para luego analizar de qué manera se observaron los cambios en las participaciones relativas en el empleo de cada grupo ocupacional y sus salarios, permitiendo observar si puede sostenerse una tendencia de polarización u otros patrones de cambio. Adicionalmente, será de interés explorar si los fenómenos previos muestran rasgos diferenciales para los sectores de servicios y de manufacturas, considerando en particular que el resto de los objetivos serán analizados para este último subconjunto de sectores. A continuación, se exponen con detalle los elementos metodológicos para este objetivo.

3.4.1.1. Construcción de variables relevantes para caracterizar las ocupaciones

Los datos iniciales para analizar provienen de la submuestra de encuestados de la EPH registrados como ocupados en el mercado laboral en los sectores de manufacturas y servicios. Estos dos grandes grupos de sectores representan entre el 85% y el 88% del total de ocupados relevados por la encuesta, según la onda considerada. El resto corresponde al empleo en la Administración Pública, al sector primario y una porción muy pequeña de “otros”. Se dejan de lado en los análisis al sector primario, porque la encuesta no es representativa ya que recopila información en asentamientos urbanos; y a la Administración Pública, por entender que su comportamiento responde a una lógica diferente, más atada a las políticas públicas y al ciclo político que a las tendencias tecnológicas. En el Gráfico 3.1 se aprecia la distribución por rama de actividad del empleo registrado en la EPH entre 2003 y 2017.

Gráfico 3.1: Participación del empleo por rama de actividad económica



Nota: el dato anual surge del promedio registrado para las ondas de la EPH de cada año. Los datos han sido expandidos utilizando los ponderadores muestrales de la encuesta.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

La cantidad de observaciones relevantes, luego de los recortes mencionados, promedió durante el período analizado 19.609 trabajadores en cada onda de la encuesta¹⁹. A partir del uso de los factores de expansión estas observaciones representan, en promedio una población de 9.443.765 individuos empleados.

Dado que el enfoque empírico del trabajo se basa en el análisis y la caracterización de las ocupaciones de los trabajadores, esta variable es de relevancia crucial. En la EPH las mismas se registran utilizando el “Clasificador Nacional de Ocupaciones 2001” (CNO-01) a un nivel de 5 dígitos, representando cuatro dimensiones diferentes del trabajo realizado por cada individuo: categoría, jerarquía, tecnología y calificación ocupacional, siendo de particular interés para el trabajo:

- 1- La *categoría ocupacional*, que se registra a partir de los dos primeros dígitos de la CNO-01 y de acuerdo con INDEC (2005) “constituye la dimensión que permite

¹⁹ Hasta el segundo trimestre de 2006 la cantidad de observaciones fue de 15.932 en promedio por encuesta y desde el tercer trimestre de 2006 las mismas ascienden a 20.660. Esto se debe a que a partir de esta onda se amplió la muestra de hogares en aglomerados pequeños (de menos de 500.000 habitantes) y a que se incluyeron tres aglomerados al relevamiento (San Nicolás – Villa Constitución, Viedma - Carmen de Patagones y Rawson - Trelew).

la clasificación de las ocupaciones a partir del tipo de objeto o producto generado por el proceso o trabajo específico. En este sentido, las ocupaciones son clasificadas a partir de su resultado específico, independientemente de la rama a la cual pertenece el establecimiento”.

- 2- La *tecnología ocupacional*, registrada en el cuarto dígito de la CNO-01, “permite identificar de manera adecuada el uso de algunas de las formas tecnológicas características de los diferentes modos en que se desarrolla la producción de bienes o servicios” (INDEC, 2005). La misma registra en 3 categorías el vínculo que poseen los trabajadores con la tecnología, a saber: 1- Sin operación de maquinaria; 2- Operación de maquinaria y equipos (MyE) electromecánicos; 3- Operación de sistemas y equipos informatizados. Estas tres categorías no resultan exhaustivas ya que algunas ocupaciones se clasifican con el valor cero en la posición correspondiente a tecnología, cuyo significado no se encuentra claramente definido en el clasificador. Sin embargo, analizando estos casos puede observarse que la totalidad de los mismos se corresponden con puestos de dirección o jefaturas²⁰, lo que significa que no será posible caracterizar el uso de tecnología en puestos de estas posiciones jerárquicas.

La información contenida en esta clasificación es de suma utilidad debido a que permite analizar el vínculo de los trabajadores con tecnologías específicas; sin embargo, la clasificación del carácter ocupacional no resulta completamente satisfactoria debido a que al ser una clasificación propia de la EPH presenta ciertos problemas al momento de compararse con otras fuentes de información nacionales o internacionales (por ejemplo, la clasificación de las ocupaciones proveniente del SIPA). Es por ello que se realiza una correspondencia entre esta clasificación y la “Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008” (CIUO-08)²¹, cuyo procedimiento involucra emparejar los códigos de la CNO-01 con los de la CIUO-08 utilizando en algunos casos, además de la

²⁰ El tercer dígito de los códigos de la CNO-01 representa la “jerarquía” de la ocupación, clasificándose en cuatro niveles: 0- dirección; 1- cuenta propia; 2- jefes; 3- trabajadores asalariados. Aquellos casos clasificados con el valor cero en tecnología ocupacional se corresponden con valores 0 y 2 de la jerarquía ocupacional.

²¹ En el Anexo 4 se presentan las definiciones de “trabajo”, “ocupación” y “habilidades” que son empleadas en este clasificador. Allí puede observarse que una “ocupación” puede describirse a partir de las “tareas” incorporadas en cada “trabajo” que la compone. A su vez, cada ocupación se asocia con un nivel de habilidad requerido para realizar el abanico de tareas establecido.

ocupación, la rama de actividad económica en la que el trabajador se desempeña (ver INDEC, 2018).

De esta manera, los trabajadores quedan caracterizados por su ocupación con un código CIUO-08 a uno y dos dígitos²² de apertura (ver en Tablas A 1 y A 2 del Anexo 1 las ocupaciones detalladas a cada apertura) y también por la codificación de tecnología ocupacional que surge de la CNO-01. Adicionalmente, se puede identificar la rama de actividad económica en la que se desempeñan (manufacturas o servicios).

La caracterización de estas ocupaciones se realizará a partir de las siguientes variables, considerando su evolución anual:

- 1- ***Horas trabajadas por ocupación***: debido a que el interés principal del análisis recae en observar la importancia relativa de cada ocupación dentro del empleo y a que la EPH contiene información acerca de las horas trabajadas por semana en la ocupación principal²³, el foco se pondrá en la cantidad de horas totales trabajadas en cada ocupación. Específicamente, la variable que se utilizará será el *promedio de horas trabajadas en una semana para cada año* (o la duración promedio de la semana laboral, en horas). Para realizar el cálculo, se promedian los valores trimestrales (las ondas de la EPH existentes para cada año) de las horas trabajadas por ocupación por semana ponderándolas por el factor de expansión correspondiente a cada individuo²⁴; expresado matemáticamente:

²² Las ocupaciones CIUO 0 y CIUO 1 se mantendrán agregadas a un dígito durante todos los análisis debido a que el volumen de la información disponible no permite separarlas en sus categorías a dos dígitos.

²³ La variable de horas trabajadas por semana es una variable que posee cierto ruido, con valores extremos que resultan probablemente de errores de respuesta o registro. A los fines de suavizar esta información se realizó un análisis de la distribución de la variable para todas las ondas de la encuesta y se computó el percentil 95 de la misma con el fin de buscar un valor máximo representativo pero limpio de posibles efectos de valores extremos. Se halló que el valor modal de este cuantil considerando las 54 ondas de la encuesta se encuentra en 72 horas trabajadas por semana (siendo el valor hallado en más del 50% de las ondas de la EPH). Este valor representa una jornada de trabajo de 12 horas por día durante seis días a la semana, lo cual parecería ser un máximo razonable para imponer a los datos. De esta manera, la variable de horas semanales fue censurada con un valor máximo de 72 para todos aquellos registros mayores a este valor (las distribuciones de las horas trabajadas para cada onda de la encuesta se presentan en el Gráfico A 1 del Anexo 2). Adicionalmente, debido a que para algunos registros de individuos ocupados la variable de horas trabajadas tiene un valor perdido, para no perder los casos se definió imputar las horas trabajadas con el promedio de horas por ocupación (CIUO-08 a dos dígitos) para cada onda de la encuesta.

²⁴ E incorporando los ajustes mencionados en la nota al pie precedente.

$$h_{it} = \frac{1}{T_t} \sum_{o=1}^{T_t} \sum_{k=1}^{n_i} h_{ko} * pond_{ko} \quad [3.1]$$

Siendo:

h_{it} : promedio de horas trabajadas por semana en la ocupación i en el año t

h_{ko} : horas por semana trabajadas por el individuo k en el trimestre o

$pond_{ko}$: ponderador muestral del individuo k en el trimestre o

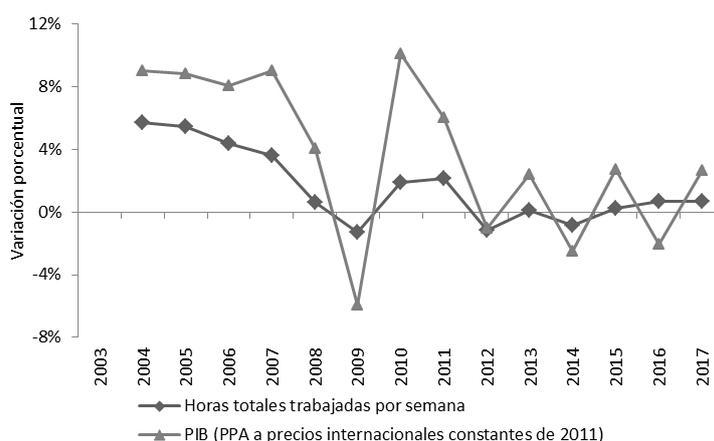
$k = 1 \dots n_i$: es cada uno de los n_i individuos que trabajan en la ocupación i

$o = 1 \dots T_t$: es cada una de las T_t ondas de la encuesta del año t

Un análisis exploratorio muestra que existen ciertas diferencias en la participación de las ocupaciones si se considera la cantidad de empleados en lugar de las horas trabajadas por ocupación, indicando que típicamente algunas ocupaciones se desempeñan durante más o menos horas a la semana. Sin embargo, esta característica de las ocupaciones es bastante estable a lo largo del tiempo, con lo cual el análisis no varía de manera sustancial al tomar la cantidad de trabajadores en lugar de las horas totales trabajadas. Más adelante, al caracterizar las ocupaciones, se presentará la información del promedio de horas trabajadas por semana por ocupación.

El Gráfico 3.2 presenta la evolución del total de horas trabajadas (para todas las ocupaciones), permitiendo apreciar que refleja con bastante precisión la evolución macroeconómica general considerando el crecimiento del PBI real (el coeficiente de correlación entre ambas variables es de 0,85 y resulta estadísticamente diferente de cero), lo que brinda cierto sustento de representatividad a la variable de horas reconstruida a partir de los microdatos muestrales.

Gráfico 3.2: Horas totales trabajadas y PBI real, tasas de variación (%)



Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH y datos del Banco Mundial.

2- **Salario promedio real por hora por ocupación:** se computa a partir de la variable de monto de ingreso de la ocupación principal percibido en el mes, dividido la cantidad de horas trabajadas en el mes (cantidad de horas por semana multiplicadas por 4). Para obtener los salarios horarios promedio por ocupación, se calcula un promedio ponderado de los salarios horarios por trabajador utilizando como ponderador las horas trabajadas expandidas con los ponderadores muestrales. Expresado matemáticamente, el salario nominal por hora promedio por ocupación para cada onda de la encuesta es:

$$W_{io} = \frac{\sum_{k=1}^{n_i} \frac{W_{ko}}{4 * h_{ko}} * (4 * h_{ko} * pond_{ko})}{\sum_{k=1}^{n_i} (4 * h_{ko} * pond_{ko})} \quad [3.2]$$

Siendo:

W_{io} : salario nominal promedio por hora para ocupación i en el trimestre o

W_{ko} : salario nominal para el individuo k en el trimestre o

$pond_{ko}$: ponderador muestral del individuo k en el trimestre o

$k = 1 \dots n_i$: es cada uno de los n_i individuos que trabajan en la ocupación i

$o = 1 \dots T_t$: es cada una de las T_t ondas de la encuesta del año t

Y el resto como fue definido previamente.

Con el fin de que los salarios puedan compararse en el tiempo, los mismos se computan en términos reales. El valor obtenido para cada onda de la encuesta (trimestral) se deflacta para llevarlo a una unidad de cuenta comparable en el

tiempo, con base promedio del año 2004 igual a 100²⁵. Finalmente, se obtiene el valor promedio anual del salario real por hora, realizando un promedio ponderado entre los valores de los salarios reales horarios de las ondas de la encuesta presentes en cada año, ponderando por la cantidad de horas trabajadas expandidas con los ponderadores muestrales. Matemáticamente:

$$w_{it} = \frac{1}{T_t} \sum_{o=1}^{T_t} \left[\frac{\frac{W_{io}}{IPI_o} * \sum_{k=1}^{n_i} (4 * h_{ko} * pond_{ko})}{\sum_{k=1}^{n_i} (4 * h_{ko} * pond_{ko})} \right] \quad [3.3]$$

Siendo:

w_{it} : salario real promedio por hora para ocupación i en el año t

IPI_o : índice de precios para el trimestre o (base promedio 2004 = 100)

Y el resto como fue definido previamente.

- 3- **Capacidades promedio**: se construye un índice de capacidades que puede variar en el intervalo [0; 1] a partir de la variable de nivel educativo máximo alcanzado por los trabajadores. La variable registrada en la EPH es de tipo categórica ordinal con 7 niveles, a saber: 1- educación primaria incompleta (incluyendo educación especial); 2- educación primaria completa; 3- educación secundaria incompleta; 4- educación secundaria completa; 5- educación superior universitaria incompleta; 6- educación superior universitaria completa; 7- sin instrucción. Se definió recodificar estas categorías de manera tal que el máximo nivel educativo posible tuviese un valor uno, y el mínimo un valor cero, como se muestra en la Tabla 3.2.

²⁵ Se definió utilizar el Índice de Precios Implícitos del PBI (IPI) para deflactar los valores salariales. Si bien puede no resultar el mejor indicador para comparar intertemporalmente la capacidad de compra de los salarios, otras alternativas de uso más habitual, como el Índice de Precios al Consumidor, no poseen continuidad de medición durante el período de análisis y en algunos subperíodos han sido sometidas a diversas críticas por la manera en que los datos se recogieron y analizaron, viéndose en muchos análisis reemplazadas por estimaciones de consultoras privadas. Dada esta circunstancia se optó por utilizar un índice de precios con mayor robustez y confiabilidad durante todo el período de análisis, tomando el IPI de las Cuentas Nacionales con base en 2004 (la actual versión de estas) y completando retrospectivamente con tasas de variación para los dos últimos trimestres de 2003 con el IPI proveniente de las Cuentas Nacionales con base en 1993.

Tabla 3.2: Nivel educativo y capacidades

Nivel educativo máximo alcanzado	Categoría EPH	Valor de calificación asignado
Sin instrucción	7	0
Educación primaria incompleta (incluyendo educación especial)	1	0.1
Educación primaria completa	2	0.3
Educación secundaria incompleta	3	0.4
Educación secundaria completa	4	0.5
Educación superior universitaria incompleta	5	0.7
Educación superior universitaria completa	6	1

Fuente: elaboración propia sobre la base del Diseño de Registros de la EPH.

Los valores asignados son establecidos de manera ad-hoc, pero buscando representar que a mayor nivel educativo el valor sea más alto y también dando peso particular a las etapas educativas concluidas de educación (primaria y universitaria).

La variable de capacidades se construye a partir del valor de calificación asignando a cada individuo, y construyendo luego una medida por ocupación que surge del promedio de las calificaciones individuales ponderadas por los factores de expansión muestrales. Así, para cada onda de la encuesta se tiene un valor de capacidades promedio por ocupación que luego se agrupa para cada año como un promedio de los valores de los trimestres correspondientes a cada año. Expresado matemáticamente:

$$Capac_{it} = \frac{1}{T_t} \sum_{o=1}^{T_t} \left[\frac{\sum_{k=1}^{n_i} Calif_{ko} * pond_{ko}}{\sum_{k=1}^{n_i} pond_{ko}} \right] \quad [3.4]$$

Siendo:

$Capac_{it}$: índice de capacidades para la ocupación i en el año t

$Calif_{ko}$: calificación del individuo k en el trimestre o , de acuerdo con la Tabla 3.2

$pond_{ko}$: ponderador muestral del individuo k en el trimestre o

$k = 1 \dots n_i$: es cada uno de los n_i individuos que trabajan en la ocupación i

$o = 1 \dots T_t$: es cada una de las T_t ondas de la encuesta del año t

- 4- **Uso de tecnología:** la clasificación nacional de ocupaciones (CNO) posee uno de los dígitos de la codificación dedicado a registrar el uso de tecnologías en tres categorías (sin uso de tecnologías, con uso de MyE y con uso de sistemas y equipos informatizados). Para cada ocupación, entonces, se procede a calcular

cómo participa cada una de estas categorías dentro del total de horas trabajadas. Para cada año se suman las horas de trabajo (ponderadas por el factor de expansión muestral) asociadas a cada tipo de uso de tecnología y luego se computa la participación que cada una de ellas representa en las horas totales trabajadas de cada año (esto es equivalente a calcular el promedio de horas trabajado con cada uso de tecnología por onda de la encuesta y dividirlo por el promedio del total de horas de cada onda). Expresado matemáticamente:

$$P_{_hs_{it}^{tec}} = \frac{\sum_{o=1}^{T_t} \sum_{k=1}^{n_i} h_{ko}^{tec} * pond_{ko}}{\sum_{o=1}^{T_t} \sum_{k=1}^{n_i} pond_{ko}} \quad [3.5]$$

Siendo:

$P_{_hs_{it}^{tec}}$: proporción de horas trabajadas en la ocupación i con la tecnología tec en el año t (respecto del total de horas del año t)

h_{ko}^{tec} : horas por semana trabajadas por el individuo k con la tecnología tec en el trimestre o

$pond_{ko}$: ponderador muestral del individuo k en el trimestre o

tec : indica las variantes alternativas de uso de tecnologías, siendo las mismas “sin uso de tecnologías”, “uso de MyE” y “uso de sistemas y equipos informatizados”

$k = 1 \dots n_i$: es cada uno de los n_i individuos que trabajan en la ocupación i

$o = 1 \dots T_t$: es cada una de las T_t ondas de la encuesta del año t

Las variables construidas serán analizadas descriptivamente por ocupación y a partir de sus tendencias durante la ventana temporal de análisis. El análisis de las tendencias responde a evidenciar comportamientos de cambios robustos en el tiempo, buscando aislar oscilaciones que surjan de elementos cíclicos o de la propia variabilidad muestral de los datos. Las tendencias se obtendrán a partir de regresiones lineales utilizando como variable explicativa el año, de la siguiente manera:

$$Variable_t^i = a_0^i + a_1^i * tend_t + e_t^i \quad [3.6]$$

Siendo:

$Variable_t^i$: los registros de las variables de horas trabajadas, salarios, calificación y uso de tecnologías para la ocupación i en el momento t .

$tend_t$: la variable de tendencia lineal, consistente con los años 2003 a 2017.

e_t^i : la perturbación aleatoria del modelo.

La estimación del parámetro a_1^i indicará la tendencia lineal registrada para cada variable y para cada ocupación i , permitiendo también consignar su significatividad estadística (se consideran estadísticamente significativos cuando $\text{valor-p} < 0,1$).

Sobre la clasificación de sectores de actividad económica

Será también de interés para el análisis la pertenencia de los trabajadores a distintos sectores de actividad económica. La EPH recopila esta información a partir de la Clasificación de Actividades Económicas para Encuestas Sociodemográficas del MERCOSUR (CAES – MERCOSUR) en su versión CAES – MERCOSUR hasta el cuarto trimestre de 2010 y en su versión CAES – MERCOSUR 1.0 a partir de ese trimestre y hasta la actualidad²⁶. Ambas clasificaciones fueron correspondidas para poder elaborar un análisis consistente a lo largo de todo el período. Se consideran dos aperturas relevantes para los análisis que se realizarán. En primer lugar, una gran apertura entre sectores manufactureros y sectores de servicios. En segundo lugar, una apertura a dos dígitos “unificada”, construida respetando, en donde fue posible, la apertura a dos dígitos de la CAES-MERCOSUR y correspondiendo los respectivos de la CAES-MERCOSUR 1.0; en donde no fue posible, sobre todo para los sectores de servicios, se agrupa a nivel de letra o conjuntos de letras, con el objetivo de minimizar los errores de clasificación (quedando definidos 28 sectores de actividad, 17 de ellos sectores manufactureros y el resto de servicios; la tabla de correspondencias se presenta en el Anexo 3).

3.4.1.2. Estudio de la polarización laboral y salarial

Estudio de la polarización laboral

²⁶ Las clasificaciones pueden consultarse en línea con los siguientes links: CAES-MERCOSUR: https://www.indec.gob.ar/ftp/cuadros/menusuperior/eph/EPHcontinua_CAES_Mercosur_09.pdf; CAES-MERCOSUR 1.0: https://www.indec.gob.ar/ftp/cuadros/menusuperior/eph/caes_mercosur_1.0.pdf [recuperado el 03/02/2021].

En esta subsección se describen los métodos tendientes a explorar la presencia de polarización laboral y salarial en la economía argentina para el período comprendido entre 2003 y 2017. Como fue mencionado previamente en la sección de antecedentes, este fenómeno ha sido ampliamente registrado en economías desarrolladas, tanto en diversos países de Europa como en los Estados Unidos y también en algunas economías en desarrollo, incluyendo casos en América Latina. El mismo se caracteriza por la presencia de un aumento en la participación de los puestos de trabajo en ocupaciones con niveles de capacidades (o salarios)²⁷ en los extremos de la distribución, en detrimento de puestos laborales con niveles intermedios de capacidades. De esta manera, a partir de la representación gráfica de los cambios en el empleo en las diversas ocupaciones, ordenadas según su nivel de capacidades promedio, se espera encontrar una nube de puntos que aproxime una forma de U, con incrementos en los extremos y caídas relativas en la zona central. Debido a la forma geométrica que se observa, este patrón ha sido llamado también de “ahuecamiento” en el mercado laboral (Alichi et al., 2017; McIntosh, 2013), siendo una de las principales hipótesis para explicarlo la del CT sesgado hacia la rutina, como fue previamente comentado en el marco conceptual.

Con el fin de analizar de manera más desagregada el desempeño por ocupación, los análisis se llevarán adelante con una apertura a dos dígitos de la CIUO, lo cual implica analizar el comportamiento de 40 ocupaciones diferentes. Para cada una de estas ocupaciones se calculan las capacidades promedio de acuerdo con lo presentado previamente en la metodología (ver Tabla 3.2), lo que luego permitirá ordenarlas de menor a mayor para analizar la existencia de polarización. En la Tabla A 2 del Anexo 1 se presentan detallados los títulos ocupacionales al nivel de apertura de dos dígitos y el correspondiente nivel de capacidades promedio.

El análisis de los cambios en el empleo se llevará adelante de manera consistente con cómo se ha analizado hasta aquí, es decir a partir de las horas trabajadas, lo que permite abarcar modificaciones en el margen extensivo (más o menos trabajadores) y también en el margen intensivo (más o menos horas trabajadas). Los cambios en el empleo por ocupación se observan de dos maneras diferentes:

²⁷ En la literatura se ha trabajado con ambas variables observando que la correlación entre las mismas a nivel ocupacional es muy elevada, hecho que queda registrado también en los resultados presentados en el Capítulo 4.

- i. A partir de la evolución de la participación de las horas trabajadas en relación con el total en 5 categorías de ocupaciones construidas de acuerdo con el nivel de capacidades (muy bajo, bajo, medio, alto y muy alto; cada uno de los ellos con igual número de ocupaciones, 8 en cada caso).
- ii. A partir de la evolución de la participación de las horas trabajadas en cada ocupación a dos dígitos CIUO en relación con el total de horas trabajadas, lo que permitirá analizar con mayor detalle los patrones observados en el punto anterior.

La evolución del empleo en el tiempo podría sintetizarse de diversas maneras; en particular, la literatura ha mirado generalmente la variación porcentual del empleo por ocupación en distintos períodos de tiempo o el cambio en puntos porcentuales de la participación de cada ocupación (por ejemplo, ver Figura 2 en Autor, 2015). Aquí se adoptará la estrategia seguida en el análisis descriptivo previo de las ocupaciones al momento de analizar los cambios temporales y que implica computar tendencias estadísticas en el período, observando su magnitud y significatividad. Esta decisión se fundamenta en dos razones. Por un lado, dado que la información utilizada para realizar los análisis es de carácter muestral, existe una dispersión inherente al error muestral que podría arrojar valores poco confiables si se analizan sólo los valores de los extremos de la serie temporal. Por otro lado, la aproximación estadística permite obtener una medida de confianza de la tendencia calculada al observar su significatividad estadística. A continuación, se describen con más detalle cada una de las dos variantes de análisis mencionadas.

i. Análisis en categorías de ocupaciones según su calificación

Para observar la evolución del empleo en términos de grupos de ocupaciones se construyen 5 categorías de acuerdo con el nivel de calificación promedio de las ocupaciones. Cada una de las categorías se compone de 8 ocupaciones del total de 40 existente en el universo de la clasificación a dos dígitos, estando el nivel “muy bajo” conformado con las 8 ocupaciones con menor calificación promedio, el nivel “bajo” con las 8 ocupaciones siguientes y así sucesivamente hasta el nivel “muy alto” compuesto por las 8 ocupaciones con mayor calificación promedio. En la Tabla A 2 del Anexo 1 pueden apreciarse los valores del índice de capacidades para cada ocupación a dos dígitos y la categoría del nivel de capacidades al que se asocia.

A partir de cada uno de los cinco niveles de capacidades se construyen series temporales de la evolución de la cantidad de horas trabajadas por categoría, computando luego la participación relativa en el total de horas de la economía. Para resumir el comportamiento de cada categoría se procede a estimar la tendencia por mínimos cuadrados ordinarios a partir de la ecuación [3.7] para cada nivel de calificación $i = muy\ bajo, bajo, medio, alto, muy\ alto$. La variable dependiente $p_nivelcalif_t^i$ representa la participación de las horas trabajadas en la categoría de calificación i en el año t , mientras que la variable independiente $tend_t$ representa los años analizados, 2003 a 2017, y permite capturar la tendencia lineal en el período con el valor estimado para el parámetro a_1^i . Finalmente, e_t^i representa la perturbación aleatoria del modelo.

$$p_nivelcalif_t^i = a_0^i + a_1^i * tend_t + e_t^i \quad [3.7]$$

Las cinco estimaciones del parámetro a_1^i , una para cada nivel i de calificaciones, resumirán el comportamiento temporal en términos de crecimiento, estabilidad o decrecimiento para cada conjunto de ocupaciones permitiendo observar si hay indicios de polarización laboral u otro comportamiento del empleo.

Adicionalmente al análisis agregado, y con el objetivo de evidenciar posibles comportamientos diferenciales, se examinarán las horas trabajadas en los sectores manufactureros y de servicios de manera separada siguiendo la metodología planteada.

ii. Análisis por ocupación a dos dígitos CIUO

La segunda alternativa planteada para analizar los cambios en el empleo se enfoca en la evolución de la participación en el total de las horas trabajadas de cada ocupación a dos dígitos del clasificador CIUO. De manera similar a lo expuesto previamente, se estima la tendencia lineal por mínimos cuadrados ordinarios para cada ocupación $i = 1, \dots, 40$ a partir de la ecuación [3.8], siendo la variable dependiente $p_o2d_t^i$ la participación de las horas trabajadas en cada ocupación i en el año t . De igual manera, la variable independiente $tend_t$ representa los años analizados y permite capturar la tendencia lineal en el período, mientras que e_t^i representa el error aleatorio.

$$p_o2d_t^i = b_0^i + b_1^i * tend_t + e_t^i \quad [3.8]$$

Así, el conjunto de estimaciones del parámetro b_1^i resume la evolución temporal de la participación de cada ocupación. Ordenando estas pendientes de acuerdo con el nivel

creciente de capacidades de las ocupaciones podrá observarse la existencia o no de un patrón consistente con la polarización laboral.

Adicionalmente a la inspección visual, se procede a estimar la ecuación cuadrática [3.9] con el objetivo de hallar evidencia estadística de la relación entre las tendencias en el empleo por ocupaciones y el ordenamiento de capacidades:

$$b_1^i = c_0 + c_1 * rank_capacidades_i + c_2 * rank_capacidades_i^2 + e_i \quad [3.9]$$

Este análisis está inspirado en la ecuación (1) de Goos y Manning (2007), pero a diferencia de ese trabajo, aquí se utiliza como variable independiente las *tendencias en las participaciones de las ocupaciones en el empleo* y como variable dependiente el *ranking de capacidades* (mientras que los autores citados observan, respectivamente, el cambio porcentual punta a punta en el período del empleo por ocupación y el salario medio en el período inicial para cada ocupación). Específicamente, la variable dependiente se conforma con cada una de las pendientes estimadas en la ecuación [3.8] y la variable independiente $rank_capacidades_i$ es una variable con valores entre 1 y 40 indicando el ranking de cada ocupación en términos de capacidades promedio, con valor 1 para la ocupación con menor calificación (siendo esta la correspondiente con el código CIUO 95 que agrupa vendedores ambulantes de servicios y otras ocupaciones afines) y 40 para la de mayor calificación (que se corresponde con el CIUO 22, de ocupaciones de profesionales de la salud). Esta variable se introduce como nivel y también en un término cuadrático con el objetivo de hallar evidencia estadística de la presencia de una parábola, indicativa de polarización laboral. Finalmente, para tomar en cuenta la relevancia de cada ocupación en el empleo total, en la regresión se ponderan las observaciones por el “tamaño” de cada ocupación en términos de la cantidad de horas promedio trabajadas en cada una de ellas en el período analizado.

En términos de los resultados esperados, ante la presencia de polarización laboral debería hallarse un coeficiente $c_2 > 0$, que se asocia a la forma de U de la curva y un coeficiente $c_1 < 0$ que registraría un desplazamiento de la curva hacia abajo y la derecha, consistente con el “ahuecamiento”.

Esta versión del análisis por ocupación a dos dígitos permite enriquecer el análisis de la primera metodología al descomponer los comportamientos agregados por grupos de ocupaciones. Adicionalmente al comportamiento agregado, aquí también se estudiarán

los sectores manufactureros y de servicios de manera separada con el fin de iluminar particularidades.

Metodología de la descomposición “shift-share” para analizar los cambios en las ocupaciones en el tiempo

Con el objetivo de comprender de manera más acabada la evolución de la participación de las ocupaciones en el tiempo, se realiza una descomposición estadística conocida como *shift-share* (Dunn, 1960). Esta técnica permite separar los cambios en la participación de cada ocupación en dos componentes, uno de cambios intra-industria y el otro debido a cambios entre industrias, es decir debidos a modificaciones en la estructura productiva sectorial. A continuación, se expone matemáticamente la descomposición realizada.

Sean:

h_{ijt} : horas trabajadas en la ocupación i en la industria j en el período t .

$h_{it} = \sum_j h_{ijt}$: horas trabajadas en la ocupación i en el período t .

$T_{jt} = \sum_i h_{ijt}$: el total de horas trabajadas en la industria j en el período t .

$T_t = \sum_i h_{it} = \sum_j T_{jt}$: el total de horas trabajadas en el período t .

$sr_{jt} = \frac{T_{jt}}{T_t}$: la participación de la rama de actividad j en el total de horas trabajadas en el período t .

$sh_{it} = \frac{h_{it}}{T_t}$: la participación de la ocupación i en el total de horas trabajadas en el período t .

$shr_{ijt} = \frac{h_{ijt}}{T_{jt}}$: la participación de la ocupación i en el total de horas trabajadas en el sector j en el período t .

La variación de la participación de la ocupación i entre dos períodos 1 y 2 puede expresarse como:

$$\Delta sh_i = sh_{i2} - sh_{i1} = \frac{h_{i2}}{T_2} - \frac{h_{i1}}{T_1}$$

Multiplicando y dividiendo cada término de la última expresión por T_{jt} , expandiendo en términos de las definiciones por ramas de actividad y reemplazando:

$$\Delta sh_i = \frac{\sum_j h_{ij2} T_{j2}}{\sum_j T_{j2} T_{j2}} - \frac{\sum_j h_{ij1} T_{j1}}{\sum_j T_{j1} T_{j1}} = \frac{\sum_j h_{ij2} T_{j2}}{T_{j2} \sum_j T_{j2}} - \frac{\sum_j h_{ij1} T_{j1}}{T_{j1} \sum_j T_{j1}}$$

$$\Delta sh_i = \sum_j shr_{ij2} * sr_{j2} - \sum_j shr_{ij1} * sr_{j1}$$

Sumando y restando $\sum_j shr_{ij1} * sr_{j2}$ y reacomodando:

$$\Delta sh_i = \sum_j shr_{ij2} * sr_{j2} - \sum_j shr_{ij1} * sr_{j2} + \sum_j shr_{ij1} * sr_{j2} - \sum_j shr_{ij1} * sr_{j1}$$

$$\Delta sh_i = \left(\sum_j \Delta shr_{ij} * sr_{j2} \right) + \left(\sum_j shr_{ij1} * \Delta sr_j \right) \quad [3.10]$$

Siendo:

$\Delta shr_{ij} = shr_{ij2} - shr_{ij1}$: la variación de la participación de cada ocupación i dentro de las horas trabajadas en cada industria j .

$\Delta sr_j = sr_{j2} - sr_{j1}$: la variación de la participación de la rama de actividad j en las horas totales trabajadas.

En palabras, la variación en la participación de las horas trabajadas en la ocupación i se puede descomponer en dos términos que son los que componen el lado derecho de la ecuación [3.10]: en primer lugar, el componente intra-industria (“*within-industry*”), que mantiene fija la estructura de horas trabajadas por rama de actividad y suma la variación en la participación de cada ocupación en cada industria ponderándola por el peso de la industria correspondiente en el total; en segundo lugar, el componente entre-industrias (“*between-industry*”), que mantiene fija la participación de cada ocupación en cada industria, valor que pondera al cambio en la participación de cada industria en el total de horas trabajadas.

Los cálculos se realizan dividiendo la información disponible en dos bloques temporales: desde 2003 a 2010 el primero y desde 2011 a 2017 el segundo, considerando los valores promedio de las variables respectivas en cada uno de ellos y aplicando las descomposiciones presentadas previamente.

Estudio de la polarización salarial

Como fenómeno relacionado a la polarización laboral, en la literatura se he encontrado también un patrón de polarización salarial asociado a un crecimiento de los salarios para las ocupaciones de menores y mayores calificaciones mayor en relación con los cambios

registrados para las ocupaciones de salarios medios (ver, por ejemplo, Autor et al., 2008). La hipótesis detrás de este fenómeno se asocia a la mayor demanda relativa de ocupaciones de altos y bajos niveles de calificación en consonancia con la polarización laboral.

Para analizar la presencia de polarización salarial se parte de una metodología similar a la utilizada para evidenciar la presencia de polarización laboral, pero en lugar de observar los cambios en la participación en el empleo se analizan las tendencias en los salarios reales relativos al salario real promedio de toda la economía²⁸. Se emplean las dos variantes previas de análisis; por un lado, agrupando las ocupaciones en los cinco niveles de capacidades y, por otro, considerando las ocupaciones a dos dígitos del clasificador CIUO. Se estiman luego las ecuaciones [3.7], [3.8] y [3.9] reemplazando las variables dependientes por el salario promedio según corresponda en cada análisis. Como antes, los ejercicios se realizan para la muestra completa y también para los sectores manufactureros y de servicios por separado.

3.4.2. Metodología para el Objetivo específico 2

Con el fin de identificar las tendencias principales en el mercado laboral argentino en cuanto a su composición y evolución en términos del contenido de tareas rutinario y no rutinario de las ocupaciones se utilizarán los datos de empleo obtenidos del SIPA. Esto implica enfocar la atención del análisis sobre la población de trabajadores del conjunto de firmas representativo del sector manufacturero muestreado en la ENDEI 2010-2012. Es decir que, a diferencia del análisis realizado para el Objetivo específico 1 en donde se estudió una *muestra de todos los trabajadores*, registrados y no registrados, de los sectores de manufacturas y servicios, en esta oportunidad los datos se corresponden con la *población de trabajadores* registrados de una *muestra de firmas* del sector manufacturero.

El proceso de caracterización de las ocupaciones por tipos de tareas sigue la metodología propuesta en Acemoglu y Autor (2011). Utilizando información provista en el programa O*NET se asignan valores que representan la intensidad del contenido rutinario y no

²⁸ La medida utilizada es el salario promedio por hora por ocupación a precios de 2004 (deflactado por el índice de precios implícitos). El promedio de “toda la economía” es el que se corresponde con el promedio de los sectores manufactureros y de servicios empleados en el análisis empírico de toda esta sección.

rutinario, cada uno de ellos a su vez desglosado en manual y cognitivo, obteniendo así 4 índices que caracterizan las tareas embebidas en cada ocupación. Adicionalmente también se computa un índice que expresa el potencial de deslocalización (*offshoring*) de esa ocupación, que permitirá controlar por este factor concurrente ampliamente señalado en la literatura como determinante relevante de la evolución del empleo.

Con el fin de avanzar sobre el objetivo se realizan dos tipos de análisis, uno descriptivo y otro econométrico. El análisis descriptivo se orienta a dar respuesta al objetivo de estudiar la evolución del contenido de tareas en el empleo (manufacturero) argentino y, conjuntamente, a evaluar la presencia de “desrutinización” y/o polarización laboral, observando los fenómenos desde el enfoque de tareas. Es decir, se busca hallar evidencia consistente con un incremento de la participación de las tareas con contenido menos rutinario en detrimento de aquellas más rutinarias.

Por su parte, el análisis econométrico tendrá como fin establecer si y en qué medida los trabajadores se ven condicionados por la experiencia que poseen en distintas ocupaciones, que se caracterizan a partir de diferentes contenidos de tareas, en ser contratados o desvinculados de las firmas de la muestra. Utilizando econometría de datos de panel se estiman modelos lineales con efectos fijos a nivel individuo y por año para explicar la probabilidad de cada trabajador de ser empleado por las firmas de la muestra de la ENDEI, en términos de las cuatro variables de tareas que caracterizan su ocupación. El empleo de datos de panel y de efectos fijos por año permitirá controlar por factores observables y no observables constantes en el tiempo para cada individuo, y por factores temporales que afectan cada año a todo el conjunto de trabajadores.

A continuación, se expone con detalle la construcción de las variables relevantes para el análisis y las metodologías estadísticas y econométricas que serán empleadas para dar respuesta al objetivo.

3.4.2.1. Construcción de variables

Variables de ocupaciones

La información disponible en el SIPA presenta, para los trabajadores registrados, las ocupaciones de alta (cuando el trabajador se vincula con una empresa) y de baja (cuando el trabajador se desvincula de una empresa). Esto quiere decir que no se cuenta con una variable de evolución temporal de la ocupación propiamente dicha, y por lo tanto será

reconstruida a partir de los datos disponibles. Para esta reconstrucción es importante señalar que un trabajador particular que entra y sale del empleo, no necesariamente posee como ocupación de baja la misma con la que en su momento fue dado de alta, indicando, en caso de diferir, que hubo un cambio de ocupación dentro de la empresa en la que se desempeñó durante el período en el que prestó servicios. La base de datos disponible también permite observar en cada año si el trabajador estuvo o no ocupado a partir del registro de percepción de salario; información que será útil a los fines de completar el dato de ocupación. El recorte particular de datos al que se accedió permite analizar las historias laborales de los trabajadores registrados en las empresas incluidas en la ENDEI 2010-12, durante el período 2008-2016 con frecuencia anual.

La forma particular en que se realiza el registro de las ocupaciones implica pérdidas de información que lamentablemente resultan insalvables. Por ejemplo, no permite observar los cambios de ocupación dentro del período en el que el trabajador estuvo ocupado en una determinada empresa (por ejemplo, para un trabajador que registra un alta en una ocupación A, y que luego pasa por una ocupación B para finalmente registrar su baja en una ocupación C, solo se tendrá información sobre las ocupaciones A y C); de la misma manera, al encontrarse los datos registrados en frecuencia anual, se pierden las posibles transiciones dentro de un mismo año calendario²⁹. Por otra parte, para aquellos trabajadores que poseen altas previas al año 2008 y que no registraron bajas en el período de datos disponibles no existe información alguna sobre su ocupación (ya que el registro de esta información comenzó entre 2007 y 2008 siendo previamente un dato no existente para la economía argentina) y por lo tanto se convierten en casos perdidos a pesar de poder observar que los mismos están empleados.

En vista de lo comentado, para completar la variable ocupacional debe recurrirse a una serie de supuestos que permitan aproximar el comportamiento de los trabajadores en el tiempo en términos de esta dimensión. En particular, se realizan las siguientes consideraciones generales:

- El registro de alta en una ocupación refleja el inicio de una relación laboral que se sostiene en el tiempo en la medida que el trabajador se mantiene ocupado, es decir

²⁹ Se considera que no es una pérdida de información tan importante al tratarse de ocupaciones probablemente transitorias.

luego del alta en un año se repite esa ocupación para los años subsecuentes en tanto haya registro de empleo (observado a partir de la percepción salarial).

- El registro de baja en una ocupación refleja el fin de una relación laboral que culminó en ese año particular pero que se inició en algún momento pasado, que puede rastrearse mientras haya registro de que el trabajador se encuentra empleado; es decir, en los años previos a la baja se repite la ocupación en tanto haya registro de empleo.
- En las situaciones en las que se registra un alta en un año y una baja en un año posterior, en caso de que ambos registros de ocupación coincidan, se completa todo el período con el mismo código de ocupación. En el caso de que las ocupaciones de alta y de baja difieran, se divide el período correspondiente entre el alta y la baja de manera equitativa entre las dos ocupaciones, se completa la primera mitad con la ocupación de alta y la segunda mitad con la ocupación de baja. En el caso de ser un período con una cantidad de años impar, en el año central se asigna un código de ocupación aleatorio entre los dos posibles.
- En las situaciones en que se registra un alta y una baja en el mismo año, surge la cuestión de cuál de las dos se dio primero, lo cual tiene consecuencias diferentes para el llenado de la ocupación (el trabajador puede haber trabajado únicamente ese año o podría estar trabajando de manera continua durante todo el período). Para resolver este inconveniente se recurre a la información sobre empleo, surgiendo dos posibilidades:
 - Si el trabajador tiene registro de estar empleado antes y/o después del año en el cual posee el alta y la baja, puede suponerse que la baja se dio con anterioridad al alta y los años previos pueden completarse con el código de ocupación de baja y los posteriores con el de alta (de acuerdo con el registro que muestra que efectivamente tuvieron empleo);
 - Si el trabajador no registra empleo ni antes ni después del año en el cual posee el alta y la baja, puede suponerse que el alta se dio con anterioridad a la baja, asignándose un código de ocupación sólo para ese año entre los dos posibles (seleccionándolo de manera aleatoria si difieren o asignando el único código en caso de ser iguales).

Siguiendo estos criterios y luego de completadas las ocupaciones, el total de trabajadores con ocupación representa el 75% del total del empleo poblacional en las firmas

industriales con 10 empleados o más³⁰, lo que muestra un nivel elevado de cobertura en la base.

Variables de tareas

A partir de la reconstrucción de la información sobre las ocupaciones de cada trabajador y su evolución en el tiempo, para avanzar con el objetivo se requiere caracterizarlas en términos de su contenido de tareas. Con este fin, se utilizan los lineamientos presentados en Acemoglu y Autor (2011) quienes desarrollan una clasificación de las tareas embebidas en las ocupaciones de acuerdo con el contenido rutinario y no rutinario (cruzado con las caracterizaciones de tareas manuales y cognitivas) de las mismas (ver Tabla 2.1, Capítulo 2). La asignación de las diferentes tareas a las ocupaciones y su caracterización cuantitativa se realiza utilizando la información provista por la red de información ocupacional de Estados Unidos (la base O*NET descrita previamente).

En particular, se toman descriptores cuantitativos de las dimensiones de “actividades”, “contexto de trabajo” y de las “habilidades” requeridas para llevar adelante cada ocupación (las dos primeras dimensiones se agrupan dentro de la información de “requerimientos ocupacionales” del modelo de contenido de O*NET, mientras que la tercera lo hace dentro de “características del trabajador”; ver nota al pie 15). Los descriptores poseen asignados valores diferentes para cada ocupación, mostrando la importancia que cada elemento tiene. Estos valores se obtienen a partir de encuestas a trabajadores (que son los “titulares” de las ocupaciones) y de la información provista por analistas y expertos ocupacionales. En la Tabla 3.3 se presenta la selección de descriptores de tareas que será empleada en el análisis empírico de este trabajo. Adicionalmente a la caracterización de las tareas se presentan los descriptores con los que se operacionaliza la propensión a la deslocalización de las ocupaciones que, como fue mencionado, es una característica de las ocupaciones afectada por el CT que habitualmente se incluye en los estudios empíricos que siguen esta línea de investigación y que será utilizada como variable de control en el análisis.

³⁰ Considerando los factores de expansión de la ENDEI 2010-2012

Tabla 3.3: Elementos que caracterizan a los distintos tipos de tareas

Tarea		Dimensión	Descriptorios que la componen
Cognitiva no rutinaria (CNR)	Analítica	Actividades de trabajo	Analizar datos o información
			Pensar creativamente
			Interpretar el significado de información por otros
	Interpersonal		Establecer y mantener relaciones interpersonales
			Guiar, dirigir y motivar subordinados
Entrenar a otros y colaborar con su desarrollo			
Cognitiva rutinaria (CR)	Contexto de trabajo	Importancia de ser exacto o preciso	
		Importancia de repetir las mismas tareas	
		Trabajo estructurado vs no estructurado (inv)	
Manual no rutinaria (MNR)	Habilidades	Orientación espacial	
		Destreza manual	
	Actividades de trabajo	Operar vehículos, artefactos mecanizados o equipamiento	
Manual rutinaria (MR)	Contexto de trabajo	Pasar tiempo usando las manos para manipular, controlar o sentir objetos, herramientas o controles	
	Actividades de trabajo	Controlar máquinas y procesos	
	Contexto de trabajo	Pasar tiempo haciendo movimientos repetitivos	
Propensión a la deslocalización (Offshorability - OFF)	Contexto de trabajo	Ritmo determinado por la velocidad del equipamiento	
	Actividades de trabajo	Discusiones cara a cara (inv)	
		Asistir y cuidar a otros (inv)	
		Actuar o trabajar directamente con el público (inv)	
		Inspeccionar equipamiento, estructuras o materiales (inv)	
		Manipular y mover objetos (inv)	
Reparar y mantener equipamiento mecánico (inv)			
Reparar y mantener equipamiento electrónico (inv)			

Fuente: elaboración propia sobre la base de Acemoglu y Autor (2011) y O*NET. La aclaración “inv” entre paréntesis para algunos descriptorios indica que el mismo entra en sentido inverso en la definición.

El conjunto de descriptorios asociado a las tareas se toma directamente de la propuesta del trabajo de Acemoglu y Autor (2011), decisión metodológica que se justifica en tres razones. En primer lugar, debido a que la misma ha sido empleada también en otros trabajos para economías diferentes a la de EEUU (por ejemplo Apella y Zunino, 2017; Hardy et al., 2016, 2018; Keister y Lewandowski, 2016; Vashisht y Dubey, 2018), se considera que cuenta con validación empírica que sería difícil conseguir para una caracterización construida desde cero para el presente trabajo. En segundo lugar, resulta valioso poder mantener la comparabilidad con otros resultados obtenidos en la literatura, siendo estas más fiables si se utilizan medidas similares para el contenido de tareas. Finalmente, los conjuntos de descriptorios seleccionados para cada tarea se definen de manera general y no hacen referencia a actividades, habilidades o contextos de trabajo que resulten extraños o ajenos a la economía local, con lo cual no se tienen indicios como para descartar su uso por falta de adecuación a situaciones locales.

Con relación al uso de O*NET para la economía argentina, es importante resaltar que resulta la única base de descripción de ocupaciones que permite realizar el análisis con las dimensiones de tareas planteadas. Si bien lo óptimo sería contar con descriptorios

cuantitativos referidos al mercado laboral argentino, esta información es inexistente. Hasta donde se conoce, no existen experiencias similares a O*NET en países de América Latina u otros del mundo desarrollado que permitan el nivel de desagregación y detalle con que cuenta esta base.³¹

Avanzando en la construcción de las variables de tareas, de cada descriptor se toma el valor de su “importancia” en la ocupación considerada (con un rango de variación estandarizado en el intervalo [1, 5]) que se asocia a cada ocupación del clasificador SOC de Estados Unidos. A los fines del análisis de las ocupaciones argentinas que se hallan registradas en la base SIPA con el clasificador CIUO-88, se realiza una correspondencia entre ambos clasificadores.³²

Finalmente, se construye un índice único para cada tipo de tarea por ocupación (y para el índice de deslocalización) realizando un promedio simple de los valores de los descriptores asignados a cada tarea, previamente normalizados al intervalo [0, 1]. Es decir, para cada ocupación j (del clasificador CIUO-88) en el año t , se tiene:

$$IT(T)_j^t = \left\{ \begin{array}{c} CNR_j^t \\ CR_j^t \\ MNR_j^t \\ MR_j^t \\ OFF_j^t \end{array} \right\} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{e_i^t - 1}{4} \quad [3.11]$$

Siendo:

- $IT(T)_j^t$ cada uno de los T índices, $CNR_j^t, CR_j^t, MNR_j^t, MR_j^t, OFF_j^t$, que reflejan el contenido de tareas Cognitivas No Rutinarias, Cognitivas

³¹ Los trabajos de Arntz et al. (2016) para países de la OCDE y de Almeida, Fernandes, et al. (2017) para Chile caracterizan el contenido rutinario de las tareas en las ocupaciones a partir de información del Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de Adultos (ver nota al pie 3), con la ventaja de poder adaptar la caracterización a cada país, pero con la desventaja de que la información es considerablemente más acotada en su nivel de detalle (se caracterizan las tareas del empleo categorizado en solo 4 ocupaciones). Por otra parte, el programa no incluye un relevamiento específico para Argentina. Existe también el programa *Skills Towards Employability and Productivity (STEP)* del Banco Mundial, que a través de encuestas en países en desarrollo caracteriza diferentes dimensiones de las capacidades de los trabajadores y las demandas particulares de los empleadores. Lamentablemente tampoco existe una implementación del programa para Argentina, pero con fines ilustrativos se desarrolla en el Anexo 5 una comparación entre las caracterizaciones de las ocupaciones realizadas a partir de O*NET y las que surgen de algunas dimensiones recabadas por este proyecto para las economías latinoamericanas relevadas.

³² Fueron de suma utilidad en esta parte del trabajo las tablas y códigos de correspondencias elaboradas por Wojciech Hardy del *Institute for Structural Research* de la Universidad de Warsaw, Polonia. En el siguiente link se puede acceder a la información utilizada: <http://ibs.org.pl/en/resources/occupation-classifications-crosswalks-from-isco-to-kzis/> [recuperado el 27/01/2021].

Rutinarias, Manuales No Rutinarias, Manuales Rutinarias y la propensión a la deslocalización para la ocupación j en el momento t .

- e_i^t : cada uno de los k descriptores que definen cada contenido de tareas en el momento t .

Así, por ejemplo, la intensidad de tareas manuales rutinarias para la ocupación j en el momento t (MR_j^t) se conforma con el promedio de los valores normalizados de los descriptores “Controlar máquinas y procesos”, “Pasar tiempo haciendo movimientos repetitivos” y “Ritmo determinado por la velocidad del equipamiento” para esa ocupación en ese período. Es importante resaltar que todas las ocupaciones poseen valores en todos los índices de tareas y de deslocalización. Es decir, se considera que una ocupación se compone de todos los tipos de tareas, manuales y cognitivas, rutinarias y no rutinarias, pero lo hacen en distinta intensidad, pudiendo algunas tener tareas predominantemente de algún tipo o estar balanceadas entre todas ellas.

El subíndice temporal en las fórmulas tiene que ver con que la base de datos O*NET actualiza regularmente los valores que caracterizan a cada ocupación. Estos cambios pueden interpretarse entendiendo que el contenido de tareas asociado a cada ocupación refleja el resultado de prácticas organizacionales, de las capacidades de la población trabajadora y de los avances tecnológicos en cada momento del tiempo, entre otros elementos.

Con el objetivo de reflejar los cambios en el tiempo se utilizarán las caracterizaciones de ocupaciones de O*NET de 2008 y 2017, en los dos extremos temporales de la base disponible de tareas. Para los años intermedios se sigue el procedimiento empleado en Hardy et al. (2016), interpolando linealmente con un peso proporcional a la distancia a cada extremo (2008 o 2017)³³, lo que implica asumir que las transiciones en la manera en que se desempeñan las ocupaciones ocurren de manera suave y regular en el tiempo. En síntesis, a partir de la base O*NET se generan las cinco variables descriptoras de las tareas y la posibilidad de deslocalización de las ocupaciones y su evolución en el período 2008-2016, que luego se corresponden con la base de empleo y ocupaciones del SIPA.

³³ Es decir, para $t = 2008, \dots, 2017$, el valor para cada una de las 5 definiciones relacionadas con las tareas para la ocupación j estará dada por: $IT(T)_j^t = IT(T)_j^{2008} * \frac{2017-t}{9} + IT(T)_j^{2017} * \frac{t-2008}{9}$.

Finalmente, y a partir de las variables de evolución de tareas por trabajador, se construye un nuevo conjunto de variables que expande la información de las características ocupacionales considerando que aquellas personas que se desvincularon de un determinado empleo continúan representadas por los índices de tareas relacionados con su última ocupación. Este conjunto de variables se construye con el fin de expandir la información en el tiempo y poder asociar las caracterizaciones de tareas de las ocupaciones a las situaciones de continuidad o desvinculación de un empleo, lo cual será relevante para poder analizar las transiciones entre estados ocupacionales, ocupaciones y tareas. Con esta ampliación de datos, la cantidad de trabajadores con información sobre sus ocupaciones se va acumulando año a año, permitiendo una mayor cobertura en el análisis de las transiciones.

3.4.2.2. Técnicas de análisis para observar la evolución de las tareas en el empleo

Con el fin de observar la evolución en el tiempo del contenido de tareas embebido en el empleo, se calculan los valores promedio de los índices de cada tipo de tareas. Para ello se calcula el promedio de los índices de cada tarea para todas las ocupaciones, ponderado por el empleo existente en cada una de ellas. Matemáticamente,

$$IMT(T)^t = \frac{\sum_{j=1}^n E_j^t * IT(T)_j^t}{\sum_{j=1}^n E_j^t} \quad [3.12]$$

$IMT(T)^t$ es el Índice Medio de Tareas, para cada una de las tareas $T \in (CNR, CR, MNR, MR)$ y E_j^t es el empleo total en la ocupación j en el momento t .

Los IMT varían en el tiempo debido a que se modifica el empleo en cada una de las ocupaciones (E_j^t) y también el valor de cada índice de tareas ($IT(T)_j^t$). Interesa separar cada uno de estos efectos para determinar en qué medida los cambios observados se deben en mayor o menor medida a cambios en la estructura ocupacional o cambios en las tareas desempeñadas por cada ocupación. Considerando la ventana temporal de análisis del período 2008-2016, el cambio en el IMT será

$$IMT(T)^{2016} - IMT(T)^{2008} = \frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2016} * IT(T)_j^{2016}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2016}} - \frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2008} * IT(T)_j^{2008}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2008}} \quad [3.13]$$

Sumando y restando en el segundo miembro la expresión $\frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2016} * IT(T)_j^{2008}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2016}}$, se obtiene:

$$\begin{aligned}
& IMT(T)^{2016} - IMT(T)^{2008} \\
&= \left[\frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2016} * IT(T)_j^{2016}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2016}} - \frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2016} * IT(T)_j^{2008}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2016}} \right] \quad [3.14] \\
&+ \left[\frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2016} * IT(T)_j^{2008}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2016}} - \frac{\sum_{j=1}^n E_j^{2008} * IT(T)_j^{2008}}{\sum_{j=1}^n E_j^{2008}} \right]
\end{aligned}$$

La ecuación [3.14] muestra que el cambio del *IMT* durante el período puede descomponerse en el cambio que ocurre al variar las definiciones de tareas manteniendo fijo el nivel de empleo en cada ocupación en el año final (expresión del primer corchete del segundo miembro de la ecuación) más el cambio que ocurre variando únicamente el empleo en cada ocupación y manteniendo fijas las definiciones de tareas en el año inicial (expresión del segundo corchete del segundo miembro de la ecuación). De esta manera se descompone el peso que tiene cada tipo de tarea en el empleo total en un “efecto definición de tareas” y un “efecto estructura ocupacional”.

La Tabla 3.4 ilustra lo expresado en la ecuación [3.14]. El paso de (A) a (C) representa el movimiento del *IMT* del año 2008 al *IMT* del año 2016 y se corresponde con el miembro izquierdo de la ecuación. Esta transición puede descomponerse en un primer paso con el movimiento (A) a (B), correspondiente al segundo término del segundo miembro de la ecuación y mostrando el “efecto estructura ocupacional”, y un segundo paso con el movimiento de (B) a (C), correspondiente al primer término del segundo miembro de la ecuación que muestra el “efecto definición de tareas”.

Tabla 3.4: Descomposición de los cambios en el Índice Medio de Tareas (IMT)

	Tareas 2008	Tareas 2016
Empleo 2008	(A)	
Empleo 2016	(B)	(C)

Nota: el paso de (A) a (C) representa el cambio del *IMT* del año 2008 al *IMT* del año 2016. Esta transición puede descomponerse en el “efecto estructura ocupacional”, representado por el movimiento de (A) a (B), y el “efecto definición de tareas” correspondiente al movimiento de (B) a (C).

Fuente: elaboración propia.

De esta manera se explorará el contenido de tareas dentro del empleo y su evolución aislando de manera separada los efectos mencionados, permitiendo dar respuesta a la primera parte del Objetivo específico 2.

3.4.2.3. *Técnicas de análisis para observar la relación entre tareas y probabilidad de empleo*

Mediante una estrategia econométrica que explota la estructura de panel de la base de datos, se estiman modelos para explicar cómo el contenido de tareas impacta en la probabilidad de empleo. Específicamente, se estiman modelos donde la variable dependiente es dicotómica con valor igual a 1 cuando el trabajador está empleado en una de las firmas de la muestra e igual a cero en caso contrario. Como variables explicativas de interés central se incluyen los índices que describen las tareas de cada ocupación asociada a los trabajadores. Adicionalmente, se incluyen como controles el índice que identifica la propensión a la deslocalización de la ocupación, el tamaño de la firma, efectos fijos por individuo y por año.

Se optará por trabajar con modelos lineales de probabilidad debido a que los mismos resultan más parsimoniosos tanto en cómputo como en términos de interpretación. Esta decisión se encuentra en línea con sugerencias que pueden hallarse en distintos textos de econometría, dado que el interés del análisis no recae en la predicción de la variable dependiente sino en los efectos parciales de las variables explicativas (ver por ejemplo Wooldridge (2010), página 455, o Angrist y Pischke (2008), sección 3.4.2). Para tratar con el problema de heterocedasticidad en los residuos que surge al estimar un modelo lineal para explicar una variable dependiente dicotómica siempre serán computadas versiones robustas de los errores estándar (errores estándar de Huber-White). La ecuación [3.15] a continuación muestra la formulación econométrica del modelo general a estimar:

$$E_{ift} = a_1CNR_{ift} + a_2CR_{ift} + a_3MNR_{ift} + a_4MR_{ift} + a_5OFF_{ift} + a_6Tamaño_{ft} + a_i + a_t + \varepsilon_{ift} \quad [3.15]$$

Siendo:

- E_{ift} una variable dicotómica que toma el valor 1 cuando el individuo i está empleado en el año t en una firma f perteneciente a la muestra de la ENDEI y 0 en caso contrario.

- $CNR_{ift}, CR_{ift}, MNR_{ift}, MR_{ift}$ los valores de los índices que reflejan el contenido de tareas definidos en [3.11], para el individuo i en el año t .
- Los controles: OFF_{ift} , la variable de propensión a la deslocalización de la ocupación; Tamaño $_{ft}$, el tamaño de la firma donde el trabajador tuvo su último empleo; a_i un efecto fijo por individuo; a_t un efecto fijo por año.
- ε_{it} el término de error.

Las estimaciones de los coeficientes a_1, a_2, a_3 y a_4 arrojarán evidencia para avanzar sobre la segunda parte del Objetivo específico 2, establecer la relación entre el contenido de tareas de las ocupaciones y probabilidad de empleo. Adicionalmente, con el objetivo de ganar riqueza en el análisis se observan heterogeneidades en los resultados de acuerdo con distintas ramas de actividad; para ello se procede a reestimar los modelos utilizando una taxonomía que se describe a continuación.

Caracterización de las firmas de acuerdo con su rama de actividad

Para agrupar a las firmas y ramas de actividad considerando patrones tecnológicos y de innovación similares se recurre a utilizar la tradicional taxonomía de Pavitt (1984), revisada y ampliada en Bogliacino y Pianta (2016), autores que muestran además que es una caracterización relevante para analizar la relación entre innovación y empleo. Se trata de una taxonomía que agrupa los sectores manufactureros de acuerdo con tres dimensiones que caracterizan la innovación según origen, destino y las formas de apropiación. La primera de estas dimensiones refiere a cómo surge la información necesaria para innovar o cómo aparece la iniciativa que desencadena los procesos de innovación. Por ejemplo, ¿se trata de esfuerzos que se hacen dentro de las empresas o por el contrario la empresa innova impulsada por conocimiento generado afuera? La dimensión de destino refiere al tipo de demanda que impulsa la innovación, qué espera el usuario de la innovación, o, en otras palabras, qué se busca lograr al innovar. Por ejemplo, ¿se innova para ganar competitividad vía precio o vía calidad? Finalmente, la tercera dimensión refiere a los mecanismos de apropiación de los beneficios asociados a la innovación por parte de los agentes innovadores: por ejemplo, si dicha apropiación se logra mediante propiedad intelectual, secreto, liderazgo de mercado, etc. Los autores sostienen y comprueban que los sectores agrupados en cuatro categorías, según los rasgos de similitud en estas tres dimensiones, muestran también características comunes en

términos de sus trayectorias tecnológicas, en los patrones de innovación y el tipo de mejora en el desempeño. Los cuatro grupos y sus características más salientes son:

- Sectores Basados En la Ciencia (BEC): las firmas innovadoras suelen ser de gran tamaño, realizando tanto innovación de proceso como de producto, en una trayectoria tecnológica orientada a la reducción de costos y a la mejora en la calidad de la producción. Un ejemplo paradigmático es la industria farmacéutica.
- Sectores Dominados Por Proveedores (DPP): las firmas innovadoras suelen ser pequeñas, realizando típicamente innovación de proceso, en una trayectoria tecnológica orientada a la reducción de costos. Un ejemplo paradigmático es el sector textil.
- Sectores Intensivos En Escala (IEE): las firmas innovadoras suelen ser de gran tamaño, realizando típicamente innovación de proceso, en una trayectoria tecnológica orientada fundamentalmente a la reducción de costos, aunque en algunos casos también podría ser la búsqueda de mejora en la calidad de la producción. Sectores paradigmáticos serían tanto las *commodities* industriales (el papel o el petróleo, por ejemplo) como la industria automotriz.
- Sectores de Proveedores Especializados (PRE): las firmas innovadoras suelen ser pequeñas, realizando innovación de producto, en una trayectoria tecnológica orientada a la mejora en la calidad de la producción. Un ejemplo son los sectores de maquinaria y equipamiento.

Si bien el texto original de Pavitt se valió de información de empresas británicas recogida en el período de 1945-1979, el texto de Bogliacino y Pianta (2016) actualiza esta información con datos que llegan hasta mediados de los años 2000 y extiende su cobertura utilizando información de 8 países europeos. Dado que se trata de una taxonomía creada para describir los patrones de innovación de países desarrollados, podría cuestionarse su extrapolación para describir lo que sucede en países menos desarrollados. Como estos patrones pueden resultar útiles para analizar la relación entre CT y empleo, en ausencia

de una mejor taxonomía, se ha decidido utilizarla a los efectos descriptivos para caracterizar la heterogeneidad sectorial³⁴ en esa relación.

La variable categórica $RAMA_TECNO_f$, definida a continuación, expresa la pertenencia de cada firma f a uno de los grupos sectoriales de la taxonomía; la Tabla 3.5, por su parte, expone las ramas de actividad incluidas en cada uno de los grupos de la taxonomía (estas son las ramas de actividad representadas en la ENDEI).

$$\begin{aligned}
 RAMA_TECNO_f &= "BEC" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Basados En la Ciencia"} \\
 RAMA_TECNO_f &= "DPP" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Dominados Por Proveedores"} \\
 RAMA_TECNO_f &= "IEE" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Intensivos En Escala"} \\
 RAMA_TECNO_f &= "PRE" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Proveedores Especializados"}
 \end{aligned}
 \tag{3.16}$$

La ecuación [3.15], entonces, es reestimada considerando las submuestras definidas por los grupos de la taxonomía de Pavitt.

Tabla 3.5: Grupos sectoriales de acuerdo con la taxonomía de Pavitt

Grupo de sectores	Ramas de actividad de la ENDEI
BASADOS EN LA CIENCIA (BEC)	Instrumentos médicos
	Material eléctrico, radio, televisión
	Productos químicos
DOMINADO POR PROVEEDORES (DPP)	Alimentos
	Confecciones
	Cuero
	Madera
	Muebles
	Otros productos de metal
	Productos textiles
	Reciclamiento
Tabaco	
INTENSIVO EN ESCALA (IEE)	Edición
	Metales comunes
	Otros minerales no metálicos
	Papel
	Productos de caucho y plástico
	Productos de petróleo
PROVEEDORES ESPECIALIZADOS (PRE)	Vehículos automotores
	Maquinaria y equipo
	Otros equipos de transporte

Fuente: elaboración propia sobre la base de Pavitt (1984), Bogliacino y Pianta (2016) y ENDEI 2010-2012.

³⁴ Esta taxonomía ha sido utilizada muy ampliamente en la literatura de innovación para caracterizar diferencias sectoriales: al año 2021 el artículo de Pavitt que presenta la metodología registra más de 9.450 citas de acuerdo con Google Scholar.

3.4.3. Metodología para el Objetivo específico 3

El interés más amplio de este objetivo específico puede resumirse en la identificación de la influencia del comportamiento innovador de las firmas sobre la transformación en la estructura del empleo y la demanda de tareas. Para avanzar en esta cuestión, la metodología utilizada se compone de dos partes correspondientes a dos tipos de análisis complementarios.

En primer término, se realiza un análisis inspirado en Heyman (2016). A partir del panel de firmas de la ENDEI, reconstruido utilizando datos de empleo y ocupaciones, se analiza cuáles han sido las tendencias intra-firma que caracterizan la evolución de la estructura del empleo en términos de tareas (de acuerdo con su nivel de contenido rutinario) y de capacidades. Ello permite analizar la presencia de procesos de polarización laboral intra-firmas, consistente con la hipótesis del CT sesgado hacia la rutina, u otros comportamientos diferentes acontecidos durante el período analizado. Adicionalmente, se caracteriza la heterogeneidad de las firmas en términos de su comportamiento innovador como factor relevante al momento de explicar las tendencias observadas. A partir del panel de firmas, se identifica en qué medida las firmas caracterizadas como innovadoras son las impulsoras de las tendencias intra-firma observadas previamente.

En segundo lugar, se amplía el análisis realizado para el objetivo precedente, estudiando cómo el comportamiento innovador de las firmas es un mediador relevante de su demanda particular de tareas en términos de su contenido rutinario y no rutinario, manual y cognitivo, impactando en la probabilidad de empleo de los trabajadores.

Los análisis también se realizarán de manera independiente para las distintas ramas de actividad “a la Pavitt”, definidas previamente, con el fin de ganar riqueza en el análisis.

A continuación, se describe de manera detallada cada uno de los métodos utilizados.

3.4.3.1. Primera parte: Tareas y capacidades: estructura del empleo intra-firma y rol de la innovatividad de las firmas

El primer método toma a la firma como unidad de análisis y está basado en Heyman (2016). Allí se explora cómo se modifica la participación de ocupaciones dentro de las firmas a lo largo del tiempo (período 1996-2013) en Suecia y considerando la heterogeneidad de las firmas al comienzo del período de análisis en términos de cuán rutinaria era su fuerza laboral (entre otras variables). Para ello, las ocupaciones son

agrupadas en tres categorías a partir de sus salarios (de salarios bajos, medios o altos), división que no es casual ya que se vincula a la hipótesis del RBTC y la polarización laboral (en tanto los salarios más bajos y más altos, asociados también a las ocupaciones de mayores y menores capacidades en promedio, se asocian a tareas no rutinarias, que son principalmente complementadas por el CT; por su parte, las ocupaciones con salarios y capacidades intermedias asocian fundamentalmente con tareas de tipo rutinario, que se verían sustituidas por el CT). En el trabajo mencionado se especifica un modelo econométrico a partir de un panel de firmas, controlando por distintas características y capturando a partir de variables dummies temporales la evolución de la participación en el empleo de las distintas categorías de ocupaciones. Los hallazgos confirman una tendencia sostenida decreciente y significativa en la participación de ocupaciones de salarios medios y una tendencia sostenida creciente en la participación de ocupaciones con salarios bajos. Para las ocupaciones de salarios bajos, la evidencia no acompaña sin embargo a lo esperado ya que las mismas muestran una participación estable en el tiempo. A su vez, el trabajo encuentra que este patrón está conducido fundamentalmente por aquellas firmas que poseen una estructura laboral inicial con altos niveles de contenido rutinario.

La propuesta para avanzar en el análisis de la economía argentina sigue los lineamientos precedentes con algunas ampliaciones que se detallan a continuación. En primer lugar, el panel de datos con la firma como unidad de análisis se reconstruye para el período 2008-2016 para la muestra de firmas perteneciente a la ENDEI 2010-2012, emparejando los datos del SIPA de trabajadores de cada firma para cada año. Esto permite analizar la cantidad de trabajadores por firma y por ocupación y también todas las características propias de las ocupaciones que han sido construidas precedentemente (niveles de calificación y contenido de tareas) y con ellas observar la evolución de las participaciones en el empleo de las ocupaciones agrupadas de acuerdo con diferentes criterios y controlando por características de las firmas a través de efectos fijos y otras variables de control.

La especificación [3.17] representa de manera general los distintos modelos que se estiman. El subíndice f refiere a cada firma y t a cada año entre 2008 y 2016 (el período temporal de datos disponibles). Cada índice j representa una ecuación diferente asociada a diferentes variables dependientes (definidas más abajo), que registran cada una de ellas la participación en el total del empleo de una categoría particular de ocupaciones.

$$\text{Part_Cat_Ocupaciones}(j)_{ft} = a_0 + \sum_{t=2008}^{2016} a_{1t} \text{Año}_t + a_2 \text{Tamaño}_{ft} + a_f + \varepsilon_{ft} \quad [3.17]$$

Los coeficientes a_{1t} asociados a la variable Año permitirán recuperar la evolución temporal de estas participaciones luego de controlar por factores específicos de las firmas (el Tamaño, como fue previamente definido, y efectos fijos a_f , que capturan todas aquellas características de las firmas que no varían en el tiempo y que no resultan de interés especial para el objetivo de este trabajo). Por último, a_0 representa la constante del modelo y ε_{ft} una perturbación aleatoria.

Los modelos se estiman por mínimos cuadrados ordinarios (MCO, o versiones *pooled*) y utilizando métodos de panel (con efectos fijos a través de la metodología *within*). Se computan en todos los casos errores estándar clusterizados a nivel de firma.

Variables dependientes alternativas: Categorización de ocupaciones

Se utilizan dos variantes para caracterizar al empleo de las firmas en términos de ocupaciones. Por un lado (inspirado en el trabajo de Heyman, 2016), se considera el nivel de calificación promedio de la ocupación; por otro lado (y como contribución novedosa) se clasifican de acuerdo con distintas medidas de tareas rutinarias involucradas en la misma.

Alternativa 1: capacidades de las ocupaciones

En esta alternativa se agrupa el empleo de la firma de acuerdo con el nivel de capacidades asociado a cada ocupación, a partir del índice de capacidades promedio por ocupación a dos dígitos de la CIUO con los datos registrados en la EPH (definido previamente en la sección 3.4.1.1). Utilizando el valor obtenido para la calificación promedio que posee un empleado de determinada ocupación se puede caracterizar cada firma con la proporción de trabajadores que posee en distintos niveles de calificación (ver Tabla A 2 en el Anexo 1) y construir la evolución de esta proporción durante el período 2008-2016.

Se consideran a su vez dos variantes en cuanto a la cantidad de categorías utilizadas. Las 40 ocupaciones a dos dígitos se agrupan alternativamente en 3 o en 5 categorías definiendo niveles de capacidades bajo, medio y alto para el primer caso y muy bajo, bajo, medio, alto y muy alto para el segundo; cada grupo con un número de ocupaciones

similar en cada categoría. La Tabla 3.6 presenta los códigos CIUO a dos dígitos que componen cada categorización, mostrando también la participación promedio de cada categoría en las firmas para el período 2008-2016.

Tabla 3.6: Categorización de ocupaciones de acuerdo con el nivel de capacidades

Cat_ Ocupaciones (j)	Ocupaciones por código CIUO a dos dígitos	Part prom por firma 2008-16
<i>3 niveles de capacidades</i>		
Bajas	95; 71; 92; 93; 91; 83; 75; 72; 81; 54; 79; 62; 51	55,6%
Medias	94; 73; 89; 82; 52; 74; 96; 53; 44; 99; 61; 42; 0; 43	23,3%
Altas	31; 34; 1; 41; 35; 33; 32; 25; 26; 23; 24; 21; 22	21,1%
<i>5 niveles de capacidades</i>		
Muy bajas	95; 71; 92; 93; 91; 83; 75; 72	28,0%
Bajas	81; 54; 79; 62; 51; 94; 73; 89	29,3%
Medias	82; 52; 74; 96; 53; 44; 99; 61	6,0%
Altas	42; 0; 43; 31; 34; 1; 41; 35	33,5%
Muy altas	33; 32; 25; 26; 23; 24; 21; 22	3,2%

Nota: el ordenamiento de los códigos de las ocupaciones dentro de cada categoría refleja en orden creciente el índice de capacidades.

Fuente: elaboración propia sobre la base de CIUO, EPH, ENDEI y SIPA.

La ecuación [3.17], entonces, se estimará para dos conjuntos de modelos con esta caracterización de las ocupaciones a partir de las capacidades observadas en promedio para los trabajadores. En el primero de ellos, la variable dependiente “Part_Cat_Ocupaciones(j)_{it}” será la participación en el empleo en cada firma *i* en el año *t* de las ocupaciones con nivel de capacidades *j* = bajas, medias y altas, dando lugar a la estimación de tres ecuaciones. En el segundo conjunto de modelos, las ecuaciones estimadas serán cinco, con la variable dependiente definida de igual manera, pero para las categorías *j* = muy bajas, bajas, medias, altas y muy altas.

Alternativa 2: tareas rutinarias de las ocupaciones

Considerando las caracterizaciones de las ocupaciones a partir de las variables de tareas (explicadas previamente en la metodología y aplicadas en los ejercicios del Capítulo 5), es posible agrupar a las ocupaciones de acuerdo con el nivel de tareas de tipo rutinario involucrado en su desempeño. Esta caracterización tiene el atractivo de permitir una

precisión mayor en el agrupamiento de las ocupaciones ya que puede realizarse a 4 dígitos del CIUO³⁵.

El objetivo es entonces obtener un ordenamiento de las ocupaciones de las más rutinarias a las menos rutinarias. Si bien el marco conceptual utilizado en esta tesis postula que una ocupación se describe de manera acabada por el contenido que posee de todos los tipos de tareas, en esta oportunidad se utilizarán solo los descriptores de tareas rutinarias con el objetivo de construir un indicador unidimensional de rutina³⁶. Existen diversas posibilidades para realizar el ordenamiento deseado; específicamente se consideran dos alternativas tomando los siguientes índices:

- i. Índice de RUTINA: se clasifica el nivel de rutina de cada ocupación a partir del ordenamiento que surge al calcular el promedio de los índices de tareas manuales rutinarias y cognitivas rutinarias para cada ocupación
- ii. Índice de RUTINA MANUAL: se clasifica el nivel de rutina de cada ocupación tomando el índice de tareas manuales rutinarias

Así, se pueden caracterizar las 388 ocupaciones a 4 dígitos del clasificador CIUO 88 con uno u otro índice y a partir de ordenarlos se construyen agrupamientos categóricos de ocupaciones que reflejarán diferente intensidad de tareas rutinarias. De igual manera a la variante de capacidades, utilizando cada índice se realizan versiones con 3 y 5 categorías (rutina baja, media y alta para los primeros, rutina muy baja, baja, media, alta y muy alta para los segundos). Las proporciones en cada categoría para cada firma se constituyen en las variables dependientes alternativas (“Part_Cat_Ocupaciones(j)_{it}”) con la que se estimarán las diferentes versiones de la ecuación [3.17].

La Tabla 3.7 y la Tabla 3.8 presentan las ocupaciones que abarca cada categoría según los distintos índices considerados, mostrando también la participación promedio en el empleo de cada firma de cada grupo de ocupaciones para el período 2008-2016.

³⁵ Esto es así debido a que las variables de tareas se construyen a partir de la base del SIPA, en donde las ocupaciones se encuentran registradas utilizando el clasificador CIUO 88 a 4 dígitos, mientras que la caracterización a partir de capacidades, basada en el nivel educativo reportado por los individuos en la EPH, sólo pueden asociarse a 2 dígitos de esta clasificación.

³⁶ Es habitual en la literatura encontrar este tipo de indicadores unidimensionales que permiten jerarquizar las ocupaciones en términos de rutina (Autor et al. (2003); Goos et al. (2014); Heyman (2016), por ejemplo). Si bien se pierde riqueza descriptiva al emplear un índice único, se gana simplicidad para realizar ejercicios como el aquí propuesto, que requiere un arreglo ordinal de las ocupaciones en términos de cuán rutinarias son.

Tabla 3.7: Categorización de ocupaciones de acuerdo con el índice de rutina (manual y cognitiva)

Cat_ Ocupaciones (j)	Ocupaciones por código CIUO a cuatro dígitos	Part prom por firma 2008-16
<i>3 niveles de rutina</i>		
Baja	5230; 9112; 3480; 2460; 5210; 6154; 2441; 5131; 3320; 1233; 1141; 3310; 3330; 2351; 2446; 2332; 2445; 3222; 1142; 2331; 2310; 2442; 2340; 9113; 3413; 2359; 2443; 1319; 3460; 2431; 1130; 1210; 3241; 1120; 1232; 2111; 1234; 3415; 1143; 2114; 3340; 7434; 3469; 2143; 2422; 2121; 1318; 2421; 1224; 1314; 3229; 2320; 1237; 3421; 2141; 2146; 2213; 2412; 2147; 3151; 3242; 2223; 3223; 1228; 2142; 2419; 5142; 2149; 5132; 2144; 2221; 3471; 5149; 1231; 3434; 2211; 1229; 1313; 3423; 2429; 4144; 3414; 1227; 1235; 1317; 2411; 5133; 3411; 2352; 2122; 7311; 2432; 3422; 2455; 3417; 1223; 3412; 1236; 5161; 2113; 3475; 6129; 3226; 1311; 2145; 3117; 6121; 6124; 5143; 2112; 2444; 3419; 2212; 2131; 2139; 3112; 9213; 3441; 5113; 9133; 9111; 5169; 3121; 3213; 3449; 2451; 3429; 1315; 1239; 1316	10.4%
Media	3444; 9141; 3443; 3416; 9152; 5220; 2452; 3145; 2230; 3450; 5151; 5152; 9151; 2453; 1221; 3439; 5111; 4190; 3442; 4141; 1312; 1222; 5141; 3472; 7243; 5162; 9132; 5123; 4122; 3221; 7134; 3142; 4132; 4222; 2132; 8321; 8322; 3431; 4115; 9120; 7412; 7215; 1226; 3227; 9131; 7135; 5139; 4214; 5163; 3115; 7442; 7132; 6122; 6123; 3432; 3122; 9332; 4121; 3141; 3119; 3152; 1225; 2454; 9142; 7122; 4133; 6111; 6112; 6114; 6130; 3211; 3116; 2229; 8340; 4112; 4215; 3231; 3232; 9153; 7137; 7242; 7436; 5112; 3212; 3473; 7231; 6210; 9211; 9212; 3118; 7244; 7124; 6151; 4131; 7141; 3433; 7142; 7331; 3131; 7241; 7432; 5121; 5122; 7312; 2222; 9331; 3111; 7121; 7216; 7233; 8162; 6113; 7232; 7332; 3113; 3114; 7133; 9313; 7421; 4221; 9162; 7213; 4143; 7143; 7123; 4114; 8161; 3132; 3224	45.2%
Alta	8312; 4113; 7222; 7129; 2148; 6141; 3228; 3225; 2224; 4213; 7313; 3144; 7433; 8281; 8142; 7136; 8163; 4111; 7343; 7437; 8284; 9311; 8283; 9333; 9312; 7415; 8282; 7441; 7323; 9321; 7131; 7214; 9322; 8324; 7221; 4142; 8311; 7344; 8323; 7413; 8153; 8154; 6152; 6153; 7212; 7424; 3133; 8285; 4211; 8331; 8269; 7342; 7245; 4212; 8155; 7321; 7416; 7435; 9161; 8333; 7346; 4223; 8332; 7113; 8112; 7211; 8272; 8278; 3143; 7112; 8224; 8264; 3139; 7411; 8221; 8151; 7341; 8113; 8263; 6142; 8121; 7224; 8273; 8276; 7422; 8229; 8131; 8222; 7345; 7322; 8279; 8122; 8290; 8159; 7423; 8141; 8271; 8277; 8286; 8274; 8265; 8124; 8251; 8253; 8232; 8262; 7111; 8275; 8223; 8143; 7223; 8261; 8212; 8252; 8123; 8152; 8240; 7414; 7431; 8334; 7324; 8211; 8111; 8171; 8266; 8139; 3123; 8172; 8231	44.5%
<i>5 niveles de rutina</i>		
Muy baja	5230; 9112; 3480; 2460; 5210; 6154; 2441; 5131; 3320; 1233; 1141; 3310; 3330; 2351; 2446; 2332; 2445; 3222; 1142; 2331; 2310; 2442; 2340; 9113; 3413; 2359; 2443; 1319; 3460; 2431; 1130; 1210; 3241; 1120; 1232; 2111; 1234; 3415; 1143; 2114; 3340; 7434; 3469; 2143; 2422; 2121; 1318; 2421; 1224; 1314; 3229; 2320; 1237; 3421; 2141; 2146; 2213; 2412; 2147; 3151; 3242; 2223; 3223; 1228; 2142; 2419; 5142; 2149; 5132; 2144; 2221; 3471; 5149; 1231; 3434; 2211; 1229; 1313	8.2%
Baja	3423; 2429; 4144; 3414; 1227; 1235; 1317; 2411; 5133; 3411; 2352; 2122; 7311; 2432; 3422; 2455; 3417; 1223; 3412; 1236; 5161; 2113; 3475; 6129; 3226; 1311; 2145; 3117; 6121; 6124; 5143; 2112; 2444; 3419; 2212; 2131; 2139; 3112; 9213; 3441; 5113; 9133; 9111; 5169; 3121; 3213; 3449; 2451; 3429; 1315; 1239; 1316; 3444; 9141; 3443; 3416; 9152; 5220; 2452; 3145; 2230; 3450; 5151; 5152; 9151; 2453; 1221; 3439; 5111; 4190; 3442; 4141; 1312; 1222; 5141; 3472; 7243	17.0%
Media	5162; 9132; 5123; 4122; 3221; 7134; 3142; 4132; 4222; 2132; 8321; 8322; 3431; 4115; 9120; 7412; 7215; 1226; 3227; 9131; 7135; 5139; 4214; 5163; 3115; 7442; 7132; 6122; 6123; 3432; 3122; 9332; 4121; 3141; 3119; 3152; 1225; 2454; 9142; 7122; 4133; 6111; 6112; 6114; 6130; 3211; 3116; 2229; 8340; 4112; 4215; 3231; 3232; 9153; 7137; 7242; 7436; 5112; 3212; 3473; 7231; 6210; 9211; 9212; 3118; 7244; 7124; 6151; 4131; 7141; 3433; 7142; 7331; 3131; 7241; 7432; 5121; 5122	27.0%
Alta	7312; 2222; 9331; 3111; 7121; 7216; 7233; 8162; 6113; 7232; 7332; 3113; 3114; 7133; 9313; 7421; 4221; 9162; 7213; 4143; 7143; 7123; 4114; 8161; 3132; 3224; 8312; 4113; 7222; 7129; 2148; 6141; 3228; 3225; 2224; 4213; 7313; 3144; 7433; 8281; 8142; 7136; 8163; 4111; 7343; 7437; 8284; 9311; 8283; 9333; 9312; 7415; 8282; 7441; 7323; 9321; 7131; 7214; 9322; 8324; 7221; 4142; 8311; 7344; 8323; 7413; 8153; 8154; 6152; 6153; 7212; 7424; 3133; 8285; 4211; 8331; 8269	14.9%
Muy alta	7342; 7245; 4212; 8155; 7321; 7416; 7435; 9161; 8333; 7346; 4223; 8332; 7113; 8112; 7211; 8272; 8278; 3143; 7112; 8224; 8264; 3139; 7411; 8221; 8151; 7341; 8113; 8263; 6142; 8121; 7224; 8273; 8276; 7422; 8229; 8131; 8222; 7345; 7322; 8279; 8122; 8290; 8159; 7423; 8141; 8271; 8277; 8286; 8274; 8265; 8124; 8251; 8253; 8232; 8262; 7111; 8275; 8223; 8143; 7223; 8261; 8212; 8252; 8123; 8152; 8240; 7414; 7431; 8334; 7324; 8211; 8111; 8171; 8266; 8139; 3123; 8172; 8231	32.9%

Nota: el ordenamiento de los códigos de las ocupaciones dentro de cada categoría refleja en orden creciente el índice de rutina.

Fuente: elaboración propia sobre la base de CIUO, EPH, ENDEI, SIPA y O*NET.

Tabla 3.8: Categorización de ocupaciones de acuerdo con el índice de rutina manual

Cat. Ocupaciones (j)	Ocupaciones por código CIUO a cuatro dígitos	Part prom por firma 2008-16
<i>3 niveles de rutina</i>		
Baja	5230; 9112; 2441; 2460; 5210; 2446; 2445; 3480; 1233; 3222; 1141; 1142; 3413; 3310; 3330; 2351; 1130; 1210; 2331; 1120; 3320; 2442; 2443; 3469; 3460; 5131; 3421; 2310; 2422; 2431; 1143; 2421; 2419; 2340; 2121; 2332; 1232; 2143; 1319; 3434; 2411; 9113; 3241; 2111; 2359; 3415; 2114; 6154; 1234; 2412; 3229; 2141; 1231; 2122; 2352; 3151; 3417; 3340; 2429; 4144; 2149; 3411; 2221; 2444; 1237; 5149; 2146; 2142; 1318; 1224; 3412; 3419; 2112; 2144; 5132; 1314; 3242; 2320; 2147; 3423; 3414; 2213; 3422; 1235; 5142; 2211; 3441; 3444; 2223; 1228; 3442; 5163; 3443; 4190; 2131; 3471; 2139; 2455; 5133; 3121; 1229; 7434; 2132; 2451; 1236; 3416; 3439; 2145; 9152; 4122; 3223; 4121; 2212; 5169; 3112; 1313; 5143; 2432; 3433; 3429; 3145; 3450; 2113; 4141; 3117; 1317; 3449; 4132; 2230; 5162	35.9%
Media	4143; 2453; 4214; 1223; 1227; 7311; 3226; 4222; 3221; 3475; 3431; 4115; 5113; 5161; 4215; 3432; 1315; 5139; 1239; 1316; 3213; 3227; 9133; 5151; 5152; 5220; 3473; 9151; 3122; 3231; 3232; 3118; 2454; 4133; 4221; 3119; 4112; 5111; 7135; 2224; 1311; 7243; 4131; 1226; 3211; 3144; 5112; 5123; 8321; 8322; 9141; 3152; 1222; 4213; 6129; 2148; 3116; 1312; 3212; 1225; 9111; 2452; 5141; 2229; 6121; 6124; 3472; 4111; 7242; 4113; 3228; 3115; 3111; 7232; 3141; 7215; 7436; 9132; 9213; 9332; 9153; 3142; 4114; 7442; 7312; 7137; 7244; 4212; 2222; 4223; 1221; 9331; 3113; 3114; 4211; 7231; 7241; 9120; 3131; 7122; 7313; 9131; 7432; 3224; 7134; 7132; 8340; 7412; 8161; 9142; 3225; 5122; 3132; 4142; 7141; 8312; 7124; 7332; 7121; 6122; 6123; 7331; 9313; 8281; 8323; 6111; 6112; 6114; 9333	19.0%
Alta	7233; 6130; 7216; 7343; 8283; 7133; 9162; 7142; 7421; 7415; 7213; 3133; 8163; 6210; 9211; 9212; 7433; 7123; 6151; 7222; 8282; 8162; 5121; 7437; 7212; 7143; 9321; 7129; 7435; 8142; 8311; 7221; 6113; 7441; 7344; 7136; 8324; 9312; 7131; 8155; 7342; 6141; 8284; 7245; 9322; 7214; 7323; 8285; 7413; 8153; 8154; 7416; 3143; 7112; 9161; 8333; 3139; 7321; 7211; 7341; 8113; 9311; 7422; 7411; 7424; 6152; 6153; 8221; 8159; 8151; 8224; 8272; 8278; 7322; 6142; 8121; 8222; 8331; 8229; 8131; 8264; 7324; 8271; 8279; 7346; 7345; 8112; 8277; 8122; 7113; 8263; 8332; 8123; 8152; 8269; 8274; 8290; 7414; 8232; 7223; 7224; 7423; 8141; 8273; 8276; 8275; 8251; 8223; 8262; 8211; 8265; 8171; 8266; 8124; 8286; 8139; 8252; 8240; 8212; 8261; 8253; 7431; 3123; 8172; 7111; 8111; 8143; 8334; 8231	45.1%
<i>5 niveles de rutina</i>		
Muy baja	5230; 9112; 2441; 2460; 5210; 2446; 2445; 3480; 1233; 3222; 1141; 1142; 3413; 3310; 3330; 2351; 1130; 1210; 2331; 1120; 3320; 2442; 2443; 3469; 3460; 5131; 3421; 2310; 2422; 2431; 1143; 2421; 2419; 2340; 2121; 2332; 1232; 2143; 1319; 3434; 2411; 9113; 3241; 2111; 2359; 3415; 2114; 6154; 1234; 2412; 3229; 2141; 1231; 2122; 2352; 3151; 3417; 3340; 2429; 4144; 2149; 3411; 2221; 2444; 1237; 5149; 2146; 2142; 1318; 1224; 3412; 3419; 2112; 2144; 5132; 1314; 3242; 2320	8.1%
Baja	2147; 3423; 3414; 2213; 3422; 1235; 5142; 2211; 3441; 3444; 2223; 1228; 3442; 5163; 3443; 4190; 2131; 3471; 2139; 2455; 5133; 3121; 1229; 7434; 2132; 2451; 1236; 3416; 3439; 2145; 9152; 4122; 3223; 4121; 2212; 5169; 3112; 1313; 5143; 2432; 3433; 3429; 3145; 3450; 2113; 4141; 3117; 1317; 3449; 4132; 2230; 5162; 4143; 2453; 4214; 1223; 1227; 7311; 3226; 4222; 3221; 3475; 3431; 4115; 5113; 5161; 4215; 3432; 1315; 5139; 1239; 1316; 3213; 3227; 9133; 5151; 5152	29.1%
Media	5220; 3473; 9151; 3122; 3231; 3232; 3118; 2454; 4133; 4221; 3119; 4112; 5111; 7135; 2224; 1311; 7243; 4131; 1226; 3211; 3144; 5112; 5123; 8321; 8322; 9141; 3152; 1222; 4213; 6129; 2148; 3116; 1312; 3212; 1225; 9111; 2452; 5141; 2229; 6121; 6124; 3472; 4111; 7242; 4113; 3228; 3115; 3111; 7232; 3141; 7215; 7436; 9132; 9213; 9332; 9153; 3142; 4114; 7442; 7312; 7137; 7244; 4212; 2222; 4223; 1221; 9331; 3113; 3114; 4211; 7231; 7241; 9120; 3131; 7122; 7313; 9131; 7432	11.7%
Alta	3224; 7134; 7132; 8340; 7412; 8161; 9142; 3225; 5122; 3132; 4142; 7141; 8312; 7124; 7332; 7121; 6122; 6123; 7331; 9313; 8281; 8323; 6111; 6112; 6114; 9333; 7233; 6130; 7216; 7343; 8283; 7133; 9162; 7142; 7421; 7415; 7213; 3133; 8163; 6210; 9211; 9212; 7433; 7123; 6151; 7222; 8282; 8162; 5121; 7437; 7212; 7143; 9321; 7129; 7435; 8142; 8311; 7221; 6113; 7441; 7344; 7136; 8324; 9312; 7131; 8155; 7342; 6141; 8284; 7245; 9322; 7214; 7323; 8285; 7413; 8153; 8154	17.6%
Muy alta	7416; 3143; 7112; 9161; 8333; 3139; 7321; 7211; 7341; 8113; 9311; 7422; 7411; 7424; 6152; 6153; 8221; 8159; 8151; 8224; 8272; 8278; 7322; 6142; 8121; 8222; 8331; 8229; 8131; 8264; 7324; 8271; 8279; 7346; 7345; 8112; 8277; 8122; 7113; 8263; 8332; 8123; 8152; 8269; 8274; 8290; 7414; 8232; 7223; 7224; 7423; 8141; 8273; 8276; 8275; 8251; 8223; 8262; 8211; 8265; 8171; 8266; 8124; 8286; 8139; 8252; 8240; 8212; 8261; 8253; 7431; 3123; 8172; 7111; 8111; 8143; 8334; 8231	33.5%

Nota: el ordenamiento de los códigos de las ocupaciones dentro de cada categoría refleja en orden creciente el índice de rutina manual.

Fuente: elaboración propia sobre la base de CIUO, EPH, ENDEI, SIPA y O*NET.

Consideración de la heterogeneidad de las firmas

Con el objetivo de analizar la relación entre el perfil innovador de las firmas y la estructura de su empleo, se consideran tres indicadores alternativos que serán incluidos en nuevas versiones de los modelos econométricos presentados en [3.17]. El primer indicador surge de la ENDEI y los dos restantes son contruidos a partir de los microdatos de empleo de la firma. En relación con la variable contruida a partir de la ENDEI, sería ideal poder caracterizar el comportamiento innovador de las firmas con información de cada año particular de la base de datos (2008-2016). Debido a la limitación en las fuentes de datos no es posible llegar a esta caracterización óptima ya que no existe información sobre innovación de las firmas más allá de la que informa la ENDEI para el período 2010-2012. Sin embargo, la literatura de innovación señala la gran influencia que el pasado tiene en las decisiones actuales particularmente en cuanto a las decisiones de innovación. En Nelson y Winter (1982a, p. 172) se caracterizan los procesos de búsqueda innovadora como procesos históricos altamente influenciados por las decisiones del pasado. De hecho, uno de los resultados de la inversión en I+D es justamente la mejora en la capacidad de la firma para seguir haciendo I+D. Esto se explica por la naturaleza tácita de buena parte del conocimiento innovador. Incluso en actividades de innovación más codificadas, como es la compra de equipamiento, la firma va a poder sacarle más provecho a dicho esfuerzo si ya tiene experiencia previa. Esto ha llevado a diferentes autores a considerar los esfuerzos de innovación como fenómenos con persistencia (Dosi, 1988). Por lo tanto, es posible considerar que la caracterización del comportamiento innovador que se realiza a partir de la ENDEI aproxima sin grandes sesgos lo acontecido durante todo el período de análisis.

A continuación, se describe detalladamente la construcción de estas variables.

- Caracterización de las firmas de acuerdo con su decisión de realizar diversos gastos, o inversiones en actividades de innovación. En la ENDEI se definen como “Actividades de Innovación” (AI) a “todas las operaciones científicas, tecnológicas, organizativas, financieras y comerciales que tienen por objeto conducir a la introducción de innovaciones (pero no necesariamente han alcanzado el objetivo) sin importar que dicha actividad se haya realizado en unidades formales o informales”³⁷.

³⁷ La definición surge de los propios formularios de la encuesta basados a su vez en el Manual de Oslo (OCDE/EuroStat, 2007; OECD/Eurostat, 2018).

Entre estas se incluyen las actividades de I+D, tradicionalmente asociadas al comportamiento innovador de las firmas, pero también las inversiones en transferencia tecnológica, capacitaciones, adquisición de hardware, software, MyE, gastos en consultoría, diseño industrial e ingeniería, siempre que estos se orienten a obtener algún tipo de innovación, es decir, no se incluye aquí por ejemplo inversión en equipamiento de reposición. Siguiendo a Lugones (2009), las firmas que hacen AI también son denominadas *innovativas*. Puntualmente, se construye una variable dicotómica considerando si las firmas realizan o no algún tipo de AI, de acuerdo con la definición siguiente:

$$\begin{aligned} HAI_f &= 1 \text{ si la firma "f" manifiesta haber realizado alguna AI} \\ HAI_f &= 0 \text{ si la firma "f" manifiesta no haber realizado ninguna AI} \end{aligned} \quad [3.18]$$

Esta caracterización de las firmas se justifica en que se esperaría que aquellas que deciden emprender AI se comporten de manera diferente en cuanto respecta a las decisiones de empleo y de estructura ocupacional en relación con aquellas que no incluyen como parte de sus rutinas la búsqueda activa de innovaciones.

- Caracterización de las firmas de acuerdo con la importancia del empleo en ocupaciones relacionadas con la tecnología. Esta definición está basada en los trabajos de Harrigan et al. (2016, 2018) quienes utilizan información sobre el peso que tienen dentro del empleo de la firma las ocupaciones relacionadas con la tecnología. Específicamente, puede considerarse que la existencia de empleados con capacidades en ciencia, tecnología, ingeniería y matemática (“STEM”, por las siglas en inglés de estas áreas del conocimiento), representa una de las conexiones fundamentales de la firma con las posibilidades de crecimiento de la productividad debido a que son mediadores con la adopción tecnológica y la innovación. Los autores citados llaman “*techies*” a este grupo de trabajadores y los capturan cuantitativamente a partir de la cantidad de empleados en ocupaciones técnicas, fundamentalmente ingenieros, gerentes de áreas técnicas y de aquellas ocupaciones relacionadas con las TIC. Es posible obtener una medición de la *propensión de las firmas a adoptar tecnologías* a lo largo del tiempo a partir de la participación de *techies* en el empleo. La definición de la variable es la siguiente:

$$\text{Techies}_{ft} = \text{Empleo } techie_{ft} / \text{Empleo total}_{ft} \quad [3.19]$$

Siendo $Empleo\ techie_{ft}$ la cantidad de empleados de la firma f en el año t en ocupaciones técnicas, relacionadas con la ciencia, la tecnología, ingeniería y matemática. En Harrigan et al. (2016) se definen como *techies* a las ocupaciones de los códigos 38 (*Technical managers and engineers*) y 47 (*Technicians*) del clasificador de ocupaciones francés (PCS); si bien no hay correspondencias directas con el clasificador CIUO, estas ocupaciones pueden asociarse conceptualmente a los siguientes códigos a 2 dígitos del CIUO: 21 (Profesionales de las ciencias y de la ingeniería), 25 (Profesionales de tecnología de la información y las comunicaciones), 31 (Profesionales de las ciencias y la ingeniería de nivel medio) y 35 (Técnicos de la tecnología de la información y las comunicaciones). Finalmente, $Empleo\ total_{ft}$ es la cantidad total de empleados de la firma en el año t .

- Caracterización de acuerdo con la participación de ocupaciones de alta rutina en el año inicial (2008). La estructura inicial del empleo en cada firma pone de manifiesto la propia organización del trabajo dentro de la empresa que hace posible su funcionamiento y el desarrollo de la producción. Es una representación de la situación a la que se ha llegado luego de las posibles transformaciones en el tiempo anterior que no son conocidas debido a la falta de datos previos. Asimismo, es el punto de partida de las transformaciones futuras del empleo. Siguiendo el trabajo de Heyman (2016), una alta participación de empleo en ocupaciones de alta rutina es una manifestación de más oportunidades para transformar el empleo a favor de una mayor proporción de trabajos menos rutinarios, comparado con la situación de firmas que ya poseen una baja participación de empleos de alta rutina. Con esta idea en mente, se define a una firma como de “alta rutina” si en el año 2008, el primer año de los datos disponibles, posee al menos un 50% de su empleo en ocupaciones que componen la categoría de alta rutina en el índice de rutina de 3 categorías definido previamente. La siguiente variable dummy define esta condición para cada una de las firmas:

$AltaRutina_f = 1$ si la firma se define como de alta rutina en el año 2008

$AltaRutina_f = 0$ si la firma " f " no se define como de alta rutina en el año 2008

[3.20]

Modelos econométricos incluyendo el rol de la heterogeneidad de las firmas

Con el fin de establecer la manera en que la innovatividad de las firmas se relaciona con la estructura del empleo y los cambios en la misma, la especificación [3.17] se amplía de diversas maneras para incluir las variables definidas previamente.

En primer lugar, se estiman las especificaciones [3.21] y [3.22] que incluyen, respectivamente, a la variable *techies* como explicativa y a la misma variable interactuada con la dicotómica que indica si la firma hace AI.

$$\begin{aligned} & \text{Part_Cat_Ocupaciones(j)}_{ft} \\ &= a_0 + \sum_{t=2008}^{2016} a_{1t} \text{Año}_t + a_2 \text{Tamaño}_{ft} + a_3 \text{Techies}_{ft} \quad [3.21] \\ & \quad + a_f + \varepsilon_{ft} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Part_Cat_Ocupaciones(j)}_{ft} &= a_0 + \sum_{t=2008}^{2016} a_{1t} \text{Año}_t + a_2 \text{Tamaño}_{ft} \quad [3.22] \\ & \quad + a_3 \text{Techies_HAI}_{ft} + a_4 \text{Techies_NHAI}_{ft} + a_f + \varepsilon_{ft} \end{aligned}$$

En este último caso, se ha optado por definir a las interacciones de la siguiente manera:

$$\text{Techies_HAI}_{ft} = \text{Techies}_{ft} \times \text{HAI}_f$$

$$\text{Techies_NHAI}_{ft} = \text{Techies}_{ft} \times (1 - \text{HAI}_f)$$

De esta manera, los coeficientes a_3 y a_4 recuperan el efecto parcial para cada subconjunto de firmas, las que hacen AI (“HAI”) y las que no hacen AI (“NHAI”).

La ecuación [3.21] permitirá observar a través de la estimación del coeficiente a_3 cómo el involucramiento tecnológico de la firma, medido por la variable *Techies*, se vincula con la estructura del empleo en términos de capacidades y rutina. Por su parte, la ecuación [3.22] captura el mismo efecto, pero considerando diferencialmente el rol innovativo de la firma (a partir de las estimaciones de los coeficientes a_3 y a_4), tal como es capturado por la variable HAI. Es de interés observar si las firmas que hacen AI registran un efecto diverso de las que no hacen AI, lo cual revelaría que la microheterogeneidad relacionada con la vinculación con la innovación se manifiesta en la demanda de estructuras particulares de empleo en términos de capacidades y rutina.

Finalmente, se estimará un conjunto de modelos incluyendo la variable de rutina inicial de las firmas, como se expresa a continuación en la ecuación [3.23]:

$$\begin{aligned}
 \text{Part_Cat_Ocupaciones}(j)_{ft} &= a_0 + \sum_{t=2008}^{2016} a_{1t} \text{Año}_t + a_2 \text{Techies_HAI}_{ft} + a_3 \text{Techies_NHAI}_{ft} \\
 &+ \left[\sum_{t=2008}^{2016} a_{4t} \text{Año}_t + a_5 \text{Techies_HAI}_{ft} + a_6 \text{Techies_NHAI}_{ft} \right] \text{AltaRutina}_f \\
 &+ a_7 \text{Tamaño}_{ft} + a_8 \text{AltaRutina}_f + a_f + \varepsilon_{ft}
 \end{aligned} \tag{3.23}$$

Los coeficientes a_5 y a_6 permitirán observar el efecto diferencial de la innovatividad de las firmas (medido por la interacción entre la variable Techies y la indicadora de AI, HAI) considerando si las mismas parten de una composición del empleo con alta rutina. Por su parte, los coeficientes a_{4t} representarán mediante dummies anuales la evolución diferencial de la participación del empleo en cada una de las categorías de las variables dependientes cuando las firmas comienzan el período siendo de alta rutina.

3.4.3.2. Segunda parte: Comportamiento innovador de las firma, tareas y probabilidad de empleo

Retomando el análisis realizado para el Objetivo específico 2, aquí se realiza una ampliación del ejercicio econométrico planteado en la formula [3.15] para incorporar el rol de las firmas en términos de su comportamiento innovador como mediador entre el empleo y las variables de tareas asociadas a la ocupación de cada trabajador. La ecuación [3.24] describe el modelo ampliado, planteando la estimación de la probabilidad de empleo en función de las tareas y el comportamiento innovador de las firmas. El mismo incluye un conjunto completo de términos interactivos entre las variables de contenido de tareas y diferentes variables que caracterizan la innovatividad de las firmas, aquí especificadas de manera genérica mediante la variable PERFIL_INNO_{ft} (las mismas se detallan más abajo).

$$\begin{aligned}
E_{ift} = & a_1CNR_{ift} + a_2CR_{ift} + a_3MNR_{ift} + a_4MR_{ift} + a_5OFF_{ift} \\
& + a_6(CNR_{ift} \times PERFIL_INNO_{ft}) + a_7(CR_{ift} \times PERFIL_INNO_{ft}) \\
& + a_8(MNR_{ift} \times PERFIL_INNO_{ft}) + a_9(MR_{ift} \times PERFIL_INNO_{ft}) \quad [3.24] \\
& + a_{10} (OFF_{ift} \times PERFIL_INNO_{ft}) + a_{11} PERFIL_INNO_{ft} + a_{12} Tama\~{n}o_{ft} \\
& + a_i + a_t + \varepsilon_{ift}
\end{aligned}$$

La definici3n de variables es la misma realizada previamente para la ecuaci3n [3.15], representando el sub3ndice f a las firmas en las que los individuos se hallan empleados, siendo estas caracterizadas a partir de las distintas variables de innovatividad ($PERFIL_INNO_{ft}$).

La base de datos construida puede entenderse como un conjunto de caracter3sticas a nivel de los trabajadores (su situaci3n de empleo o no en alguna de las firmas de la muestra y las tareas que definen su ocupaci3n), asociadas a descripciones de las caracter3sticas de las firmas en t3rminos de sus decisiones de innovaci3n. Se estimar3n modelos de probabilidad lineal explotando la caracter3stica de panel de la base de datos lo que permitir3 controlar por efectos fijos a nivel trabajador. Los coeficientes asociados a los t3rminos interactivos permitir3n determinar la manera en que se vincula el rol innovador de las firmas con el tipo de tareas de las ocupaciones al momento de evaluar su demanda de empleo.

Variables para caracterizar el perfil innovador de las firmas ($PERFIL_INNO_{ft}$)

Se consideran cuatro variables que categorizan a las firmas con respecto a su comportamiento innovador³⁸ y que alternativamente ocupar3n el lugar de la variable gen3rica $PERFIL_INNO_{ft}$ de la especificaci3n [3.24]. Una de ellas ya ha sido definida y discutida en la secci3n previa, la variable indicadora de si la firma realiza AI, "HAI". La

³⁸ Todas estas variables se construyen a partir de la ENDEI y por ende debe recordarse la consideraci3n realizada previamente acerca de que el per3odo representado por la encuesta de innovaci3n es un segmento (2010-2012) de la ventana temporal de los datos disponibles (2008-2016). Como fue argumentado, la literatura entiende a los procesos de innovaci3n como fen3menos con persistencia, con lo cual, a falta de informaci3n m3s detallada, los datos existentes se utilizan para caracterizar de manera aproximada todo el per3odo.

segunda variable se enfoca en capturar un tipo específico de AI que resulta relevante desde el punto de vista teórico para analizar los efectos sobre el empleo: las inversiones en maquinarias y equipos (MyE) y hardware y software (HyS). Con el fin de organizar la discusión, siguiendo a Lugones (2009), las firmas que ponen marcha esfuerzos tendientes a la consecución de innovaciones serán denominadas *innovativas* cuando hacen AI e *innovativas en MyE o HyS* cuando adquieren MyE o HyS. Las otras dos variables, no se vinculan sólo a la realización de AI si no a los resultados derivados de las mismas, en términos de innovaciones de productos o de procesos. Debido a que sólo las firmas que manifiestan realizar AI son consultadas por sus resultados de innovación, las estimaciones se realizan tomando este subconjunto de firmas innovativas. Nuevamente siguiendo a Lugones (2009), aquellas firmas que hayan obtenido resultados de innovación serán denominadas *innovadoras* (en procesos o en productos). A continuación, se definen las variables con más detalle.

- Caracterización de las firmas de acuerdo con su decisión de realizar adquisiciones de MyE o HyS como parte de sus actividades de innovación. Como fue mencionado al definir la variable “HAI”, entre los distintos esfuerzos de innovación que las firmas pueden realizar se encuentra la adquisición de MyE y HyS. Se consideran estos gastos cuando se encuentran vinculados específicamente a la introducción de innovaciones, no incluyéndose en caso de relacionarse con la reposición de equipos con características similares ni con nuevas versiones de softwares ya instalados. Se define entonces la siguiente variable dicotómica:

$MyE_HyS_f = 1$ si la firma "*f*" es innovativa en MyE o HyS

$MyE_HyS_f = 0$ si la firma "*f*" es innovativa en MyE ni HyS

[3.25]

Este tipo de inversiones en innovación resulta de interés particular para analizar las transformaciones en el empleo y en las tareas desarrolladas por los trabajadores, en tanto considera específicamente la introducción de nuevas herramientas y/o artefactos tecnológicos.

- Caracterización de las firmas de acuerdo con la presencia de resultados de innovación en procesos o en productos. Para aquellas firmas innovativas, la ENDEI registra distintos resultados de innovación, resultando relevante, a la luz de la revisión de la literatura del Capítulo 1, la caracterización en términos de los resultados de innovación de procesos o de productos. Los resultados de innovación de procesos se

definen como “*la introducción de un nuevo [o mejorado] proceso de producción o de distribución (logística de aprovisionamiento de insumos, interna y distribución de productos finales). Engloba la introducción de nuevos [o cambios significativos en] equipos, programas informáticos, nuevos procedimientos y técnicas empleadas para la creación del producto*”³⁹. Por su parte, los resultados de innovación de productos se corresponden con “*la introducción en el mercado de bienes nuevos en cuanto a sus características o al uso al que se destina. Para su desarrollo pueden utilizar nuevos conocimientos o tecnologías, o basarse en nuevas utilizaciones o combinaciones de conocimientos o tecnologías ya existentes*” (y también se contemplan las mejoras significativas en productos, que abarcan cambios de funcionalidades, mejoras de rendimiento, modificaciones de diseño u otros cambios en productos ya existentes). Se construyen las siguientes variables dicotómicas que segmentan a las firmas en relación con la introducción de innovaciones de procesos (INN_PROC_f) o productos (INN_PROD_f):

$$INN_PROC_f = 1 \text{ si la firma "f" realizó AI y es innovadora en procesos} \quad [3.26]$$

$$INN_PROC_f = 0 \text{ si la firma "f" realizó AI y no es innovadora en procesos}$$

$$INN_PROD_f = 1 \text{ si la firma "f" realizó AI y es innovadora en productos} \quad [3.27]$$

$$INN_PROD_f = 0 \text{ si la firma "f" realizó AI y no es innovadora en productos}$$

Es importante aclarar que todos estos resultados de innovación se consideran cuando los mismos son novedosos para la propia firma, es decir no se requiere que el proceso o el producto sea inédito para el mercado. En tanto interesa observar cómo estas innovaciones se vinculan con las demandas particulares de empleo de las firmas, se considera apropiado tomar todas las novedades que afecten la situación particular de la empresa. Se espera que aquellas firmas innovativas, que además son innovadoras tengan un comportamiento diferencial en términos de su demanda de empleo y tareas, debido al impacto directo esperable en el desempeño de las actividades laborales en relación con las novedades introducidas.

³⁹ Las aclaraciones entre corchetes son añadidos con el fin de condensar las definiciones de procesos nuevos y procesos mejorados.

4. Ocupaciones, uso de tecnologías y polarización laboral en la economía argentina

Este capítulo tiene como guía dar respuesta al Objetivo específico 1 de la tesis, que plantea caracterizar de manera descriptiva la situación y evolución laboral argentina en términos de ocupaciones y uso de tecnología a principios del siglo XXI, y, conjuntamente, evidenciar la presencia de posibles patrones de polarización laboral. Este objetivo, en primer lugar, se inscribe dentro del problema general como un paso necesario para luego poder determinar posibles efectos derivados de la introducción de tecnologías sobre el mercado laboral. Dicho de otra manera: si se quieren analizar tendencias del mercado laboral en relación con el CT, resulta importante sentar como base que efectivamente crece el uso de tecnologías en general y en particular en distintas ocupaciones. En segundo lugar, los indicios sobre la presencia de polarización laboral, o de otros patrones de cambios en el mercado laboral, darán pautas para contrastar las hipótesis derivadas sobre el tema presentadas más arriba; de manera relacionada y como análisis complementario, se analiza también en este capítulo la presencia de polarización salarial.

El capítulo consta de tres secciones. En la primera, se analizan las principales tendencias que describen a las ocupaciones en diversas dimensiones; en la segunda, se indaga acerca de los patrones de polarización laboral; finalmente, en la tercera, se explora la presencia de polarización salarial. Los detalles metodológicos de cada uno de estos análisis se encuentran en la sección 3.4.1, Capítulo 3.

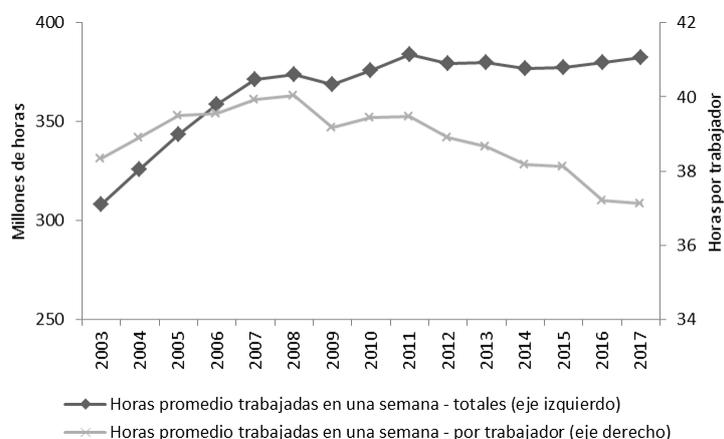
4.1. Ocupaciones: caracterización y tendencias

En esta sección se describen los principales rasgos del empleo en Argentina durante el período 2003-2017, poniendo el foco en las ocupaciones y su caracterización. Se realizará el análisis considerando la desagregación de ocupaciones a un dígito del clasificador CIUO-08.

4.1.1. Caracterización de las ocupaciones laborales

Como primera aproximación a los datos que se analizan, en el Gráfico 4.1 se representa para la economía en conjunto la evolución de las horas promedio trabajadas en una semana, en total y por trabajador durante el período de análisis (estos cálculos están basados en la ecuación [3.1], agregando los datos para todos los individuos de la muestra). Puede apreciarse que las horas promedio totales reflejan el comportamiento general de la economía durante el período. Se registra una expansión a partir de 2003, sostenida hasta el año 2009 en el cual la crisis internacional golpeó a la economía local, luego se aprecia una exigua recuperación y posterior estancamiento. La reducción en el promedio de horas trabajadas en la semana a partir de 2009, sin embargo, fue sostenida, lo que es consistente con un ajuste en el empleo en términos intensivos; es decir que el estancamiento en la cantidad de horas totales trabajadas se dio en un contexto de (moderado) crecimiento del número total de trabajadores, con un ajuste hacia la baja en la cantidad de horas promedio trabajadas por individuo.

Gráfico 4.1: Horas promedio trabajadas en una semana (totales y por trabajador)

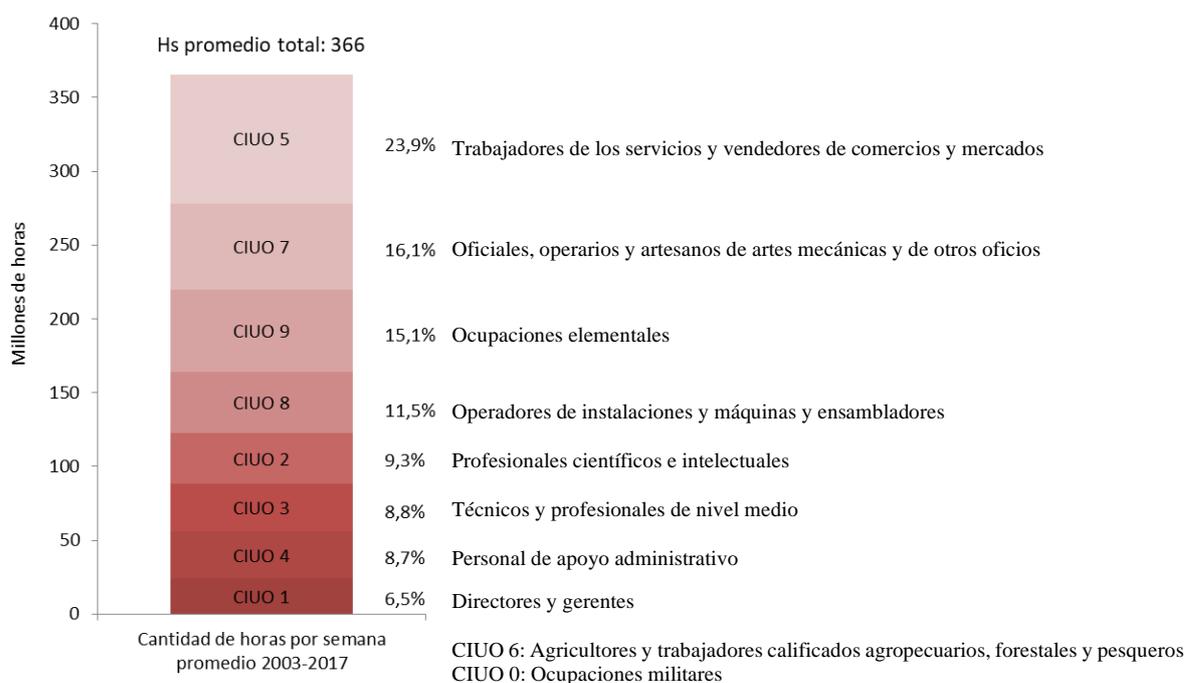


Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

La distribución de las horas totales trabajadas entre las distintas ocupaciones no resulta uniforme. Considerando el promedio por ocupación para el período analizado puede observarse en el Gráfico 4.2 que las tres ocupaciones más importantes (respectivamente: CIUO 5 “trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados”; CIUO 7 “oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios”; CIUO 9 “ocupaciones elementales”) acumulan más del 50% de las horas trabajadas, mientras que

las tres ocupaciones con menos horas totales trabajadas acumulan menos del 7% del total (CIUO 0 “ocupaciones militares”; CIUO 6 “agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros”; CIUO 1 “directores y gerentes”).

Gráfico 4.2: Horas totales trabajadas por semana por ocupación (CIUO-08 1d) - Promedio anual 2003-2017



Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Nota: las ocupaciones CIUO 6 y CIUO 0 acumulan respectivamente el 0,05% y el 0,02% de las horas trabajadas por semana.

El patrón descrito se reproduce con cambios menores en el orden y las participaciones por ocupación si se observa la cantidad de trabajadores en lugar de las horas (sólo intercambian posiciones las ocupaciones CIUO 2 con la 8 y la 9 con la 7). Mientras que las ocupaciones militares (CIUO 0)⁴⁰, los operadores de instalaciones y máquinas y

⁴⁰ Debido a que esta ocupación acumula el menor porcentaje de trabajadores y horas totales trabajadas, la variabilidad muestral de los resultados obtenidos es muy elevada ya que se encuentra representada por pocos individuos encuestados. Al analizar la evolución de la duración promedio de la semana laboral, en esta ocupación se registra el mayor coeficiente de variación (23%); algo similar ocurre para la ocupación CIUO 6, de baja participación en el total (coeficiente de variación igual a 13%). Para esta última ocupación en particular debe recordarse que la EPH solo recaba información de centros urbanos, siendo probable que la mayor parte de los ocupados de esta categoría se encuentren en zonas rurales. Para el resto de las ocupaciones la variabilidad de la duración de la semana laboral es muy baja, con coeficientes de variación inferiores al 4% en todos los casos.

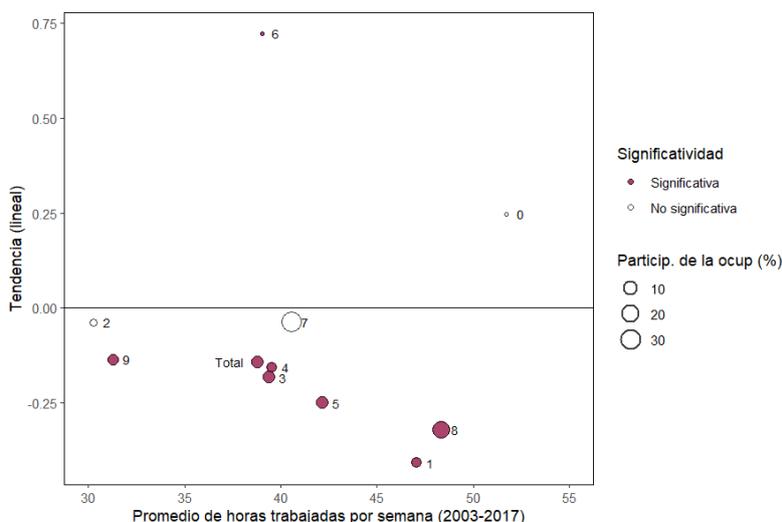
ensambladores (CIUO 8) y los directores y gerentes (CIUO 1) poseen un promedio de horas trabajadas en la semana que se aproxima a las 50 horas, los profesionales científicos (CIUO 2) y trabajadores de ocupaciones elementales (CIUO 9) registran en promedio las semanas laborales más cortas, con entre 30 y 32 horas trabajadas en promedio. Para el resto de las ocupaciones, la semana laboral ronda las 40 horas.⁴¹

La tendencia decreciente en las horas promedio trabajadas por semana observada en el Gráfico 4.1 se reproduce cuando se consideran las ocupaciones individualmente, como puede observarse en el Gráfico 4.3. Es decir que durante el período 2003-2017 se registró un ajuste en la intensidad laboral en términos de horas trabajadas para casi todas las ocupaciones. En aquellas ocupaciones donde la duración promedio de la semana laboral es más extensa se registran también las mayores tendencias de caída en la misma (operadores de instalaciones y maquinaria, CIUO 8; directores y gerentes, CIUO 1); mientras que para las ocupaciones con menor duración de la semana laboral la reducción en la misma es más acotada o no significativa (ocupaciones elementales, CIUO 9; profesionales científicos e intelectuales, CIUO 2).⁴²

⁴¹ Se pueden apreciar las diferencias en el promedio de horas trabajadas por semana por ocupación observando el eje de abscisas del Gráfico 4.3.

⁴² Las únicas excepciones en las tendencias decrecientes son las CIUO 0 y 6; como fue resaltado ambas tienen escasa participación en el empleo. Además, el valor decreciente de la tendencia solo resulta significativa para la CIUO 6.

Gráfico 4.3: Horas trabajadas por trabajador por semana, en promedio y tendencias por ocupación - Período 2003-2017



Nota: el cálculo de las horas promedio trabajadas por ocupación surge de la ecuación [3.1]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1.

El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017.

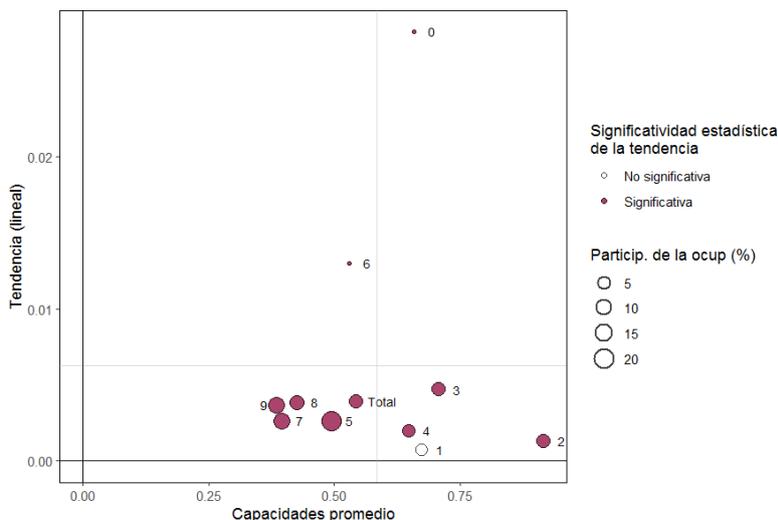
Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

4.1.2. Capacidades promedio

Utilizando el indicador de capacidades construido a partir del nivel educativo de los trabajadores (ver ecuación [3.4]), puede apreciarse, en el Gráfico 4.4, que para el total de empleados el promedio alcanza un valor igual a 0,5440, consistente con un nivel educativo medio marginalmente superior a la escuela secundaria completa (ver Tabla 3.2)⁴³.

⁴³ Es interesante señalar que los niveles de capacidades promedio que surgen de los datos analizados se corresponden de manera prácticamente perfecta con los niveles de calificación típicos por ocupación asignados a nivel conceptual en la construcción del clasificador de ocupaciones (CIUO). En este se definen 4 niveles que pueden asociarse a su vez a distintas etapas del proceso educativo formal (ver Tabla A 3 y Tabla A 4 en el Anexo 4) y que se aproximan conceptualmente a los valores promedio obtenidos a partir de la EPH (ver columna [4] en la Tabla 4.1).

Gráfico 4.4: Capacidades, en promedio y tendencias por ocupación - Período 2003-2017



Nota: el cálculo de las capacidades promedio por ocupación surge de la ecuación [3.4]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Por su parte, la tendencia de las capacidades medias de la población ocupada es positiva y estadísticamente significativa: los ocupados son, en promedio, más calificados, poseen un mayor nivel educativo promedio al transcurrir el período 2003-2017. Al considerar lo que sucede entre grandes sectores de actividad económica (Gráfico 4.5), se observa que el indicador es levemente superior en los trabajadores de los sectores de servicios (0,5442), encontrándose el correspondiente a los trabajadores de manufacturas por debajo del promedio general (0,4937) y reflejando en este caso que el nivel educativo promedio se sitúa por debajo de la educación secundaria completa. Sin embargo, en ambos sectores la educación media registra una tendencia creciente y estadísticamente significativa durante el período.

Al considerar la dispersión de las calificaciones por ocupación, en términos generales se aprecia que existe amplia diversidad en los niveles promedios educativos, con el menor nivel promedio registrado en las ocupaciones elementales (CIUO 9, donde se encuentran limpiadores y asistentes, peones de diversos sectores y ayudantes de cocina entre otras ocupaciones) y el mayor nivel promedio en las ocupaciones de profesionales, científicos e intelectuales (CIUO 2, donde se agrupan profesionales y especialistas de distintas

disciplinas). En el primer caso (CIUO 9) el valor medio registrado es de 0,3844, que representa una educación promedio menor a la escuela secundaria finalizada; en el otro extremo, para la CIUO 2 se registra un indicador igual a 0,9164, lo que se traduce en una cercanía del promedio al nivel universitario completo.

Más allá de la dispersión, los niveles de capacidades han crecido durante el período, con una tendencia positiva y estadísticamente significativa para todas las ocupaciones, con la única excepción para los directores y gerentes (CIUO 1) en donde la tendencia no resulta significativa.

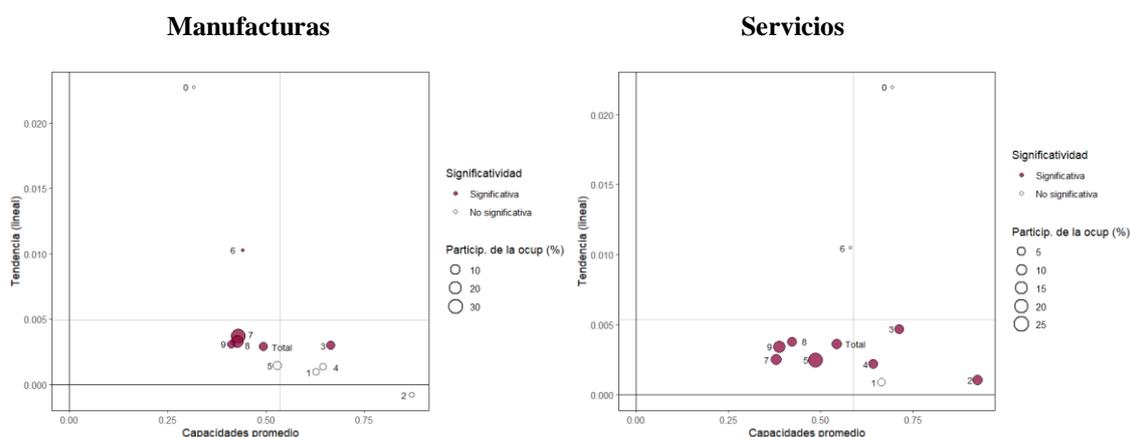
Entre las ocupaciones de más bajas capacidades medias se encuentran, además de las ocupaciones elementales (CIUO 9), los oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y otros oficios (CIUO 7) y los operadores de instalaciones y maquinarias y ensambladores (CIUO 8). Estas tres ocupaciones son también las de menor calificación cuando se consideran solo los sectores de servicios y en todos los casos se registra una tendencia de crecimiento en sus capacidades promedio. En el caso de las manufacturas el ordenamiento cambia ligeramente ya que aparecen con bajo nivel de capacidades promedio las ocupaciones militares (CIUO 0) (cuya participación dentro del total es inferior al 0,1%) y luego las mismas ocupaciones que en servicios (a diferencia de estas últimas, la primera no registró una tendencia significativa de crecimiento durante el período).

En el otro extremo de capacidades, con los niveles educativos promedio más elevados, a los profesionales, científicos e intelectuales (CIUO 2) se agregan los técnicos y profesionales de nivel medio (CIUO 3) de diversas disciplinas y los directores y gerentes de empresas (CIUO 1). En el caso de las manufacturas resulta interesante notar que los directores y gerentes de empresas se ven desplazados en el ranking por el personal de apoyo administrativo (CIUO 4) y que los técnicos y profesionales, además, son la única ocupación entre las de capacidades más elevadas que registran una tendencia creciente significativa en el nivel educativo durante el período. En los servicios, por su parte, las tendencias son significativas para la CIUO 2 y 3, y además esta última ocupación registra la mayor tendencia significativa de incremento en el nivel educativo promedio (en las manufacturas esto sucede para la CIUO 6, que es una ocupación que acumula una muy baja participación en el total de horas trabajadas, seguida por las ocupaciones de oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y operadores de instalaciones y máquinas -CIUO 7 y 8-, que juntas acumulan casi el 60% del empleo manufacturero). Es decir, mientras

que en los servicios lideran la mejora de sus capacidades los técnicos y profesionales de nivel medio, en las manufacturas lo hacen distintos tipos de operarios de la producción.

La distribución asimétrica de capacidades entre ocupaciones se observa también notando que en el total del empleo cuatro ocupaciones registran niveles educativos promedio menores a la escuela secundaria completa, y acumulan un 66,5% de las horas trabajadas totales. En cuanto a las ocupaciones con mayor formación, dos ocupaciones poseen en promedio al menos alguna educación universitaria, acumulando las mismas un 18,1% de las horas trabajadas. Estos valores presentan rasgos característicos para los sectores manufactureros y de servicios, mostrando los primeros, en relación con los segundos, una mayor acumulación de horas en ocupaciones con muy bajo nivel de calificación y una menor ocupación de horas con altas capacidades. Así, mientras que en los sectores manufactureros son cinco las ocupaciones que registran un nivel educativo promedio menor a la secundaria completa, y que acumulan un 67,4% del total de horas trabajadas, en los servicios se tienen cuatro ocupaciones que no alcanzan en promedio al nivel educativo del secundario completo, acumulando las mismas un 64,7%. Por su parte, solo una ocupación (CIUO 2) posee en promedio un nivel educativo con alguna educación universitaria en los sectores manufactureros, al tiempo que solo abarca el 2,4% del total de horas trabajadas en el sector; la contrapartida para el sector de servicios son dos ocupaciones con alguna educación universitaria en promedio (CIUO 2 y 3), acumulando una proporción mucho mayor del tiempo empleado que en las manufacturas: un 19,6% de las horas trabajadas es realizada por trabajadores de estas ocupaciones.

Gráfico 4.5: Capacidades promedio y tendencias por ocupación - Manufacturas y Servicios - Período 2003-2017



Nota: el cálculo de las capacidades promedio por ocupación surge de la ecuación [3.4]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017 en cada grupo sectorial.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

En síntesis, se observa que existe una alta disparidad de capacidades entre ocupaciones, pero también una generalidad de tendencias positivas significativas durante el período, señalando que la educación promedio de los trabajadores dentro de cada ocupación ha crecido. Existen también ciertas disparidades entre los sectores manufactureros y de servicios, mostrando los primeros, en comparación con los segundos, una mayor concentración de las horas laborales en ocupaciones con capacidades promedio menores.

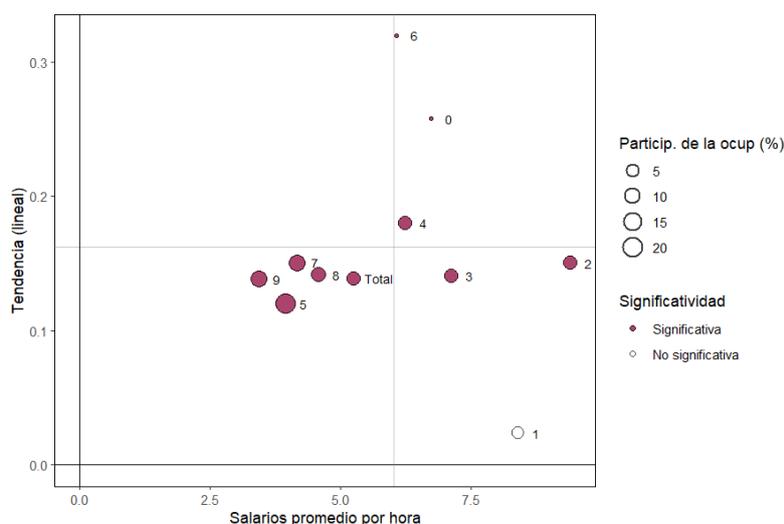
Por último, se aprecia que los niveles de capacidades promedio sugieren un agrupamiento entre distintas ocupaciones. Por un lado, con capacidades altas se agrupan las ocupaciones asociadas a actividades profesionales, de dirección, técnicas o administrativas (CIUO 1, 2, 3, 4), todas ellas particularmente intensivas en tareas de tipo cognitivo teniendo en cuenta las definiciones del clasificador de ocupaciones, y, por otro, con niveles de capacidades más bajos aparecen las ocupaciones de artesanos, operadores de maquinarias, limpiadores y peones (CIUO 7, 8, 9), ocupaciones más intensivas en tareas relacionadas con el trabajo físico o de tipo manual. Este ordenamiento es relevante en tanto brinda evidencia de la asociación entre el nivel de calificación de los trabajadores que realizan cada ocupación y el tipo de tareas desempeñado por los mismos. Las columnas [1] y [4] de la Tabla 4.1 evidencian esta asociación.

4.1.3. Salarios por hora

Considerando la totalidad del empleo, durante el período analizado el salario real promedio por hora, a precios constantes de 2004, registró un valor de \$5,3 (calculado a partir de las ecuaciones [3.2] y [3.3]), con una tendencia de crecimiento positiva y significativa, que refleja que en promedio se añadieron a los salarios reales por hora unos 14 centavos por año. El ordenamiento de las ocupaciones en términos de salarios guarda una correlación casi perfecta con el de las capacidades. El coeficiente de correlación entre ambas variables es estadísticamente significativo e igual a 0,96 (valor-p < 0,01), señalando que las ocupaciones mejor pagas son aquellas donde el nivel educativo es mayor y que las de menor nivel educativo registran menores salarios horarios. Esta correlación se mantiene positiva y significativa cuando se consideran los sectores de manufacturas y servicios por separado (coeficientes de correlación iguales a 0,93 y 0,92, respectivamente, valor-p < 0,01 en ambos casos).

El Gráfico 4.6 permite observar la dispersión entre los salarios por ocupación, registrándose que las ocupaciones elementales (CIUO 9) son las peores pagas (\$3,4 por hora) y que los profesionales, científicos e intelectuales (CIUO 2) poseen los mejores salarios horarios (\$9,4 por hora). Los valores extremos son prácticamente similares para los sectores manufactureros y de servicios (con la excepción de que el menor valor salarial en los sectores de manufacturas lo registran las ocupaciones militares, que, como se vio antes, son también las de menor calificación promedio en este conjunto de sectores), pero se registra que los salarios medios horarios son superiores para casi todas las ocupaciones en los sectores manufactureros, con excepción de las ocupaciones militares y las relacionadas a los sectores primarios (CIUO 0 y 6, que son también las ocupaciones que acumulan la menor participación en las horas totales trabajadas). Considerando a la ocupación de mayor participación en las horas totales trabajadas, la CIUO 5, que agrupa a trabajadores de servicios y cuidados personales y vendedores, en los sectores de manufacturas sus salarios resultan un 24% más elevados que para los trabajadores de los sectores de servicios. Son importantes también las diferencias para los trabajadores de ocupaciones elementales y para los directivos y gerentes (CIUO 9 y 1), con un salario horario mayor en 15% y 11%, respectivamente para los sectores manufactureros en relación con los servicios.

Gráfico 4.6: Salarios por hora, en promedio y tendencias por ocupación - Período 2003-2017



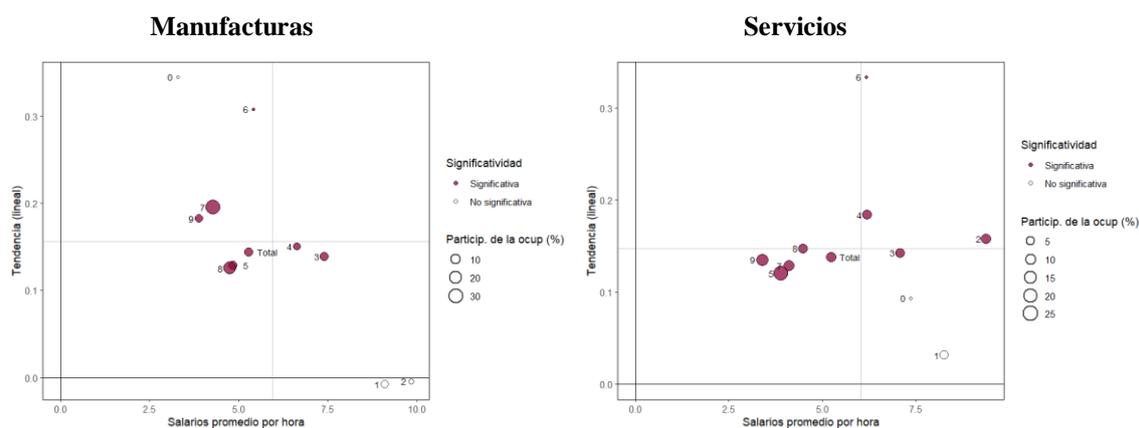
Nota: el salario promedio por hora por ocupación es el promedio para el período 2003-2017 de los salarios reales por hora a precios de 2004, calculados a partir de las ecuaciones [3.2] y [3.3]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Entre sectores de actividad, manufacturas versus servicios, la relación entre los salarios medios y el crecimiento de estos durante el período presenta diferencias (Gráfico 4.7). Visualmente puede apreciarse que los salarios crecieron más velozmente en las ocupaciones de menores salarios promedio en el caso de las manufacturas, pero la relación es la inversa para los sectores de servicios en donde son las ocupaciones mejores pagas las que registraron crecimientos más acelerados en sus salarios. Este comportamiento indicaría que en los sectores manufactureros hubo un achicamiento de la desigualdad en la retribución entre ocupaciones, mientras que en los sectores de servicios la misma tendió a ampliarse. Debido al mayor peso de los sectores de servicios en el total de la actividad económica, el comportamiento del agregado refleja, de manera más atenuada, lo que sucede en los sectores de servicios⁴⁴.

⁴⁴ Corriendo regresiones medianas (con el fin de aislar el efecto de los casos extremos) en ambos paneles del Gráfico 4.7, empleando como variable dependiente el coeficiente de crecimiento en los salarios y como independiente el salario medio de la ocupación, se obtienen como valores de la pendiente -0,04 ($p < 0,01$) y 0,006 ($p < 0,05$) para manufacturas y servicios respectivamente, confirmando lo que se registra a

Gráfico 4.7: Salarios por hora, en promedio y tendencias por ocupación - Manufacturas y Servicios - Período 2003-2017



Nota: el salario promedio por hora por ocupación es el promedio para el período 2003-2017 de los salarios reales por hora a precios de 2004, calculados a partir de las ecuaciones [3.2] y [3.3]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017 en cada grupo sectorial.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Debido a que el ordenamiento de las ocupaciones en términos de salarios es muy similar al que surge de los niveles de capacidades, es posible pensar en el agrupamiento de ocupaciones en términos del tipo de actividades o tareas que se realizan de manera predominante, como fue mencionado previamente. Mientras que las ocupaciones que requieren un mayor esfuerzo físico o manual registran salarios en promedio más bajos (CIUO 7, 8, 9), las que demandan más intensivamente esfuerzos de tipo cognitivo (CIUO 1, 2, 3) registran salarios más elevados (ver Tabla 4.1). Simultáneamente, los salarios de las primeras crecen relativamente más en los sectores de manufacturas, al tiempo que los de las segundas lo hacen en los sectores de servicios.

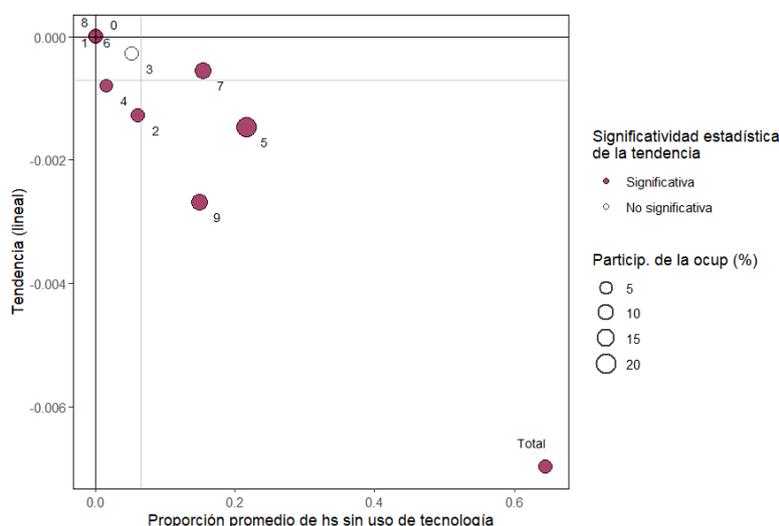
4.1.4. *Uso de tecnologías*

Horas trabajadas “sin uso de tecnologías”

partir de la inspección visual. En el caso del Gráfico 4.6, una regresión similar arroja una pendiente positiva igual a 0,002 ($p < 0,05$).

Durante el período 2003-2017, un promedio anual del 65% del total de horas trabajadas se realizó sin uso de tecnologías (ver ecuación [3.5]), de acuerdo con lo registrado en la EPH. La tendencia de esta participación durante el período, sin embargo, fue decreciente y estadísticamente significativa a una razón de reducción promedio de 0,7 puntos porcentuales al año. El comportamiento decreciente de las horas de trabajo sin uso de tecnologías se registra tanto para los sectores manufactureros como en los de servicios, aunque en promedio el primero registra una menor proporción promedio de horas sin uso de tecnologías (51% versus 67% para servicios). En el Gráfico 4.8 se presenta la caracterización para las distintas ocupaciones.

Gráfico 4.8: Horas trabajadas sin uso de tecnologías, en proporción y tendencias por ocupación - Período 2003-2017



Nota: el cómputo de uso de tecnologías sigue lo presentado en la ecuación [3.5]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El total en este caso muestra la participación acumulada de las horas trabajadas sin uso de tecnología para todas las ocupaciones y su tendencia lineal en el período. El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Se registra que son los trabajadores de servicios personales y vendedores, los operarios y artesanos y las ocupaciones elementales (CIUO 5, 7 y 9) aquellos que registran la mayor contribución al total de horas trabajadas sin uso de tecnología, mostrando en todos los casos una tendencia negativa y significativa en esta participación (es decir, que la

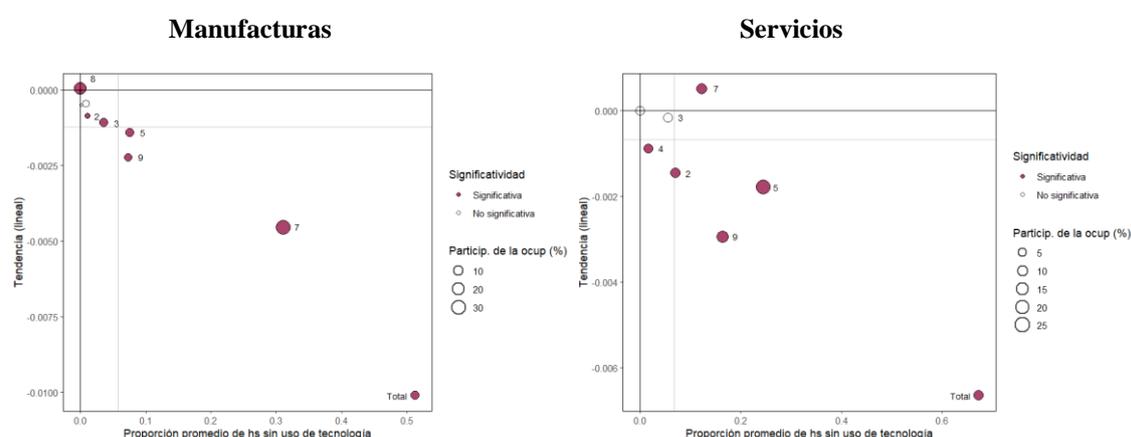
participación de las horas de estas ocupaciones sin uso de tecnología se reduce en el tiempo). Es significativa la caída también para la participación de ocupaciones profesionales y administrativas (CIUO 2 y 4). Se evidencia una leve tendencia positiva para la participación de horas trabajadas sin uso de tecnología en los operadores de instalaciones y maquinarias y ensambladores (CIUO 8) lo cual puede resultar contraintuitivo. Su participación media en el total de horas trabajadas es muy pequeña, menor al 0,02% del total, al tiempo que la tendencia positiva registrada implica un crecimiento anual promedio en su participación de 0,001 puntos porcentuales, con lo cual no parecería ser un caso económicamente relevante desde el punto de vista agregado.

Al observar las diferencias entre sectores manufactureros y de servicios (Gráfico 4.9), en el primer caso son los oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y otros oficios (CIUO 7) quienes más contribuyen a la proporción de horas sin uso de tecnologías, mientras que en el caso de los servicios el primer puesto es ocupado por los trabajadores de los servicios personales y vendedores (CIUO 5). En ambos casos la tendencia durante el período es de una pérdida de participación en el total de horas trabajadas. En general las horas ocupadas sin uso de tecnologías registran una caída significativa en la participación tanto en manufacturas como en servicios, sobre todo en el caso de las ocupaciones con mayor participación en el total. La excepción que sobresale es la de los oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y otros oficios (CIUO 7) en los sectores de servicios que, con una contribución importante a las horas totales (mayor al 12%), muestran una tendencia creciente en la participación de horas sin uso de tecnologías. Seis ocupaciones a dos dígitos componen la CIUO 7 (ver Tabla A 2 del Anexo 1), de las cuales la CIUO 71, correspondiente a los “oficiales y operarios de la construcción excluyendo electricistas” (albañiles, fontaneros y pintores son ejemplos de estas ocupaciones), es la única que registra una tendencia positiva y significativa en la participación de las horas trabajadas y todas esas horas son sin uso de tecnologías. En el caso de los códigos CIUO 72 a 79, que incluyen ocupaciones diversas como herreros, electricistas, operarios de artes gráficas, panaderos y zapateros, entre otras, que pueden o no usar tecnologías, vemos participaciones decrecientes con tendencias negativas o estables durante el período entre aquellos que no usan tecnología. Esto nos sugiere que lo que observamos en el Gráfico 4.9 para la CIUO 7 en el sector servicios, refiere en verdad a un efecto composición que podría explicarse por el crecimiento de la actividad de construcción durante el período

(específicamente, de acuerdo a datos del OEDE⁴⁵, el empleo registrado en el sector de la construcción creció un 189% entre 2003 y 2017, un valor 2,5 veces superior al crecimiento del empleo registrado en el total de la economía).

El comportamiento general parece indicar que, a pesar de que un buen porcentaje de las horas trabajadas se realiza “sin uso de tecnologías” (es decir, sin maquinarias, equipos, o TIC), la tendencia en la participación de las mismas ha sido decreciente durante el período, comportamiento que se observa para el agregado de ocupaciones, pero también para casi la totalidad de ocupaciones en particular.

Gráfico 4.9: Horas trabajadas sin uso de tecnologías, en proporción y tendencias por ocupación - Manufacturas y Servicios - Período 2003-2017



Nota: el cómputo de uso de tecnologías sigue lo presentado en la ecuación [3.5]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El total en este caso muestra la participación acumulada de las horas trabajadas sin uso de tecnología para todas las ocupaciones y su tendencia lineal en el período. El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017 en cada grupo sectorial.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Horas trabajadas “con operación de tecnologías”: maquinarias y equipos y TIC

Complementando a las horas de trabajo sin uso de tecnologías, la información de la EPH permite observar la presencia de uso de MyE o de sistemas y equipos informatizados por parte de los trabajadores. En el Gráfico 4.10 se muestra que en un 13,3% del total de horas trabajadas se utilizan MyE y en un 13,2% del total se utilizan TIC (debido a que en la

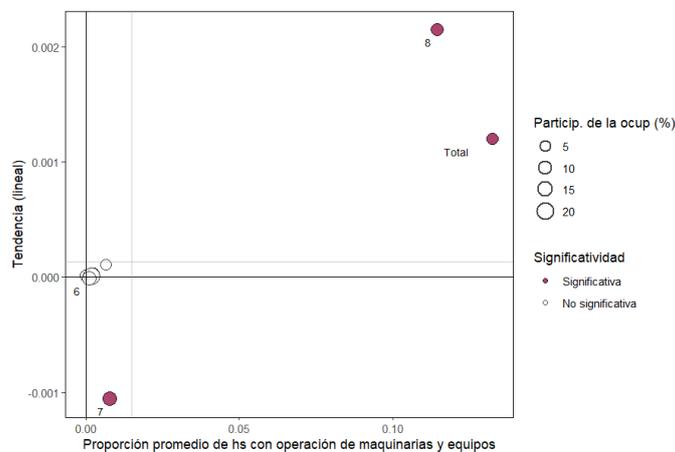
⁴⁵ <http://www.trabajo.gob.ar/estadisticas/oede/> [recuperado el 03/02/21]

encuesta las opciones son mutuamente excluyentes, no es posible identificar el uso conjunto de estas tecnologías; ver ecuación [3.5] para la metodología de cálculo). Adicionalmente, las tendencias en la proporción de horas con uso de estas tecnologías son crecientes y significativas en ambos casos, MyE y TIC. Estas tendencias también se registran cuando se consideran de manera separada los sectores manufactureros y de servicios (Gráfico 4.11), con la excepción del uso de MyE en servicios, donde la tendencia es positiva pero no resulta estadísticamente significativa. Es interesante notar también que entre sectores de actividad la tecnología predominante es diferente: mientras que en manufacturas un 29% de las horas trabajadas se realiza utilizando MyE, en servicios esta proporción asciende solo al 10%. Por su parte, en el caso de las TIC las diferencias no son tan marcadas, pero en los servicios son más utilizadas que en la producción de manufacturas (un 14% versus un 10% de las horas totales de trabajo se realizan con uso de TIC, respectivamente).

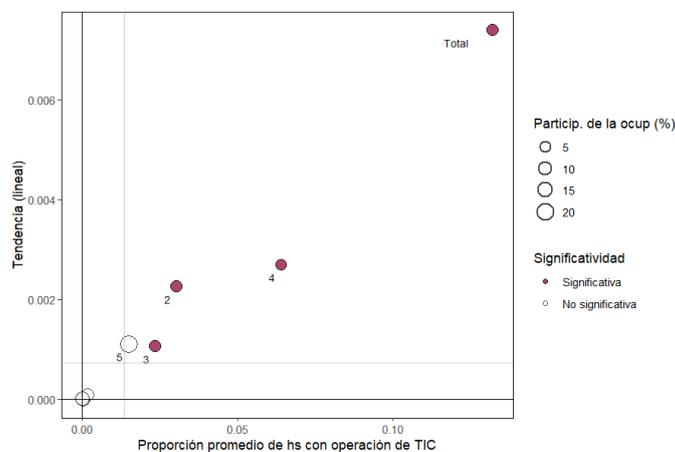
Se registran comportamientos diferenciales claros entre ocupaciones según el tipo de tecnología que se considere. Así, el uso de MyE está concentrado prácticamente en su totalidad en la CIUO 8, correspondiente a operadores de instalaciones y maquinarias y ensambladores (11,4%), seguida muy de lejos por las CIUO 7 y 4 (oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios y personal de apoyo administrativo, respectivamente). Las TIC por su parte son empleadas de manera un poco más distribuida entre ocupaciones que en el caso de MyE, pero se observa que las mismas están relacionadas con actividades de tipo cognitivo y administrativo. Las CIUO 4, 2, 3 y 5 son las ocupaciones que abarcan la casi totalidad de horas con uso de TIC: ocupaciones profesionales, administrativas y de servicios y ventas. En esta mayor difusión de uso de las TIC puede influir su carácter de ser una GPT. Jovanovic y Rousseau (2005), por ejemplo, indican que la electricidad (hacia fines del siglo XIX) y las tecnologías de la información (desde principios de los años '70) resultan las GPT más importantes hasta la fecha de su trabajo, considerando que verifican las tres características usualmente definitorias de una GPT: la tecnología debe estar extendida en la mayor parte de los sectores; debe registrar mejoras y por ende reducciones en el costo de uso al transcurrir el tiempo; y deben facilitar la invención de nuevos productos y procesos.

Gráfico 4.10: Horas trabajadas con operación de 1) Maquinarias y Equipos y 2) TIC - Proporción promedio y tendencias por ocupación, período 2003-2017

1) MyE



2) TIC



Nota: el cómputo de uso de tecnologías sigue lo presentado en la ecuación [3.5]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El total en este caso muestra la participación acumulada de las horas trabajadas con operación de MyE o TIC para todas las ocupaciones y su tendencia lineal en el período. El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017.

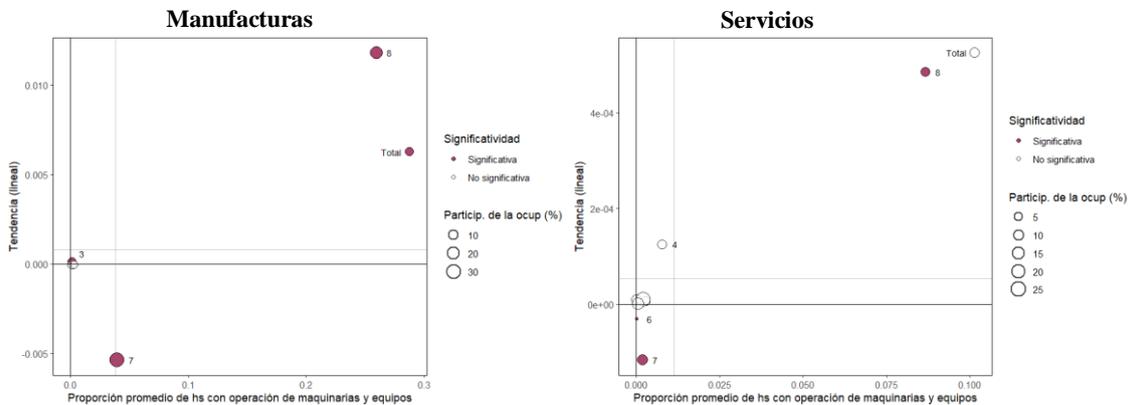
Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

En cuanto a las tendencias por ocupación durante el período, las mismas resultan mayormente positivas, sobre todo al analizar el uso de TIC en las ocupaciones mencionadas, tanto para el total de las horas trabajadas o analizando por separado las manufacturas y los servicios. En el caso del uso de MyE, la ocupación predominante (CIUO 8) muestra una tendencia positiva y significa para el total y los dos grandes sectores de actividad. La ocupación CIUO 7, si bien no se caracteriza por tener una participación alta de las horas con uso de MyE en relación con el total (es del 4% en manufacturas y menor al 0,2% en servicios), muestra un comportamiento excepcional en

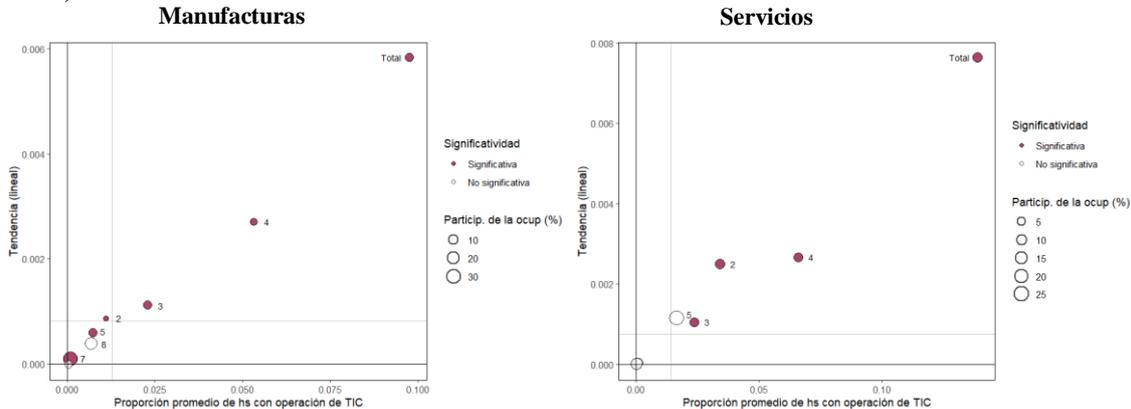
tanto la tendencia en el período es a la reducción en su participación. Cuando se observa la apertura de esta ocupación a dos dígitos, las horas con uso de MyE están concentradas en operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines (CIUO 75) y oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines (CIUO 72), siendo la primera de ellas la de mayor peso y la que registra una tendencia negativa, tanto para manufacturas como para servicios.

Gráfico 4.11: Horas trabajadas con operación de 1) Maquinarias y equipos y 2) TIC - Proporción promedio y tendencias por ocupación; período 2003-2017 - Manufacturas y Servicios

1) MyE



2) TIC



Nota: el cómputo de uso de tecnologías sigue lo presentado en la ecuación [3.5]. Las tendencias se obtienen de los modelos lineales presentados en la ecuación [3.6] y se considera que las mismas son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación de la pendiente resulta menor a 0,1. Las líneas verticales y horizontales representan el promedio simple de los valores de cada variable graficada (sin ponderar por “tamaño”). El total en este caso muestra la participación acumulada de las horas trabajadas con operación de MyE o TIC para todas las ocupaciones y su tendencia lineal en el período. El tamaño de cada burbuja representa la participación cada ocupación en las horas totales trabajadas en promedio para todo el período 2003-2017 en cada grupo sectorial.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

En síntesis, si bien la proporción de horas sin uso de tecnologías es preponderante según los registros de la EPH, se observa en general una tendencia creciente de participación de horas laborales con uso de tecnologías, tanto MyE como TIC; las primeras con mayor impronta en los sectores manufactureros y las segundas en los sectores de servicios. La variabilidad por ocupación es importante, registrándose un claro patrón entre el tipo de tecnología y la ocupación: ocupaciones que requieren mayormente de esfuerzos de tipo mental o cognitivo muestran mayor participación de las horas con uso de TIC e incrementos en las mismas, mientras que las horas trabajadas con uso de MyE se concentran en ocupaciones que demandan principalmente tareas más físicas o manuales, relacionadas a la operación de instalaciones, de maquinarias pesadas y a la conducción de vehículos.

4.1.5. Síntesis

Como síntesis de esta sección descriptiva de las ocupaciones laborales empleadas en la economía argentina se presenta la Tabla 4.1 con los indicadores por ocupación promedio para el período analizado. De lo analizado se extraen los siguientes puntos centrales:

- Durante el período se registra una tendencia decreciente en las horas promedio trabajadas por ocupación, es decir, un ajuste “intensivo” en el empleo, mas no “extensivo” (no en la cantidad de trabajadores).
- Existe dispersión en los niveles de capacidades promedio de los trabajadores por ocupación. Sin embargo, prácticamente en la totalidad de los casos se han registrado incrementos en los niveles medios de capacidades.
- Los sectores manufactureros acumulan una mayor participación de horas laborales en ocupaciones con muy bajo nivel de capacidades y una menor ocupación de horas con altas capacidades en comparación con los sectores de servicios.
- La mejora en las capacidades de los trabajadores en los sectores de servicios está liderada por los técnicos y profesionales de nivel medio, mientras que en las manufacturas lo hacen distintos tipos de operarios de la producción.
- Los salarios reales muestran una alta correlación con los niveles de capacidades por ocupación.
- Dentro de los sectores manufactureros las ocupaciones de menores salarios promedio son las que registraron crecimientos de salarios más veloces, pero

ocurre lo opuesto para los sectores de servicios, donde son las ocupaciones mejores pagas las que registraron crecimientos más acelerados en sus salarios.

- Se registra una tendencia decreciente y significativa en la proporción de horas trabajadas “sin uso de tecnologías”, fenómeno que se observa para la mayor parte de las ocupaciones tanto en sectores manufactureros como de servicios.
- Complementariamente, las horas trabajadas utilizando maquinarias y equipos y TIC registran tendencias positivas y significativas durante el período.
- En los sectores manufactureros predomina el uso de maquinarias y equipos en ocupaciones relacionadas con tareas de contenido más manual, mientras que en los sectores de servicios las TIC prevalecen en mayor medida encontrándose más distribuidas entre distintas ocupaciones, principalmente relacionadas con tareas cognitivas.
- Sin embargo, el empleo de TIC se muestra relevante, con tendencias de crecimiento significativas, tanto en sectores de servicios como manufactureros, resaltando la característica de GPT de este tipo de tecnologías.

Tabla 4.1: Síntesis de variables descriptoras de las ocupaciones a 1 dígito CIUO. Promedios 2003-2017

CIUO-08	Descripción	[1] Tareas que predominan	[2] Total de horas trabajadas promedio; % del total	[3] Horas trabajadas por semana en promedio	[4] Capacidades promedio; índice	[5] Salario real por hora promedio	[6] Horas sin uso de tecnologías; % del total de horas	[7] Horas con uso de Maq y Equipos; % del total de horas	[8] Horas con uso de TIC; % del total de horas
0	Ocupaciones militares	---	0,10%	52	0,66	6,7	0,02%	0,00%	0,01%
1	Directores y gerentes	Cognitiva no rutinarias	6,58%	47	0,67	8,4	0,01%	--	0,02%
2	Profesionales científicos e intelectuales	Cognitiva no rutinarias	2,43%	30	0,92	9,4	6,06%	0,01%	3,05%
3	Técnicos y profesionales de nivel medio	Cognitiva rutinaria / no rutinarias	8,60%	39	0,71	7,1	5,22%	0,25%	2,35%
4	Personal de apoyo administrativo	Cognitivas rutinarias	6,44%	40	0,65	6,2	1,45%	0,66%	6,39%
5	Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	Cognitivas rutinarias	8,54%	42	0,49	4,0	21,62%	0,19%	1,49%
6	Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	Manuales rutinarias / no rutinarias	0,06%	39	0,53	6,1	0,06%	0,01%	0,00%
7	Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios	Manuales rutinarias	34,41%	41	0,40	4,2	15,33%	0,78%	0,01%
8	Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	Manuales rutinarias	25,07%	48	0,43	4,6	0,01%	11,44%	0,18%
9	Ocupaciones elementales	Manuales no rutinarias	7,76%	31	0,38	3,4	14,85%	0,10%	0,01%

Nota: la columna [1] se basa en la interpretación que se realiza de las descripciones del clasificador de ocupaciones CIUO y en las caracterizaciones de Acemoglu y Autor (2011) (para las ocupaciones militares no resulta posible establecer una caracterización predominante de las tareas). Los detalles metodológicos para la construcción de las restantes variables se encuentran en la sección 3.4.1.1. Específicamente, para las columnas [2] y [3] ver ecuación [3.1]; para la columna [4] ver ecuación [3.4] y Tabla 3.2; para la columna [5] ver ecuación [3.2] y [3.3]; para las columnas [6], [7] y [8] ver ecuación [3.5].

Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH, CIUO-08 y Acemoglu y Autor (2011).

4.2. Polarización laboral y salarial

4.2.1. *Polarización laboral: resultados*

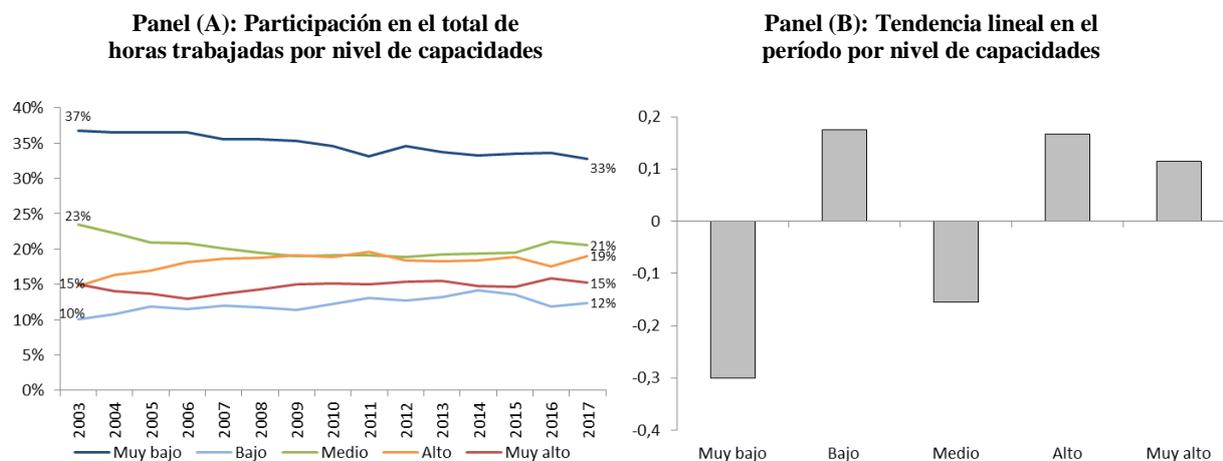
La presentación de los resultados se organiza a través de distintos gráficos que resumen los dos tipos de análisis descritos en la metodología. Se presentan primero los resultados para el total de la economía y luego se estudian las particularidades observadas para los sectores manufactureros y de servicios de manera separada.

Resultados para la economía en su conjunto

El Panel (A) del Gráfico 4.12 permite observar que para el total de la economía las horas trabajadas en ocupaciones con nivel muy bajo de capacidades son las predominantes, con un promedio de participación en el período del 35%. Las ocupaciones con nivel de capacidades medio y alto siguen en el orden, con un 20% y 18% de participación promedio en el período, para concluir con las ocupaciones con nivel de capacidades muy alto y bajo (15% y 12% de participación promedio). Resulta relevante notar que los niveles de capacidades muy bajo y bajo (que sumados acumularon durante el período un 47% del total de horas trabajadas) se corresponden con ocupaciones cuyos trabajadores registran en promedio niveles educativos inferiores a la escuela secundaria completa, mientras que solo el nivel muy alto de capacidades posee ocupaciones con niveles educativos universitarios en promedio (completo o incompleto).

Comparando los extremos del período analizado, se registra que la participación de las horas trabajadas en ocupaciones de nivel de capacidades muy bajo y medio decreció (de un 37% a un 33% para las primeras y de 23% a 21% para las segundas), mientras que en el resto de las categorías se observan aumentos en las participaciones (el nivel de capacidades bajo pasó del 10% al 12% y el nivel alto del 15% al 19%) o situaciones de estabilidad (participación de un 15% en ambos extremos de la serie para la categoría de ocupaciones con nivel de capacidades muy alto).

Gráfico 4.12: Participación de las horas trabajadas en términos de su nivel de capacidades y tendencias. Período 2003-2017, sectores manufactureros y de servicios



Nota: en el Panel (B) se representan las pendientes estimadas de la ecuación [3.7] (los coeficientes $\hat{\alpha}_i^j$) multiplicadas por 100. El valor debe entonces interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año de la participación de las horas trabajadas en cada nivel de capacidades con respecto al total.

Las barras con relleno sólido representan tendencias que resultan estadísticamente significativas (el valor-p del estadístico t asociado es menor a 0,1); las tendencias que no resultan significativas se representan con trama rayada (ninguna, en este caso particular).

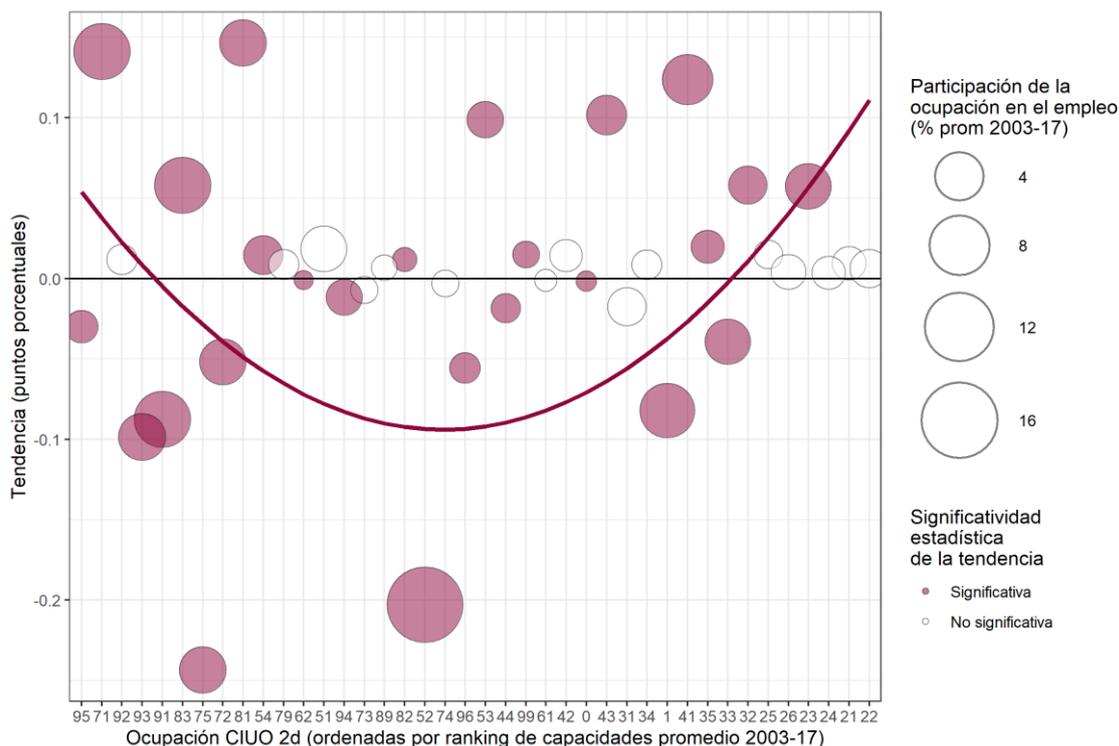
Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Cuando se analizan las tendencias estadísticas de estas participaciones, estimadas a partir de la ecuación [3.7] y representadas en el Panel (B) del Gráfico 4.12, lo primero a resaltar es que todas resultan estadísticamente significativas, lo cual es evidencia de que existen cambios en la estructura del empleo en términos de cuánto participan ocupaciones con distintos niveles de capacidades. El análisis no se modifica de manera sustancial con respecto a la inspección visual realizada precedentemente, y solo para el grupo de ocupaciones con nivel muy alto de capacidades se modifica el resultado ya que a pesar de que la participación en los extremos de la serie es la misma, la tendencia resulta positiva y significativa en el período. Considerando las magnitudes de los cambios, las ocupaciones de muy bajo nivel de capacidades son las que registran la mayor tendencia (en valor absoluto); con una caída anual en su participación de 0,3 puntos porcentuales en promedio por año entre 2003 y 2017. Para el nivel de capacidades medio la caída registrada en la tendencia es de 0.16 puntos porcentuales por año, mientras que para los niveles de capacidades bajo, alto y muy alto, las participaciones aumentan tendencialmente 0,18, 0,17 y 0,11 puntos porcentuales por año, siendo este último el menor movimiento tendencial.

Al desglosar el análisis por ocupación a dos dígitos (Gráfico 4.13), se aprecia que globalmente existen cambios en la estructura del empleo en términos de ocupaciones. Si bien algunas tendencias (estimadas a partir de la ecuación [3.8]) no resultan estadísticamente significativas, mostrando que la importancia relativa de esas ocupaciones no ha variado de manera sistemática durante el período analizado, la mayoría de ellas sí tienen significatividad estadística. Y ello se observa tanto para ocupaciones con alta importancia relativa en el empleo total como para aquellas con más baja participación. Entre las primeras, por ejemplo, se registra un incremento en la participación de los conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles (CIUO 83) y una caída en la participación de vendedores (CIUO 52), que representaron en promedio en un 7,2% y un 16,6% del total de horas trabajadas. Por su parte, entre las segundas, se encuentran reducciones significativas en la participación de los recolectores de residuos y otras ocupaciones elementales (CIUO 96) e incrementos en la de técnicos de la tecnología de la información y las comunicaciones (CIUO 35), que participaron un 0,7% y un 1% del total de horas trabajadas respectivamente.

En cuanto a la evidencia de ahucamiento en el mercado laboral, deben mencionarse algunas particularidades. Consistentemente con lo esperado por la hipótesis de la polarización laboral se observan en el Panel (B) del Gráfico 4.12 caídas en la participación de las ocupaciones con niveles de capacidades medios y aumentos en las participaciones de las ocupaciones con capacidades bajas, altas y muy altas. Sin embargo, se encuentra también una fuerte retracción en la participación de las ocupaciones con capacidades muy bajas. Al descomponer este comportamiento a partir de las tendencias de cada una de las ocupaciones que componen el grupo, puede verse (Gráfico 4.13) que el mismo está guiado por la tendencia negativa y significativa de cinco de las ocho ocupaciones presentes en la categoría de nivel de capacidades “muy bajo”, al tiempo que dos de ellas, en cambio, registran tendencias positivas y significativas (CIUO 71 y CIUO 83; ocupaciones que además resultan importantes, acumulando en promedio más del 14% del total de horas trabajadas).

Gráfico 4.13: Tendencias en la participación de las horas trabajadas por ocupación (a dos dígitos CIUO)



Nota: cada burbuja representa la pendiente estimada en la ecuación [3.8] para cada ocupación (los coeficientes \hat{b}_1^i) multiplicada por 100. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año de la participación de cada ocupación con respecto al total. Se considera que las pendientes son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación resulta menor a 0,1.

La curva parabólica graficada responde a la estimación de la ecuación cuadrática cuyos resultados se presentan en la Tabla 4.2.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Es interesante destacar que dentro de este grupo de ocupaciones con nivel de capacidades muy bajo se registran algunas de las tendencias más pronunciadas. En particular, la tendencia positiva registrada en la CIUO 71 es una de las más altas entre todas las ocupaciones (la segunda luego de la estimada para la CIUO 81), indicando que la participación de los oficiales y operarios de la construcción aumentaron tendencialmente en su participación unos 0,14 puntos porcentuales por año durante el período analizado. Asimismo, dentro de este nivel de capacidades se encuentra la ocupación con mayor tendencia de caída en su participación, la CIUO 75, que agrupa a operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines, registrando una caída tendencial en su participación de 0,24 puntos porcentuales por año. Estas dos ocupaciones (CIUO 71 y 75) parecen ser particularmente sector-específicas, es

decir, podría esperarse que los trabajadores de la CIUO 71 se desempeñen predominantemente en sectores de la construcción y los de la CIUO 75 en sectores alimenticios y de la confección (entre otros), con lo que las marcadas tendencias se asociarían al devenir particular de estos sectores en términos agregados. Para echar luz sobre esta idea se analizó el cambio en el empleo registrado a partir de los datos de OEDE agrupados por sector de actividad. En el caso del sector de la construcción (código 45 de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme, “CIIU”), la participación del empleo registrado en el total de la economía pasó de un 4,3% a un 7,3% entre 2003 y 2017, que se traduce en un incremento tendencial de 0,09 puntos porcentuales por año. En el caso de los sectores alimenticios y relacionados con la fabricación textil (agregando los códigos CIIU 15, 17, 18 y 19), se registra una caída en su participación desde un 9,6% en 2003 a un 8,1% en 2017, que ajustado a través de una tendencia lineal arroja una caída en la participación porcentual de 0,08 puntos porcentuales al año⁴⁶. En síntesis, se observa que las tendencias sectoriales tienen el mismo signo que las tendencias de las correspondientes ocupaciones, pero las primeras son menores (sobre todo para el caso de la CIUO 75) indicando que el comportamiento sectorial sólo podría explicar una parte del fenómeno.

Continuando en la escala de capacidades, la ocupación CIUO 81 que agrupa a operadores de instalaciones fijas y máquinas es la que registra la mayor tendencia positiva de entre todas las ocupaciones, con un incremento en la tendencia de su participación de 0,15 puntos porcentuales al año. Es el movimiento principal que guía el patrón tendencial presentado para las ocupaciones de capacidades baja; entre el resto de las ocupaciones del grupo, las tendencias son menos importantes, siendo además no significativas cuatro de las ocho que componen el nivel.

En el nivel de capacidades medio, la tendencia negativa de la participación en el empleo está liderada por la ocupación CIUO 52 que agrupa de manera general a los vendedores (abarcando vendedores callejeros, vendedores en tiendas y almacenes, cajeros y otros tipos de vendedores), siendo además la ocupación individual que más peso registra dentro de las horas trabajadas totales (casi un 17% del total). La acompañan en la tendencia

⁴⁶ Los valores de la tendencia surgen de las pendientes de regresiones lineales en donde la variable dependiente es la participación del empleo de cada sector en el total de la economía y la independiente una variable temporal para captar la tendencial. Los resultados son prácticamente iguales si en lugar de la participación del empleo respecto al total se computa con respecto al total de manufacturas más servicios.

negativa los recolectores de basura y otras ocupaciones elementales (CIUO 96) y otro personal de apoyo administrativo (CIUO 44), siendo un tanto sorpresiva la aparición de la primera de estas ocupaciones en este orden, dentro del grupo de capacidades media, dado que de acuerdo con las definiciones del clasificador forma parte de las ocupaciones elementales que en general requieren el más bajo nivel educativo (ver Tabla A 4 en el Anexo 4). En el grupo también se registran tendencias positivas significativas para tres ocupaciones, siendo la más relevante por su participación en las horas trabajadas y la magnitud de la tendencia, la correspondiente a los trabajadores de los cuidados personales (CIUO 53, que incluye cuidadores de niños, auxiliares docentes, y trabajadores de cuidados personales en servicios de salud).

Los dos niveles de capacidades más elevados registran tendencias predominantemente positivas. En el caso del nivel alto de capacidades, crece la participación de empleados contables y encargados del registro de materiales (CIUO 43), oficinistas (CIUO 41) y técnicos de la tecnología de la información y las comunicaciones (CIUO 35), todos trabajos vinculados con tareas cognitivas con mayor o menor grado de rutina y que requieren el uso de diversos tipos de herramientas, principalmente informáticas. En contraste, la participación de los directores y gerentes (CIUO 1) registra una reducción tendencial de 0,08 puntos porcentuales al año. Finalmente, dentro del nivel de capacidades muy alto las subas en la participación de los profesionales de nivel medio de la salud (CIUO 32) y en los profesionales de la enseñanza (CIUO 23) explican la tendencia positiva y significativa del grupo agregado. Se registra también una única ocupación cuya participación cae, la que agrupa a los profesionales de nivel medio en operaciones financieras y administrativas (CIUO 33), mientras que el resto de las ocupaciones del grupo muestran una tendencia positiva, aunque la misma no resulta estadísticamente significativa.

Para apreciar de manera más estilizada la presencia de un patrón de polarización laboral, los resultados de la estimación de la ecuación [3.9] (ver sección 3.4.1.2, Capítulo 3) se presentan en la Tabla 4.2. Los mismos muestran ser consistentes con lo esperado de acuerdo con las hipótesis, dado que los coeficientes estimados tienen los signos esperados ($\hat{c}_1 < 0$ y $\hat{c}_2 > 0$) y resultan estadísticamente significativos. En el Gráfico 4.13 se representa la parábola estimada, que permite apreciar de manera clara el patrón de ahuecamiento en el centro de la distribución, con reducciones en la participación de las ocupaciones de calificaciones intermedias, compensado por incrementos en las

participaciones de las ocupaciones con niveles de calificación promedio más bajos y más altos. Si bien estos resultados confirman el patrón esperado, se conjugan con un valor del coeficiente de determinación R^2 bajo (0,19 y 0,15 para su versión ajustada por grados de libertad), indicando que la curva explica una baja proporción de la variabilidad de los datos.

En suma, considerando el comportamiento agregado por niveles de calificación del panel derecho del Gráfico 4.12 y los resultados de las estimaciones presentados en la Tabla 4.2, podemos decir que hay evidencia parcial sobre la presencia de polarización laboral.

Tabla 4.2: Estimación de la parábola para identificar polarización laboral

	Coefficientes	Valor-p
Constante (c_0)	0,0707	0,1485
Ranking capacidades (c_1)	-0,0174	0,0087
Ranking capacidades ² (c_2)	0,0005	0,0058
F	4,336	0,020
R^2	0,190	
R^2 ajustado	0,146	

Nota: estimación de la ecuación [3.9] por mínimos cuadrados ordinarios; las observaciones han sido ponderadas por el tamaño de cada ocupación en términos de las horas promedio trabajadas por semana durante 2003-2017.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

A manera de resumen, para la economía en su conjunto puede decirse que:

- Las ocupaciones con niveles de calificación muy bajo predominan en la distribución del empleo.
- El resto de los niveles de calificación poseen una participación más pareja, siendo los que menos participan los niveles bajo y muy alto.
- Las tendencias muestran que hay un decrecimiento en la participación de las ocupaciones con nivel de calificación medio y un aumento en la participación de las de calificación bajo, alto y muy alto; todo esto consistente con el patrón esperado por la hipótesis de polarización laboral.
- Sin embargo, hay una marcada reducción en la participación del nivel de calificación muy bajo, lo cual no se ajusta a la hipótesis de polarización laboral.

- Al analizar desagregadamente las ocupaciones a dos dígitos del CIUO se puede interpretar que las tendencias generales por nivel de calificación se explican por el comportamiento particular de algunas de las ocupaciones que componen el grupo (no se observa una completa uniformidad dentro de cada uno de ellos).
- El patrón de ahuecamiento se observa estilizadamente a partir de la estimación de una parábola con los datos a dos dígitos, arrojando coeficientes que resultan significativos y poseen los valores esperados (aunque el ajuste de la misma a los datos, medido por el coeficiente de determinación, es débil).

Resultados individualizados para los sectores manufactureros y de servicios

Se presentan aquí los resultados para los análisis realizados por separado para los trabajadores de los sectores manufactureros y los correspondientes a los de los sectores de servicios. Como se registró en el Gráfico 3.1 del Capítulo 3, la participación de los sectores de servicios es preponderante en la muestra de datos analizada de la economía argentina y se podrá observar que los comportamientos del agregado reproducen de manera cercana a los de este sector particular. Por ello también resulta interesante individualizar los comportamientos por sectores para evidenciar patrones diferenciales. Además, esto es relevante en tanto los análisis realizados en capítulos posteriores se enfocarán en particular en los sectores manufactureros.

En el caso de las manufacturas (Gráfico 4.14), en primer lugar, resalta que la relevancia de las ocupaciones con niveles bajos y muy bajos de capacidades es particularmente predominante; en promedio para el período estas ocupaciones acumularon un 67% del total de horas trabajadas. En el otro extremo, es minoritaria la participación de las horas trabajadas en niveles altos de capacidades, con un promedio del 5,4% durante el período, seguido en orden creciente por el conjunto de ocupaciones con capacidades medias (que participan en un 8,7%). Son un poco más relevantes, en cambio, las ocupaciones de nivel alto de capacidades (con una participación del 19%, un promedio similar al registrado en el total de la economía).

En términos de los cambios en la composición de las horas trabajadas por categoría de capacidades, puede apreciarse claramente un patrón diferente al observado para el agregado de la economía. En este caso se registra una marcada caída en la participación de las ocupaciones de muy bajo nivel de capacidades (de un 47% a un 35%) y un alza, también marcada, en la correspondiente al nivel de capacidades bajo (que pasa de un 18%

en 2003 a un 31% en 2017). Los movimientos en el resto de los niveles son más moderados, con un alza en la participación del nivel alto (de 17% a 20%) y bajas en el nivel medio (de 11% a 9%) y muy alto (de 7% a 5%). Pasando al análisis de la tendencia estadística durante el período, estos tres últimos cambios mencionados no resultan estadísticamente significativos, mientras que las tendencias para los niveles bajo y muy bajo si lo son. Esta es entonces la principal transformación en la estructura de las horas trabajadas en términos de las capacidades de las ocupaciones en los sectores manufactureros durante el período: una sustitución de horas trabajadas en ocupaciones con niveles muy bajos de capacidades a favor de ocupaciones con un mayor nivel de capacidades promedio, pero siendo las mismas todavía de nivel bajo en relación con el resto de las ocupaciones que mantuvieron su participación relativamente estable.

Cuando se analizan las ocupaciones particulares (ver Gráfico 4.15) que están guiando estos movimientos significativos entre los niveles de capacidades muy bajo y bajo, se aprecia que son dos ocupaciones las que principalmente impulsan el resultado: disminuye la participación de operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines (CIUO 75) y se incrementa la de operadores de instalaciones fijas y máquinas (CIUO 81). Ambas ocupaciones resultan muy importantes en términos de las horas trabajadas que acumulan en relación con el total, representando un 18% la primera y un 20% la segunda, por los que sus movimientos explican buena parte de lo sucedido en el sector manufacturero.

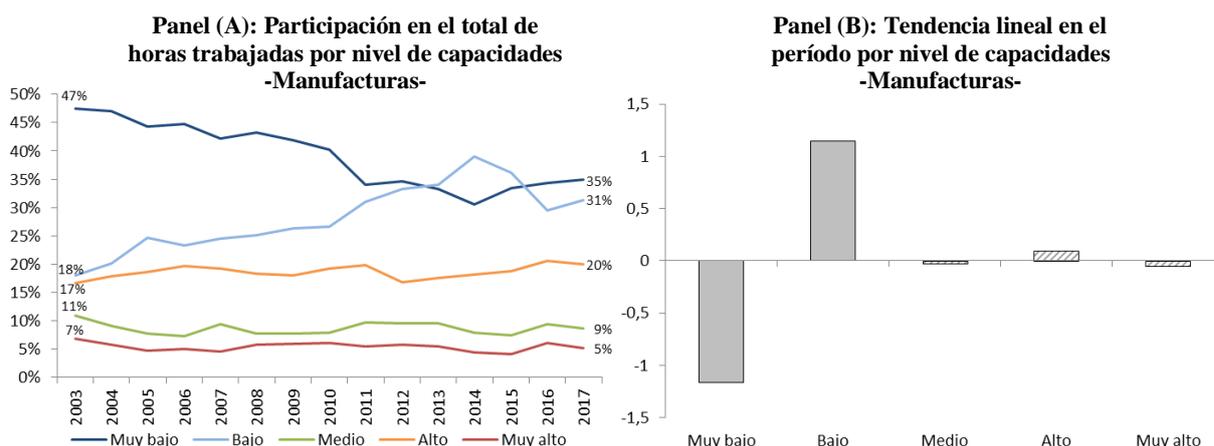
Previamente se realizó un comentario acerca de la posible cualidad de la ocupación CIUO 75 de ser sector-específica⁴⁷ y se observó que si bien se registró una caída en la participación de los sectores alimenticios y los relacionados con la fabricación textil (agregando los códigos CIU 15, 17, 18 y 19), la tendencia en la caída de la participación de la ocupación fue mayor. Al considerar, ahora, al sector manufacturero de manera individual, este argumento se refuerza ya que la participación de estos sectores dentro del empleo registrado manufacturero disminuyó desde un 44,7% en 2003 a un 42,7% en 2017, con una tendencia de caída de 0,08 puntos porcentuales por año, mientras que la tendencia negativa para las horas trabajadas en la ocupación CIUO 75 representa una pérdida de más de 1 punto porcentual por año dentro del total manufacturero. Es decir, es

⁴⁷ Más del 65% de los trabajadores de estas ocupaciones en el sector manufacturero se asocian a los sectores CIU 15, 17, 18 y 19.

considerablemente más pronunciada, indicando que el empleo en esta ocupación tuvo una dinámica propia solo en parte explicada por el movimiento de la actividad sectorial.

Por otro lado, es interesante notar que hay evidencia de que las tendencias mostradas en el agregado para las ocupaciones CIUO 75 y 81 se repiten de manera intra-sectorial. Es decir que, por ejemplo, dentro del sector textil se registra un incremento en la participación de la ocupación CIUO 81 en detrimento de la CIUO 75, y lo mismo acontece dentro del sector de producción de alimentos y bebidas. Estas transformaciones serían consistentes con cambios en los modos de producción dentro de cada sector, a favor de tecnologías que requieren un mayor peso de operadores de instalaciones fijas y maquinarias⁴⁸.

Gráfico 4.14: Participación de las horas trabajadas en términos de su nivel de capacidades y tendencias. Período 2003-2017, sectores de manufacturas



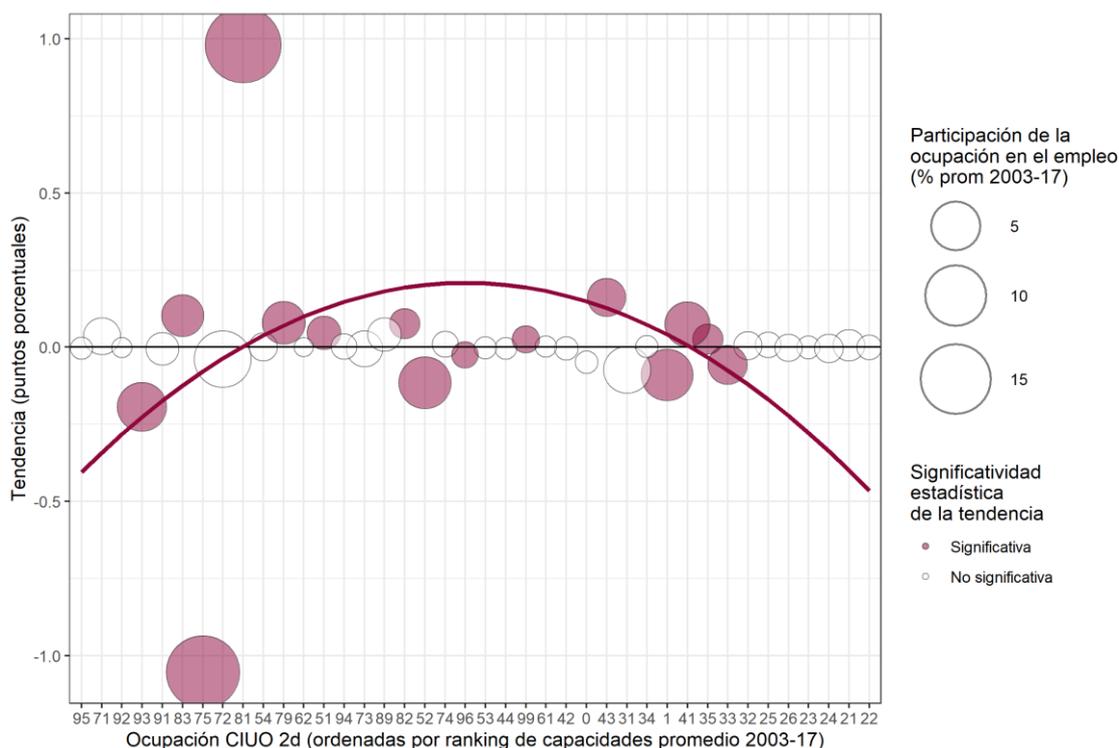
Nota: en el Panel (B) se representan las pendientes estimadas en la ecuación [3.7] (los coeficientes $\hat{\alpha}_i^j$) multiplicadas por 100. El valor debe entonces interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año de la participación de las horas trabajadas en cada nivel de calificación con respecto al total.

Las barras con relleno sólido representan tendencias que resultan estadísticamente significativas (el valor-p del estadístico t asociado es menor a 0,1); las tendencias que no resultan significativas se representan con trama rayada.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

⁴⁸ Cabría preguntarse si no puede estar existiendo algún tipo de error de clasificación entre las ocupaciones CIUO 75 y 81 debido a que los tipos de trabajos pueden confundirse. Esta explicación no parece plausible debido a que los comportamientos en las series temporales de la participación de ambas ocupaciones no registran saltos abruptos sino más bien un comportamiento bastante suave en relación con lo observado para otras ocupaciones. Esta conclusión se ve a su vez sustentada por la significatividad estadística de la tendencia, lo cual permite descartar que la misma sea producto de algún tipo de ruido estadístico.

Gráfico 4.15: Tendencias en la participación de las horas trabajadas por ocupación (a dos dígitos CIUO) - MANUFACTURAS



Nota: cada burbuja representa la pendiente estimada ecuación [3.8] para cada ocupación (los coeficientes \hat{b}_1^i) multiplicada por 100. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año de la participación de cada ocupación con respecto al total. Se considera que las pendientes son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación resulta menor a 0,1.

La curva parabólica graficada responde a la estimación de la ecuación cuadrática cuyos resultados se presentan en la Tabla 4.3.

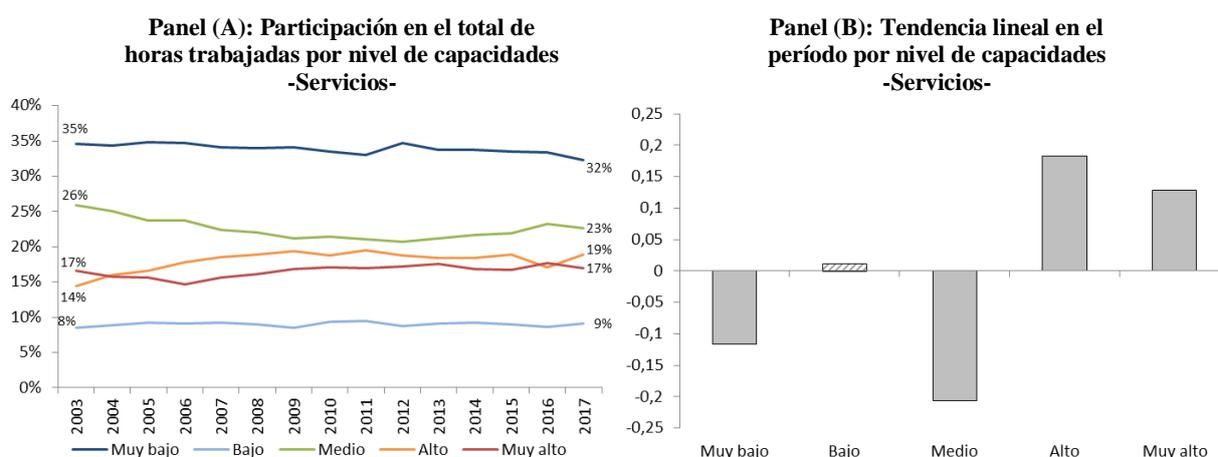
Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Finalmente, en relación con la polarización laboral, no es posible hallar indicios de su presencia en el sector manufacturero. La hipótesis de ahucamiento del mercado laboral se ve rechazada tanto por el análisis por grupos de ocupaciones en el Panel (B) del Gráfico 4.14, como por los resultados de la estimación de la ecuación [3.9], cuya curva estimada ha sido representada en el Gráfico 4.15 (la columna [1] de la Tabla 4.3 muestra que los coeficientes estimados poseen signos opuestos a los esperados y no resultan estadísticamente significativos).

Poniendo atención en los sectores de servicios (Gráfico 4.16), se aprecia un patrón diferente al del sector manufacturero y más similar al patrón general de toda la economía, como fue previamente anticipado. En estos sectores las ocupaciones con nivel de capacidades muy bajo siguen siendo los más relevantes (con una participación promedio

del 34%) pero, en contraste con las manufacturas, las ocupaciones con nivel bajo de capacidades participan en una proporción minoritaria (9%); entre ambos niveles suman un 43% (considerablemente menor al 67% de las manufacturas). En el otro extremo de la distribución de capacidades, la participación del nivel muy alto es cercana al 17%, un valor que más que triplica a lo observado en manufacturas.

Gráfico 4.16: Participación de las horas trabajadas en términos de su nivel de capacidades y tendencias. Período 2003-2017, sectores de servicios



Nota: en el Panel (B) se representan las pendientes estimadas en la ecuación [3.7] (los coeficientes $\hat{\alpha}_i^j$) multiplicadas por 100. El valor debe entonces interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año de la participación de las horas trabajadas en cada nivel de calificación con respecto al total.

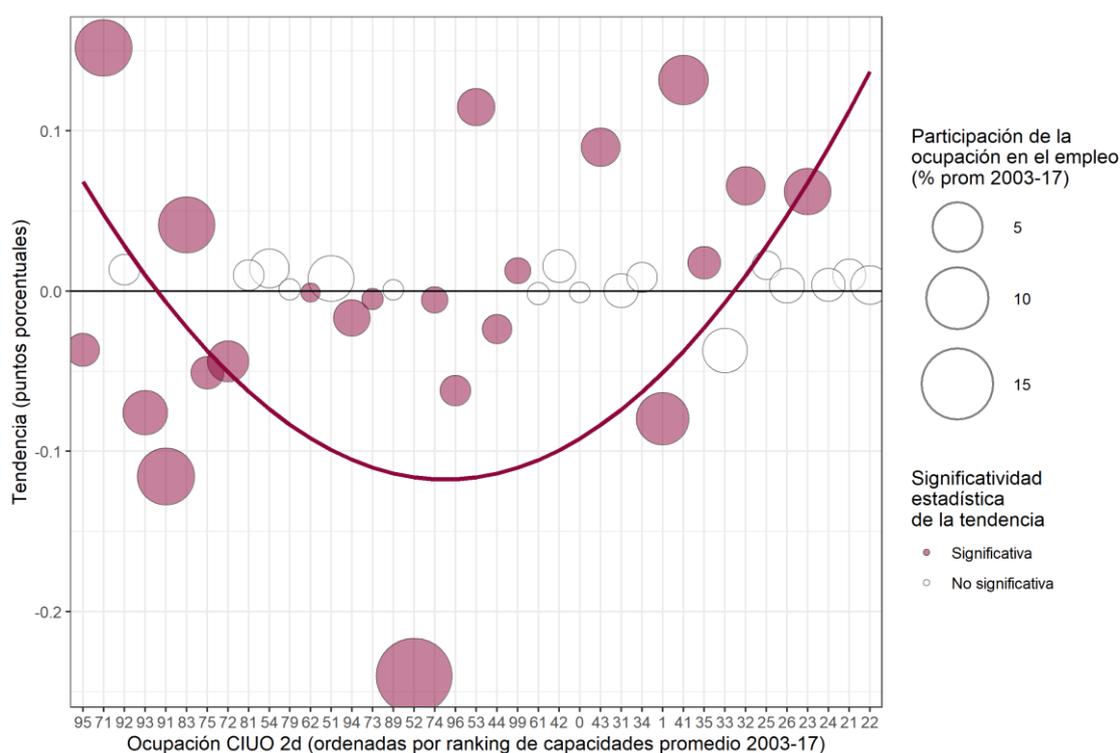
Las barras con relleno sólido representan tendencias que resultan estadísticamente significativas (el valor-p del estadístico t asociado es menor a 0,1); las tendencias que no resultan significativas se representan con trama rayada.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

En lo que respecta a las tendencias estadísticas, los signos observados para las mismas reproducen lo analizado previamente para el total de la economía con la diferencia de que el valor obtenido para las ocupaciones de nivel bajo de capacidades es pequeño y no resulta estadísticamente significativo. Puede observarse en el Gráfico 4.17 que los operadores de instalaciones fijas y máquinas (CIUO 81), relevante en los sectores de manufacturas y en el total de la economía, aquí no lo son tanto y su tendencia, si bien positiva, es pequeña y no significativa. Esta observación, en conjunto con el resto de las tendencias para las ocupaciones del nivel, que resultan bajas y dispares en signo, impulsa el comportamiento descrito en el nivel de capacidades bajo. En suma, en los sectores de servicios se aprecia una reducción en la participación de las ocupaciones con nivel de

capacidades muy bajo y medio y un incremento en las participaciones de los niveles de mayores capacidades, tanto en el nivel alto como en el muy alto. En este último en particular, las dos tendencias que resultan estadísticamente significativas son positivas (CIUO 32 y 23, que agrupan a profesionales de nivel medio de la salud y profesionales de la enseñanza), mostrando un comportamiento en este caso inequívoco de aumento en la participación de las ocupaciones de más alto nivel de capacidades.

Gráfico 4.17: Tendencias en la participación de las horas trabajadas por ocupación (a dos dígitos CIUO) - SERVICIOS



Nota: cada burbuja representa la pendiente estimada en la ecuación [3.8] para cada ocupación (los coeficientes \hat{b}_1^i) multiplicada por 100. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año de la participación de cada ocupación con respecto al total. Se considera que las pendientes son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación resulta menor a 0,1.

La curva parabólica graficada responde a la estimación de la ecuación cuadrática cuyos resultados se presentan en la Tabla 4.3.

La ocupación CIUO 82 que agrupa a los “ensambladores” ha sido eliminada del gráfico debido a que no se registran horas trabajadas en la misma dentro de los sectores de servicios.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

En términos de polarización laboral, el Panel (B) del Gráfico 4.16 muestra consistencia con la hipótesis solo para la mitad superior de capacidades, con caídas en el nivel medio

e incrementos en el alto y muy alto. Sin embargo, la estimación de la ecuación [3.9], cuyos resultados se presentan en la columna [2] de la Tabla 4.3, arroja resultados consistentes con lo esperado por la hipótesis y en línea con lo hallado para el total de la muestra. Dado que las ocupaciones CIUO 71 y 83 en el nivel muy bajo de calificación registran tendencias positivas y son importantes en términos de su tamaño, la estimación de la parábola arroja la forma de U esperada.

Tabla 4.3: Estimación de la parábola para identificar polarización laboral – sectores de manufacturas y servicios por separado

	[1] Manufacturas		[2] Servicios	
	Coefficientes	Valor-p	Coefficientes	Valor-p
Constante (c_0)	-0,4868	0,2210	0,0610	0,2432
Ranking capacidades (c_1)	0,0679	0,2180	-0,0171	0,0113
Ranking capacidades ² (c_2)	-0,0017	0,2350	0,0005	0,0058
F	0,792	0,461	4,493	0,018
R2	0,041		0,200	
R2 ajustado	-0,011		0,155	

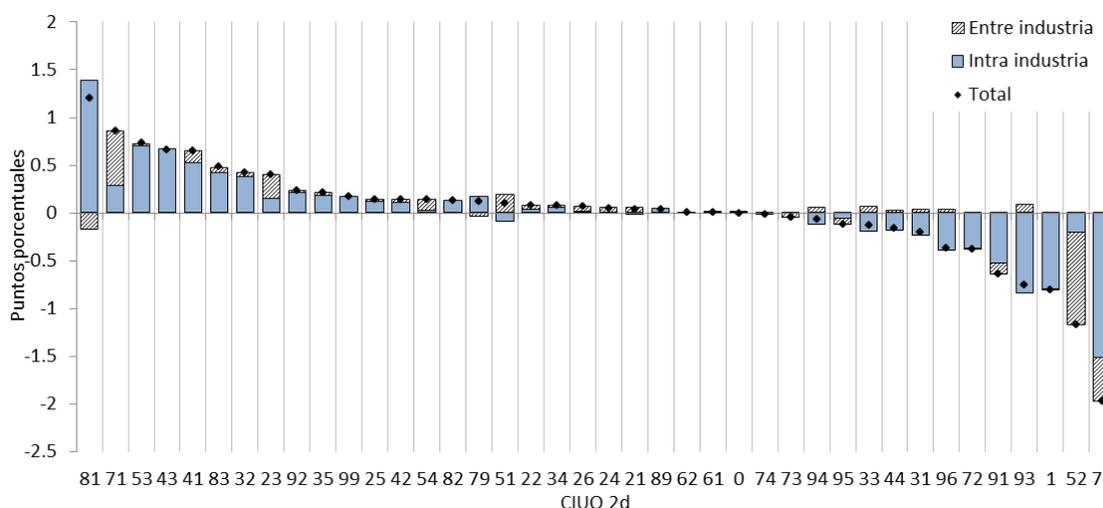
Nota: estimación de la ecuación [3.9] por mínimos cuadrados ordinarios; las observaciones han sido ponderadas por el tamaño de cada ocupación en términos de las horas promedio trabajadas por semana durante 2003-2017, para cada uno de los sectores.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

4.2.2. Buscando explicación a las caídas marcadas en algunas ocupaciones

¿Cómo se explica la variación en la participación de las horas trabajadas en cada ocupación? ¿Cuánto se debe a cambios en la estructura industrial y cuánto se debe a cambios en la estructura de ocupaciones dentro de cada industria? Si la hipótesis del CT es la que explica que distintas ocupaciones ganen o pierdan participación, sería esperable que se observe un componente importante de cambio intra-industrial, siendo estas modificaciones señales de que los procesos productivos se están modificando. Para analizar estos componentes se realiza un análisis “*shift-share*” (ver detalles metodológicos en la sección 3.4.1.2, Capítulo 3). A continuación, el Gráfico 4.18 presenta los resultados obtenidos.

Gráfico 4.18: Cambios en la participación de las ocupaciones en las horas trabajadas totales. Descomposición intra-industria y entre industrias



Nota: el cambio en las participaciones se calcula considerando los promedios de los períodos 2003-2010 y 2011-2017. Las ocupaciones en el gráfico se ordenan de mayor a menor en términos de la variación total en su participación en el empleo.

Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

En primer lugar, puede apreciarse que si bien en este análisis se consideró el cambio en la participación de las horas dividiendo el período analizado en dos grandes bloques temporales, los movimientos por ocupación registrados de esta manera son consistentes con los encontrados a partir de las tendencias estadísticas expuestas en los gráficos de polarización (ver Gráfico 4.13). El Gráfico 4.18 muestra que las ocupaciones CIUO 81 y 71 son las que registran el mayor incremento en su participación y que también son aquellas con las mayores tendencias positivas durante el período. Por su parte, las CIUO 75 y 52 registran las caídas más pronunciadas, también observables en las tendencias calculadas previamente.

A partir del gráfico se aprecia que la variabilidad *intra-industria* es la que explica preponderantemente los cambios en las participaciones de las horas trabajadas por ocupación. Este resultado abona la idea de que dentro de cada industria se introducen innovaciones y/o se generan cambios en los procesos productivos que implican modificaciones en la participación de las ocupaciones necesarias para llevar adelante la producción.

Analizando específicamente los comportamientos de las ocupaciones CIUO 81 y CIUO 75, que registran los mayores cambios en su participación, los componentes *intra-industria* son los predominantes. Cabe preguntarse a su vez si existe alguna relación entre

estos cambios entre las dos ocupaciones, es decir si dentro de cada industria hay indicios de sustitución entre esas ocupaciones. Sobre esta cuestión puede echar luz la correlación entre los componentes *intra-industria* de cada ocupación, que arroja un valor igual a -0,8 (valor-p < 0,01), siendo señal de que aquellas ramas de actividad en las que la participación de la CIUO 75 cae son también aquellas en las que la participación de la CIUO 81 sube⁴⁹. En aquellas industrias en las que se registra una menor participación de operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines (CIUO 75), se registra simultáneamente un incremento en la participación de operadores de instalaciones fijas y maquinas (CIUO 81), lo cual puede comprenderse en un contexto en el cual la proporción de horas trabajadas sin uso de tecnologías se ha visto reducida de manera considerable durante el período (Gráfico 4.8), señalando cómo este CT repercute probablemente en la estructura ocupacional de las diversas industrias.

En particular, tomando los sectores más relacionados con la ocupación CIUO 75 se registran cambios en las participaciones de esta ocupación que se ven cercanamente compensados por los cambios en la participación de la ocupación CIUO 81; es decir que pareciera haber una sustitución casi perfecta entre estas ocupaciones. En la Tabla 4.4 se presentan los datos correspondientes a estos sectores (textil, muebles, químicos, cueros y alimentos y bebidas), siendo el sector textil aquel en el cual el mecanismo de sustitución resulta el más significativo (muestra los mayores cambios en la participación de las ocupaciones).

Tabla 4.4: Cambio en la participación de las horas trabajadas en las ocupaciones CIUO 75 y CIUO 81 en sectores seleccionados. En puntos porcentuales

Rama industrial	CIUO 75	CIUO 81
Textiles	-35.8	32.0
Muebles y otros	-9.6	6.9
Químicos	-6.5	3.4
Cueros	-5.9	4.5
Alimentos y bebidas	-5.0	4.8

Nota: el cambio en las participaciones se calcula considerando los promedios de los períodos 2003-2010 y 2011-2017. CIUO 75: operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines; CIUO 81: operadores de instalaciones fijas y maquinas.

Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

⁴⁹ En el Anexo 6 se presenta la matriz de correlaciones de los componentes intra-industria para todas las ocupaciones.

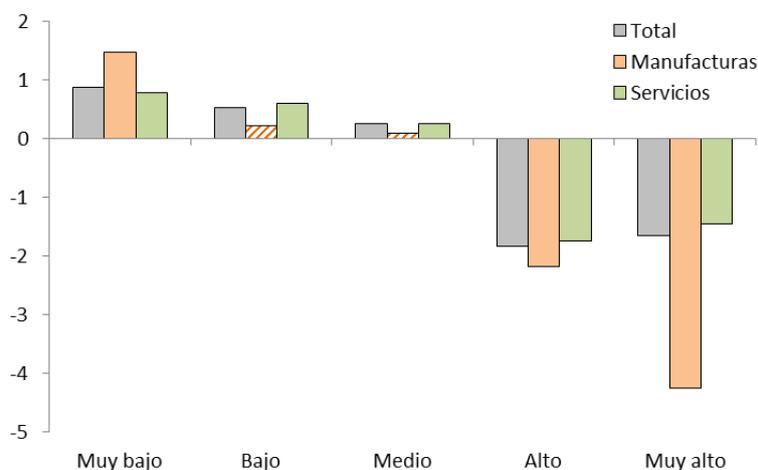
Por su parte, la porción explicada por cambios entre industrias, aunque no preponderante en general, es significativa en algunas ocupaciones como por ejemplo en la CIUO 71 (oficiales y operarios de la construcción) y 52 (vendedores). Estas dos ocupaciones resultan mayormente afectadas por las circunstancias sectoriales que por modificaciones en la demanda dentro de cada sector. En particular, el alza en la participación de las ocupaciones de la construcción puede explicarse a partir del crecimiento del sector de la construcción durante el período (es el sector que más contribuye al total del componente entre-industrias para la ocupación analizada y fue mencionado previamente el importante crecimiento del empleo en el mismo). Por su parte, la reducción en la participación de vendedores también se relaciona con una caída general en la participación de los sectores relacionados con el comercio, siendo estos los que más participan con su caída dentro del componente entre-industrias de la ocupación 52⁵⁰.

4.2.3. Polarización salarial: resultados

El Gráfico 4.19 resume los resultados de las tendencias (estimadas mediante la ecuación [3.7]) de los salarios por niveles de calificación para el total de la muestra y los sectores manufactureros y de servicios por separado. El patrón general muestra un incremento relativo en los salarios de las ocupaciones con niveles bajos y medios de capacidades y una caída en los correspondientes a las ocupaciones con capacidades de nivel alto y muy alto. Este comportamiento para el total de la muestra se repite para los sectores manufactureros y de servicios, aunque en el primer caso las tendencias no son significativas para el nivel de calificación bajo y medio.

⁵⁰ Cuando se observa la participación del empleo en los sectores de comercio (mayorista y minorista) a partir de datos del OEDE, el mismo registra un incremento durante el período analizado. Sin embargo, este dato sólo refleja el componente del empleo registrado. La EPH permite observar que en el período el componente del empleo no registrado mostró una caída en su participación que permite explicar por qué en los datos presentados la participación de los sectores de comercio cae, impulsando una reducción en la demanda de trabajadores en ocupaciones de ventas.

Gráfico 4.19: Tendencias de los salarios por grupo de ocupaciones según nivel de capacidades en relación con el promedio total en el período 2003-2017. Total y sectores de manufacturas y servicios.



Nota: las tendencias representan las pendientes estimadas en la ecuación [3.7] (los coeficientes \hat{a}_1^i) multiplicadas por 100, con los salarios promedio por nivel de calificación relativos al total como variable dependiente. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año del salario por nivel de calificación en relación con el promedio total.

Las barras con relleno sólido representan tendencias que resultan estadísticamente significativas (el valor-p del estadístico t asociado es menor a 0,1); las tendencias que no resultan significativas se representan con trama rayada.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

El Gráfico 4.20 presenta los resultados por ocupación a dos dígitos, observándose allí también tendencias positivas para los salarios relativos de las ocupaciones con menores niveles de capacidades y negativas para las ocupaciones con mayores niveles de capacidades. Por su parte, la curva parabólica estimada no muestra lo esperado para los coeficientes (que no resultan estadísticamente significativos) ni la forma esperada ante la presencia de polarización salarial. Más bien se aprecia una tendencia negativa que refuerza la conclusión obtenida a partir de la inspección visual (si se estima una recta lineal en lugar de una parábola, la pendiente resulta negativa y estadísticamente significativa).

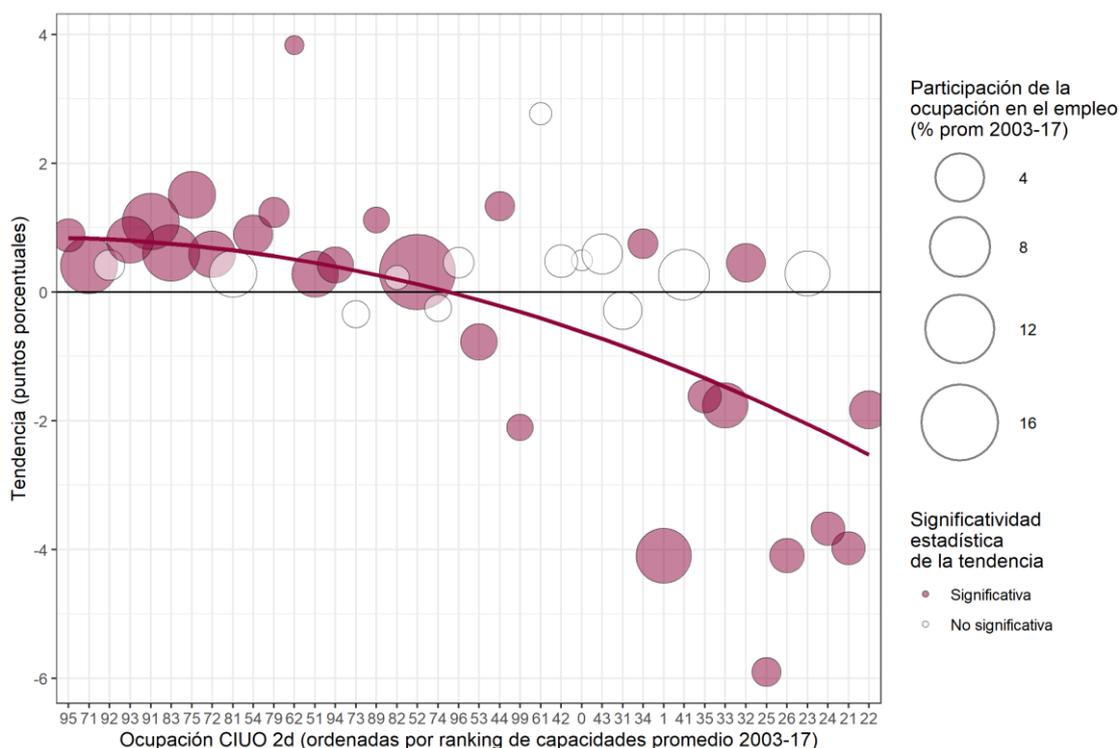
Es interesante señalar que la mayor parte de las tendencias de la evolución salarial por ocupación a dos dígitos resultan estadísticamente significativas, mostrando que hay dinamismo en las retribuciones relativas entre ocupaciones. También es posible observar que las caídas de los salarios relativos de las ocupaciones con mayor nivel de calificación resultan más marcadas que las alzas registradas para las ocupaciones de menores niveles

de calificación⁵¹. Entre las ocupaciones que poseen una participación importante en el empleo se registran crecimientos de salarios importantes para los operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines (CIUO 75) y los limpiadores y asistentes (CIUO 91), con crecimientos tendenciales de 1,5 y 1,1 puntos porcentuales al año por encima del promedio general. En el otro extremo, entre las ocupaciones con caídas relativas más significativas se encuentran los directores y gerentes (CIUO 1) y los profesionales de nivel medio en operaciones financieras y administrativas (CIUO 33), con tendencias que muestran reducciones de 4 y 1,7 puntos porcentuales al año en relación con el promedio. Estas tendencias diferenciales en los salarios entre extremos opuestos de la distribución de capacidades apuntan a un proceso de reducción de la brecha entre ingresos, lo que resulta consistente con distintas medidas que registran mejoras en la distribución del ingreso durante el período⁵².

⁵¹ Las tendencias también muestran ser más pronunciadas para los sectores de manufacturas que para los de servicios. Esto se aprecia en el Gráfico 4.19 y también en el análisis por ocupaciones a dos dígitos. El Gráfico A 2 y el Gráfico A 3 en el Anexo 7 muestran los resultados para los sectores manufactureros y de servicios, respectivamente.

⁵² De acuerdo con SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial) la ratio del decil 10 a 1 de ingresos pasó de 34,5 a 15,4 entre el segundo semestre de 2003 y el correspondiente a 2017; por su parte en el mismo período el coeficiente de Gini se redujo de 0,505 a 0,406 (estas estadísticas son calculadas a partir de la EPH y fueron consultadas en diciembre de 2019 en la página web del SEDLAC).

Gráfico 4.20: Tendencias en los salarios (relativos al promedio total) por ocupación (a dos dígitos CIUO)



Nota: cada burbuja representa la pendiente estimada en la ecuación [3.8] para cada ocupación (los coeficientes \hat{b}_1^i) multiplicada por 100. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año del salario por nivel de calificación en relación con el salario medio total. Se considera que las pendientes son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación resulta menor a 0,1.

La curva de tendencia graficada responde a la ecuación [3.9], cuya estimación es: $\hat{b}_1^i = 0,0085 - 0,00004 * \text{rank_capacidades}_i - 0,00002 * \text{rank_capacidades}_i^2$.

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Comparando los resultados del Gráfico 4.19 con los del Panel (B) del Gráfico 4.12, se aprecia que, en caso de existir una relación entre ambos conjuntos de tendencias, la misma sería inversa (caídas en la participación de las ocupaciones de cada nivel se vinculan a aumentos en sus salarios relativos y viceversa, con la excepción del nivel bajo de capacidades; ver Tabla 4.5)⁵³. El patrón observado no se muestra consistente con lo esperado a partir de la hipótesis de polarización salarial y los resultados apuntan hacia un proceso de formación y evolución de salarios potencialmente diferente al asociado a la

⁵³ Considerando los conjuntos de tendencias en el empleo y en los salarios a dos dígitos de la CIUO (los presentados en el Gráfico 4.13 y el Gráfico 4.20, respectivamente), la correlación entre ambas variables no resulta estadísticamente significativa (la regresión lineal entre ambas variables, ponderada o no por tamaño, no registra significatividad estadística).

demanda diferencial de ocupaciones y, por ende, escapa al análisis previsto en los objetivos de este trabajo. La pregunta queda abierta y sin dudas abre líneas de investigación relevantes.

Tabla 4.5: Tendencias en la participación de horas trabajadas y salarios relativos

Nivel de calificación	Participación en	
	las horas trabajadas	Salarios relativos
Muy bajo	-	+
Bajo	+	+
Medio	-	+
Alto	+	-
Muy Alto	+	-

Fuente: elaboración propia sobre la base de los resultados presentados en el Gráfico 4.19 y en el panel derecho del Gráfico 4.12.

4.2.4. Síntesis

Como síntesis de esta sección de análisis de la polarización laboral y salarial, se extraen los siguientes puntos centrales:

- En ambos sectores (manufacturas y servicios) las ocupaciones de nivel de capacidades muy bajo son las preponderantes, aunque en manufacturas lo son más.
- Por su parte, en los sectores de servicios la participación de ocupaciones con nivel de capacidades muy alto más que triplica a la correspondiente participación en los sectores manufactureros.
- Las tendencias muestran en el sector manufacturero una importante caída en la participación de las ocupaciones de nivel de capacidades muy bajo a favor de un incremento de las de nivel bajo. Este cambio se da específicamente entre dos ocupaciones: disminuye la participación de operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines (CIUO 75) y aumenta la de operadores de instalaciones fijas y máquinas (CIUO 81). El resto de los niveles de capacidades no registran cambios significativos en sus participaciones.
- En los sectores de servicios también se observa un fenómeno de desplazamiento en la estructura del empleo hacia ocupaciones de mayor nivel de capacidades, pero a diferencia de los sectores manufactureros, las caídas se registran en los niveles

de capacidades muy bajo y medio, siendo compensados por aumentos en la participación de los niveles alto y muy alto.

- La evidencia no es consistente con la polarización laboral en el sector manufacturero. En el sector de servicios, en cambio la evidencia resulta más favorable.
- Las lógicas de desplazamiento de horas trabajadas entre ocupaciones de distintos niveles de calificación son diferentes en cada uno de los dos sectores y, en el agregado, estos dos comportamientos en conjunto sugieren un patrón estilizado de polarización con la salvedad de la reducción en la participación del nivel de calificación muy bajo.
- Las modificaciones en la participación de las ocupaciones en el empleo total surgen fundamentalmente de cambios intra-industria, arrojando indicios de que las mismas están atadas a modificaciones en los procesos productivos de cada rama industrial.
- No resulta posible observar un proceso de polarización salarial, sino más bien una mejora de las retribuciones relativas de las ocupaciones de capacidades más bajas y una caída en las retribuciones relativas de las ocupaciones de capacidades más altas, consistente con los registros de reducción de la desigualdad que pueden hallarse para el período.
- Lo anterior permite desligar, al menos en cierta medida, los procesos de formación y evolución de salarios con la demanda diferencial de ocupaciones analizada previamente.

5. Tareas involucradas en las ocupaciones laborales y su rol en la probabilidad de empleo y la polarización laboral

En este capítulo se organizan los resultados de los distintos análisis en torno al Objetivo específico 2. El capítulo se estructura en dos secciones, cada una de las cuales refiere a un tipo de análisis diferente tendiente a dar respuesta a los interrogantes del objetivo mencionado. En la primera sección se analiza la evolución de las tareas en el empleo agregado de la muestra de empresas representativa del sector manufacturero. En la segunda sección se estudia la asociación entre la experiencia de los trabajadores en distintos tipos de tareas y la probabilidad de empleo, arrojando evidencia sobre patrones de desrutinización en la demanda de ocupaciones. Los detalles metodológicos de cada uno de estos análisis se encuentran en la sección 3.4.2 del Capítulo 3.

5.1. Evolución de las tareas en el empleo

5.1.1. Caracterización de las ocupaciones a partir de los índices de tareas

La caracterización del trabajo a partir de la ocupación del trabajador permite evidenciar la complejidad y diversidad embebida en este factor productivo en su vínculo con el proceso de producción. Como se presenta en el clasificador de ocupaciones, las mismas se definen a partir de un conjunto de trabajos que poseen tareas y deberes principales caracterizados por su alto grado de similitud (ver Anexo 4). El enfoque de tareas, en el que se basan los ejercicios de esta sección de la investigación, propone resumir la variedad de tareas de las ocupaciones con cuatro indicadores que cuantifican las dimensiones de tareas manuales o cognitivas y rutinarias o no rutinarias. Antes de iniciar con el análisis de los resultados de los distintos ejercicios econométricos, y con el objetivo de ilustrar como cada ocupación involucra determinados tipos de tareas, pudiendo ser alguna de ellas predominante, se presentan aquí cuatro ejemplos de grupos de ocupaciones y sus caracterizaciones de tareas. Se consideran cuatro subgrupos principales del CIUO (gerentes de empresas, oficinistas, operarios de la metalurgia y la construcción y operadores de instalaciones fijas), que han sido elegidos para ilustrar la intensidad diversa en los distintos grupos de tareas que se expresan luego en los índices cuantitativos. De

manera intuitiva se pueden caracterizar estas ocupaciones pensando en que las actividades que las componen involucran mayor o menor esfuerzo físico o cognitivo y también un mayor o menor grado de rutina. Mientras que se esperaría que los oficinistas desarrollen de manera más intensiva tareas cognitivas, para los operarios de la metalurgia deberían prevalecer las manuales; tareas menos rutinarias pueden anticiparse para los gerentes, por ejemplo, mientras que el nivel de rutina será probablemente mayor para los operadores de instalaciones. A continuación, se describe brevemente cada uno de estos grupos a partir de las definiciones del clasificador de ocupaciones, donde puede apreciarse el sesgo existente hacia cada una de las dimensiones de tareas. Luego se presentan y comentan los indicadores asignados a cada ocupación a partir de la metodología del enfoque de tareas utilizada.

- **Subgrupo principal 13: Gerentes de empresa**

Este subgrupo abarca 9 ocupaciones desagregadas a 4 dígitos y de acuerdo con la definición del CIUO: *“Las tareas desempeñadas por lo común por los trabajadores comprendidos en este subgrupo principal incluyen las siguientes: planificar, definir y aplicar la política de la empresa; dirigir las operaciones cotidianas y analizar sus resultados; negociar con los abastecedores y los clientes, así como con otras empresas; planificar y controlar la utilización de los recursos y la selección del personal; presentar informes a los propietarios, si los hay; supervisar a otros trabajadores.”*⁵⁴

- **Subgrupo principal 41: Oficinistas**

Este subgrupo abarca 15 ocupaciones desagregadas a 4 dígitos y de acuerdo con la definición del CIUO: *“Los oficinistas registran, organizan, archivan y recuperan datos e informaciones relacionados con el trabajo que se les confía y utilizan computadoras u ordenadores para computadorizar datos financieros, actuariales, estadísticos y contables y otras cifras.”*⁵⁵

- **Subgrupo principal 72: Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines**

⁵⁴ Extraído de: <https://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/isco88/13.htm> [recuperado el 29/01/21]

⁵⁵ Extraído de: <https://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/isco88/41.htm> [recuperado el 29/01/21]

Este subgrupo abarca 18 ocupaciones desagregadas a 4 dígitos y de acuerdo con la definición del CIUO: *“Sus tareas y funciones requieren un trabajo manual combinado con la utilización de herramientas o máquinas herramientas para reducir el esfuerzo físico necesario y el tiempo preciso para efectuar las labores, así como para mejorar la calidad de los trabajos realizados y de los productos terminados. Las ocupaciones abarcadas exigen conocimientos de la organización del trabajo y de los materiales, máquinas y herramientas utilizados, así como de la naturaleza y de los usos a que se destinan los productos acabados.”*⁵⁶

- **Subgrupo principal 81: Operadores de instalaciones fijas y afines**

Este subgrupo abarca 23 ocupaciones desagregadas a 4 dígitos y de acuerdo con la definición del CIUO: *“Sus tareas y funciones requieren principalmente suficiente experiencia y conocimiento de las instalaciones industriales que han de operar, vigilar o controlar. Con frecuencia exigen capacidad de adaptación al ritmo al que funcionan las máquinas y a las innovaciones técnicas en la maquinaria y los equipos utilizados.”*⁵⁷

El Gráfico 5.1 muestra la caracterización cuantitativa de estos grupos de ocupaciones en cada una de las 4 dimensiones de los tipos de tareas, cognitivas no rutinarias (CNR), cognitivas rutinarias (CR), manuales no rutinarias (MNR) y manuales rutinarias (MR). Los valores surgen de lo descrito en la sección 3.4.2.1 del Capítulo 3 (en particular, ver Tabla 3.3 y ecuación [3.11])⁵⁸. Puede apreciarse en el gráfico que los gerentes de empresas (CIUO 13) poseen la intensidad más alta en tareas CNR, mientras que desempeñan tareas manuales en menor medida (tanto rutinarias como no rutinarias); esto puede corresponderse con la descripción previamente brindada en donde las tareas de planificación, análisis, negociación, entre otras, son las que resaltan. Los oficinistas (CIUO 41) se posicionan como los que desempeñan predominantemente tareas CR al tiempo que son los que tienen menos tareas MNR entre las ocupaciones ejemplificadas; el uso de aplicaciones TIC por parte de los oficinistas se combina con un necesario nivel

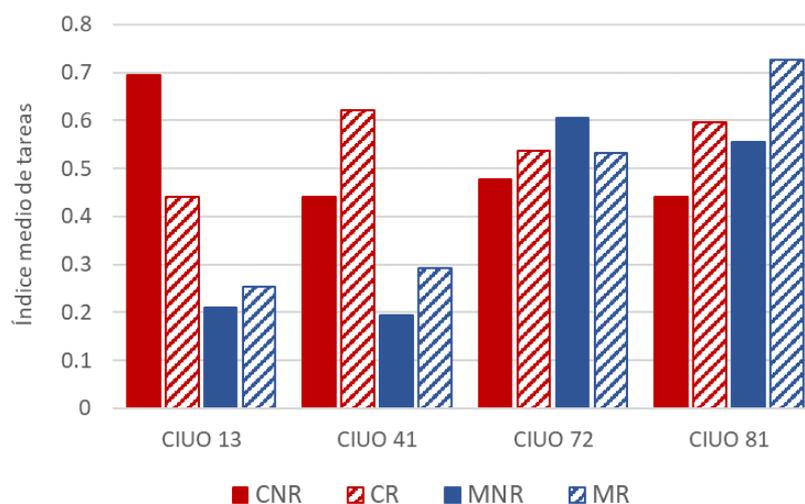
⁵⁶ Extraído de: <https://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/isco88/72.htm> [recuperado el 29/01/21].

⁵⁷ Extraído de: <https://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/isco88/81.htm> [recuperado el 29/01/21].

⁵⁸ Las caracterizaciones de tareas se realizan a partir de la apertura a 4 dígitos de las ocupaciones que aquí han sido agrupadas a dos dígitos para ilustrar conjuntos más abarcativos.

de capacidades y trabajo cognitivo por parte de los trabajadores, si bien el mismo posee cierto nivel rutinario en actividades como el registro, el archivo y la recuperación de información. Los oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines (CIUO 72) muestran predominancia de tareas de tipo manual, tanto no rutinarias como rutinarias, aunque son las primeras las que resaltan; la adaptabilidad a los materiales y el uso específico de herramientas o maquinarias son características presentes en este grupo de ocupaciones. Finalmente, los operadores de instalaciones fijas y afines (CIUO 81) registran predominancia de tareas rutinarias, tanto cognitivas como manuales, siendo estas últimas las más sobresalientes de entre todas las ocupaciones presentadas; siguiendo la descripción expuesta previamente los trabajadores de estas ocupaciones usualmente deben adaptarse al ritmo de las máquinas que manejan, entender su funcionamiento y poder controlarlas, lo que resalta el carácter rutinario de sus actividades.

Gráfico 5.1: Índices medios de tareas de ocupaciones seleccionadas (año 2008)



Nota: los índices medios de tareas han sido calculados a partir de la ecuación [3.11] para las ocupaciones con apertura a 4 dígitos del CIUO y luego agregados a 2 dígitos ponderando por el empleo en cada ocupación. CIUO 13: Gerentes de empresa; CIUO 41: Oficinistas; CIUO 72: Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines; CIUO 81: Operadores de instalaciones fijas y afines.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA y O*NET.

Como síntesis de esta sección, además de ejemplificar la cuantificación de tareas en sus distintas dimensiones, puede decirse que la operacionalización de tareas a partir de la metodología utilizada arroja una correspondencia muy cercana con las descripciones que surgen del propio clasificador de ocupaciones. Esto se lee como una validación de la aproximación cuantitativa que se emplea y que permite avanzar de manera más sólida en

la interpretación de los resultados del resto de aplicaciones empíricas que se basan en estas medidas.

5.1.2. *IMT y efectos estructura ocupacional y definición de tareas*

Utilizando los Índices Medios de Tareas (*IMT*) se analiza para el período 2008-2016 la evolución de cada componente de tareas (*CNR, CR, MNR, MR*) y también la descomposición entre los efectos “estructura ocupacional” (es decir, aquella parte que se explica por cambios entre ocupaciones manteniendo fijas las definiciones de contenidos de tareas en las mismas) y “definición de tareas” (el componente explicado por modificaciones en la manera en que se definen las tareas de cada ocupación, manteniendo fijo el empleo en cada una de ellas; ver sección 3.4.2.2 y, en particular, la ecuación [3.14] y la Tabla 3.4). Los resultados se presentan en la en la Tabla 5.1 expresando los cambios en variaciones porcentuales.

Tabla 5.1: Descomposición de los cambios en el Índice Medio de Tareas 2008-2016 (expresados en porcentajes)

	Cognitivas		Manuales	
	No rutinarias	Rutinarias	No rutinarias	Rutinarias
Variación % total	6.39%	1.12%	-4.20%	-1.67%
Efecto estructura ocupacional	0.23%	1.42%	-2.68%	-1.84%
Efecto definición de tareas	6.14%	-0.30%	-1.56%	0.17%

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA y O*NET.

Las variaciones totales del *IMT* permiten observar a lo largo de todo el período caídas en las tareas manuales y alzas en las tareas cognitivas empleadas en promedio en el empleo. En particular, las tareas no rutinarias registraron los movimientos más marcados con un alza de 6.4% en las *CNR* y una baja de 4.2% en las *MNR*. Las tareas rutinarias por su parte registraron un alza del 1,2% cuando se consideran en su dimensión cognitiva y una caída de 1,7% en su dimensión manual. Es decir, la transformación agregada en el empleo del sector manufacturero más que discriminar entre tareas rutinarias y no rutinarias lo hace en la dimensión cognitiva versus manual, impulsando las primeras y desalentando las segundas.

Es interesante observar que el fuerte crecimiento en el *IMT* de tareas *CNR* se explica fundamentalmente porque las definiciones de tareas de las ocupaciones viraron hacia ese

tipo de actividades y no tanto por las modificaciones del empleo entre ocupaciones: el componente de estructura ocupacional tiene un cambio cercano a cero, de tan solo 0,2%, mientras que el componente de definición de tareas explica la práctica totalidad del alza en el índice (+6,1%). Diferente es el caso del resto de tareas en donde el componente de estructura ocupacional explica una parte considerable de los cambios observados. Para las tareas rutinarias, tanto cognitivas como manuales, el efecto de estructura ocupacional es mayor al efecto total, es decir la definición de tareas compensa (en una pequeña magnitud) el alza en la intensidad de tareas CR y la baja en tareas MR, lo cual muestra que efectivamente los cambios entre ocupaciones siguieron una dirección de ahorro de tareas rutinarias sólo en su dimensión manual (esta idea se refuerza al observar que los efectos de definición de tareas son pequeños en magnitud para ambos tipos de tareas rutinarias). Finalmente, la caída en el *IMT* para las tareas MNR se compone por reducciones registradas tanto en el efecto estructura ocupacional (-2,7%) como en el efecto de definición de tareas (-1,6%), indicando que el empleo se alejó de ocupaciones con alto contenido de estas tareas y también que se redujo el contenido de tareas MNR dentro de las ocupaciones.

En suma, se encuentra validación parcial para las hipótesis relacionadas con el sesgo hacia la rutina, en los componentes de tareas CNR y MR con cambios en la estructura ocupacional que favorecen las primeras y van en contra de las segundas. Para las tareas CR y las MNR, en cambio, se observan movimientos opuestos a los esperados en términos de sesgo a la rutina. Como se dijo previamente, el “ahorro” de tareas manuales y el aliento a tareas cognitivas es el rasgo saliente del análisis realizado.

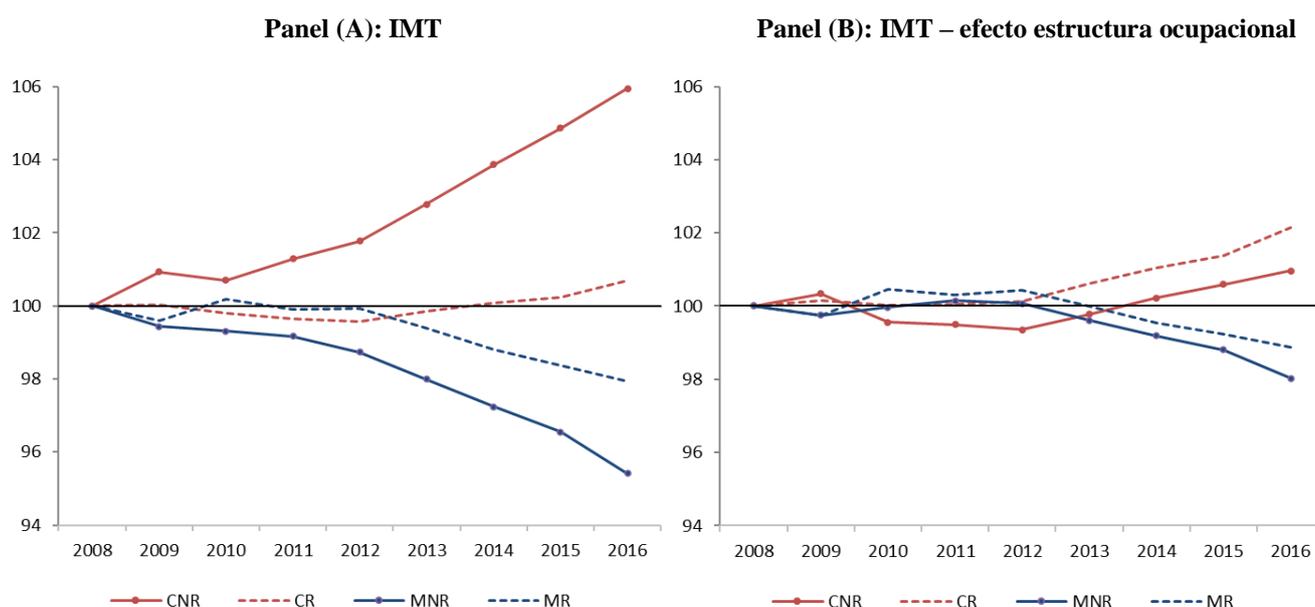
En el Gráfico 5.2 se presenta la evolución de los *IMT*, mostrando el comportamiento de los índices en el Panel (A) y la evolución del efecto estructura ocupacional en el Panel (B). Con el fin de resaltar el comportamiento de las diferentes tareas, los *IMT* se presentan con base 2008 = 100 y expresando el índice de cada tarea en relación con la evolución promedio de todas las tareas.

Las tendencias en el Panel (A) muestran para las tareas no rutinarias, tanto cognitivas como manuales, que se registró durante el período un comportamiento prácticamente monótono creciente para las CNR y decreciente para las MNR. Los datos de variación punta a punta del período comentados previamente surgen de tendencias que se fueron sosteniendo año a año para estos tipos de tareas. El Panel (B) muestra que sin embargo la dinámica no fue conducida precisamente por cambios en la estructura ocupacional

durante todo el período. Es más bien a partir de 2012 cuando la tendencia para la intensidad tareas CNR toma un rumbo ascendente y uno descendente para las MNR, considerando únicamente los cambios debidos a modificaciones en la estructura ocupacional. Previo a este año, fueron las definiciones de tareas los impulsores principales los cambios registrados en el IMT.

En el caso de las tareas rutinarias, las dinámicas en el tiempo se encuentran dominadas por los cambios en la estructura ocupacional. Como fue mencionado previamente y puede apreciarse en el gráfico, las tendencias en el Panel (B) son más pronunciadas que las del Panel (A) para estos tipos de tareas. Sin embargo, sigue sosteniéndose el año 2012 como un momento de inflexión a partir del cual las tendencias se consolidan con cambios monótonos a partir de allí; con aumentos para las tareas CR y caídas para las MR.

Gráfico 5.2: Evolución del Índice Medio de Tareas (Índices 2008 = 100)



Nota: cada índice de tareas ha sido dividido por el promedio de todos los índices para evidenciar la evolución relativa de cada uno de ellos respecto a la tendencia general. Luego, los valores han sido transformados en índices con base 2008 = 100.

Fuente: elaboración propia sobre la base de las fuentes de datos y metodologías descritas en la Sección 3.4.2.2.

Como fue mencionado, los comportamientos observados a lo largo del período analizado confirman de manera parcial la hipótesis A, relacionadas con los procesos de desrutinización del empleo. En tanto se registra una menor intensidad de tareas MR y una mayor de CNR hay acuerdo con las hipótesis, pero sin embargo se halla la dirección

opuesta respecto de las tareas CR y las MNR. La evolución muestra estar mejor discriminada por la definición de tareas manuales/cognitivas que de acuerdo con el nivel rutinario de las mismas.

5.1.3. *Síntesis*

Como síntesis de lo analizado se extraen los siguientes puntos centrales:

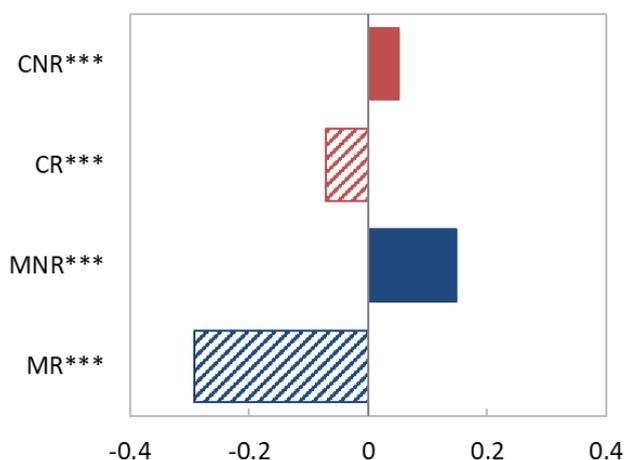
- Durante el período 2008-2016 en el sector manufacturero argentino se evidenció una caída persistente en la intensidad de las tareas manuales embebidas en el empleo y un alza de las tareas de tipo cognitivo.
- Es decir, la transformación agregada en el empleo del sector manufacturero más que discriminar entre tareas rutinarias y no rutinarias lo hace en la dimensión cognitiva versus manual, impulsando las primeras y desalentando las segundas.
- En particular, las tareas de tipo CNR registran el movimiento al alza más significativo y las MNR la reducción más marcada.
- Para las tareas rutinarias, el efecto estructura ocupacional es el más importante para explicar los cambios registrados: los aumentos de las tareas CR y las caídas en las de tipo MR se dan particularmente por cambios en la estructura de ocupaciones.
- Para las tareas no rutinarias, en cambio, el rol más importante lo juega el componente de definición de tareas (O*NET).

5.2. **Experiencia en distintas tareas y probabilidad de empleo**

5.2.1. *Contenido de tareas y probabilidad de empleo para el sector manufacturero*

Con el fin de analizar la relación entre la probabilidad de empleo y la composición de tareas de las ocupaciones se estima el modelo presentado en la ecuación [3.15] (sección 3.4.2.3). El Gráfico 5.3 ilustra los coeficientes estimados para las variables de interés principal, es decir los distintos tipos de tareas, con su significatividad estadística. Los resultados completos se presentan en la columna [1] de la Tabla 5.2.

Gráfico 5.3: Probabilidad de empleo y tipos de tareas. Coeficientes asociados a cada tipo de tareas – muestra completa



Nota: los coeficientes se corresponden con la columna [1] de la Tabla 5.2. Los asteriscos indican la significatividad estadística de los coeficientes estimados para cada tipo de tareas: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

Los coeficientes estimados para las variables de interés muestran alta significatividad estadística en todos los casos, indicando que la caracterización de las ocupaciones a partir de sus definiciones de tareas es relevante para explicar la probabilidad de empleo. En particular, como puede apreciarse en el Gráfico 5.3, el contenido rutinario de las tareas se asocia de manera negativa y significativa con la variable de empleo, lo que implica una menor probabilidad de ser empleado en las empresas de la muestra para aquellos trabajadores con ocupaciones más intensivas en tareas de este tipo. Esto ocurre tanto para tareas MR como para tareas CR, aunque el coeficiente asociado a las primeras es más de 4 veces el de las segundas indicando que la rutina manual afecta particularmente la probabilidad de empleo. Estas estimaciones sostienen evidencia favorable con la hipótesis de desrutinización: la probabilidad de empleo decrece con la experiencia en tareas rutinarias embebidas en las ocupaciones y en particular con la rutina manual.

Con respecto al contenido no rutinario, las tareas CNR y las MNR se asocian positivamente con la variable de empleo, es decir que la mayor experiencia en tareas no rutinarias en las ocupaciones se vincula con una mayor probabilidad de ser empleado en las firmas de la muestra. En este caso, la faceta manual no rutinaria muestra ser la que impulsa el empleo en mayor medida, con un coeficiente casi 3 veces mayor al obtenido para las tareas CNR.

En cuanto a las variables de control, se observa que el tamaño de la firma se asocia de manera positiva y significativa con la probabilidad de empleo (aunque con un coeficiente pequeño; por ejemplo, para una firma de 1000 empleados la probabilidad de empleo aumenta en 0.04 puntos porcentuales). Merece la pena también remarcar la asociación positiva y significativa hallada entre la variable que mide la propensión a la deslocalización (OFF) y la probabilidad de ser empleado, indicando que las firmas de la industria argentina tienden a absorber empleo deslocalizable.

Tabla 5.2: Tipos de tareas, comportamiento innovador y probabilidad de empleo. Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.15]. Muestra completa y por grupo de sectores de la taxonomía de Pavitt

Especificación:	Ecuación [3.15]		Modelos de panel (efectos fijos)		
Muestra:	Muestra completa	Por grupos de sectores de la taxonomía de Pavitt			
		BEC	DPP	IEE	PRE
	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]
CNR	0.0519*** (0.0122)	0.0354 (0.0347)	0.0513*** (0.0166)	-0.141*** (0.0290)	0.330*** (0.0660)
CR	-0.0714*** (0.0149)	0.0550 (0.0447)	0.157*** (0.0208)	-0.803*** (0.0389)	-0.607*** (0.0643)
MNR	0.148*** (0.0156)	-0.113** (0.0501)	0.201*** (0.0234)	-0.163*** (0.0337)	0.437*** (0.0717)
MR	-0.291*** (0.0107)	-0.304*** (0.0367)	-0.446*** (0.0160)	-0.138*** (0.0236)	-0.00387 (0.0515)
OFF	0.332*** (0.0168)	0.0141 (0.0464)	0.431*** (0.0234)	-0.121*** (0.0382)	0.446*** (0.0780)
Tamaño	4.01e-05*** (3.65e-07)	0.000127*** (2.38e-06)	3.03e-05*** (4.02e-07)	5.38e-05*** (1.17e-06)	0.000153*** (3.51e-06)
Constante	0.983*** (0.0174)	1.172*** (0.0501)	0.880*** (0.0234)	1.788*** (0.0437)	0.875*** (0.0847)
EF por individuo	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF por año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Observaciones	5,470,431	690,476	2,910,180	1,478,419	391,356
Individuos	876,628	119,843	479,678	238,510	69,541
R2	0.111	0.104	0.118	0.107	0.107
F	97,544***	10,867***	64,424***	23,301***	7,659***

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Entre paréntesis se presentan los errores estándar robustos de las estimaciones.

BEC: Sectores "Basados en la ciencia"; DPP: Sectores "Dominados por proveedores"; IIE: Sectores "Intensivos en escala"; PRE: Sectores de "Proveedores especializados".

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

En síntesis, los resultados permiten sostener la hipótesis de desrutinización (Hipótesis A) al registrar que la experiencia de los trabajadores en ocupaciones con tareas más rutinarias, tanto manuales como cognitivas, desalienta la probabilidad de empleo mientras que la experiencia en tareas no rutinarias, tanto manuales como cognitivas, incrementa la probabilidad de ser empleado.

Es importante recordar aquí que todas las ocupaciones se componen en distinto grado de todos los tipos de tareas y por ende no puede leerse a partir de los resultados presentados que, por ejemplo, disminuirá la participación en el empleo argentino de ocupaciones con alto contenido de tareas MR o que aumentará la de aquellas que poseen alto contenido de tareas CNR. Los coeficientes estimados para cada tipo de tareas deben leerse como efectos marginales *ceteris paribus*, manteniendo todos los demás tipos de tareas y controles constantes. El ejercicio permite analizar, de manera contrafáctica, el efecto particular sobre la probabilidad de empleo que tendría un cambio marginal en cada tipo de tarea.⁵⁹

5.2.2. Contenido de tareas y probabilidad de empleo por rama de actividad

Para ganar riqueza descriptiva y resaltar la posible variabilidad de los resultados entre ramas industriales, como fue mencionado en la sección metodológica, la ecuación [3.15] se reestima considerando las submuestras de empresas de los grupos sectoriales definidos a partir de la taxonomía de Pavitt (ver ecuación [3.16]). Las columnas [2], [3], [4] y [5] de la Tabla 5.2 presentan los resultados de estas estimaciones para cada subconjunto manufacturero y el Gráfico 5.4 muestra los coeficientes agrupando cada tipo de tareas con el fin de comparar las diferencias entre grupos de sectores y con la estimación para el total de firmas. Surge de la inspección visual que existen diferencias entre los grupos de sectores, aunque también hay consistencia con respecto a varios de los impactos.

Las variables de control muestran que para todos los grupos de sectores el tamaño de la firma impacta de manera positiva y significativa en la probabilidad de empleo (aunque como antes, en una magnitud pequeña). La variable que captura el potencial de

⁵⁹ Cuando se observa el IMT de manera agregada en el Gráfico 5.2, el mismo crece para las tareas CR y decrece para las MNR lo cual parece arrojar una contradicción con el resultado de que son las tareas no rutinarias las que aumentan la probabilidad de empleo del trabajador. La contradicción no es tal dado que la evolución del IMT refleja un valor promedio fáctico agregado para la economía, y no la estimación del efecto marginal de lo que sucede con cada trabajador cuando cambia su experiencia en distintas tareas, *ceteris paribus*.

deslocalización de las ocupaciones (“OFF”, que fue definida conjuntamente con los distintos tipos de tareas en la Tabla 3.3 y en la ecuación [3.11]) se relaciona de manera positiva y significativa con la probabilidad de empleo en los sectores DPP y de PRE; en los sectores BEC la relación es también positiva, aunque sin significancia estadística. Finalmente, en los sectores IEE la relación se invierte, un mayor potencial de deslocalización reduce la probabilidad de empleo (puede pensarse que estos sectores, con firmas predominantemente grandes y con una participación alta de empresas extranjeras, pueden aprovechar las posibilidades de deslocalizar ciertas ocupaciones demandando empleo fuera del país).

En términos de las variables de interés principal de contenido de tareas de las ocupaciones, resaltan los siguientes resultados:

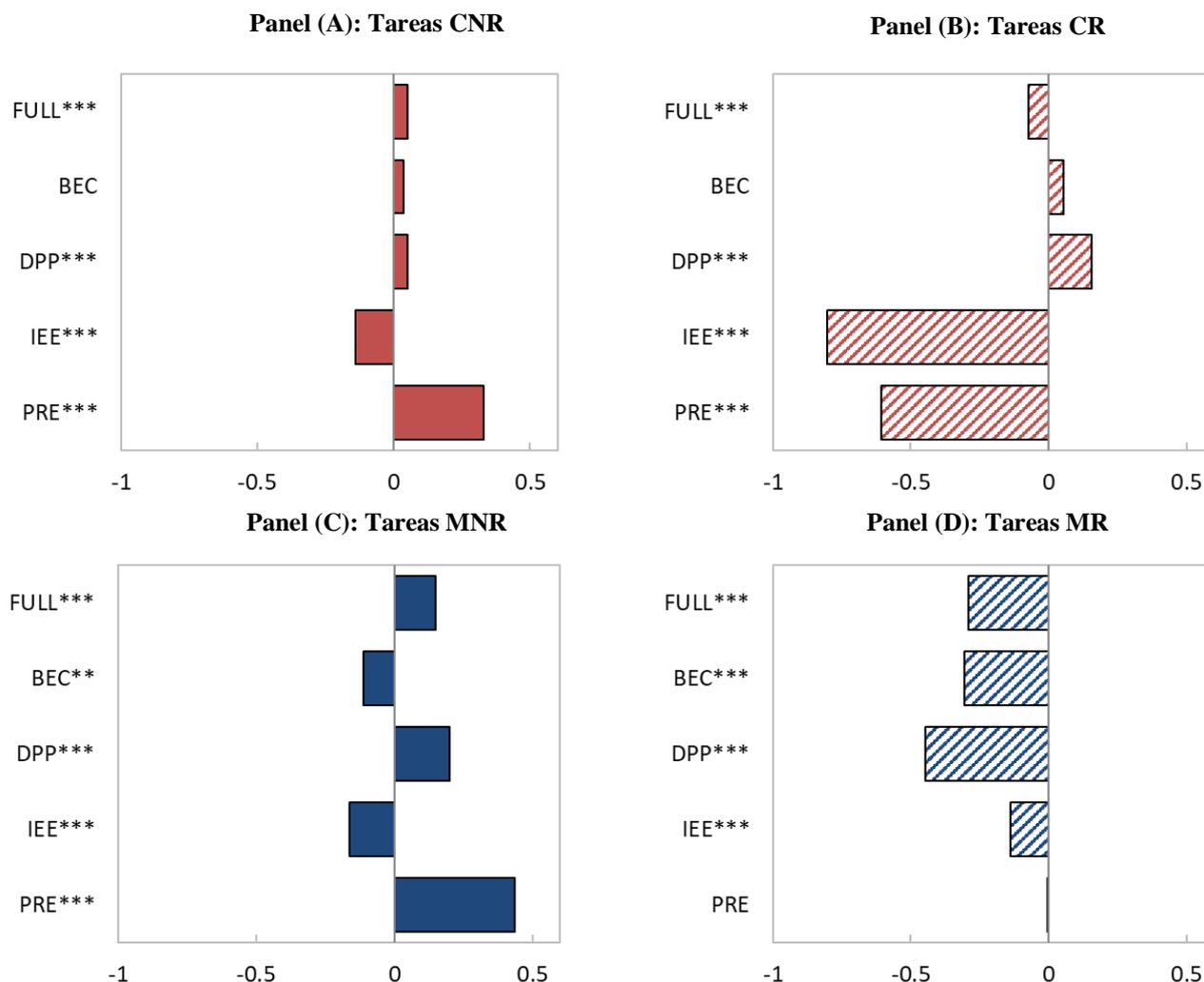
- En los sectores BEC solo las variables de contenido manual de tareas impactan de manera significativa sobre la probabilidad de empleo y lo hacen de manera negativa.
- En los sectores DPP se observa que la experiencia en tareas no rutinarias (manuales y cognitivas) incrementa la probabilidad de empleo y así también lo hace la experiencia en tareas CR. Las tareas MR, por su parte, se relacionan de manera inversa con la probabilidad de empleo.
- Los sectores IEE registran coeficientes negativos para todos los tipos de tareas, lo que podría considerarse como un fuerte sesgo hacia el ahorro de empleo. En particular, el contenido CR registra el mayor impacto negativo sobre la probabilidad de empleo.
- En los sectores de PRE se registran asociaciones positivas entre la experiencia en tareas de tipo no rutinarias y la probabilidad de empleo y negativas para las de tipo rutinarias, aunque, excepcionalmente, el coeficiente de tareas MR no registra significatividad estadística.

En conjunto para todos los sectores la relación entre el contenido de tareas MR y la probabilidad de ser empleado resulta ser la más robusta, con signo negativo para las estimaciones, incluyendo la muestra completa y todos los grupos de sectores (aunque no significativa para los PRE). En el resto de las tareas existe cierta heterogeneidad sectorial, aunque considerando las asociaciones estadísticamente significativas predominan las direcciones esperadas por la Hipótesis A de desrutinización. Es interesante observar que los comportamientos diferenciales entre grupos sectoriales

pueden interpretarse apelando a las caracterizaciones tecnológicas y de innovatividad que dan origen a los agrupamientos de esta taxonomía. Por ejemplo, las firmas de los sectores basados en la ciencia (BEC) son altamente innovadoras y requieren estructuras de empleo de alta intensidad cognitiva para poder llevar adelante sus actividades; en este caso se registró que son las tareas manuales las que se asocian de manera significativa con reducciones en la probabilidad de empleo. Por otra parte, en las firmas de los sectores intensivos en escala (IEE) predominan las estrategias de innovación de procesos y de ahorro de costos, los que se puede ver reflejado en los coeficientes negativos estimados para los distintos tipos de tareas.

En suma, mientras que el agregado de todos los sectores muestra un comportamiento en línea con la Hipótesis A de desrutinización de la fuerza laboral, existen particularidades propias de cada grupo sectorial que pueden interpretarse utilizando las características de innovatividad que dieron origen a cada agrupación. Este es un primer indicio para entender la importancia de considerar el perfil innovador de las firmas para analizar los efectos sobre la demanda de ocupaciones con contenidos de tareas diversos. En el próximo capítulo se analiza con mayor profundidad el rol de la innovatividad de las firmas en su vínculo con las características del empleo.

Gráfico 5.4: Probabilidad de empleo y tipos de tareas. Coeficientes asociados a cada tipo de tareas para la muestra completa y por grupo de sectores de la taxonomía de Pavitt



Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Los coeficientes se corresponden con las columnas [2], [3], [4] y [5] de la Tabla 5.2.

FULL: muestra completa (reproduce para fines comparativos los resultados presentados en el Gráfico 5.3); BEC: Sectores "Basados en la ciencia"; DPP: Sectores "Dominados por proveedores"; IIE: Sectores "Intensivos en escala"; PRE: Sectores de "Proveedores especializados".

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

5.2.3. Síntesis

Se extraen los siguientes puntos centrales de lo analizado en esta subsección:

- La experiencia de los trabajadores en diferentes tareas, cognitivas o manuales, rutinarias o no rutinarias, que caracterizan las ocupaciones que realizan, resulta estadísticamente significativa para explicar la probabilidad de empleo en las empresas de la muestra analizada.

- Específicamente, aumentar la experiencia en tareas con contenido rutinario reduce la probabilidad de ser empleado, al tiempo que hacerlo en las de contenido no rutinario la incrementa, en todos los casos con alta significatividad estadística. En suma, existe evidencia de desrutinización en términos de la probabilidad de empleo.
- La experiencia en tareas de tipo manual son las que registran el mayor impacto en afectar la probabilidad de empleo; mientras que las MR la reducen, las MNR la incrementan.
- La relación entre tareas y probabilidad de empleo no resulta homogénea entre ramas manufactureras. Siguiendo la taxonomía de Pavitt, los sectores intensivos en escala (IEE), por ejemplo, muestran asociaciones negativas entre los distintos tipos de tareas y la probabilidad de empleo; por su parte, los sectores basados en la ciencia (BEC) solo registran impactos significativos, y con signo negativo, sobre la probabilidad de empleo de la experiencia en tareas manuales.
- Los patrones encontrados en los coeficientes estimados para las distintas ramas de actividad pueden asociarse con las características particulares de innovatividad que definen a cada grupo sectorial. Esto establece un indicio para avanzar en el estudio de la innovatividad de las firmas como mediador relevante para pensar en las características particulares del empleo que se demanda.

6. El rol de las firmas y su comportamiento innovador en la demanda de ocupaciones, capacidades y tareas

El presente capítulo expone los resultados obtenidos en torno al Objetivo específico 3, siendo parte central del mismo el análisis del rol particular que las firmas tienen en la demanda de ocupaciones. Ello implica centrar la atención en las firmas o en conjuntos de ellas como objetos de estudio, caracterizándolas a partir de variables de interés relacionadas con su comportamiento innovador. Como fue expuesto en la metodología, para avanzar en este objetivo se realizan dos tipos de análisis cuantitativos complementarios, abarcando el primero de ellos las dos primeras secciones del capítulo y el segundo, la tercera sección.

En primer término, se presentan los resultados que surgen del análisis inspirado en Heyman (2016). A partir del panel de firmas de la ENDEI se observa cuáles han sido las tendencias intra-firma que caracterizan la evolución de la estructura del empleo en términos de tareas (de acuerdo con su nivel de contenido rutinario) y de capacidades. Ello permite analizar la presencia de procesos de desrutinización y/o polarización laboral a nivel intra-firma. Luego, el foco se sitúa en las heterogeneidades de las firmas en términos de su comportamiento innovador como factor relevante al momento de explicar la composición diferencial del empleo.

En segundo lugar, ampliando el análisis realizado en el capítulo precedente, se estudia cómo el comportamiento innovador de las firmas es un mediador relevante de su demanda particular de tareas en términos de su contenido rutinario y no rutinario, manual y cognitivo.

La metodología empleada en los distintos ejercicios tendientes a dar respuesta al objetivo se encuentra plasmada en la sección 3.4.3 del Capítulo 3.

6.1. Tareas y capacidades: estructura del empleo intra-firma y rol de la innovatividad de las firmas

6.1.1. Estructura del empleo intra-firma en términos de capacidades y tareas

A continuación, se presentan los resultados de las distintas estimaciones de la ecuación [3.17]. Primero se agrupan y se analizan los resultados según la caracterización utilizada para la variable dependiente, según niveles de capacidades o rutinas; luego, se realiza una interpretación y síntesis conjunta.

Resultados: Caracterización por niveles de capacidades

La Tabla 6.1 presenta los resultados para las estimaciones incluyendo efectos fijos (estimador *within*) cuando se utiliza como variable dependiente la participación en el empleo de la firma de trabajadores en ocupaciones caracterizadas en distintos niveles de capacidades. Las columnas [1.1] a [1.3] presentan los resultados para la categorización en 3 niveles, mientras que las columnas [2.1] a [2.5] lo hacen para la categorización en 5 niveles. Cada columna muestra los resultados alternando las variables dependientes de acuerdo con la categoría considerada. Por ejemplo, en la columna [1.1] se presentan los resultados de la regresión que posee como variable dependiente la participación de trabajadores en ocupaciones de bajas capacidades. El resto de las columnas se interpreta de manera similar variando la variable dependiente según lo indicado en el correspondiente título.⁶⁰

⁶⁰ Las Tablas A 8 y A 9 en el Anexo 8 presentan, con igual estructura a la comentada en este párrafo, los resultados completos para las dos versiones de variables dependientes de rutina, siendo expuestos en el texto solo a partir de gráficos en las subsecciones siguientes. Las estimaciones que surgen de los modelos de efectos fijos serán las preferidas en todos los casos en tanto contemplan el control de variables omitidas invariantes en el tiempo que podrían sesgar los coeficientes (las estimaciones *pooled* son omitidas por cuestiones de espacio; los resultados para las variables de interés no presentan diferencias que impliquen cambios en las interpretaciones).

Tabla 6.1: Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.17] para ocupaciones caracterizadas por capacidades en 3 y 5 categorías

Especificación:	Modelos de panel (efectos fijos) Ecuación [3.17] - 3 categorías			Modelos de panel (efectos fijos) Ecuación [3.17] - 5 categorías				
	Part. capacidades bajas [1.1]	Part. capacidades medias [1.2]	Part. capacidades altas [1.3]	Part. capacidades muy bajas [2.1]	Part. capacidades bajas [2.2]	Part. capacidades medias [2.3]	Part. capacidades altas [2.4]	Part. capacidades muy altas [2.5]
Dummy 2009	-0.00528*** (0.00150)	0.00148 (0.00125)	0.00380*** (0.00125)	-0.00430*** (0.00139)	-0.000765 (0.00146)	-0.00102 (0.000872)	0.00687*** (0.00142)	-0.000776* (0.000461)
Dummy 2010	-0.00472** (0.00207)	0.00138 (0.00173)	0.00334** (0.00164)	-0.00704*** (0.00196)	0.00224 (0.00202)	-0.00313*** (0.00118)	0.00790*** (0.00189)	3.52e-05 (0.000641)
Dummy 2011	-0.0146*** (0.00256)	0.0143*** (0.00229)	0.000278 (0.00194)	-0.0209*** (0.00257)	0.00474* (0.00266)	-0.00406*** (0.00144)	0.0181*** (0.00236)	0.00206*** (0.000773)
Dummy 2012	-0.0234*** (0.00286)	0.0217*** (0.00260)	0.00173 (0.00217)	-0.0273*** (0.00281)	0.00249 (0.00296)	-0.00478*** (0.00160)	0.0280*** (0.00266)	0.00161* (0.000866)
Dummy 2013	-0.0336*** (0.00315)	0.0293*** (0.00286)	0.00429* (0.00240)	-0.0289*** (0.00305)	-0.00638** (0.00321)	-0.00755*** (0.00170)	0.0410*** (0.00296)	0.00183* (0.000949)
Dummy 2014	-0.0412*** (0.00331)	0.0316*** (0.00300)	0.00957*** (0.00255)	-0.0327*** (0.00321)	-0.0103*** (0.00336)	-0.00873*** (0.00177)	0.0500*** (0.00310)	0.00172* (0.00101)
Dummy 2015	-0.0512*** (0.00359)	0.0356*** (0.00322)	0.0157*** (0.00283)	-0.0355*** (0.00341)	-0.0178*** (0.00360)	-0.0107*** (0.00181)	0.0615*** (0.00340)	0.00242** (0.00117)
Dummy 2016	-0.0572*** (0.00375)	0.0388*** (0.00334)	0.0184*** (0.00300)	-0.0392*** (0.00352)	-0.0207*** (0.00372)	-0.0103*** (0.00187)	0.0687*** (0.00363)	0.00154 (0.00118)
Tamaño	0.000101*** (2.36e-05)	-1.04e-05 (1.12e-05)	-9.07e-05*** (2.34e-05)	4.95e-05*** (1.51e-05)	5.19e-05** (2.56e-05)	6.62e-06 (4.18e-06)	-8.95e-05*** (1.81e-05)	-1.86e-05** (8.14e-06)
Constante	0.572*** (0.00307)	0.215*** (0.00218)	0.213*** (0.00275)	0.297*** (0.00255)	0.293*** (0.00326)	0.0645*** (0.00124)	0.312*** (0.00260)	0.0329*** (0.00100)
Observaciones	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391
R cuadrado	0.044	0.024	0.018	0.021	0.009	0.005	0.060	0.004
Cant. firmas	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691

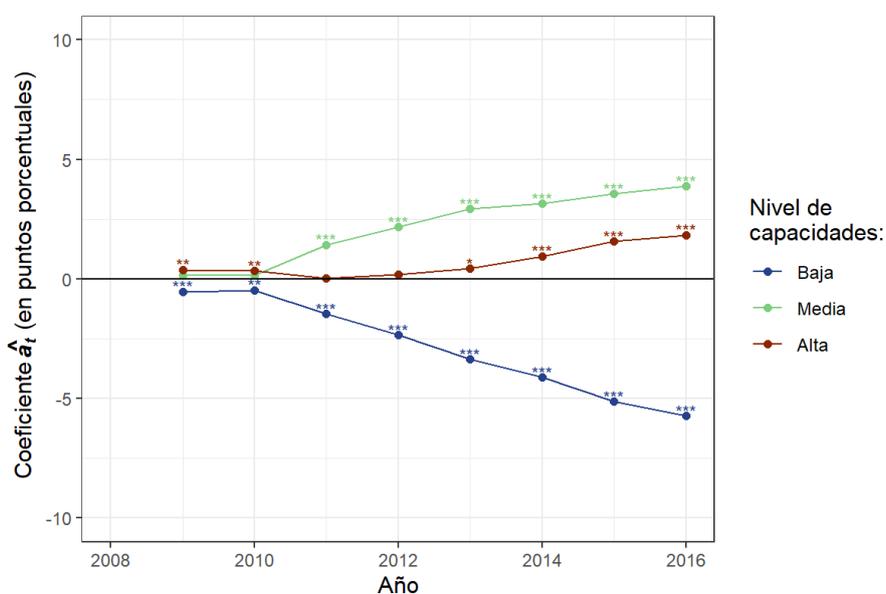
Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar clusterizados a nivel firma.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Los resultados de los coeficientes estimados para las variables dummy anuales son los de interés principal en el análisis que aquí se realiza. El Gráfico 6.1 representa las estimaciones de la categorización en 3 niveles (columnas [1.1] a [1.3] de la Tabla 6.1) mientras que el Gráfico 6.2 hace lo suyo para la categorización en 5 niveles (columnas [2.1] a [2.5] de la Tabla 6.1). Se muestra también en cada gráfico la significatividad estadística asociada a las estimaciones. Los resultados muestran en general ser estadísticamente significativos y para cada variable dependiente los signos y magnitudes se sostienen en el tiempo, con una tendencia negativa en la participación de las

ocupaciones con capacidades bajas y tendencias positivas para las categorías de capacidades medias y altas. Las estimaciones para la variable de control Tamaño señalan que mientras más grande sea la firma, mayor será la participación de ocupaciones con capacidades bajas y menor la proporción de ocupaciones con capacidades altas. Este resultado es esperable en tanto las ocupaciones de altas calificaciones suelen crecer menos que proporcionalmente con el tamaño de la firma (por ejemplo los mandos gerenciales no requieren duplicarse si la firma duplica su tamaño, hecho que probablemente ocurre a partir de una ampliación de la planta en ocupaciones operativas, de calificaciones más bajas).

Gráfico 6.1: Coeficientes \hat{a}_{1t} estimados a partir de la ecuación [3.17] (expresados en puntos porcentuales) para ocupaciones caracterizadas por capacidades en 3 categorías



Nota: los valores graficados son los coeficientes para las variables dummy de cada año presentados en las columnas [2.1] a [2.3] de la Tabla 6.1, estimados utilizando efectos fijos por firma. Han sido multiplicados por cien para mejorar la claridad en la interpretación.

***, ** y * indican la significatividad estadística de los coeficientes de cada año al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Puede señalarse entonces que la estructura ocupacional de las firmas manufactureras ha mostrado durante el período analizado una transformación en detrimento de la participación de ocupaciones de calificación baja y a favor, principalmente, de ocupaciones con calificaciones medias y también de ocupaciones con calificaciones altas.

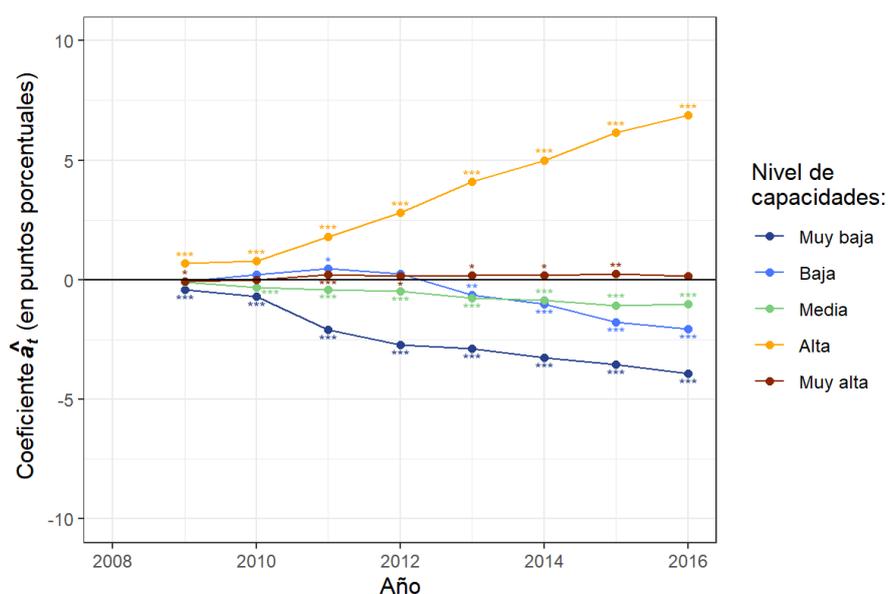
En principio, estas tendencias intra-firma resultan consistentes parcialmente con la hipótesis de polarización a partir del aumento relativo de la importancia de ocupaciones altamente calificadas. Sin embargo, el comportamiento en los niveles bajos y medios de calificación es el inverso.

En Heyman (2016) la evidencia relacionada con la polarización laboral para Suecia es también parcial pero en un sentido diferente que el encontrado aquí: mientras que la tendencia para las ocupaciones de altas capacidades (clasificadas a partir de los salarios en ese trabajo) es positiva (similar a lo hallado para Argentina), este aumento se da fundamentalmente a partir de una reducción de la importancia de ocupaciones con salarios intermedios. Las ocupaciones con niveles bajos de salarios (capacidades), muestran una tendencia prácticamente plana durante el período, lo cual no permite confirmar completamente el patrón esperado por la hipótesis de polarización laboral. Es importante aclarar que no resulta correcto hacer una comparación directa entre los resultados de ambos trabajos y solo se comenta con fines ilustrativos ya que los datos para Suecia, además de corresponder a un país caracterizado por un contexto de desarrollo evidentemente diferente del argentino, comprenden información de todas las firmas de ese país (y una muestra representativa de trabajadores), mientras que aquí solo se emplea una muestra representativa de firmas del sector manufacturero (y su población de trabajadores).

Los resultados para la caracterización de las capacidades en 5 niveles (representados en el Gráfico 6.2) tienen una alta correspondencia con los presentados previamente, con coeficientes en general significativos. La observación de estos resultados permite realizar algunas refinaciones en relación con lo anterior. Se presenta un crecimiento estadísticamente significativo de la participación del empleo en ocupaciones de calificación alta y muy alta, pero es sin embargo en la primera de estas categorías donde el cambio se registra de manera sostenida y creciente en el tiempo. En el caso de las ocupaciones de muy alta calificación, las mismas participan significativamente más en el empleo a partir del año 2011 (con respecto al año base, 2008), pero no resulta posible identificar una tendencia clara como acontece para las ocupaciones de alta calificación. Los niveles muy bajo, bajo y medio de calificación reducen su participación en el empleo de las firmas, siendo el extremo de calificaciones más bajas aquel que registra una reducción más profunda y sostenida año a año.

Esta mayor desagregación de niveles de capacidades permite observar que la transformación en la estructura del empleo de las firmas en términos de capacidades se da fundamentalmente a favor de ocupaciones de alta calificación (trabajadores en ocupaciones que registran una educación promedio situada entre la escuela secundaria completa y la educación universitaria) en detrimento de aquellas con muy baja calificación (trabajadores en ocupaciones con promedio de educación entre primaria completa y educación secundaria incompleta). Los empleos en ocupaciones de muy alta calificación (con educación universitaria completa o incompleta), sin embargo, no parecen conducir las tendencias más definidas de cambio en la estructura del empleo de las firmas.

Gráfico 6.2: Coeficientes $\hat{\alpha}_{1t}$ estimados a partir de la ecuación [3.17] (expresados en puntos porcentuales) para ocupaciones caracterizadas por capacidades en 5 categorías



Nota: los valores graficados son los coeficientes para las variables dummy de cada año presentados en las columnas [2.1] a [2.5] de la Tabla 6.1, estimados utilizando efectos fijos por firma. Han sido multiplicados por cien para mejorar la claridad en la interpretación.

***, ** y * indican la significatividad estadística de los coeficientes de cada año al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Resultados: Caracterización por niveles de tareas rutinarias

La presentación y análisis de los resultados con las variables dependientes vinculadas a los niveles de tareas rutinarias de las ocupaciones (en sus dos versiones de rutina, cada una analizada con las caracterizaciones de 3 y 5 categorías) sigue a la realizada previamente. Las tablas de resultados de las estimaciones de la ecuación [3.17] se presentan en los anexos para no entorpecer la lectura de los elementos principales (ver Tabla A 8 y Tabla A 9 en el Anexo 8). Se opta por presentar en el texto principal el resumen gráfico, que contiene toda la información de interés para el análisis (siempre considerando los modelos que incluyen efectos fijos).

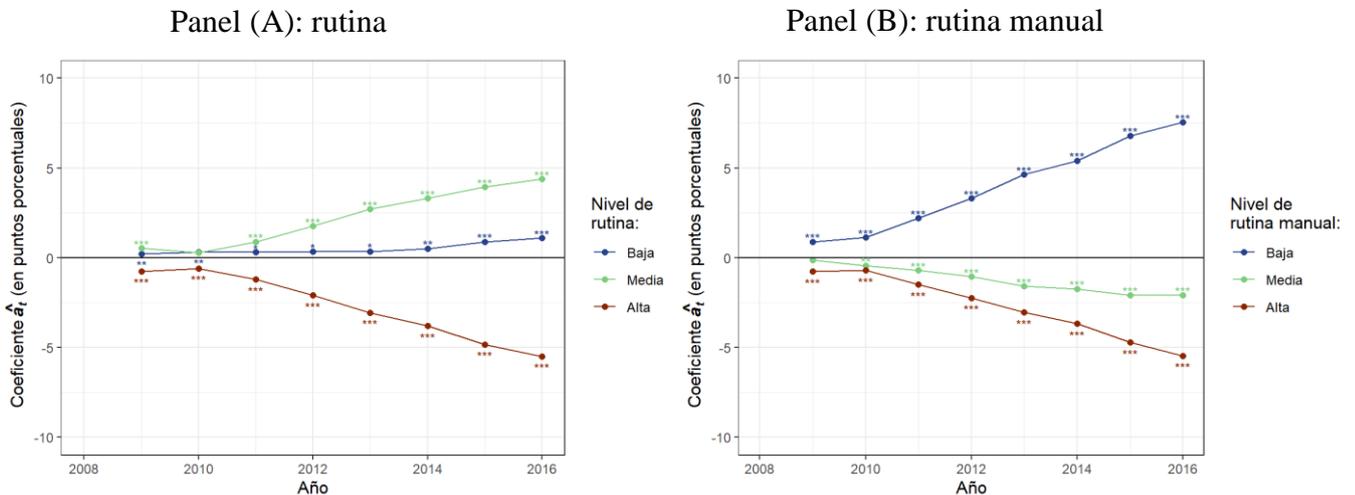
El Gráfico 6.3 presenta las dummies temporales para los modelos que utilizan las caracterizaciones en tres niveles de rutinas (columnas [1.1] a [1.3] de la Tabla A 8 y la Tabla A 9 en el Anexo 8), con el índice de tareas rutinarias (manuales y cognitivas) en el Panel (A) y con el índice de tareas de rutina manual en el Panel (B). El Gráfico 6.4 hace lo suyo con las caracterizaciones de rutinas en 5 niveles (columnas [2.1] a [2.5] de la Tabla A 8 y la Tabla A 9 en el Anexo 8).

Observando el Gráfico 6.3 puede apreciarse que la estructura del empleo en las firmas evolucionó con una caída sostenida en la participación de las ocupaciones que requieren tareas altamente rutinarias, cuestión que se observa al considerar el índice de tareas rutinarias en el Panel (A) y el de tareas manuales rutinarias en el Panel (B), con reducciones en la participación de estas ocupaciones de más de 5 puntos porcentuales (pp.) durante el período analizado, 2008-2016. La participación en el empleo de ocupaciones con niveles bajos de rutina en ambas clasificaciones es creciente durante el período, pero el incremento resulta particularmente importante cuando se considera el índice de tareas manuales rutinarias, Mientras que las ocupaciones de baja rutina (rutina promedio manual y cognitiva) incrementaron su participación en el empleo de las firmas de manera significativa en poco más de 1pp. durante el período, las ocupaciones de baja rutina *manual* incrementaron su participación en 7,5pp. entre 2008 y 2016. Y este avance de las ocupaciones con baja rutina manual se da en conjunto con caídas en la participación de las ocupaciones de rutina manual media y alta. Esto difiere cuando se observa la categoría intermedia de la caracterización que abarca tanto la rutina manual como la cognitiva (Panel (A)), mostrando la misma un incremento marcado en su participación (+4,4pp. durante el período).

En síntesis, se observa que la alta rutina “general”, tanto cognitiva como manual, es desplazada fundamentalmente por ocupaciones de niveles intermedios de rutina dentro

de las firmas y, en menor medida, por ocupaciones de baja rutina; sin embargo, cuando el foco se posiciona exclusivamente en el contenido de rutina *manual* de las ocupaciones, aquellas en la categoría más baja copan el espacio perdido en el empleo por el resto de las categorías de rutina manual. Debido a que el índice de rutina general se compone como un promedio entre la rutina manual y cognitiva de las ocupaciones, puede inferirse que son las ocupaciones con niveles medios de rutina cognitiva las que presionan al incremento en la participación en el empleo de este segmento.

Gráfico 6.3: Coeficientes \hat{a}_{1t} estimados a partir de la ecuación [3.17] (expresados en puntos porcentuales) para ocupaciones caracterizadas por rutinas en 3 categorías - Panel (A): rutina (manual y cognitiva); Panel (B): rutina manual



Nota: los valores graficados son los coeficientes para las variables dummy de cada año presentados en las columnas [1.1] a [1.3] de la Tabla A 8 y la Tabla A 9 (Anexo 8), estimados utilizando efectos fijos por firma. Han sido multiplicados por cien para mejorar la claridad en la interpretación.

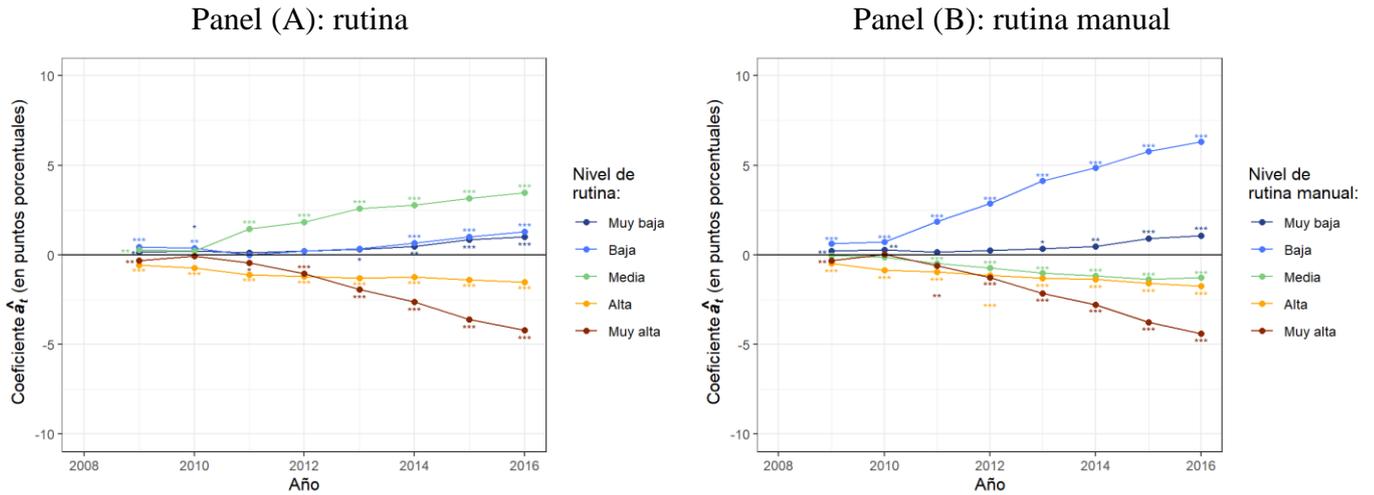
***, ** y * indican la significatividad estadística de los coeficientes de cada año al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH, SIPA y O*NET.

Los resultados considerando las caracterizaciones en 5 niveles de rutinas (Gráfico 6.4), van en igual sentido que los comentados previamente, con algunos detalles adicionales. Se observa que son las ocupaciones con niveles de rutina manual baja las que registran el principal incremento en su participación en el empleo y no tanto las de rutina manual muy baja, que sube durante el período, pero en una menor magnitud (Panel (B)). Al tomar el índice de tareas rutinarias manuales y cognitivas (Panel (B)), nuevamente se aprecia que la mayor alza viene de la mano de los niveles medios de rutina, con subas también significativas, aunque menores, en el nivel bajo y muy bajo. Se observan conjuntamente

caídas en la participación de las ocupaciones con niveles altos y muy altos de rutinas (Panel (A) y Panel (B)), agregándose también una caída en el nivel medio cuando se toma la clasificación de rutinas manuales (Panel (B)).

Gráfico 6.4: Coeficientes $\hat{\alpha}_{1t}$ estimados a partir de la ecuación [3.17] (expresados en puntos porcentuales) para ocupaciones caracterizadas por rutina en 5 categorías - Panel (A): rutina (manual y cognitiva); Panel (B): rutina manual



Nota: los valores graficados son los coeficientes para las variables dummy de cada año presentados en las columnas [2.1] a [2.5] de la Tabla A 8 y la Tabla A 9 (Anexo 8), estimados utilizando efectos fijos por firma. Han sido multiplicados por cien para mejorar la claridad en la interpretación.

***, ** y * indican la significatividad estadística de los coeficientes de cada año al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH, SIPA y O*NET.

Relación entre las categorizaciones de ocupaciones por capacidades y rutinas

Con el objetivo de realizar un análisis más acabado de los resultados de las estimaciones de los distintos modelos, interesa conocer la relación existente entre las caracterizaciones construidas en términos de capacidades, tareas rutinarias (manuales y cognitivas) y tareas manuales rutinarias. Ya que se constituyen en las variables dependientes de los modelos, las similitudes o diferencias en los resultados permiten conectar las distintas dimensiones en el plano de capacidades con las correspondientes en el plano de tareas rutinarias.

La Tabla 6.2 presenta los cruces entre las caracterizaciones realizadas en tres categorías⁶¹, analizando la cantidad de ocupaciones a cuatro dígitos que se presenta en cada uno de los casos.

Tabla 6.2: Cruce entre caracterizaciones de ocupaciones según capacidades, tareas rutinarias y tareas manuales rutinarias (en cada celda: cantidad de ocupaciones CIUO a 4 dígitos y porcentajes por fila)

Cuadro 1: Capacidades x Tareas rutinarias (manuales y cognitivas)

		Tareas rutinarias (manuales y cognitivas)		
		Bajas	Medias	Altas
Capacidades	Bajas	12 (8,1%)	49 (33,1%)	87 (58,8%)
	Medias	13 (18,3%)	31 (43,7%)	27 (38%)
	Altas	105 (62,1%)	49 (29%)	15 (8,9%)

Cuadro 2: Capacidades x Tareas manuales rutinarias

		Tareas manuales rutinarias		
		Bajas	Medias	Altas
Capacidades	Bajas	11 (7,4%)	39 (26,4%)	98 (66,2%)
	Medias	12 (16,9%)	36 (50,7%)	23 (32,4%)
	Altas	107 (63,3%)	54 (32%)	8 (4,7%)

Cuadro 3: Tareas rutinarias (manuales y cognitivas) x Tareas manuales

		Tareas manuales rutinarias		
		Bajas	Medias	Altas
Tareas rutinarias (manuales y cognitivas)	Bajas	112 (86,2%)	18 (13,8%)	0 (0%)
	Medias	18 (14%)	94 (72,9%)	17 (13,2%)
	Altas	0 (0%)	17 (13,2%)	112 (86,8%)

Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH, O*NET y SIPA.

En los dos primeros cuadros de la tabla se aprecia la relación entre las caracterizaciones por capacidades y tareas rutinarias (Cuadro 1) y tareas manuales rutinarias (Cuadro 2). En ambos es posible observar una relación inversa, con la mayor parte de las ocupaciones ocupando los casilleros de la diagonal secundaria de los cuadros. Es decir, las ocupaciones con capacidades bajas son fundamentalmente de contenido alto de tareas rutinarias, mientras que las ocupaciones con capacidades altas resultan principalmente aquellas con bajo contenido de tareas rutinarias. Las ocupaciones con capacidades medias, si bien se acumulan más en niveles medios de tareas rutinarias, se distribuyen de manera más pareja entre los distintos niveles de rutina, cosa que no sucede para las capacidades bajas y altas.

⁶¹ Las distribuciones y conclusiones son similares cuando estos cruces se realizan para cinco categorías (no se presentan aquí para ahorrar espacio).

Este patrón se acentúa cuando se considera la caracterización de ocupaciones según su nivel de tareas manuales rutinarias (puede apreciarse en el Cuadro 2 que un 66,2% de las ocupaciones con baja calificación son de alto nivel de tareas manuales rutinarias mientras que el 66,3% de las ocupaciones de alta calificación se corresponden con tareas manuales rutinarias bajas). Por su parte, el Cuadro 3 de la tabla presenta la relación entre las dos caracterizaciones que utilizan medidas de tareas rutinarias, observándose que existe una alta concordancia, con la mayor cantidad de ocupaciones acumuladas en la diagonal principal. Sin embargo, existen ocupaciones que cambian entre categorías próximas de las distintas clasificaciones, aunque no hay casos de cambios entre los extremos (muestran esto los valores cero en la diagonal secundaria).

Un punto importante a resaltar es que mientras que la caracterización basada en capacidades utiliza datos propios de la economía argentina provenientes de la EPH (con los cálculos realizados a partir de lo presentando en la Tabla 3.6 y la ecuación [3.4]), esto no ocurre para la caracterización por rutinas, que se basa en la descripción de ocupaciones de la base O*NET (utilizando lo definido en la Tabla 3.3 y la ecuación [3.11]). Esta consideración permite leer de la Tabla 6.2 que los trabajadores con bajas capacidades en Argentina realizan ocupaciones predominantemente de altas rutinas, lo cual va en contra, al menos parcialmente, de las premisas que permitirían observar el fenómeno de polarización laboral frente a la presencia de CT que impulsa la desrutinización del empleo. Para que este patrón de “ahuecamiento” del mercado laboral se observe, las ocupaciones más intensivas en tareas rutinarias deberían ubicarse en el centro de la distribución de capacidades o salarios (ver Tabla 2.1).

6.1.2. Síntesis

A partir del análisis de los resultados precedentes, se observa que la composición del empleo dentro de las firmas del sector manufacturero argentino durante el período 2008-2016 registró las características generales siguientes:

- Tendencia persistente de caída en la participación de ocupaciones con capacidades bajas y aumento de la participación de las ocupaciones de capacidades medias y altas. En particular, la caída más relevante se da en la participación de las ocupaciones de más bajas capacidades (considerando la categorización de cinco niveles), entre las que se encuentran vendedores ambulantes de servicios, operarios de la construcción, peones, limpiadores, conductores de vehículos,

operarios del procesamiento de alimentos y de la confección, metalúrgicos, mecánicos y otros. Las principales alzas, por su parte, no se dan en la participación de las ocupaciones de más altas capacidades sino un escalón más abajo, en la categoría de altas capacidades, que agrupa empleados en trato directo con el público, empleados contables, distintos tipos de profesionales de nivel medio, oficinistas y técnicos de las TIC.

- Tendencia sostenida de caída en las ocupaciones con rutinas altas y muy altas, ya sea que se consideren los índices de tareas rutinarias manuales y cognitivas o el índice de rutina manual. Aquí se agrupan principalmente las ocupaciones de operadores de instalaciones fijas y maquinarias.
- Las ocupaciones con niveles rutinarios cognitivos y manuales intermedios, por su parte, son las que muestran un mayor crecimiento en su participación.
- Cuando se considera la rutina manual, en cambio, son las ocupaciones con niveles bajos en esta dimensión las que más incrementan su participación.
- Combinando la baja en la participación del nivel medio de rutina manual con el alza en el nivel medio de rutina (cognitiva y manual), puede considerarse que la rutina cognitiva intermedia es fuente importante de incremento en las ocupaciones de la industria manufacturera argentina.

A partir de estas tendencias es posible concluir que no existe evidencia clara de ahuecamiento laboral en las firmas de la industria manufacturera argentina. Esto se debe fundamentalmente a que no es posible observar una participación creciente de las ocupaciones de más bajos niveles de capacidades, que son usualmente aquellas con menores retribuciones salariales. Sin embargo, sí es posible observar un proceso de desrutinización, fundamentalmente considerando los niveles de rutina manual, lo que resulta consistente con la hipótesis del RBTC. Vale recordar que la idea de polarización laboral impulsada por la automatización se basa en la observación de que las ocupaciones con mayores y menores capacidades (o las mejores y peores pagas) son aquellas que poseen mayores contenidos de tareas no rutinarias (cognitivas en el primer caso y manuales en el segundo). Sin embargo, como se observó en la Tabla 6.2, en las ocupaciones de capacidades más bajas de la economía argentina se realizan tareas que son altamente rutinarias y por ende el RBTC no se refleja en un patrón de ahuecamiento, sino más bien en una transformación de la estructura ocupacional orientada hacia ocupaciones con mayores niveles de capacidades.

6.2. El rol de la heterogeneidad de las firmas: innovatividad y nivel de rutina inicial

6.2.1. Innovatividad y nivel de rutina inicial en el sector manufacturero

Como primera aproximación al rol de la heterogeneidad de las firmas, previo a pasar a los resultados de los ejercicios econométricos, la Tabla 6.3 muestra que en el sector manufacturero aquellas empresas que realizan AI poseen una estructura del empleo que resulta estadísticamente diferente a la que prevalece en firmas no innovativas. Considerando las distintas caracterizaciones de las ocupaciones en términos de capacidades y tareas rutinarias, planteadas anteriormente, puede observarse que las firmas que hacen AI se componen con una mayor participación de empleo en ocupaciones con altas capacidades en detrimento de las capacidades medias y bajas. Cuando se consideran las caracterizaciones en términos del nivel de rutina involucrado en las ocupaciones, las firmas que realizan AI no difieren de las que no realizan AI en términos de la participación de ocupaciones con alta rutina. Sin embargo, hay diferencias estadísticamente significativas en la participación de las ocupaciones de baja y media rutina, siendo la importancia de las primeras más alta y la de las segundas más baja en las firmas innovativas. Finalmente, las firmas involucradas con AI registran también una mayor participación de empleo *techie*, una medida tendiente a señalar el nivel de propensión a la adopción de tecnologías (siendo la diferencia estadísticamente significativa en relación con las firmas no innovativas).⁶²

En síntesis, las firmas que hacen AI poseen una estructura del empleo con mayor participación de trabajadores en ocupaciones de altas capacidades y de baja rutina en relación con el conjunto de firmas que no hace AI. Estos resultados descriptivos son primeros indicios que muestran la relevancia del rol de las firmas frente a la innovación para entender la estructura de su empleo en términos de capacidades y contenido de tareas de sus ocupaciones.

⁶² La definición de la variable *Techies* se presentó en la ecuación [3.19]. Sintéticamente, la existencia de empleados con capacidades en ciencia, tecnología, ingeniería y matemática representa una de las conexiones fundamentales de la firma con la posibilidad de adoptar tecnologías e impulsar innovaciones. La variable mencionada captura la participación de este tipo de empleo dentro de las firmas.

Tabla 6.3: Capacidades y rutinas por perfil innovador de las firmas. Participación en el empleo total de las ocupaciones de cada categoría (Promedios 2008-2016)

		Firmas que hacen AI [1]	Firmas que no hacen AI [2]	Diferencia [1] - [2]	Significatividad estadística de la diferencia
% de empleo en ocupaciones con Capacidades:	Bajas	54.5%	58.0%	-3.5%	***
	Medias	22.7%	24.4%	-1.6%	***
	Altas	22.8%	17.7%	5.1%	***
% de empleo en ocupaciones con Rutina (manual y cognitiva)	Baja	10.8%	9.5%	1.3%	***
	Media	44.6%	46.3%	-1.7%	***
	Alta	44.6%	44.2%	0.5%	
% de empleo en ocupaciones con Rutina manual	Baja	37.4%	33.0%	4.4%	***
	Media	17.4%	22.2%	-4.8%	***
	Alta	45.2%	44.9%	0.3%	
% de empleo en ocupaciones <i>techie</i>		4.5%	2.8%	1.7%	***

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH, SIPA y O*NET.

A continuación, se presentan los resultados de las distintas estimaciones econométricas que amplían los modelos presentados en la sección precedente con variables que caracterizan la heterogeneidad de las firmas en términos de su comportamiento innovador y de sus niveles de rutinización (i.e. en qué medida son firmas que parten de una estructura del empleo con relativamente alta participación de ocupaciones con alta rutina). Específicamente, la Tabla 6.4 muestra la estimación de la ecuación [3.21] que incluye a la variable Techies como medida de la propensión a la adopción tecnológica de la firma; en la Tabla 6.5 se presentan los resultados de la ecuación [3.22], donde se explora el efecto diferencial de Techies según el perfil innovador de las firmas; por último, la Tabla 6.6 registra los resultados para la ecuación [3.23], que incluye la consideración del nivel de rutina inicial de las firmas. En cada una de las tablas se exploran las caracterizaciones de las ocupaciones en términos de capacidades, rutina y rutina manual (se consideran solo las categorizaciones en tres niveles con el objetivo de condensar la información y debido a que la riqueza del análisis queda plasmada en ellas).

Comenzando con los resultados de las estimaciones de la ecuación [3.21] en la Tabla 6.4, se registra que el efecto de la variable Techies es positivo para la participación de ocupaciones en la categoría de capacidades altas y negativo para las categorías de capacidades medias y bajas (columnas [1.1], [1.2] y [1.3]). Los resultados al observar la caracterización a partir de los niveles de rutina (manual y cognitiva) indican que a mayor propensión para la adopción tecnológica (Techies) las firmas se estructuran con una

mayor participación de ocupaciones de rutinas bajas y medias (columnas [2.1] y [2.2]) y una menor participación de rutinas altas (columna [2.3]).

Cuando se analizan las categorías de rutina manual, la mayor propensión a la adopción de tecnología se relaciona de manera directa con la participación de ocupaciones de la categoría media (columna [3.2]) y de manera inversa con la participación de empleo en la categoría de rutina manual alta (columna [3.3]). El coeficiente estimado para Techies en la categoría de rutina manual baja (columna [3.1]) registra un valor negativo indicando que las firmas más propensas a adoptar tecnologías demandan una menor proporción de ocupaciones de rutina manual baja. Debido a que en este caso solo se está considerando la dimensión *manual* de las rutinas, este último resultado esconde detrás que, si bien las ocupaciones son de rutina manual baja, algunas de ellas poseen niveles de rutina cognitiva más elevados, que explican que efectivamente sean desplazados por las firmas con mayor propensión hacia la adopción tecnológica.⁶³

En suma, los resultados de la Tabla 6.4 muestran que aquellas firmas con mayor propensión hacia la adopción de tecnologías debido a que poseen más trabajadores en ocupaciones relacionadas con la ciencia, la tecnología, la ingeniería y la matemática (Techies), registran más capacidades en general y una menor participación de ocupaciones con tareas de rutinas altas, en relación con las firmas que poseen menos empleos *techie*.

⁶³ Un subconjunto de ocupaciones de rutina *manual* baja se caracteriza como de rutina (cognitiva y manual) media, debido a que el componente de rutina cognitiva es elevado. Se incluyen aquí ocupaciones de técnicos y profesionales asociados, y ocupaciones de tipo administrativo, de apoyo a otros trabajadores y también ocupaciones de servicios como trabajadores de seguridad y protección. En el Cuadro 3 de la Tabla 6.2 se aprecia el cruce de ocupaciones presentes en cada una de las categorizaciones, registrándose que de las 130 ocupaciones en la categoría de “bajas” rutinas, 118 son compartidas por ambas categorizaciones y las restantes 18 difieren en tanto se corresponden con la categoría de rutinas medias de la otra categorización.

Tabla 6.4: Estimaciones de la ecuación [3.21] para ocupaciones caracterizadas por capacidades, rutina y rutina manual en 3 categorías

Especificación:	Ecuación [3.21] Modelos de panel (efectos fijos)			Ecuación [3.21] Modelos de panel (efectos fijos)			Ecuación [3.21] Modelos de panel (efectos fijos)		
Variable dependiente:	CAPACIDADES			RUTINA			RUTINA MANUAL		
	Part. capacidades bajas [1.1]	Part. capacidades medias [1.2]	Part. capacidades altas [1.3]	Part. rutina baja [2.1]	Part. rutina media [2.2]	Part. rutina alta [2.3]	Part. rutina manual baja [3.1]	Part. rutina manual media [3.2]	Part. rutina manual alta [3.3]
Techies	-0.566*** (0.0389)	-0.211*** (0.0293)	0.777*** (0.0352)	0.0851*** (0.0284)	0.227*** (0.0547)	-0.312*** (0.0502)	-0.221*** (0.0394)	0.529*** (0.0433)	-0.308*** (0.0496)
Tamaño	9.72e-05*** (2.24e-05)	-1.19e-05 (1.17e-05)	-8.53e-05*** (2.28e-05)	-3.77e-05*** (1.38e-05)	-3.05e-05 (2.33e-05)	6.82e-05** (3.32e-05)	-9.31e-05*** (1.80e-05)	-1.71e-05 (1.12e-05)	0.000110*** (2.02e-05)
Constante	0.597*** (0.00342)	0.224*** (0.00251)	0.179*** (0.00310)	0.0993*** (0.00222)	0.425*** (0.00381)	0.476*** (0.00436)	0.342*** (0.00309)	0.180*** (0.00289)	0.478*** (0.00363)
EF por firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF por año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Observaciones	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391
R cuadrado	0.088	0.031	0.158	0.008	0.029	0.048	0.072	0.068	0.051
Cant. firmas	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar clusterizados a nivel firma.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

En la Tabla 6.5 se presentan los resultados de la ecuación [3.22], diferenciando el rol de la variable Techies según si las firmas son o no innovativas (i.e. hacen o no hacen AI). En los casos de las caracterizaciones por capacidades (columnas [1.1] a [1.3]) y rutina manual (columnas [3.1] a [3.3]) no se hallan diferencias estadísticamente significativas entre los coeficientes estimados para la variable Techies para los conjuntos de firmas que hacen AI (“Techies_HAI”) y que no hacen AI (“Techies_NHAI”). Sin embargo, cuando se analiza la caracterización de rutina (que combina las dimensiones manual y cognitiva) surgen elementos distintivos entre las firmas según su perfil innovador (ver columnas [2.1] a [2.3]). Los coeficientes de la variable Techies resultan estadísticamente diferentes para las firmas que realizan AI y las que no realizan AI para los grupos de ocupaciones de rutinas bajas y medias. En primer lugar, para las firmas que hacen AI una mayor propensión a la adopción tecnológica resulta en una mayor participación de ocupaciones de baja rutina, mientras que el efecto no resulta significativo para las firmas que no hacen AI (y a su vez la diferencia entre los coeficientes es estadísticamente significativa; valor- $p = 0,06$). En segundo lugar, para el tramo de ocupaciones de rutinas medias, en ambos grupos de firmas la relación entre Techies y la participación del empleo es positiva, aunque el efecto resulta estadísticamente mayor para las firmas que no hacen AI (valor- $p = 0,02$). Por último, los coeficientes estimados para el segmento de ocupaciones de rutina

alta no registran diferencias estadísticamente significativas entre firmas que hacen o no hacen AI (valor-p = 0,12) y registran en ambos grupos valores negativos y significativos.

Sintetizando estos resultados puede decirse que una mayor propensión a la adopción tecnológica de las firmas (es decir, una mayor presencia de trabajadores *techie*) implica una menor participación de ocupaciones de alta rutina para todas las firmas. En las firmas que hacen AI esto se ve compensado de manera significativa con una mayor participación de ocupaciones de rutinas medias y bajas, mientras que en las firmas que no hacen AI solo resulta significativa la expansión de ocupaciones de rutinas medias. Las firmas innovativas, entonces, avanzan de manera más firme en la incorporación de ocupaciones que demandan menor intensidad de tareas rutinarias, mientras mayor propensión a la adopción de tecnologías posean.

Tabla 6.5: Estimaciones de la ecuación [3.22] para ocupaciones caracterizadas por capacidades, rutina y rutina manual en 3 categorías

Especificación:	Ecuación [3.22] Modelos de panel (efectos fijos)			Ecuación [3.22] Modelos de panel (efectos fijos)			Ecuación [3.22] Modelos de panel (efectos fijos)		
Variable dependiente:	CAPACIDADES			RUTINA			RUTINA MANUAL		
	Part. capacidades bajas [1.1]	Part. capacidades medias [1.2]	Part. capacidades altas [1.3]	Part. rutina baja [2.1]	Part. rutina media [2.2]	Part. rutina alta [2.3]	Part. rutina manual baja [3.1]	Part. rutina manual media [3.2]	Part. rutina manual alta [3.3]
Techies_HAI	-0.558*** (0.0464)	-0.202*** (0.0319)	0.760*** (0.0439)	0.121*** (0.0361)	0.137** (0.0626)	-0.258*** (0.0592)	-0.227*** (0.0471)	0.487*** (0.0534)	-0.260*** (0.0586)
Techies_NHAI	-0.582*** (0.0696)	-0.228*** (0.0597)	0.810*** (0.0561)	0.0160 (0.0432)	0.402*** (0.0909)	-0.418*** (0.0843)	-0.209*** (0.0706)	0.610*** (0.0687)	-0.401*** (0.0842)
Tamaño	9.72e-05*** (2.24e-05)	-1.19e-05 (1.17e-05)	-8.54e-05*** (2.28e-05)	-3.75e-05*** (1.38e-05)	-3.11e-05 (2.31e-05)	6.86e-05** (3.31e-05)	-9.32e-05*** (1.81e-05)	-1.74e-05 (1.12e-05)	0.000111*** (2.03e-05)
Constante	0.597*** (0.00343)	0.224*** (0.00249)	0.179*** (0.00313)	0.0988*** (0.00226)	0.426*** (0.00373)	0.475*** (0.00434)	0.343*** (0.00311)	0.180*** (0.00291)	0.477*** (0.00362)
EF por firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF por año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Observaciones	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391
R cuadrado	0.088	0.031	0.158	0.009	0.031	0.049	0.072	0.069	0.052
Cant. firmas	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar clusterizados a nivel firma.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Finalmente, se analizan los resultados de las estimaciones de la ecuación [3.23], presentados en la Tabla 6.7. En estas estimaciones se incluye el control de la situación de la firma al inicio del período de análisis (año 2008) en términos del nivel de rutina de su estructura de empleo, caracterizándolas como firmas de alta o baja rutina (variable definida en la ecuación [3.20]).

Tabla 6.6: Estimaciones de la ecuación [3.23] para ocupaciones caracterizadas por capacidades, rutina y rutina manual en 3 categorías

Especificación:	Ecuación [3.23] Modelos de panel (efectos fijos)			Ecuación [3.23] Modelos de panel (efectos fijos)			Ecuación [3.23] Modelos de panel (efectos fijos)		
	CAPACIDADES			RUTINA			RUTINA MANUAL		
Variable dependiente:	Part. capacidades bajas [1.1]	Part. capacidades medias [1.2]	Part. capacidades altas [1.3]	Part. rutina baja [2.1]	Part. rutina media [2.2]	Part. rutina alta [2.3]	Part. rutina manual baja [3.1]	Part. rutina manual media [3.2]	Part. rutina manual alta [3.3]
Techies_HAI	-0.418*** (0.0599)	-0.267*** (0.0497)	0.685*** (0.0677)	0.133** (0.0609)	-0.0848 (0.0837)	-0.0487 (0.0757)	-0.342*** (0.0675)	0.417*** (0.0813)	-0.0751 (0.0766)
Techies_HAI x AltaRutina	-0.286*** (0.0922)	0.134** (0.0620)	0.153* (0.0854)	-0.0387 (0.0669)	0.450*** (0.116)	-0.412*** (0.108)	0.231** (0.0948)	0.134 (0.100)	-0.364*** (0.107)
Techies_NHAI	-0.447*** (0.0757)	-0.366*** (0.0924)	0.813*** (0.0736)	0.0371 (0.0715)	0.255** (0.103)	-0.292*** (0.0805)	-0.224** (0.0952)	0.497*** (0.0929)	-0.273*** (0.0782)
Techies_NHAI x AltaRutina	-0.251** (0.128)	0.264** (0.108)	-0.0124 (0.112)	-0.0470 (0.0883)	0.266 (0.166)	-0.219 (0.157)	0.0175 (0.142)	0.210* (0.126)	-0.228 (0.156)
Tamaño	9.60e-05*** (2.13e-05)	-1.15e-05 (1.17e-05)	-8.45e-05*** (2.21e-05)	-3.68e-05*** (1.32e-05)	-2.89e-05 (2.07e-05)	6.58e-05** (3.02e-05)	-9.19e-05*** (1.71e-05)	-1.62e-05 (1.11e-05)	0.000108*** (1.85e-05)
Constante	0.597*** (0.00329)	0.224*** (0.00249)	0.179*** (0.00309)	0.0985*** (0.00225)	0.426*** (0.00348)	0.475*** (0.00397)	0.343*** (0.00302)	0.180*** (0.00287)	0.477*** (0.00332)
EF por firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF por año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Observaciones	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391
R cuadrado	0.100	0.034	0.166	0.018	0.061	0.100	0.085	0.083	0.091
Cant. firmas	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar clusterizados a nivel firma. La variable dummy "alta rutina" también se incluye interactuada con los efectos fijos por año.

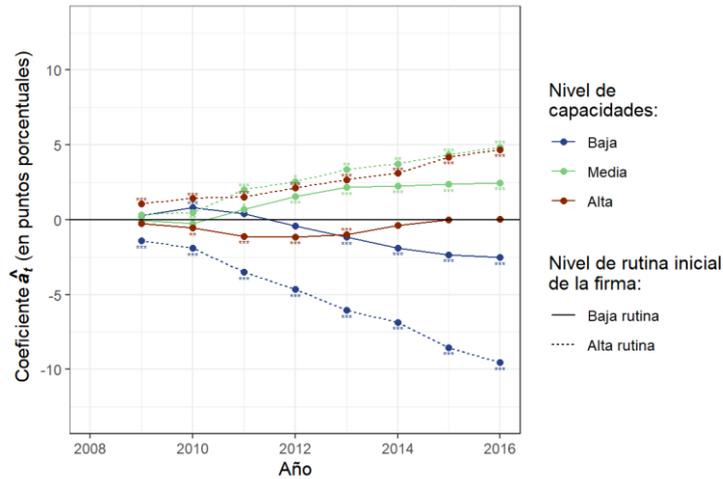
Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Como primera ilustración de los resultados, el Gráfico 6.5 representa las dummies temporales de las estimaciones (análogamente al Gráfico 6.1 para capacidades y al Gráfico 6.3 para rutina y rutina manual), mostrando de manera separada la evolución promedio de la estructura del empleo en firmas de baja rutina (líneas sólidas) y alta rutina (líneas punteadas). Los distintos paneles reflejan claramente que las transformaciones de la estructura del empleo dentro de las firmas es significativamente diferente según las mismas partan de niveles bajos o altos de contenido rutinario de su empleo. Dicho de manera sintética, las firmas que inician el período con niveles altos de rutina manifiestan transformaciones significativamente más importantes que las firmas que parten con estructuras del empleo que ya son de baja rutina. Y esta observación se manifiesta con todas las variables utilizadas para caracterizar el empleo: capacidades, rutina o rutina manual. Es importante resaltar que las transformaciones del empleo registradas para las firmas de alta rutina inicial las conducen hacia estructuras de más capacidades y menos rutinas, y lo hacen de una manera monótona con una tendencia firme año a año. En el caso de las firmas de baja rutina inicial, el comportamiento observado muestra

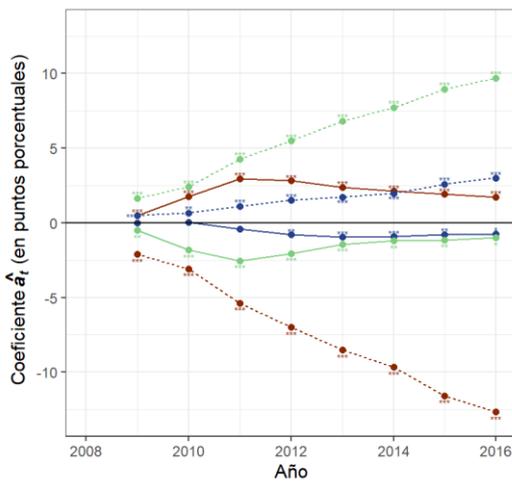
movimientos, si bien significativos, mucho más atenuados y con tendencias no monótonas.

Gráfico 6.5: Coeficientes \widehat{a}_{1t} y \widehat{a}_{4t} estimados a partir de la ecuación [3.23] y según nivel de rutina inicial de la firma para ocupaciones caracterizadas por capacidades (Panel A), rutinas (Panel B) y rutina manual (Panel C) en 3 categorías

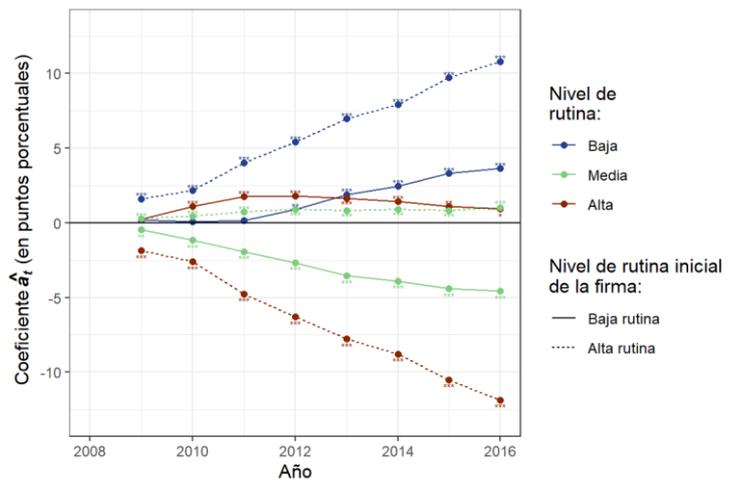
Panel (A): capacidades



Panel (B): rutina



Panel (C): rutina manual



Nota: los valores graficados son los coeficientes de las estimaciones de la ecuación [3.23] (presentadas en la Tabla 6.6) para las variables dummy anuales y las interacciones de estas con la variable de “alta rutina” (omitidas por brevedad en las tablas mencionadas). Las líneas sólidas representan la evolución temporal para las firmas de baja rutina inicial (\widehat{a}_{1t}) mientras que las líneas punteadas hacen lo suyo para las firmas de alta rutina inicial, es decir, representan los coeficientes de los efectos fijos anuales *sumando* el efecto de la interacción ($\widehat{a}_{1t} + \widehat{a}_{4t}$). En el caso de las firmas de baja rutina las estrellas señalan la significatividad estadística del coeficiente, mientras que para las firmas de alta rutina las estrellas indican la significatividad del coeficiente de interacción, es decir, muestran si la diferencia con el coeficiente correspondiente a las firmas de baja rutina es estadísticamente significativa.

Los valores han sido multiplicados por cien para mejorar la claridad en la interpretación.

***, ** y * indican la significatividad estadística al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH, SIPA y O*NET.

Pasando al análisis del rol de la heterogeneidad de las firmas en términos de innovación, al añadir el control de la rutina inicial de las firmas surgen algunos resultados interesantes que reflejan que las decisiones de innovación afectan de manera significativa las transformaciones del empleo, fundamentalmente en términos de contenido de rutinas y para las firmas que parten con estructuras del empleo con niveles de rutina alta.

Se comentan aquí los resultados más relevantes de la Tabla 6.6, que se obtienen de las estimaciones para la caracterización de las ocupaciones por rutina (manual y cognitiva), en las columnas [2.1] a [2.3]. Allí se aprecia que el efecto de Techies para las firmas que hacen AI (variable “Techies_HAI”) es significativo y positivo para la participación de empleo de baja rutina para todas las firmas (ver en columna [2.1] que la interacción con alta rutina no resulta significativa). Sin embargo, esta variable resulta sólo significativa en su interacción con alta rutina para las categorías de rutinas medias (columna [2.2]) y altas (columna [2.3]). Es decir, una mayor propensión a la adopción de tecnologías (Techies) en las firmas que hacen AI hace que reduzcan la participación de ocupaciones más rutinarias siempre y cuando inicialmente registren altos niveles de rutina: la innovación dinamiza la transformación en contra de ocupaciones rutinarias y a favor de ocupaciones de rutina media y baja. Para las firmas que no hacen AI, en cambio, una mayor propensión a la adopción de tecnologías se manifiesta en una menor proporción de ocupaciones de rutinas altas compensado por una mayor de rutinas medias, sin diferencias significativas según el punto de partida de rutina de la firma (las interacciones con la variable de alta rutina no son significativas, siguiendo por tanto conclusiones similares a las realizadas al analizar las estimaciones de la ecuación [3.22]).⁶⁴

6.2.2. Síntesis

Se extraen los siguientes puntos centrales de lo analizado en esta subsección:

⁶⁴ Los resultados para la caracterización de ocupaciones en términos de capacidades (columnas [1.1] a [1.3] de la Tabla 6.6) muestran que, si las firmas parten de niveles altos de rutina, los efectos de Techies en general se profundizan para las categorías de capacidades bajas y altas y se atenúan para las capacidades medias. Sin embargo, no hay evidencia estadística de que los efectos sean diferentes para firmas que hacen y no hacen AI. En el caso de la caracterización a partir de la rutina manual (columnas [3.1] a [3.3] de la Tabla 6.7), se aprecia que en las firmas que hacen AI, partir de altos niveles de rutina genera un impacto diferencial significativo de Techies para las categorías de rutinas manuales altas (negativo) y bajas (positivo), mientras que sólo lo hace para los niveles medios cuando la firma no hace AI.

- La estructura del empleo en las firmas innovativas (i.e. que hacen AI) es diferente en términos de capacidades y niveles de rutina a la de las firmas no innovativas.
- Las firmas que hacen AI emplean una mayor proporción de ocupaciones con capacidades altas en detrimento de las ocupaciones con capacidades medias y bajas. Asimismo, la participación de ocupaciones de rutinas bajas es mayor y las de rutinas medias menor en las firmas innovativas que en las no innovativas. La participación del empleo *techie* es también significativamente mayor en las firmas que hacen AI.
- El análisis econométrico muestra que, a nivel firma, aquellas con mayor propensión a la adopción de tecnologías (es decir, poseen mayor proporción de empleos *techie*) registran una participación más elevada de ocupaciones con capacidades altas y con rutinas bajas y medias.
- Cuando se considera el rol de la innovatividad, se registra que para las firmas innovativas una mayor propensión a la adopción de tecnologías se vincula con una mayor participación de ocupaciones de rutina baja, siendo no significativo el efecto para las firmas no innovativas.
- Además, en las firmas innovativas la menor proporción de ocupaciones de rutina alta impulsada por una mayor propensión a la adopción de tecnologías se compensa con mayor presencia de ocupaciones de rutinas medias y bajas. En las firmas no innovativas, en cambio, solo se ve compensada con ocupaciones de rutina media.
- Es relevante considerar el punto de partida de las firmas en términos del contenido rutinario de su empleo. Las firmas que registran transformaciones más dinámicas durante el período analizado son aquellas catalogadas inicialmente como de “rutina alta”. Estas son las firmas que avanzan de manera más significativa en incrementar la participación del empleo en ocupaciones con niveles más altos de capacidades y niveles más bajos de rutina.
- Adicionalmente, mientras mayor sea la propensión a la adopción de tecnologías, las firmas innovativas muestran una menor participación de ocupaciones más rutinarias siempre y cuando inicialmente registren altos niveles de rutina. Dicho de otra manera, la propensión a la adopción de tecnologías (aproximada por la variable *Techie*) dinamiza la desrutinización particularmente cuando las firmas hacen AI y son de alta rutina.

6.3. Innovación, experiencia en distintas tareas y probabilidad de empleo

6.3.1. *Comportamiento innovativo e innovador de las firma, tareas y probabilidad de empleo para el sector manufacturero*

En esta sección se observa cómo la actitud innovadora de la firma, aproximada por diferentes caracterizaciones de su comportamiento innovativo (cuando hacen AI) e innovador (cuando logran innovaciones en producto o proceso), afecta la probabilidad de empleo de los trabajadores según la experiencia que tengan en ocupaciones con distinto contenido de tareas (como antes, caracterizadas en las dimensiones de rutina/no rutina, manuales/cognitivas). Se presentan aquí los resultados de los análisis planteados en la sección 3.4.3.2 del Capítulo 3, que son una ampliación de los ejercicios econométricos del Capítulo 5 para incluir el rol del comportamiento innovativo e innovador de las firmas.

Los resultados de las estimaciones de la ecuación [3.24] se presentan en la Tabla 6.7. La variable dependiente de los modelos es una dummy que toma valor uno si el individuo se halla empleado en cada año en una de las firmas de la muestra y cero en caso contrario. Como en los ejercicios del Capítulo 5, se estiman modelos de probabilidad lineal a partir de la transformación *within*, aprovechando la estructura de panel de los datos. Las columnas [1] a [4] de tabla muestran los resultados según las distintas variables indicadoras del perfil innovador de las firmas. En las columnas [1] y [2] se consideran dos variantes de innovatividad de las firmas; por un lado, si hacen AI (variable “HAI”, definida en [3.18]) y, por otro, si adquieren MyE o HyS (variable “MyE_HyS”, definida en [3.25]). En estos dos casos las estimaciones se realizan para los trabajadores de todo el conjunto de firmas de la muestra. En las columnas [3] y [4] se presentan los resultados que surgen de caracterizar a las firmas innovativas a partir de si son innovadoras en procesos (variable “INN_PROC”, definida en [3.26]) o en productos (variable “INN_PROD”, variable definida en [3.27]).⁶⁵ A continuación, se discuten los resultados.

⁶⁵ En las columnas sombreadas de la tabla se mencionan los grupos de sectores de la taxonomía de Pavitt que presentan estimaciones con el signo y la significatividad observada para el total de la muestra correspondiente. Estos resultados se comentan en la subsección siguiente mientras que las estimaciones completas se presentan en el Anexo 9.

Tabla 6.7: Tipos de tareas, perfil innovador y probabilidad de empleo. Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.24]

Especificación:		Ecuación [3.24] - Modelos de panel (efectos fijos)						
Muestra:		Completa			Firmas que hacen AI			
Perfil innovador (PERFIL_INNO):	HAI	Grupo de sectores relevante	MyE_HyS	Grupo de sectores relevante	INNO_PROC	Grupo de sectores relevante	INNO_PROD	Grupo de sectores relevante
	[1]		[2]		[3]		[4]	
CNR	0.202*** (0.0300)	DPP IEE	0.118*** (0.0265)	BEC DPP	0.231*** (0.0307)	BEC DPP	0.155*** (0.0285)	DPP IEE
CNR x PERFIL_INNO	-0.171*** (0.0325)	DPP IEE	-0.0770*** (0.0295)	BEC DPP IEE	-0.246*** (0.0339)	BEC DPP IEE	-0.152*** (0.0320)	DPP IEE
CR	0.0625 (0.0385)		-0.113*** (0.0336)	IEE	-0.00299 (0.0401)		-0.184*** (0.0345)	IEE PRE
CR x PERFIL_INNO	-0.130*** (0.0413)	IEE	0.0824** (0.0370)		-0.0829* (0.0433)	BEC DPP IEE	0.126*** (0.0382)	DPP PRE
MNR	-0.0817** (0.0374)	DPP IEE	0.0276 (0.0332)		0.136*** (0.0381)	DPP PRE	0.0663* (0.0351)	DPP PRE
MNR x PERFIL_INNO	0.282*** (0.0402)	DPP IEE	0.165*** (0.0366)	BEC DPP	0.0874** (0.0420)		0.188*** (0.0395)	IEE
MR	-0.0785*** (0.0263)	BEC DPP	-0.201*** (0.0233)	DPP IEE	-0.297*** (0.0270)	BEC DPP IEE	-0.245*** (0.0254)	BEC DPP PRE
MR x PERFIL_INNO	-0.254*** (0.0282)	DPP PRE	-0.112*** (0.0257)	BEC DPP	-0.0654** (0.0298)	DPP	-0.134*** (0.0285)	DPP IEE
OFF	0.241*** (0.0398)		0.226*** (0.0358)		0.239*** (0.0449)		0.379*** (0.0388)	
OFF x PERFIL_INNO	0.105** (0.0436)		0.143*** (0.0403)		0.133*** (0.0492)		-0.0255 (0.0440)	
PERFIL_INNO	0.121*** (0.0461)		-0.130*** (0.0420)		0.0788 (0.0503)		0.0423 (0.0462)	
Tamaño	4.08e-05*** (3.66e-07)		4.12e-05*** (3.66e-07)		4.05e-05*** (3.69e-07)		3.98e-05*** (3.70e-07)	
Constante	0.863*** (0.0421)		1.061*** (0.0373)		0.928*** (0.0458)		0.958*** (0.0409)	
EF por individuo	Sí		Sí		Sí		Sí	
EF por año	Sí		Sí		Sí		Sí	
Observaciones	5,470,431		5,470,431		4,626,873		4,626,873	
Grupos	876,628		876,628		751,196		751,196	
R2	0.113		0.112		0.103		0.102	
F	49,203***		49,152***		40,368***		40,377***	

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Entre paréntesis se presentan los errores estándar robustos de las estimaciones. Los efectos fijos por año también incluyen interacciones con cada variable de perfil innovador de las firmas, según corresponda a la utilizada en cada columna.

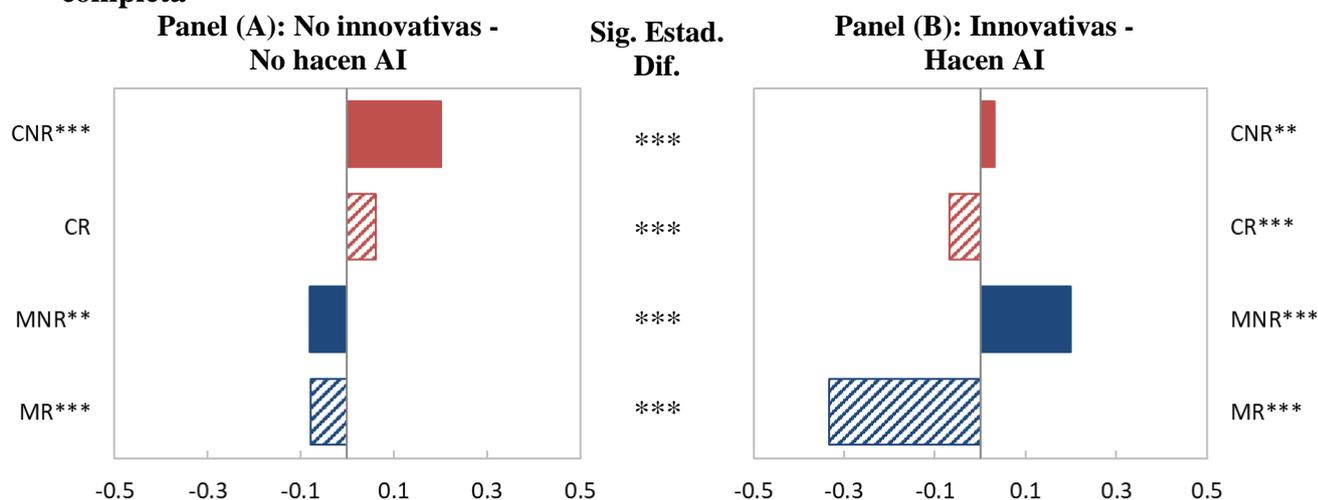
La variable PERFIL_INNO representa de manera genérica a las distintas variables de perfil innovador con que se caracterizan a las firmas. En cada una de las columnas [1], [2], [3] y [4] se indica cuál es la variable particular que se utiliza como interacción. Las mismas son (las definiciones completas se encuentran en la sección 3.4.3, Capítulo 3): HAI: dummy igual a 1 si la firma es innovativa (i.e. hace AI); MyE_HyS: dummy igual a 1 si la firma es innovativa en MyE o HyS (i.e. adquiere MyE o HyS para la innovación); INN_PROC: dummy igual a 1 si la firma es innovadora en procesos; INN_PROD: dummy igual a 1 si la firma es innovadora en productos.

Las columnas sombreadas en gris tituladas "Grupo de sectores relevante" registran aquellos grupos de sectores de la taxonomía de Pavitt en los que la estimación de la ecuación [3.24] arrojó resultados en línea con lo observado para el comportamiento general, en términos de signo y significatividad de cada coeficiente. Grupos de sectores (ver Tabla 3.5): BEC: Basados en la Ciencia; DPP: Dominados por Proveedores; IEE: Intensivos en Escala; PRE: Proveedores Especializados. Los resultados completos para los grupos sectoriales se presentan en el Anexo 9.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

Una primera instancia de diferenciación entre las firmas resulta de considerar si las mismas son innovativas. El Gráfico 6.6 representa en cada panel los coeficientes para cada subconjunto de firmas a partir de las estimaciones de la columna [1] de la Tabla 6.7⁶⁶. En la columna central se indica la significatividad estadística de la diferencia (“Sig. Estad. Dif.”) entre los coeficientes de cada grupo de firmas, rechazando la igualdad en todos los casos con valores de probabilidad menores al 1%. Adicionalmente, todos los coeficientes para las firmas innovativas son estadísticamente diferentes de cero, a diferencia de lo que sucede para las no innovativas, en donde las tareas CR no resultan significativas para explicar la probabilidad de empleo.

Gráfico 6.6: Probabilidad de empleo y tipos de tareas. Coeficientes asociados a cada tipo de tareas según innovatividad de las firmas (no hacen/hacen AI) – muestra completa



Nota: los valores graficados surgen de la columna [1] de la Tabla 6.7. Los coeficientes de cada tarea para las firmas innovativas se obtienen sumando al coeficiente de las firmas no innovativas el valor de la correspondiente interacción. En cada panel se indica junto al nombre de cada tarea su significatividad estadística. La columna central indica la significatividad de la diferencia entre los coeficientes de ambos grupos de firmas (es decir, la significatividad de las interacciones entre las variables de tareas y la dicotómica “HAI”).

***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

⁶⁶ Los valores para las firmas que hacen AI surgen de sumar los coeficientes obtenidos para cada tipo de tarea con las interacciones de estos con la variable, en este caso, “HAI”. En términos de la ecuación [3.24] presentada en el Capítulo 3, el efecto marginal sobre la probabilidad de empleo de las tareas cognitivas no rutinarias (CNR), por ejemplo, está dado por $\hat{a}_1 = 0.202$ para las firmas que no hacen AI y por $\hat{a}_1 + \hat{a}_6 = 0.202 - 0.171 = 0.031$ para las firmas que hacen AI. De manera análoga se computan para el resto de los tipos de tareas y variantes de caracterización del comportamiento innovador de las firmas.

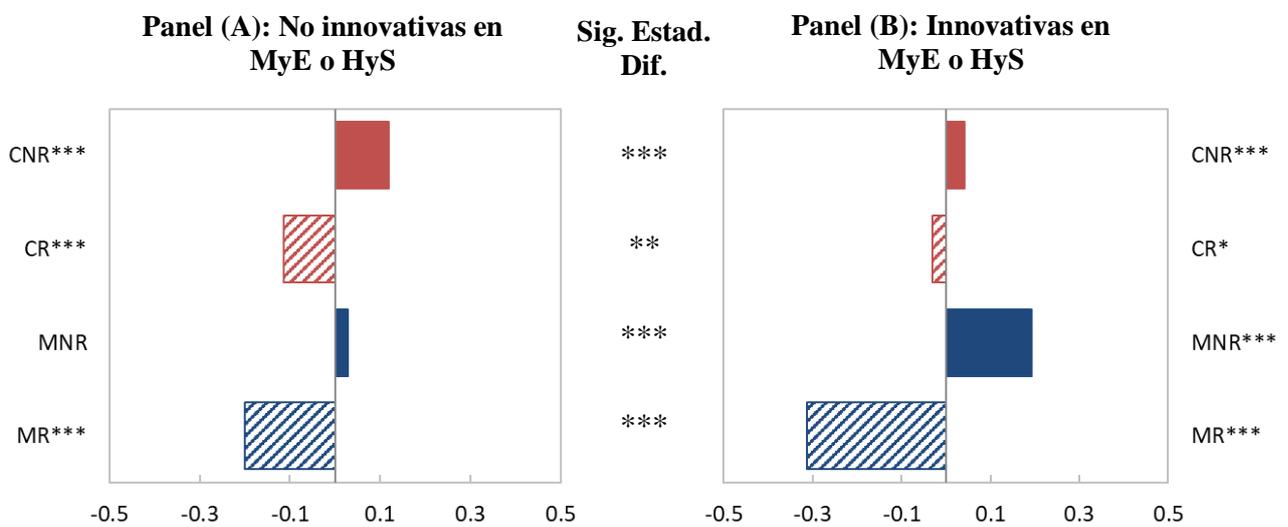
Enfocando el análisis en cada tipo de tarea, para el subconjunto de trabajadores de firmas innovativas la probabilidad de estar empleado decrece a mayor experiencia en ocupaciones con tareas de más alto contenido rutinario, tanto manuales como cognitivas (*ceteris paribus*). En particular, en el caso de las tareas MR el coeficiente es negativo para ambos conjuntos de firmas, pero el impacto registra ser significativamente mayor cuando se consideran las firmas que hacen AI (más de cuatro veces en valor absoluto), indicando que la experiencia en tareas MR disminuye la probabilidad de ser empleado especialmente cuando las firmas son innovativas. Por su parte, para las tareas CR, el coeficiente no resulta significativo para los trabajadores de firmas no innovativas, pero resulta negativo y significativo en las que sí lo son. En conclusión, las firmas que hacen AI son “ahorradoras” de tareas rutinarias con respecto a las que no hacen AI, dando evidencia a favor de las hipótesis de desrutinización acentuada para las firmas involucradas con la innovación (Hipótesis A y C). En relación con el contenido no rutinario de tareas, la probabilidad de ser empleado crece con la experiencia del trabajador en ocupaciones con mayor intensidad de tareas MNR (*ceteris paribus*) cuando se consideran las firmas innovativas, mientras que la probabilidad decrece dentro del subconjunto de firmas no innovativas. Finalmente, para las tareas CNR, si bien en ambos grupos de firmas el coeficiente es positivo y significativo, resulta menor para las firmas que hacen AI.⁶⁷

Cuando se emplea la caracterización de las firmas a partir de si son innovativas en MyE o HyS (columna [2] de la Tabla 6.7), también se registran diferencias significativas entre los coeficientes de ambos grupos; en el Gráfico 6.7 se representan las estimaciones. En este caso los signos y significatividades de los coeficientes van en el mismo sentido en ambos conjuntos de firmas. Sin embargo, para las firmas innovativas en MyE o HyS los coeficientes asociados a tareas de tipo manual, tanto rutinaria como no rutinaria, se ven aumentados, mientras que los asociados a tareas de tipo cognitiva, tanto rutinaria como no rutinaria, se ven atenuados. Es decir, la probabilidad de empleo se halla particularmente afectada por la experiencia de los trabajadores en ocupaciones con tareas de tipo manual en aquellas firmas innovativas en MyE o HyS. La asociación con la probabilidad de empleo resulta positiva si las tareas son MNR (efecto que no es

⁶⁷ Las variables de control (ver Tabla 6.7), muestran que el indicador de deslocalización (*OFF*) se relaciona con la probabilidad de empleo de manera directa para ambos tipos de firmas, aunque es mayor para las firmas que hacen AI. El tamaño de la firma, a su vez, se relacionan positivamente con la probabilidad de empleo.

significativo para las firmas no innovativas en MyE o HyS) y negativa si son de tipo rutinario. Considerando la experiencia del trabajador en tareas de tipo cognitivo, los efectos marginales resultan significativos para el subconjunto de firmas innovativas en MyE o HyS, con impacto positivo en la probabilidad de empleo para las tareas CNR y negativo para las CR, pero son menores (en valor absoluto) que en el subconjunto de firmas no innovativas en MyE o HyS.

Gráfico 6.7: Probabilidad de empleo y tipos de tareas. Coeficientes asociados a cada tipo de tareas según innovatividad en MyE o HyS



Nota: los valores graficados surgen de la columna [2] de la Tabla 6.7. Los coeficientes de cada tarea para las firmas innovativas se obtienen sumando al coeficiente de las firmas no innovativas el valor de la correspondiente interacción. En cada panel se indica junto al nombre de cada tarea su significatividad estadística. La columna central indica la significatividad de la diferencia entre los coeficientes de ambos grupos de firmas (es decir, la significatividad de las interacciones entre las variables de tareas y la dicotómica “MyE_HyS”).

***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

Como se mencionó para las dos estimaciones analizadas, las tareas CNR muestran impactos positivos sobre la probabilidad de empleo, pero los mismos son menores en los subconjuntos de firmas innovativas. Si bien no se postuló una hipótesis precisa sobre este comportamiento, es quizás un resultado llamativo. Una posible explicación puede partir de que las firmas innovativas poseen estructuras del empleo con mayor participación de ocupaciones con capacidades altas (ver Tabla 6.3), asociadas a tareas más intensivas en contenido cognitivo. Dada esta estructura, la experiencia en tareas cognitivas, y en CNR

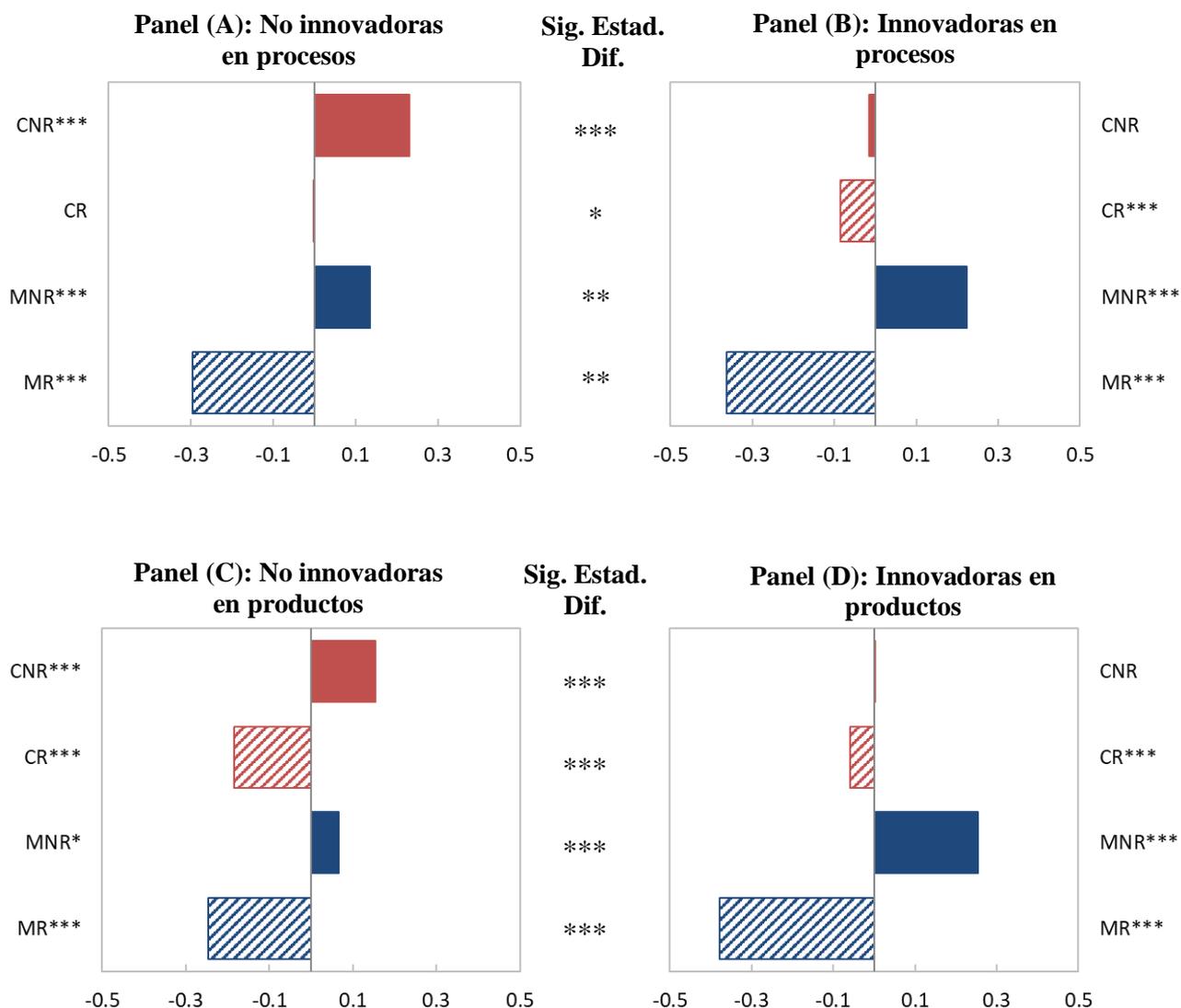
en particular, podría esperarse que impacte de manera positiva pero más atenuada sobre la probabilidad de empleo en relación con lo que se observa para las firmas no innovativas que poseen una menor participación de altas capacidades. En el Capítulo 7 de discusión se amplía esta cuestión, explorando otras hipótesis.

Los resultados previos, presentados en las columnas [1] y [2] de la Tabla 6.6, discriminan de dos maneras diferentes a las firmas en términos de si realizan esfuerzos de innovación. Ello permitió observar que estas caracterizaciones son significativas para explicar el rol diferencial que tienen los distintos tipos de tareas en la probabilidad de empleo de cada grupo de firmas. Una segunda dimensión de interés en el análisis de la innovación es la obtención de *resultados* de innovación, es decir, considerar si las firmas son *innovadoras*. Para aquellas firmas que efectivamente hacen AI, la ENDEI recaba información acerca de si esos esfuerzos han conducido a distintos tipos de resultados. Las estimaciones presentadas en las columnas [3] y [4] de la Tabla 6.6 exploran si la obtención de resultados de innovación de procesos o de productos son dimensiones relevantes para comprender los impactos de la experiencia de los trabajadores en distintos tipos de tareas sobre la probabilidad de empleo. El Gráfico 6.8 registra los coeficientes estimados para cada tarea al considerar la innovación de procesos (paneles A y B) y la innovación de productos (paneles C y D).

En el conjunto de firmas innovadoras en procesos la probabilidad de empleo se ve particularmente afectada por la experiencia en tareas de tipo CR, MNR y MR, en relación con las firmas no innovadoras (los coeficientes estimados resultan significativamente mayores, en valor absoluto, ver paneles A y B del Gráfico 6.8). La experiencia en tareas CNR, en cambio, se vuelve no significativa para explicar la probabilidad de empleo en este conjunto de firmas.

Por otra parte, es interesante notar que la experiencia en tareas CR no afecta la probabilidad de empleo en las firmas no innovadoras en procesos, pero la reduce en las firmas innovadoras. Es decir, la experiencia de los trabajadores con tareas *rutinarias* (tanto manuales como cognitivas) reduce la probabilidad de empleo cuando se consideran las firmas innovadoras en procesos.

Gráfico 6.8: Probabilidad de empleo y tipos de tareas. Coeficientes asociados a cada tipo de tareas para firmas que obtienen o no resultados de innovación en procesos (paneles A y B) y productos (paneles C y D) – muestra de firmas innovativas



Los valores graficados surgen de la columna [3] (para los paneles A y B) y la columna [4] (para los paneles C y D) de la Tabla 6.7. Los coeficientes de cada tarea para las firmas innovadoras (en productos o en procesos) se obtienen sumando al coeficiente de las firmas no innovadoras el valor de la correspondiente interacción. En cada panel se indica junto al nombre de cada tarea su significatividad estadística. La columna central indica la significatividad de la diferencia entre los coeficientes de ambos grupos de firmas (es decir, la significatividad de las interacciones entre las variables de tareas y las dicotómicas “INN_PROC” e “INN_PROD”, según corresponda).

***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

Finalmente, la caracterización a partir de los resultados de innovación en productos también arroja resultados con diferencias estadísticamente significativas (ver paneles C y D del Gráfico 6.8, basados en la columna [4] de la Tabla 6.7). En el caso de las tareas

manuales, tanto MNR como MR, para las firmas innovadoras en productos los efectos sobre la probabilidad de empleo se ven amplificados en relación con las no innovadoras (siendo positivos para las tareas MNR y negativos para las MR). Considerando las tareas cognitivas, la experiencia en CR afecta negativamente la probabilidad de empleo para todas las firmas, aunque de manera más atenuada para las innovadoras en productos. Las tareas CNR, por su parte, muestran un efecto nulo en el caso de las firmas que poseen resultados de innovación de productos y positivo para las firmas sin resultados de innovación.

En síntesis, lo observado para las tareas manuales es similar para las firmas innovadoras en procesos o en productos, registrándose efectos más pronunciados sobre la probabilidad de empleo en estos grupos. Para las tareas cognitivas, en cambio, los efectos son en general más atenuados, con la excepción de las tareas CR para las firmas innovadoras en procesos, que registran un resultado consistente con la desrutinización (esto no se observa para las no innovadoras en procesos). Por su parte, la experiencia en tareas CNR no afecta la probabilidad de empleo en los grupos de firmas innovadoras en procesos o en productos. Como antes, si bien no existe una hipótesis para este comportamiento, una posible explicación podría provenir de considerar que dentro del conjunto de firmas innovativas aquellas que son efectivamente innovadoras ya poseen estructuras de empleo con ocupaciones de alto contenido CNR que favorece la consecución de innovaciones, lo que conduce a que la experiencia en estas tareas no tenga un efecto marginal adicional sobre probabilidad de empleo.

6.3.2. Comportamiento innovativo e innovador de las firma, tareas y probabilidad de empleo: comentarios sobre la heterogeneidad sectorial

La ecuación [3.24], finalmente, se estima independientemente para cada uno de los grupos sectoriales definidos a partir de la taxonomía de Pavitt. En la Tabla 6.7 se registran, contiguo a cada estimación y para cada tipo de tarea, los grupos sectoriales que arrojan estimaciones con signo y significatividad similar a la observada para el total. Las salidas econométricas completas se presentan en el Anexo 9.

Puede apreciarse globalmente que los sectores DPP y los IEE son los que mayormente traccionan los distintos resultados relacionados con la desrutinización observados en el agregado. Si bien los resultados generales surgen de la combinación de todas las observaciones, es importante mencionar que estos dos grupos sectoriales son los que

contribuyen con más observaciones a la muestra total (un 73% de las observaciones son de firmas de sectores DPP o IEE). Como fue mencionado en el Capítulo 3, las firmas de estos sectores se caracterizan en general por tener una orientación tecnológica hacia la reducción de costos y las innovaciones en procesos (a diferencia de los BEC y los PRE, en donde son más características las innovaciones en productos y la búsqueda de mejoras en la calidad), cualidades que poseen particular relevancia al momento de pensar en la estructura del empleo. En los sectores DPP (en los que se incluyen ramas manufactureras tradicionales como por ejemplo firmas productoras de alimentos, muebles, textiles), resulta robusta la asociación negativa entre las tareas MR y la probabilidad de empleo, volviéndose el impacto más negativo al considerar cualquiera de las cuatro dimensiones que se han analizado para caracterizar el perfil innovador de las firmas. Sucede algo similar para los sectores IEE pero considerando las tareas CR: los distintos perfiles innovadores de las firmas profundizan la asociación negativa con la probabilidad de empleo (excepto cuando se considera la inversión en MyE o HyS, cuya interacción con las tareas CR no resulta significativa en este grupo). Estos sectores también abarcan industrias tradicionales, pero generalmente con mayor escala que los DPP; se encuentran aquí por ejemplo las industrias metalíferas, la producción de papel y de plásticos, y las automotrices, entre otras.

Los sectores BEC y de PRE acaparan solo un 27% de todos los datos de la muestra y por lo tanto resultan menos preponderantes en su influencia en los resultados globales. Sin embargo, algunos elementos interesantes resaltan. En primer lugar, los sectores BEC que se caracterizan por procesos de inversión en innovación más formales, con un rol importante de la ciencia, muestran resultados que no son robustos al considerar las distintas variantes de perfil de innovación, lo que puede asociarse a una mayor complejidad debido a las particularidades de cada subsector. De todas maneras, se registran patrones de desrutinización, en especial considerando aquellas firmas que invierten en MyE o HyS, en donde la experiencia en tareas MR reduce la probabilidad de empleo. También se registra en el subconjunto de firmas innovadoras en procesos una menor probabilidad de empleo asociada a las tareas CR. Finalmente, en el caso de los sectores de PRE, con una orientación de su innovación hacia los nuevos productos y las mejoras de calidad, el proceso de desrutinización se observa particularmente para las firmas innovativas en MyE o HyS, con una asociación negativa entre el contenido CR de las tareas y la probabilidad de empleo.

En suma, la desagregación de los efectos en términos de sectores industriales es relevante porque convalida los resultados generales, pero también arroja luz sobre particularidades que se asocian a las características de la producción y la innovación de cada grupo.

6.3.3. Síntesis

Como elementos centrales de la evidencia obtenida en esta subsección se mencionan:

- La experiencia de los trabajadores en ocupaciones con distinto contenido de tareas es relevante para explicar su probabilidad de empleo y los distintos perfiles de innovación de las firmas son mediadores estadísticamente significativos para analizar ese vínculo.
- La experiencia en tareas rutinarias (tanto manuales como cognitivas) disminuye la probabilidad de ser empleado en firmas innovativas mientras que la experiencia en tareas no rutinarias (tanto manuales como cognitivas) la aumenta. Es decir, las firmas innovativas registran un patrón de desrutinización en su demanda de empleo que no se observa completamente en las firmas no innovativas.
- Al caracterizar a las firmas a partir de su innovatividad en MyE o HyS, se registra que en aquellas que realizan este tipo de AI, la experiencia de los trabajadores en tareas de tipo manual, tanto rutinarias como no rutinarias, impacta en la probabilidad de empleo de manera más marcada en comparación con las firmas que no realizan esas adquisiciones. Lo contrario sucede para las tareas de tipo cognitivo, observándose coeficientes más atenuados para este tipo de tareas en las firmas innovativas en MyE o HyS.
- Enfocando el análisis en el conjunto de firmas innovativas y considerando si son o no innovadoras (es decir, si obtuvieron o no *resultados* de innovación, en procesos o en productos), se observa que existen diferencias significativas en los efectos de las distintas tareas sobre la probabilidad de empleo.
- Para las firmas innovadoras en procesos se registra un patrón completo de desrutinización en tanto la experiencia en tareas rutinarias, manuales y cognitivas, disminuye la probabilidad de empleo en las mismas. No sucede lo mismo para las firmas que son no innovadoras en procesos, en donde solo la experiencia en tareas MR reduce la probabilidad de empleo, sin resultados significativos para las tareas CR.

- La experiencia en tareas manuales afecta la probabilidad de empleo de manera amplificada en los conjuntos de firmas que obtienen resultados de innovación, ya sea de procesos o de productos. La probabilidad de empleo se ve particularmente incrementada con la experiencia en tareas MNR y particularmente disminuida con la experiencia en tareas MR para estos conjuntos de firmas.
- La experiencia en tareas CNR incrementa la probabilidad de empleo en las firmas innovativas, pero lo hace en menor medida que en las firmas no innovativas. Adicionalmente, dentro del conjunto de firmas innovativas, estas tareas incrementan la probabilidad de empleo en las firmas no innovadoras, mientras que los coeficientes no son significativos para los grupos de firmas que sí obtienen innovaciones de productos o de procesos. Se especula que este resultado llamativo podría vincularse a estructuras de empleo que de partida poseen ocupaciones más intensivas en tareas CNR en las firmas innovativas e innovadoras, conduciendo a los mencionados impactos atenuados o no significativos sobre la probabilidad de empleo.
- Existen heterogeneidades en los resultados según las ramas de actividad manufacturera que se consideren. Son de particular interés para influenciar los resultados agregados los patrones observados en los sectores DPP e IIE, que resultan preponderantes dentro de la estructura económica en términos de empleo. Estos sectores, cuyos patrones de innovación se basan en las innovaciones de procesos y las reducciones de costos, son los que conducen los resultados agregados de desrutinización.
- En los sectores DPP se registra una asociación negativa entre la experiencia de los trabajadores en tareas MR y la probabilidad de empleo, especialmente marcada si las firmas son innovativas (ya sea considerando la definición general o la innovatividad en MyE o HyS). Dentro del grupo de empresas innovativas, los efectos son particularmente marcados para las innovadoras en procesos o en productos.
- En los sectores IEE se registra una asociación negativa entre la experiencia de los trabajadores en tareas CR y la probabilidad de empleo, especialmente marcada para las firmas innovativas. Dentro de este último grupo de empresas, los efectos son particularmente marcados para las innovadoras en procesos o en productos.

7. Discusión

En el presente capítulo se discuten los resultados de los distintos análisis presentados en los Capítulos 4 a 6, poniéndolos en perspectiva con la literatura relevante, los objetivos y las hipótesis planteadas. Se organiza la discusión alrededor de los tres temas centrales planteados en las hipótesis: *desrutinización de la fuerza de trabajo*, *polarización laboral* y *el rol que poseen las firmas y sus decisiones vinculadas con la innovación* en estos procesos. Finalmente, se sintetizan los avances realizados sobre cada uno de los objetivos específicos relacionándolos con las hipótesis discutidas previamente.

7.1. **Hipótesis A: Desrutinización de la fuerza de trabajo**

El análisis de la desrutinización se ha llevado adelante de distintas maneras en los Capítulos 5 y 6, donde, debido a la disponibilidad de datos, el foco estuvo puesto en los trabajadores de un conjunto de firmas representativas de la industria manufacturera argentina.

La caracterización del empleo a partir del Índice Medio de Tareas (IMT) en el Capítulo 5 permitió observar a lo largo del período de análisis (2008-2016) una distinción clara entre la evolución de la intensidad de tareas manuales y cognitivas en el empleo, con caídas en las primeras y alzas en las segundas, sobre todo a partir del año 2012. Esto conduce a resaltar que en términos de desrutinización promedio del empleo, la misma solo es observable para las tareas manuales rutinarias, que han perdido intensidad en el empleo manufacturero durante el período. Las tareas cognitivas rutinarias, por su parte, y en contraposición a lo hipotetizado, evolucionan incrementando su intensidad promedio en el empleo. Estas tendencias para los distintos tipos de tareas son similares a las halladas en los trabajos de Apella y Zunino (2017) para Argentina y Uruguay, entre 1995 y 2015 (la coincidencia para Argentina se circunscribe al período 2003-2015); Aboal et al. (2020) para Uruguay entre 2003 y 2016; Hardy et al. (2016) para Polonia entre 1996 y 2014; y Keister y Lewandowski (2016) y Hardy et al. (2018), para distintos conjuntos de países de Europa Central y del Este a partir de mediados de la década del '90. Si bien cada uno de estos trabajos utiliza bases de datos y períodos de análisis diferentes, las metodologías

para caracterizar las tareas son similares a las empleadas en la presente investigación (utilizan la base O*NET y los lineamientos expuestos en Acemoglu y Autor, 2011, para especificar las distintas tareas) y resulta interesante resaltar la consistencia de observar una reducción en la intensidad de las tareas manuales rutinarias y un aumento en la intensidad de las cognitivas rutinarias. Concomitantemente, se registran también caídas en las tareas manuales no rutinarias e incrementos en las cognitivas no rutinarias. Es decir, en distintas economías se ha evidenciado un cambio a favor de las tareas cognitivas y en detrimento de las de tipo manual (tanto rutinarias como no rutinarias). Ahondando en las razones de estas transiciones, Keister y Lewandowski (2016) mencionan en particular la importancia de cierto rezago en el cambio estructural de los países de Europa del Este, donde ha predominado la caída en la participación de los sectores primarios, en comparación con economías más desarrolladas en donde predominan procesos de desindustrialización que explican la caída de las tareas cognitivas rutinarias. Apella y Zunino (2017) argumentan en esta línea para lo observado en Argentina. Es relevante también mencionar que Maurizio y Monsalvo (2021) encuentran para Argentina una tendencia decreciente durante el período 2003-2019 de una medida de intensidad de tareas rutinarias en el empleo, que, si bien no permite discriminar entre tareas manuales y cognitivas, responde a una caracterización de tareas estimadas específicamente para las ocupaciones a 2 dígitos de Argentina, a partir de la propuesta de Lewandowski et al. (2020).

En otros países, el patrón de desrutinización se presenta para todos los tipos de tareas rutinarias. Ha sido mencionado el trabajo de Autor et al. (2003) para la economía estadounidense, con un proceso de desrutinización desde 1980, con caídas en la intensidad de tareas rutinarias manuales y cognitivas. Spitz-Oener (2006) también encuentra un proceso completo de desrutinización en tareas manuales y cognitivas para Alemania entre 1979 y 1999, y un crecimiento en las tareas no rutinarias durante todo el período. Japón es otro ejemplo en este sentido (Ikenaga y Kambayashi, 2016). Un elemento común de todos los ejemplos previos que confirman procesos de desrutinización tanto en tareas de contenido manual como cognitivo, es que se trata de países con niveles de ingresos elevados, mientras que Argentina y el resto de países que no conforman con este comportamiento se hallan escalones más abajo en sus procesos de desarrollo. Una excepción parcial se encuentra en el trabajo de Vashisht y Dubey (2018) para la India, que si bien muestra un sendero de crecimiento de las tareas cognitivas rutinarias para la

economía en su conjunto entre 1983 y 2011, cuando se enfocan en el sector manufacturero, desde 2004 en adelante observan también caídas en el contenido cognitivo rutinario, es decir un patrón completo de desrutinización.

En resumen, el comportamiento del contenido de tareas en el agregado del sector manufacturero en Argentina sigue un sendero que se diferencia parcialmente del encontrado en las economías más desarrolladas y se asemeja al de otros países con niveles de ingreso más comparables; específicamente, se registra un crecimiento de las tareas de tipo cognitivas (rutinarias y no rutinarias), una caída de las tareas manuales no rutinarias y, en términos de desrutinización, una caída de tareas manuales rutinarias.

En conjunto con los resultados precedentes, los análisis realizados a nivel trabajador tendientes a estudiar econométricamente cómo la experiencia en los distintos tipos de tareas se vincula, *ceteris paribus*, con la probabilidad de empleo, arrojaron resultados interesantes. Se pudo observar que la experiencia en tareas rutinarias, tanto manuales como cognitivas, disminuye la probabilidad de ser empleado en la muestra de firmas, mientras que las tareas no rutinarias, tanto manuales como cognitivas, la incrementan. Esto se interpreta como la presencia de un proceso de desrutinización *en el margen* en todos los tipos de tareas. Combinando los dos análisis puede decirse que la experiencia de los trabajadores en tareas cognitivas rutinarias desalienta *ceteris paribus* su probabilidad de empleo, pero este proceso no se refleja en la intensidad de tareas agregada para el total del empleo. De continuar y/o profundizarse este patrón, eventualmente el agregado podría comenzar a reflejar una reducción en la intensidad de tareas cognitivas rutinarias, siempre recordando la naturaleza *ceteris paribus* de esta afirmación, con todas las restantes variables relevantes para el empleo y su estructura constantes. Aquí es también interesante considerar los argumentos que provienen de la intersección entre comercio y tecnología: como se menciona en Das y Hilgenstock (2018) las innovaciones no solo permiten automatizar tareas sino que también reducen considerablemente los costos de la *deslocalización del trabajo*. De los análisis econométricos fue posible observar que la variable que controla por la caracterización de deslocalización de las ocupaciones (“*OFF*”) repercute de manera positiva en la probabilidad de empleo, dando indicios de que el sector manufacturero argentino es probablemente demandante de trabajo deslocalizable. Es interesante notar que la variable de deslocalización posee correlación positiva únicamente con el índice de tareas cognitivas rutinarias (la correlación resulta negativa con los índices de tareas manuales y también lo es con el de

tareas cognitivas no rutinarias, aunque con un coeficiente de correlación muy bajo). De esta forma, la deslocalización implicaría cuando menos una atenuación del impacto negativo de la experiencia en tareas cognitivas rutinarias sobre la probabilidad de empleo.

No se encontró paralelo en la literatura de este tipo de análisis en términos de la vinculación entre probabilidad de empleo y tipos de tareas, excepto por el trabajo de Apella y Zunino (2017) para Argentina y Uruguay (ellos analizan la probabilidad de estar *desempleado*). Los resultados allí presentados arrojan algunas contradicciones con los de la presente investigación, en tanto encuentran una asociación negativa entre tareas cognitivas rutinarias y probabilidad de desempleo (y también una asociación negativa entre tareas manuales no rutinarias y probabilidad de desempleo). Las diferencias metodológicas podrían estar conduciendo estas diferencias en tanto en ese trabajo se emplea una muestra de individuos proveniente de la EPH para el año 2015, es decir, trabajan con un corte transversal para un año en particular y para todos los sectores de actividad económica (mientras que el análisis de este trabajo de tesis emplea un panel entre los años 2008-2016 de la población de trabajadores de una muestra de firmas representativas del sector manufacturero).

Finalmente, en el Capítulo 6 también se estudiaron los patrones de desrutinización, pero con la firma como unidad de análisis y caracterizando a las ocupaciones con una única dimensión de rutina. Los resultados mostraron que la participación de las ocupaciones de alta rutina (considerando un índice que abarca tanto los componentes de rutina manual y cognitiva) se redujo dentro de las firmas de manera monótona durante todo el período analizado, viéndose compensada principalmente por ocupaciones con niveles de rutinas medias y, en menor medida, de baja rutina. Es decir, se confirma que el fenómeno de desrutinización se produce también internamente a las firmas. No se ha identificado literatura que permita contrastar este resultado de manera directa ya que los estudios que se enfocan en analizar el contenido de tareas en general no emplean a la firma como unidad de análisis, mientras que es la literatura más vinculada con la economía de la innovación la que usualmente analiza a las firmas, pero sin avanzar en el tipo de tareas que desarrollan los trabajadores. Más allá de esto, el fenómeno podría vincularse al patrón de polarización laboral observado en la literatura, cuyos resultados particulares se comentan en la próxima subsección. En esta sección merece la pena mencionarse a los únicos dos análisis sobre polarización laboral hallados que emplean información a nivel de la firma (y que por lo tanto son contrastables con los resultados para Argentina): el

trabajo de Heyman (2016) para Suecia y el de Harrigan et al. (2020) para Francia, ambos reportando evidencia favorable de polarización intra-firma. En esos trabajos, se observa también que intervienen de manera crucial características micro de la firma tales como sus niveles iniciales de rutina o su potencial de adopción tecnológica, temas que se discuten más abajo.

7.2. Hipótesis B: Polarización laboral

El fenómeno de polarización laboral fue abordado particularmente en el Capítulo 4 de la tesis. Allí se encontraron patrones parcialmente consistentes con el ahucamiento para la economía en su conjunto, con caídas en la participación de ocupaciones de capacidades intermedias y alzas en las de más altas capacidades. Sin embargo, la reducción en la participación de las ocupaciones de capacidades más bajas contradice lo esperado por el ahucamiento laboral. Por otra parte, los resultados difieren claramente al analizar por separado los sectores de manufacturas y de servicios, siendo estos últimos los que conducen mayormente el resultado agregado para toda la economía, mientras que en los sectores manufactureros la evidencia rechaza claramente la polarización laboral, con una transformación del empleo desde ocupaciones de *muy bajas* capacidades hacia ocupaciones en el escalón siguiente de capacidades (*bajas*). Harrigan et al. (2020) registran resultados en la misma línea cuando analizan sectores manufactureros versus no manufactureros de Francia, observando un patrón de *skill upgrading* en los primeros y uno más consistente con la polarización laboral en los segundos.

Como fue registrado en la revisión de la literatura, el fenómeno de polarización laboral encuentra consistentemente sustento en una serie de países desarrollados (Autor et al., 2006; Goos y Manning, 2007; Goos et al., 2009; e Ikenaga y Kambayashi, 2016, entre otros trabajos). En los pocos estudios para países en desarrollo, sin embargo, y en particular para América Latina, la evidencia tiende a rechazar la presencia del fenómeno. En el único antecedente hallado para Argentina, Maurizio y Monsalvo (2021) rechazan la hipótesis de polarización laboral entre 2003 y 2019. Las fuentes de datos utilizadas por las autoras son similares a las empleadas en el Capítulo 4 de la presente investigación (EPH) y si bien existen algunas diferencias metodológicas con los ejercicios aquí realizados, se considera que las mismas son menores. Un punto de contacto importante

es el registro de caídas en la participación de ocupaciones de salarios (capacidades) más bajas, lo cual va en contradicción clara con la polarización laboral.

La evidencia para otros países en desarrollo es también mayormente desfavorable. Messina y Silva (2017) analizan el fenómeno en Brasil, Chile, México y Perú (a partir de encuestas de hogares y, aproximadamente, para el primer decenio del siglo XXI), encontrando solo en Chile alguna evidencia de ahuecamiento. En el resto de los países el patrón muestra una pérdida de ocupaciones de bajas capacidades compensada por aumentos modestos y parejos en el resto de la distribución. Maloney y Molina (2016) estudian el fenómeno para 21 países en desarrollo de África, América Latina (Argentina no se encuentra comprendida) y Asia, encontrando sólo algunas tendencias consistentes con la polarización para Indonesia, Brasil y México. Estos autores esgrimen que la ocurrencia de polarización laboral depende de una serie de elementos que podrían no encontrarse en los países en desarrollo como lo hacen en los países desarrollados. Por ejemplo diferentes estructuras ocupacionales, impactos diversos de la deslocalización, el nivel de capacidad de absorción tecnológica del país y la existencia de capacidades de la fuerza laboral que puedan complementarse con las tecnologías, entre otros factores, implican que el ahuecamiento laboral no sea necesariamente esperable.

A partir de los análisis realizados a lo largo del trabajo se han encontrado al menos dos elementos que previenen del hallazgo de polarización laboral en Argentina. En primer lugar, las ocupaciones de capacidades más bajas, que registran una tendencia a la baja de su participación en el empleo, *son también las de niveles rutinarios más elevados*, hecho que ha sido también registrado en Maurizio y Monsalvo (2021). Esto va en contra de los postulados iniciales que justifican el ahuecamiento laboral como manifestación del CT sesgado a la rutina (ya que se requiere que las ocupaciones más intensivas en tareas rutinarias, tanto manuales como cognitivas, se ubiquen en el centro de la distribución de capacidades -o salarios-, mientras que las ocupaciones con tareas no rutinarias lo hagan en los extremos). En segundo lugar, como fue mencionado previamente, si Argentina es demandante de trabajo deslocalizable y este es intensivo en tareas rutinarias, se tiene como resultado un efecto de posible compensación a lo esperado por el ahuecamiento laboral (sobre Argentina como demandante de trabajo deslocalizable se encontraron ciertos indicios en las estimaciones econométricas de esta investigación y también puede rastrearse evidencia en otros trabajos; por ejemplo en López et al. (2010) se comenta la creciente importancia de los sectores exportadores de servicios que se asocian

directamente a ocupaciones deslocalizables). En síntesis, en Argentina parecen existir características y fuerzas que hacen que la polarización laboral no sea una descripción adecuada para la dinámica del mercado laboral.

Finalmente, en el Capítulo 6 se abordó el fenómeno con el foco puesto en las firmas del sector manufacturero como unidad de análisis. Se encontró una tendencia monótona de reducción en la participación de ocupaciones con capacidades bajas y un aumento de las ocupaciones de capacidades medias y altas, dentro de las firmas. Las caídas más significativas se dan en la participación de las ocupaciones de muy bajas capacidades mientras que las alzas acontecen fundamentalmente en la participación de las ocupaciones de altas capacidades (mas no en las de *muy altas* capacidades). Estos patrones no son consistentes con un fenómeno de polarización laboral intra-firma. Como fue mencionado previamente, existen pocos trabajos en la literatura para conversar con estos resultados (con análisis a nivel de firma y emparejando datos de empleados-empleadores) y los existentes son de economías desarrolladas con estructuras probablemente alejadas de la de Argentina. Entre ellos se incluye el de Heyman (2016) para la economía sueca que registra un patrón parcial de polarización, con caída en la participación de ocupaciones de salarios medios y alzas en las de salarios altos, pero cambios no significativos en las de salarios bajos. Böckerman et al. (2019) para Finlandia encuentran evidencia de polarización a nivel agregado y también a nivel de firmas, mientras que Harrigan et al. (2020) hacen lo suyo para Francia, aunque encuentran que el componente principal que explica la polarización es el ajuste intra-industrias a través de los cambios en los tamaños de las firmas, más que a través de transformaciones intra-firmas. En estos tres trabajos citados, además, se analiza el rol que la firma tiene en términos de distintas inversiones o características que se vinculan con el comportamiento innovador. Este será el tema de discusión de la subsección siguiente.

7.3. Hipótesis C: Rol de las firmas y sus decisiones vinculadas a la innovación

La tercera hipótesis planteada en este trabajo de investigación pone el foco en las decisiones relacionadas con la actividad innovadora de las firmas como un elemento central para poder entender las transformaciones en el empleo. Si el CT y la innovación están transformando la manera en que se realiza la producción y, por ende, el rol que desempeña el factor trabajo, esto llama a considerar de manera explícita en los análisis

empíricas medidas o indicadores de CT o innovación. De otra manera, los factores de CT e innovación quedan solo sobreentendidos o asumidos en los análisis a partir de las transformaciones registradas en el mercado laboral.

En el Capítulo 4 de esta tesis se puso de manifiesto que las tendencias en las horas trabajadas sin uso de tecnologías son decrecientes en el total del empleo y para la mayor parte de las ocupaciones consideradas individualmente, a medida que la adopción de MyE o TIC complementan su desempeño. Este es un primer indicio de adopción tecnológica que es necesario plasmar como prerrequisito para asociar los cambios acontecidos en el mercado laboral con el CT y la innovación. En el Capítulo 5 se pudo observar que la asociación entre tipos de tareas y la probabilidad de empleo es heterogénea entre sectores de actividad agrupados de acuerdo con sus senderos tecnológicos y de innovación. Se observó también que esos resultados podían en general esperarse dada la caracterización de cada grupo sectorial, dando un nuevo indicio de la importancia de considerar las heterogeneidades en el comportamiento innovador para estudiar los cambios en el empleo. Finalmente, en el Capítulo 6, dedicado específicamente a la cuestión que atañe a esta sección, se explotó la posibilidad de analizar trabajadores vinculados a firmas que fueron caracterizadas de diversas maneras en su comportamiento innovador y/o innovativo. De esta manera se conectan de manera directa las características del empleo con aquellas decisiones vinculadas a la innovación.

Los resultados descriptivos mostraron que las estructuras del empleo en términos de capacidades y rutinas son diferentes en las firmas según su innovatividad, con una mayor participación de empleo de altas capacidades y bajas rutinas en las que son innovativas. Adicionalmente, se mostró económicamente que las firmas registran mayores participaciones de empleo de capacidades altas y rutinas bajas mientras más alta sea su propensión a la adopción tecnológica. Este resultado podría ponerse en paralelo con lo hallado en Brambilla y Tortarolo (2018), que muestran que las firmas manufactureras argentinas que invierten en TIC reducen la proporción de empleos de bajas capacidades. En esta línea se encuentra el trabajo de Iacovone y Pereira-López (2018) para México, que registra también impactos positivos de la inversión en TIC sobre el ratio de empleo calificado/no calificado. De manera más general, los resultados se relacionan con la evidencia a favor de la hipótesis del SBTC (ver, por ejemplo, Machin y Van Reenen, 1998). Un resultado en una dirección diferente se halla en Almeida, Fernandes, et al. (2017) que analizan para Chile el impacto de la adopción de “software complejo” por

parte de las firmas, encontrando que se asocia en el mediano plazo a una expansión de empleos administrativos y de producción de baja calificación, y a reducciones de los gerentes y trabajadores de la producción de mayor calificación. Estos resultados diversos muestran que no es neutral el tipo de tecnología o indicador de innovación que se utilice para caracterizar las decisiones de las firmas.

Otro resultado interesante relacionado con la heterogeneidad de las firmas es que los niveles iniciales de rutina en la estructura del empleo son determinantes de los cambios subsiguientes. Aquellas firmas que inicialmente son de “alta rutina” muestran las dinámicas más claras de incrementos en la participación de ocupaciones de capacidades altas y rutinas bajas y disminuciones en la participación de las ocupaciones de bajas capacidades y altas rutinas. En Heyman (2016) se registran resultados en la misma línea para las firmas suecas, mostrando que aquellas que parten el período de análisis con altos niveles de rutina son las que explican la caída en la participación de las ocupaciones más rutinarias (las de salarios intermedios en ese trabajo). Maloney y Molina (2016) y Das y Hilgenstock (2018) ponen de relieve la importancia de considerar la estructura ocupacional y los niveles de rutina iniciales para pensar en los comportamientos subsecuentes, pero lo plantean para pensar en las diferentes perspectivas entre países en desarrollo y desarrollados.

Avanzando en la discusión, finalmente se estudió la asociación entre la experiencia de los trabajadores en distintos tipos de tareas y la probabilidad de ser empleados en firmas con diferentes actitudes frente a la innovación. De esta manera se completa el ejercicio comenzado en el Capítulo 5, para abarcar el comportamiento innovativo e innovador de las firmas como mediadores relevantes. Los resultados confirman de manera general que los distintos perfiles de innovación de las firmas son estadísticamente significativos para analizar ese vínculo entre tareas y probabilidad de empleo. La experiencia de los trabajadores en *tareas rutinarias cognitivas y manuales desalienta la probabilidad de empleo solo en las firmas innovativas* (i.e. aquellas que realizan algún tipo de inversión en AI), mientras que la experiencia en *tareas no rutinarias cognitivas y manuales incrementa la probabilidad de empleo solo en el conjunto de firmas innovativas*. Este resultado pone de relieve la importancia de individualizar al conjunto de firmas con comportamientos innovativos para analizar el patrón de desrutinización.

Los resultados anteriores pueden ponerse en paralelo con los obtenidos en trabajos que asocian la relevancia de considerar explícitamente distintas inversiones en tecnologías o

innovaciones para entender las demandas diferenciales de tareas, si bien es reducido el número de estudios que caracterizan específicamente el comportamiento de las firmas. El trabajo pionero de Autor et al. (2003) para EEUU encuentra que los procesos de desrutinización y mayor demanda de tareas no rutinarias se hallan vinculados a las inversiones en tecnología computacional. En De La Rica y Gortazar (2016), se muestra también que el uso de TIC en el trabajo es un factor importante para explicar los diferentes grados de desrutinización observados entre países (de la OCDE). En un análisis para las distintas regiones y ramas de actividad en Brasil, Almeida, Corseuil, et al. (2017) encuentran que la adopción de tecnologías digitales se asocia con un cambio en la composición del empleo a favor de las ocupaciones no rutinarias y en contra de las rutinarias. Pasando a los trabajos que explícitamente consideran las decisiones a nivel de la firma, en Böckerman et al. (2019) se resalta la importancia de analizar el fenómeno a este nivel debido a que allí se toman las decisiones de empleo. Los autores encuentran que el uso de TIC en las firmas finlandesas se asocia con una mayor participación de ocupaciones con tareas abstractas y una menor participación de ocupaciones con tareas rutinarias, sosteniendo la hipótesis de desrutinización asociada a ciertas decisiones de las firmas.

Una perspectiva diferente surge del trabajo de Almeida, Fernandes, et al. (2017), mencionado previamente, que muestra que la adopción de “software complejo” por parte de las firmas chilenas impacta de manera positiva en los índices de tareas rutinarias (manuales y cognitivas) y no rutinarias de tipo manual, mientras que afecta negativamente el componente de tareas cognitivas no rutinarias. Los autores interpretan que el carácter avanzado del tipo de tecnología considerado provoca la automatización de tareas complejas y abstractas realizadas por trabajadores calificados, afectando el mercado laboral de manera diferente a lo observado por las tecnologías que sustituyen tareas de tipo rutinario. Esta es una discusión incipiente pero presente en la literatura, que complejiza las nociones de rutina y las posibilidades de automatización a partir de la tecnología de cara hacia el futuro (por ejemplo el renombrado artículo de Frey y Osborne, 2017, hace una discusión en este sentido).

En los resultados hallados en esta tesis, uno llamativo fue que para las firmas innovativas la experiencia en tareas CNR registra una asociación positiva con la probabilidad de empleo, pero con un coeficiente de menor magnitud que el obtenido para las firmas no innovativas. Adicionalmente, el efecto de la experiencia en estas tareas se vuelve no

significativo cuando se consideran las firmas que son efectivamente innovadoras (es decir, tienen *resultados* de innovación, en procesos o en productos). Especulativamente, y vinculándolo con los hallazgos de Almeida, Fernandes, et al. (2017), podría pensarse que estos conjuntos de firmas, que invierten en innovación y que innovan, poseen cierta complejidad en sus tecnologías y empleo que impulsa un vínculo atenuado entre las tareas CNR y la probabilidad de empleo (si bien no “ahorrando” tareas CNR como sugerirían los citados autores). Otra explicación podría encontrarse a partir de las ideas de Beaudry et al. (2016), donde se analiza la reversión en la demanda de tareas de tipo cognitivo en la economía norteamericana a partir del año 2000. Los autores proponen que la demanda de tareas cognitivas crece durante los períodos de adopción tecnológica construyendo un stock, para luego desacelerarse. Si bien este argumento se realiza originalmente para la economía agregada, podría extenderse para pensar que firmas innovativas e innovadoras construyen en particular un stock de capacidades cognitivas no rutinarias durante los períodos de adopción. Los resultados alcanzados en esta tesis, entonces, podrían estar mostrando para el grupo de firmas innovativas e innovadoras un mecanismo con las particularidades descriptas.

Finalmente, los trabajos de Heyman (2016) y Harrigan et al. (2016) también muestran de distintas maneras que las decisiones de las firmas son relevantes para estudiar los patrones de desrutinización, analizados desde la perspectiva del ahucamiento laboral. En el primer caso, como fue mencionando previamente, el punto de partida de las firmas en términos de la intensidad de ocupaciones rutinarias permite explicar el subsecuente sendero de desrutinización, señalando que existen decisiones micro que van transformando las estructuras a partir de aprovechar ciertas oportunidades. El segundo trabajo encuentra que la propensión a la adopción tecnológica de una firma (medida por el empleo *techie*) es un predictor relevante de la polarización laboral intra-firma.

En suma, los resultados obtenidos en esta investigación se alinean con la literatura que pone de relieve la necesidad de considerar la heterogeneidad de las firmas y sus decisiones tecnológicas y de innovación de manera explícita para estudiar los cambios en el empleo y los distintos tipos de tareas involucradas en el mismo.

7.4. A modo de síntesis: retomando objetivos e hipótesis

Como cierre del capítulo de discusión, se retoman los objetivos específicos planteados en el Capítulo 3, poniendo en perspectiva, luego de toda la investigación realizada, el avance sobre cada uno de ellos y también cómo los resultados permitieron validar o no las distintas hipótesis. A los fines de agilizar la lectura, se reescribe cada objetivo específico para luego discutirlo.

***Objetivo específico 1:** Caracterizar las ocupaciones laborales y su evolución en la economía argentina. Indagar acerca del uso de tecnología en las ocupaciones y en la existencia de polarización laboral.*

Este objetivo fue trabajado en el Capítulo 4, donde se avanzó en la caracterización de las ocupaciones a partir de distintas dimensiones de interés (horas trabajadas, capacidades, salarios), haciendo hincapié en el uso de tecnologías por parte de los trabajadores. Se pudo registrar una retracción en la cantidad de horas trabajadas sin uso de tecnologías, compensada por una mayor cantidad de horas con uso de MyE y TIC. En particular, se observó que en los sectores manufactureros prevalece el uso de MyE, con tendencias crecientes de uso en ocupaciones de mayor contenido de tareas manuales. Las TIC, por su parte, permean tanto en sectores manufactureros como de servicios y de forma más distribuida entre distintas ocupaciones (aunque con un sesgo hacia aquellas con mayor contenido de tareas cognitivas). Estas observaciones permiten sentar una base para analizar los posibles efectos del CT y la innovación al registrar que efectivamente hay datos de una transformación en la manera de trabajar durante el período analizado.

El análisis de la polarización laboral arrojó resultados con evidencia mixta acerca de la ocurrencia de este fenómeno. Se registró un patrón global estilizado de ahuecamiento a partir de algunos ejercicios econométricos, pero la observación de las tendencias por grupos de ocupaciones arroja una tendencia descendente clara en la participación en el empleo de ocupaciones de capacidades muy bajas, hecho que se observó tanto en los sectores manufactureros como de servicios. Ello contradice lo esperado por el ahuecamiento laboral, llevando a rechazar la **Hipótesis B** del trabajo. Por otra parte, en el Capítulo 6 se registró que una de las premisas sobre las que se basa el fenómeno de la polarización laboral no se satisface en la economía argentina ya que las ocupaciones más rutinarias son también las que registran menores capacidades por parte de sus

trabajadores. Es precondition para observar el “ahuecamiento” del mercado laboral que las ocupaciones de más altas rutinas se ubiquen en el centro de la distribución de capacidades (o salarios).

Objetivo específico 2: *Estudiar las ocupaciones desde el enfoque de tareas y su rol en el empleo de Argentina. Determinar si existe evidencia de “desrutinización” y de polarización laboral.*

En el Capítulo 5 se puso el foco en este objetivo. Una primera consideración que debe hacerse es que, debido a las restricciones de datos, el estudio pudo realizarse exclusivamente considerando el empleo formal de los sectores manufactureros (esto también se extiende para los análisis relacionados con el Objetivo específico 3), con lo cual el alcance de los resultados no abarca a la economía argentina en su totalidad.

El estudio del empleo a partir del enfoque de tareas permitió observar que las tareas cognitivas han ganado preponderancia durante el período analizado, en contraposición a las de tipo manual, que se han vuelto menos intensivas dentro del empleo. Este patrón se da tanto en las dimensiones de tareas rutinarias como no rutinarias, señalando que el patrón de desrutinización es parcial al registrarse que sólo las tareas rutinarias de tipo manual pierden intensidad en el empleo agregado del sector manufacturero, mientras las tareas rutinarias de tipo cognitivo la incrementan. Conjuntamente a este resultado se registró que la experiencia de los trabajadores en ocupaciones con distintas intensidades de tareas afecta de manera diversa su probabilidad de ser empleados. En este caso sí pudo observarse un patrón de desrutinización tanto para tareas manuales rutinarias como para las cognitivas rutinarias; es decir, *ceteris paribus*, la experiencia en tareas rutinarias disminuye la probabilidad de empleo. En suma, el avance sobre este objetivo permite aceptar parcialmente la **Hipótesis A** de desrutinización cuando se considera el comportamiento agregado del empleo, pero se acepta de manera completa al analizar los efectos marginales de las tareas rutinarias sobre la probabilidad de empleo. Se entiende que estos resultados no son contradictorios, sino que miden márgenes diferentes.

Estos mismos elementos pueden leerse en términos de polarización laboral para dar indicios acerca de la **Hipótesis B**. Desde la perspectiva del tipo de tareas, la hipótesis requeriría observar reducciones en las tareas rutinarias (asociadas, hipotéticamente, a ocupaciones de capacidades intermedias) e incrementos en las no rutinarias (predominantes en ocupaciones de capacidades bajas y altas, de acuerdo con las

premisas). Podría decirse que los resultados en términos de probabilidad de empleo muestran un sesgo “polarizador”, en tanto la experiencia en tareas rutinarias reduce la probabilidad de empleo y la experiencia en no rutinarias la incrementa. Sin embargo, considerando la intensidad de tareas registrada en el agregado del empleo a partir del IMT, la **Hipótesis B** se rechaza en tanto los senderos para las tareas CR y MNR van en la dirección opuesta. Por otra parte, como fue observado previamente, en la economía argentina no se verifican las premisas necesarias sobre las que se asienta el fenómeno, ya que las ocupaciones con mayor preponderancia de tareas rutinarias no se ubican en el centro de la distribución de calificaciones sino en el extremo inferior, lo que deriva en que no se observe el patrón de ahuecamiento.

Objetivo específico 3: *Establecer el rol de las firmas en los procesos de desrutinización y polarización laboral. En particular, analizar el rol que juegan distintos perfiles de innovatividad de las firmas en estos procesos.*

Los análisis que involucraron atender de distintas maneras el rol de innovatividad de las firmas se presentaron en el Capítulo 6. Se observó que las firmas más propensas a la adopción tecnológica poseen mayor participación de empleo en ocupaciones de capacidades altas y rutinas bajas. También que son las firmas innovativas con mayor propensión a la adopción tecnológica las que explican la mayor participación de ocupaciones de rutina baja. Por su parte, el nivel rutinario inicial en la estructura del empleo de las firmas es también un factor fundamental para observar la desrutinización posterior. Es decir, como resultado general se evidenció que la heterogeneidad de las firmas ejerce un rol significativo para explicar distintos patrones de empleo, en términos de capacidades y de rutina.

Los análisis mostraron también que la experiencia de los trabajadores en tareas rutinarias reduce la probabilidad de empleo y la experiencia en tareas no rutinarias la incrementa, para tareas manuales y cognitivas, solo cuando se consideran las firmas innovativas. A su vez, la caracterización de las firmas innovativas a partir de sus resultados de innovación mostró ser relevante para entender algunos de estos comportamientos. Por ejemplo, se observó que las firmas innovadoras registran efectos amplificados sobre la probabilidad de empleo de la experiencia en tareas manuales (rutinarias y no rutinarias) y también que la experiencia en tareas CR afecta de manera negativa la probabilidad de empleo si la firma es innovadora en procesos, pero es irrelevante si la firma no innova en procesos.

Estos análisis revelaron también importantes diferencias al ser llevados adelante para distintos grupos sectoriales caracterizados por patrones de innovación diferentes (utilizando la taxonomía de Pavitt). Así, por ejemplo, son los sectores “dominados por proveedores” y los “intensivos en escala” los que impulsan los coeficientes negativos para la asociación entre tareas rutinarias y probabilidad de empleo. Estos grupos sectoriales, a muy grandes rasgos, se caracterizan por trayectorias de innovación basadas en reducciones de costos e innovaciones de procesos, que se manifiestan particularmente relevantes para pensar en las decisiones sobre empleo de las firmas. Estos resultados también señalan la importancia de considerar explícitamente los distintos comportamientos innovadores para entender las transformaciones en el empleo y las tareas que se desempeñan dentro de las firmas.

En suma, la **Hipótesis C** se acepta al observar que los perfiles de innovatividad de las firmas (en distintas dimensiones: propensión a la adopción tecnológica, innovatividad, innovación e incluso grupos de sectores de actividad con características de innovación diferentes) son relevantes para explicar (con matices y particularidades según los indicadores utilizados) los procesos de *desrutinización* de la fuerza laboral. Se rechaza la hipótesis, sin embargo, en términos de polarización laboral, lo cual es un resultado esperable al no verificarse en Argentina que las ocupaciones menos rutinarias requieran los niveles más altos y más bajos de capacidades y, las más rutinarias, niveles intermedios de capacidades.

8. Conclusiones

8.1. Recorrido y síntesis de la investigación

La tesis indagó sobre algunos puntos de particular interés para pensar en la articulación entre la innovación y el empleo de Argentina en el comienzo del siglo XXI. En el inicio del trabajo, un breve repaso histórico sobre el vínculo entre el CT y sus posibles impactos en los mercados laborales permitió comprender que el tema ha captado un interés oscilante, pero siempre presente a lo largo del tiempo. Las transformaciones tecnológicas recientes, de los últimos 50 años, parecen mostrar avances con una aceleración creciente, generando un auge en el interés sobre la temática que se ha puesto de manifiesto en una variedad de estudios y análisis. La revisión de la literatura económica sobre el tema permitió identificar al menos dos grandes corrientes de análisis sobre el tema, una más cercana al ámbito de la economía laboral y la otra proveniente de la literatura de la innovación. De manera sucinta, en la primera se complejiza el trabajo como factor productivo, entendiendo que es necesario reconocer la heterogeneidad de los servicios que provee, las distintas *tareas* que realizan los trabajadores, para comprender más precisamente cómo estas interactúan con los avances tecnológicos. En la segunda corriente de la literatura el foco está puesto en las firmas, entendiéndolas como un actor central en el proceso innovador y de CT, con lo que su comportamiento innovativo e innovador debe ser considerado para asociar esas transformaciones con la demanda de trabajo. Combinando estos dos pilares de la literatura, en el Capítulo 2 se construyó el marco teórico que reconoce el perfil innovador de las firmas como mediador necesario para entender las demandas diferenciales de empleo. Se acentuó la relevancia del análisis de la *ocupación* de los trabajadores para caracterizar las heterogeneidades del empleo, fundamentalmente en términos de capacidades de los trabajadores y tareas realizadas en el ámbito laboral. Se resaltó, además, que estos procesos pueden tener fuertes rasgos locales asociados a los niveles de desarrollo de los países, como los tienen los mismos procesos de innovación y ha sido extensamente reconocido en la literatura. Ello refuerza también el carácter empírico de estos fenómenos, llamando a atender el tema desde una perspectiva local para poder evidenciar rasgos particulares y permitiendo una

comprensión realista de las transformaciones acontecidas para desde allí pensar de manera prospectiva.

En el Capítulo 3 se expusieron los objetivos de investigación, las hipótesis y se desarrolló la metodología empleada para dar respuesta a cada uno de los objetivos específicos. Los análisis planteados fueron en su totalidad de naturaleza cuantitativa y el foco del capítulo estuvo en definir claramente y con detalle las fuentes de datos y la construcción de variables para luego describir las técnicas estadísticas y econométricas empleadas. Los Capítulos 4, 5 y 6 presentaron, respectivamente, los resultados correspondientes con cada uno de los tres objetivos específicos planteados.

El Capítulo 4 desarrolló un análisis a partir de datos de la EPH para el conjunto de trabajadores de Argentina (empleo registrado y no registrado de sectores de servicios y manufactureros). Se realizó un análisis descriptivo centrado en las ocupaciones de los trabajadores, caracterizándolas a partir de distintas dimensiones y observando que el uso de tecnologías creció durante el período de análisis de manera transversal a las ocupaciones y sectores de actividad económica, señalando que, efectivamente, Argentina no se halla ajena a las transformaciones tecnológicas. Luego se indagó en la presencia de polarización laboral y salarial, mostrando la evidencia que en general no pueden sostenerse las hipótesis asociadas a estos fenómenos. En particular, se registró una tendencia de caída en la participación de ocupaciones con capacidades muy bajas, que en el país muestran ser también ocupaciones con altos niveles de rutina. Este comportamiento puede vincularse entonces a un proceso de *desrutinización* pero que no será apreciable como polarización laboral.

En el Capítulo 5 el “enfoque de tareas” orientó los diversos ejercicios empíricos. En este caso, debido a la disponibilidad de datos, el análisis se restringió al empleo registrado (formal) de una muestra de firmas representativas del sector manufacturero argentino (las firmas encuestadas en la ENDEI 2010-2012) durante el período 2008-2016. Las ocupaciones de los trabajadores (definidas a cuatro dígitos del clasificador CIUO) se caracterizaron a partir de cuatro índices que identifican la intensidad de tareas cognitivas no rutinarias, cognitivas rutinarias, manuales no rutinarias y manuales rutinarias que se desempeñan en las mismas. Con ellas se construyeron “índices medios de tareas” para analizar su intensidad en el empleo agregado, observando un crecimiento en las tareas cognitivas y un decrecimiento en las tareas manuales, en ambos casos tanto rutinarias como no rutinarias. En el empleo agregado del sector manufacturero, entonces, aconteció

un proceso de desrutinización parcial, enfocado en las tareas manuales. Una perspectiva diferente se registró al estudiar econométricamente la probabilidad de empleo de los trabajadores según la experiencia de estos en distintas ocupaciones (i.e en distintas tareas). Se registró que, en el margen, la experiencia en tareas rutinarias disminuye la probabilidad de empleo y la experiencia en tareas no rutinarias la incrementa, *ceteris paribus*. Ello es indicativo de la existencia de un mecanismo “desrutinizador”, pero que no se manifiesta en la caracterización agregada del empleo. Finalmente, la variabilidad de los resultados observada en las estimaciones para grupos sectoriales caracterizados por distintos patrones de innovación dio un primer indicio de la relevancia de atender esta dimensión en el análisis.

En el Capítulo 6 tomó protagonismo el análisis de las firmas y el rol que los distintos patrones de innovatividad manifiestan sobre las decisiones de empleo en términos de capacidades y tareas. Se pudo apreciar que el proceso de desrutinización acontece dentro de las firmas, con participaciones decrecientes del empleo en ocupaciones de rutinas más altas. Se caracterizó a las firmas a partir de su innovatividad y propensión a la adopción tecnológica, mostrando que son factores relevantes que explican la desrutinización, como también lo es el punto de partida en términos de estructura del empleo más o menos rutinario. Finalmente, se analizó el vínculo entre la experiencia de los trabajadores en distintas tareas y la probabilidad de empleo, pero añadiendo distintas dimensiones de innovatividad e innovación de las firmas. El resultado general fue que son factores cruciales para entender los procesos de desrutinización.

En el Capítulo 7 se realizó una recapitulación de los análisis y resultados de los Capítulos 4, 5 y 6, organizándolos en relación con las hipótesis y poniéndolos en perspectiva con otros estudios relevantes de la literatura.

Luego del anterior recorrido por toda la investigación, resulta valioso retomar el objetivo general planteado al inicio del Capítulo 3 para preguntarse en qué medida el mismo ha sido alcanzado:

Objetivo general: *Estudiar la relación existente entre la innovación y el empleo, el tipo de ocupaciones y tareas que realizan los trabajadores y la polarización laboral en Argentina, poniendo de relieve el rol de las firmas como actores centrales en los procesos de innovación y desrutinización del empleo.*

Se considera que, con las limitaciones y carencias propias existentes en toda investigación, el trabajo realizado logró cubrir los distintos temas planteados en el objetivo.

8.2. Principales contribuciones

Las principales contribuciones de este trabajo de tesis se considera que son empíricas, haciendo avances importantes para entender cómo ha sido la relación entre innovación y empleo en Argentina. Específicamente:

- Contribuye con una pequeñísima literatura empírica sobre el tema en el país. Además, dado que hay pocos estudios que han analizado la relación entre innovación y empleo en el contexto de desarrollo, este trabajo también realiza una contribución a la literatura internacional en este sentido.
- Es inédito el análisis de polarización laboral y salarial considerando los comportamientos particulares de sectores de servicios y manufactureros por separado. También lo es la descomposición de los cambios en el empleo por ocupación a partir de sus componentes entre e intra-industria, permitiendo observar la movilidad ocupacional en estas dimensiones.
- Es novedoso el uso de las firmas como unidad de análisis, que permitió obtener evidencia de los procesos intra-firma observando la evolución temporal del empleo en distintas categorías de capacidades y rutinas, y vinculándolo a características del perfil innovador de las firmas.
- Es inédito el uso de datos emparejados de trabajadores con firmas, a partir de la combinación de distintas fuentes de información. Se trata del primer trabajo para el país en donde se analizan explícitamente medidas relacionadas con la introducción de tecnologías y la innovación a nivel de firma para conectarlas con los cambios en la demanda de ocupaciones y tareas en el mercado laboral, a nivel trabajador. Esto genera un precedente para futuras investigaciones en la temática de empleo e innovación y también para otros estudios en los que las dimensiones asociadas a los trabajadores y las firmas sean importantes para el análisis.
- Es también la primera vez que se emplean caracterizaciones de las tareas embebidas en las ocupaciones a un nivel de apertura de 4 dígitos de la CIUO,

permitiendo explotar un grado de detalle inexistente hasta el momento para Argentina.

- En cuanto a los métodos econométricos, se trata del primer trabajo que utiliza econometría de panel para responder a preguntas sobre innovación y empleo en Argentina, en particular para analizar cómo la experiencia de los trabajadores con distintos tipos de tareas se vincula con la probabilidad de empleo.

Adicionalmente a estos puntos empíricos, la tesis también realiza una contribución metodológica a partir de la reconstrucción de variables de evolución de las ocupaciones de los trabajadores en el tiempo. Este trabajo llena un espacio vacío de información en el sistema estadístico nacional ya que solo existen registros de ocupaciones de altas y de bajas en el empleo o información de carácter muestral (proveniente de la EPH y que no permite el seguimiento de las ocupaciones con la riqueza aquí captada ni de manera sistemática durante períodos largos). Si bien esta reconstrucción conlleva necesariamente pérdidas de información debido a la necesidad insalvable de introducir supuestos, se considera un avance importante y que también señala un espacio para enriquecer las estadísticas del país.

Finalmente, la tesis realiza una contribución conceptual a partir de una combinación novedosa de literaturas para la construcción del marco teórico. Hasta ahora la literatura de la economía laboral asumía los procesos de CT como fundamentalmente exógenos mientras la literatura evolucionista que trabaja sobre empleo no se ha detenido en identificar cómo la innovación interactúa con las distintas tareas asociadas a cada ocupación. En esta tesis se propuso combinar el aporte de ambos marcos teóricos, el de la economía laboral para entender las dinámicas específicas de las tareas asociadas al empleo frente a la innovación y el de economía evolucionista para comprender cabalmente cómo suceden los procesos de innovación desde la perspectiva de la firma. La combinación de estas dos ramas de la literatura económica lleva a descomponer el empleo en sus diferentes tareas para entender el impacto que posee la innovación, pero comprendiendo que el mismo no sucede fuera del mercado, sino que está mediado por decisiones microeconómicas que se toman en intenso diálogo con el contexto productivo en el que la firma desarrolla su actividad.

8.3. Limitaciones y alcance

Los análisis realizados a lo largo de la tesis cubren de manera general los distintos puntos relevantes planteados en el objetivo general y los objetivos específicos. En este camino, sin embargo, ciertas circunstancias, decisiones metodológicas y restricciones de diversa índole limitan el alcance de la investigación, haciendo necesario un intento de reconocimiento explícito del mismo. A continuación, se esquematiza una serie de elementos limitantes de los análisis realizados, adelantando que, con total seguridad, la lista no es exhaustiva y que muchos otros puntos serán reconocidos en posteriores relecturas e intercambios con colegas.

Sobre los datos

En todos los casos los datos empleados están sujetos a algún tipo de recorte muestral. En los análisis del Capítulo 4 los datos provienen de la EPH, acarreado las limitaciones propias de representatividad de esa encuesta de hogares. En particular debe resaltarse que el uso de la ocupación de los trabajadores como unidad de análisis podría acarrear ciertos problemas de representatividad debido a que la encuesta no está diseñada específicamente para ello. En el análisis también se definió trabajar exclusivamente con los trabajadores de los sectores manufactureros y de servicios, excluyendo a los de la administración pública y otros pocos individuos vinculados a los sectores primarios (la EPH explícitamente no busca capturar estos sectores debido a que es una encuesta urbana). La presencia de cambios metodológicos en la recopilación de datos de la EPH durante el período requirió diversas correspondencias (entre clasificadores de ocupaciones y de sectores de actividad) que necesariamente introducen cierto “ruido” en la continuidad de la información. También lo hace la falta de publicación de los datos de la encuesta durante algunos trimestres, aunque se considera que las técnicas de análisis empleadas tienden a eliminar o atenuar estos problemas.

En los Capítulos 5 y 6 el análisis empírico estuvo enfocado exclusivamente a los sectores manufactureros. Específicamente, se trabajó con la población de trabajadores registrados (o trabajadores “formales”, en tanto los datos provienen del SIPA) de una muestra de empresas manufactureras (las encuestadas en la ENDEI). Es decir, estos resultados no deben entenderse como representativos de toda la economía argentina, menos considerando que los sectores de servicios son predominantes en la estructura económica

y que la participación del empleo no registrado es elevada. Este recorte de la información fue forzado por la posibilidad de acceso a los datos, pero también determinado de alguna manera por el enfoque teórico de la investigación, que demanda información sobre el comportamiento innovador de las firmas, información que hasta el momento solo existe de manera sistemática para los sectores manufactureros en las encuestas ENDEI (se sabe que existe el proyecto de ampliar las encuestas de innovación a los sectores de servicios, pero hasta el momento no se han encontrado avances al respecto).

Con relación al comportamiento innovador de las firmas es importante resaltar que no fue posible hacer un seguimiento de este a lo largo del tiempo, año a año. La ENDEI es la fuente de información sobre innovación más reciente y detallada para Argentina, habiéndose utilizado en este trabajo la primera onda de la encuesta, que posee una ventana de referencia temporal de 3 años: 2010 a 2012. En la encuesta se registran algunas variables cuantitativas con su evolución temporal durante el período (información que es recopilada retrospectivamente ya que el trabajo de campo fue realizado durante 2013 y 2014), pero para la mayor parte de los indicadores las caracterizaciones de innovación se realizan para toda la ventana temporal. Esta es la manera en que se han empleado en este trabajo de tesis, expandiendo las caracterizaciones realizadas para las firmas a todo el período bajo análisis (2008-2016). Sin dudas es una decisión cuestionable y que introducirá clasificaciones erróneas para ciertas firmas en ciertos períodos. Sin embargo, frente a la falta de otras fuentes de datos que permitan realizar definiciones más precisas, se considera una decisión útil a los fines del análisis. Adicionalmente, esta decisión encuentra bases de justificación en la literatura que entiende a la innovación como un proceso caracterizado con un alto componente de inercia temporal.

Relacionado con las ventanas temporales de análisis, en esta tesis se acotó el estudio desde el propio título al “comienzo del siglo XXI”, una referencia temporal vaga que luego queda explicitada en cada caso por las posibilidades que brindan los datos. En primer lugar, en el trabajo con la EPH se definió trabajar con la versión “continua” de la encuesta, nacida en el año 2003 y que continúa hasta hoy. El corte en el año 2017 responde a una cuestión puramente operativa y de organización del trabajo de investigación. Debido a que la información se analiza mayormente a partir de tendencias estadísticas empleando los datos de todas las ondas del período, se considera que el agregado o eliminación de pocos períodos no debería modificar significativamente los resultados. En segundo lugar, para el trabajo con los datos provenientes del SIPA, el comienzo de la ventana temporal

en el año 2008 responde a que recién a partir de ese año comienzan a realizarse los registros de altas y bajas de ocupación de manera sistemática. El año de cierre de la ventana temporal (2016) responde nuevamente a cuestiones operativas de la investigación, en donde también entran la definición de los acuerdos con las instituciones que proveyeron el acceso a los datos (gestiones realizadas durante 2017 y 2018).

Sobre las metodologías de análisis

Las metodologías empleadas en esta tesis fueron puramente cuantitativas. Esta perspectiva tiene ciertamente su atractivo al permitir aislar los impactos de factores particulares de una manera controlada, brindando una perspectiva global de las relaciones entre las variables, con mediciones de su significancia estadística. Sin embargo, los mecanismos específicos y dinámicas que se ponen en marcha detrás de los impactos quedan en parte escondidos al emplear estas metodologías y podrían redescubrirse de manera más explícita a partir de metodologías cualitativas. Restricciones de tiempo impidieron avanzar con esta línea metodológica, quedando abierta para futuras investigaciones.

Pasando a los comentarios específicos sobre los análisis cuantitativos, los mismos implicaron una cantidad de definiciones en términos de selección de datos, creación de variables y modelos a estimar que implican, cada una de estas decisiones, una delimitación del alcance de los resultados que debe ser considerada al realizar su lectura. Más allá de este comentario, que se cree haber cubierto en los distintos análisis realizados, algunas cuestiones en particular merecen ser resaltadas.

En primer lugar, la variable de ocupación a 4 dígitos del CIUO para cada trabajador a lo largo del tiempo, utilizada en los análisis de los Capítulos 5 y 6, es una reconstrucción a partir de la información existente de altas y bajas en el empleo. Como fue mencionado al explicar la construcción de esta variable, hay ciertas dinámicas de cambios de ocupación que se podían estar perdiendo (altas y bajas dentro de un mismo año y cambios de ocupación dentro de una misma empresa, por ejemplo). Ello podría generar ciertos sesgos, impredecibles en principio, en los cálculos de los índices medios de tareas o en las estimaciones de la relación entre los distintos tipos de tareas con la probabilidad de empleo. Lamentablemente, esta cuestión es insalvable debido a que no existe otro registro administrativo de los datos. Se intuye, sin embargo, que los cambios más significativos

para explicar las transformaciones que aquí interesan se hayan contenidos mayoritariamente en la información de altas y bajas del empleo que se ha utilizado.

En segundo lugar, la definición de tareas realizada para las ocupaciones se tomó directamente de la propuesta presente en Acemoglu y Autor (2011), que se sustenta en los datos provenientes de O*NET, proyecto que caracteriza a las ocupaciones en EEUU. En el desarrollo del trabajo se esgrimieron distintas razones para justificar su uso, siendo la principal que no existen fuentes alternativas que brinden una riqueza descriptiva como la de esa base para caracterizar las ocupaciones a una apertura de cuatro dígitos. Más allá de las justificaciones, debe reconocerse que en cada contexto particular (empresa, región, país) las tareas particulares que realiza un trabajador diferirán con alta probabilidad, lo cual ha sido registrado en algunos trabajos de la literatura (ver Lewandowski et al., 2020). Este argumento inclusive podría plantearse con relación al uso de un clasificador internacional como el CIUO para las ocupaciones, cuestionando si tiene una relevancia adaptada al contexto local (cosa que explícitamente se considera en la EPH al utilizar un clasificador propio, el CNO, que en este trabajo se ha correspondido con el CIUO a los fines de obtener comparabilidad). En suma, es importante reconocer que podrían existir ciertos sesgos en las definiciones de tareas, en particular al trasladar las definiciones entre economías con niveles de desarrollo disímiles, como lo son EEUU y Argentina. Se considera que las justificaciones esgrimidas en las distintas secciones del trabajo brindan cierto resguardo para utilizarlas, pero se entiende que las mismas distan de ser perfectas para el contexto local.

En tercer lugar, considerando los análisis sobre probabilidad de empleo es importante resaltar el alcance de estos en cuanto a que se hallan circunscriptos específicamente al empleo, o desempleo, en las firmas de la muestra. El análisis registra de alguna manera la *demanda de empleo de las firmas de la muestra* vinculándola a la experiencia de los trabajadores en distintos tipos de tareas. No se observa la situación de empleo de los trabajadores que han sido expulsados por alguna de estas firmas, por lo que es incorrecto leer los resultados diciendo por ejemplo que “la experiencia en tareas rutinarias genera desempleo”; la interpretación correcta, en cambio, es que *la experiencia en tareas rutinarias disminuye la probabilidad de empleo en las firmas de la muestra* (y lo hace especialmente si estas firmas son innovativas).

En cuarto lugar, los análisis econométricos siempre se hallan bajo escrutinio por su capacidad de identificación de los parámetros de interés, enfrentando el ubicuo problema

de la endogeneidad. Nuevamente, la disponibilidad de datos fue la que determinó en cada caso la posibilidad de utilizar distintas variables de control para aislar posibles efectos confundidores. Se emplearon en todos los casos efectos fijos temporales (que además tenían interés propio para algunos de los análisis) y se explotó la naturaleza de panel de los datos, permitiendo suprimir la potencial endogeneidad ocasionada por variables invariantes en el tiempo a nivel firma o individuo y brindando un mínimo de confiabilidad en la identificación de los parámetros. De todas maneras, se ha evitado en lo posible el uso de una retórica causal en la lectura de resultados, entendiendo que existe novedad y riqueza más allá de este punto particular.

Finalmente, la observación de los coeficientes de determinación (R^2) obtenidos en las distintas regresiones revela que en general los mismos son pequeños, en muchos casos en torno al 10%, mostrando que la capacidad explicativa de los elementos considerados es acotada. Dicho de manera amplia, si bien se ha podido identificar que distintos factores tecnológicos y de innovación se vinculan de manera significativa con el empleo y su estructura, estos explican solo una parte, relativamente pequeña de la variabilidad observada. Explicar de manera completa la estructura del empleo y sus transformaciones requiere un abordaje en donde deben intervenir una multiplicidad de factores, habiéndose podido identificar que la innovación es uno de ellos.

8.4. Implicancias y líneas de investigación abiertas

Implicancias para el diseño de políticas

Como primer punto, es relevante atender las transformaciones acontecidas en el mercado laboral con el foco puesto tanto en los individuos como en las firmas como unidades de análisis y objetos de políticas. Se han registrado transiciones del empleo a favor de ocupaciones que requieren más capacidades, a nivel agregado y dentro de las propias firmas. Ello exige, por un lado, una aproximación desde las políticas educativas en general de la población, acompañando la adaptación al nivel de capacidades requerido por el mercado laboral y evitando el abandono temprano del aprendizaje formal. Por otro lado, dado el rol central que se ha dado a las firmas en el análisis, se entiende que desde ellas mismas se requiere un acompañamiento de formación y capacitación, favoreciendo la mejora de las capacidades de sus trabajadores y permitiéndoles continuar el vínculo laboral a través de las distintas etapas de transformación tecnológica.

Se observó que el uso de tecnologías es transversal a ocupaciones y sectores de actividad, y también creciente durante el período de análisis; un proceso que esperablemente continuará en el marco de rápido avance tecnológico, siendo inevitable y deseable en una perspectiva de mayor desarrollo para el país. Esto demanda entender la formación de recursos humanos desde una perspectiva del aprendizaje continuo (*lifelong learning*), favoreciendo la especialización ocupacional, pero también la adaptabilidad a las herramientas y entornos cambiantes, que requieren mayores capacidades analíticas, interpersonales y cognitivas en general. En este proceso es fundamental la intervención de las firmas en tanto su realidad tecnológica y sus decisiones de innovación, más o menos dinámicas, dictará las necesidades laborales.

La literatura ha registrado ampliamente que las mejoras en los ingresos de la población se hallan atados a la posibilidad de lograr incrementos en la productividad de las firmas, siendo la innovación uno de los motores fundamentales de la misma. En este contexto, las políticas activas que fomenten la innovación y colaboren con las firmas para aliviar los obstáculos que enfrentan en estos procesos serán medidas tendientes a mejorar los niveles de vida. Sin embargo, como ha sido registrado en esta investigación, la innovatividad de las firmas implica transformaciones particulares en los mercados laborales que deben atenderse de manera conjunta en el marco global de las políticas de innovación. Si la innovatividad de las firmas se manifiesta en una mayor desrutinización y en impactos más marcados sobre trabajadores con experiencia en tareas manuales, es necesario pensar la manera en que estos se adaptarán a las nuevas condiciones impulsadas por las políticas. El desplazamiento de la mano de obra hacia situaciones de desempleo o de empleo más precario puede ser una contrapartida potencialmente dañina de las políticas de impulso a la innovación con diseños demasiado enfocados en las cuestiones tecnológicas y perdiendo foco en los recursos humanos implicados.

Lo anterior deriva en que es muy importante reconocer la heterogeneidad de las firmas en términos de su estructura del empleo, su propensión a la adopción tecnológica y su innovatividad. Cada uno de estos elementos afecta la manera en que se transforma la demanda de ocupaciones y tareas y por lo tanto deben ser insumos informantes para modelar políticas públicas de innovación o de desarrollo productivo. En este mismo sentido, se observó que ramas manufactureras con patrones diferentes de innovatividad muestran también particularidades que deben ser atendidas al enfocar las políticas.

Los resultados obtenidos permitieron observar que es muy importante el estudio empírico local de las preguntas relacionadas con el CT y la innovación y su relación con las transformaciones en el empleo, las ocupaciones y las tareas. Si bien existen patrones que parecieran ser ubicuos, por ejemplo la presencia de desrutinización, otros hallazgos no pueden generalizarse y requieren ser comprendidos localmente. Es este tipo de estudios el que permitirá obtener implicancias de políticas con potencial de transformar favorablemente la realidad local.

Lo anterior llama también a reconocer la necesidad de impulsar la producción, difusión y apertura de información estadística con el mayor detalle posible. Para la investigación y el diseño de políticas públicas sobre temas vinculados a la innovación y el empleo se requiere poder acceder a información del mercado laboral de manera más fluida, así como también enriquecer el alcance de esta. La información sobre ocupaciones y, en particular, de las características propias que las mismas tienen en el contexto local, colaboraría con una mejor comprensión de la naturaleza cambiante de las actividades laborales en un entorno de rápidas transformaciones. De igual manera, las dos ondas de la ENDEI (2010-2012 y 2014-2016) sientan un precedente importante de construcción de información estadística sobre innovación en Argentina luego de que experiencias anteriores fueron discontinuadas. El llamado es a profundizar y consolidar estas experiencias, incrementando la frecuencia temporal de los relevamientos, construyendo paneles de firmas para seguir los comportamientos a lo largo del tiempo y abarcando a más sectores de actividad, particularmente a los de servicios cuya participación en la estructura económica es predominante y creciente. Finalmente, es un fin deseable que el sistema estadístico nacional permita la combinación de distintos relevamientos de datos. Como fue puesto de manifiesto en distintos ejercicios econométricos realizados en esta tesis, la posibilidad de combinar datos de empleo y ocupaciones con los comportamientos innovativos de las firmas abre un espacio completamente novedoso para comprender procesos que de otra manera sería difícil observar.

Líneas de investigación abiertas

Existe una serie de cuestiones que han quedado fuera de los análisis realizados y que motivan la continuidad de la investigación en las temáticas relacionadas con la innovación y el empleo. De manera general, se considera importante poder pensar en estas temáticas manteniendo su continuidad en el tiempo a la luz de las aceleradas dinámicas tecnológicas

que ya están ocurriendo. A continuación, se enumeran de manera no exhaustiva algunas líneas de análisis que se consideran importantes.

- Como fue mencionado previamente, algunos estudios cualitativos de casos paradigmáticos podrían arrojar luz sobre ciertos mecanismos y sutilezas que se ven opacados en los análisis cuantitativos realizados. Por ejemplo a partir del estudio de algunas firmas innovativas, observando cómo interactúan específicamente las inversiones que realizan con el empleo, sustituyendo ciertas tareas y complementando otras.
- Sería muy valioso poder ampliar el estudio de la relación entre tareas y probabilidad de empleo para abarcar a los sectores de servicios.
- Una línea de investigación muy relevante se vincula con la multiplicidad de nuevas relaciones de trabajo que la tecnología favorece, fundamentalmente en sectores de servicios. El trabajo independiente y la *gig economy* han ganado relevancia en línea con las posibilidades que brindan distintas innovaciones, como por ejemplo la proliferación de economías de plataformas.
- Se registró descriptivamente un acortamiento de las horas trabajadas por semana para casi la totalidad de ocupaciones. Este es un margen interesante para buscar posibles explicaciones tecnológicas del fenómeno.
- Los análisis de polarización salarial mostraron que los cambios evidencian una lógica diferente a lo observado en las transformaciones en el empleo, no siendo suficiente la hipótesis tecnológica que pone énfasis en la demanda diferencial de distintas tareas para explicar lo observado. Una interpretación de estos fenómenos en paralelo requiere un enfoque más amplio, posiblemente considerando la realidad macroeconómica argentina y los diversos actores involucrados en la formación de salarios.
- Pudo observarse que en Argentina la intensidad de tareas de tipo cognitivo rutinarias tiene en promedio una tendencia creciente dentro del empleo, un hallazgo disonante con lo observado en muchos países en desarrollo. Es una línea interesante para profundizar el análisis, considerando posibles factores vinculados con las características propias de la innovación en un contexto de desarrollo y la deslocalización del empleo.
- Se han trabajado en esta tesis distintas medidas de innovatividad de las firmas y de resultados de innovación para analizar su interacción con las tareas y el empleo.

Existe margen para seguir explorando en esta línea las relaciones particulares que se manifiestan a partir de distintos tipos de inversiones en innovación, conjuntos de ellos o dinámicas asociadas a cada proceso innovador, con diferente impacto potencial en la demanda de trabajo.

Por último, se menciona un tema que no ha podido formar parte de esta investigación por limitaciones de tiempo evidentes, pero que merece un comentario obligado por las circunstancias. El contexto actual de pandemia mundial ha puesto de manifiesto diversas respuestas de los mercados laborales ante la emergencia. La acelerada digitalización de las actividades laborales y de la vida en general representan sin dudas un catalizador para la “cuarta revolución industrial” (Sobrosa Neto et al., 2020). Este panorama abre un amplio campo de preguntas sobre el “futuro del trabajo”, que por el momento podrán obtener respuestas especulativas dado lo reciente de los hechos y la velocidad con la que se desenvuelven.

9. Referencias bibliográficas

- Aboal, D., Garda, P., Lanzilotta, B., y Perera, M. (2015). Innovation, Firm Size, Technology Intensity, and Employment Generation: Evidence from the Uruguayan Manufacturing Sector. *Emerging Markets Finance and Trade*, 51(1), 3-26.
- Aboal, D., López, A., Maurizio, R., Paz Queraltó, M., y Tealde, E. (2020). *Automatización y empleo en Uruguay*. Serie Documentos de Trabajo del IIEP N°47. IIEP-BAIRES.
- Acemoglu, D. (2002a). Directed technical change. *The Review of Economic Studies*, 69(4), 781-809.
- Acemoglu, D. (2002b). Technical Change, Inequality, and the Labor Market. *Journal of Economic Literature*, 40, 7-72.
- Acemoglu, D. (2015). Localised and biased technologies: Atkinson and Stiglitz's new view, induced innovations, and directed technological change. *The Economic Journal*, 125(583), 443-463.
- Acemoglu, D., y Autor, D. H. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings *Handbook of labor economics* (Vol. 4, pp. 1043-1171) Elsevier.
- Acemoglu, D., y Robinson, J. A. (2013). *Why nations fail: The origins of power, prosperity, and poverty*: Broadway Business.
- Aghion, P., y Howitt, P. (1992). A Model of Growth Through Creative Destruction. *Econometrica*, 60(2), 323-351. doi: 10.2307/2951599
- Aghion, P., y Howitt, P. (1997). *Endogenous Growth Theory* (Vol. 1): The MIT Press.
- Albornoz, F. (2002). Los efectos de la innovación sobre la calidad y la cantidad del empleo industrial en Argentina: sustitución importada y una complementariedad trunca. En R. Bisang, G. Lugones y G. Yoguel (Eds.), *Apertura e innovación en la Argentina: para desafiar a Vernom, Schumpeter y Freeman*. Miño y Dávila. Buenos Aires.
- Alichi, A., Mariscal, R., y Muhaj, D. (2017). *Hollowing Out: The Channels of Income Polarization in the United States*: International Monetary Fund.
- Almeida, R. K., Corseuil, C. H., y Poole, J. P. (2017). *The impact of digital technologies on routine tasks: do labor policies matter?* Policy Research Working Paper 8187. The World Bank. Washington, DC.
- Almeida, R. K., Fernandes, A. M., y Viollaz, M. (2017). Software Impact Employment Composition and the Skill Content of Occupations? Evidence from Chilean Firms. *Documentos de Trabajo del CEDLAS*.
- Alvarez, R., Benavente, J. M., Campusano, R., y Cuevas, C. (2011). Employment Generation, Firm Size, and Innovation in Chile: Inter-American Development Bank.

- Angrist, J. D., y Pischke, J. S. (2008). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*: Princeton University Press.
- Apella, I., y Zunino, G. (2017). Cambio tecnológico y mercado de trabajo en Argentina y Uruguay. Un análisis de contenido de tareas. *Revista de economía*, 24(2), 79-121.
- Arakaki, A. (2016). Cambios recientes en la Encuesta Permanente de Hogares. Análisis de la actualización de las proyecciones poblacionales y la muestra maestra. *Documento de Trabajo CEPED*(22).
- Arntz, M., Gregory, T., y Zierahn, U. (2016). *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries*. OECD Social, Employment and Migration Working Papers (189). OECD Publishing, Paris.
- Arntz, M., Gregory, T., y Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, 159, 157-160.
- Arza, V. (2007). Contexto macroeconómico y comportamiento de largo plazo de las empresas La inversión en I+D y en maquinaria en Argentina durante los años 90. *Desarrollo económico*, 47(187), 459-485.
- Atkinson, A. B., y Stiglitz, J. E. (1969). A new view of technological change. *The Economic Journal*, 79(315), 573-578.
- Autor, D. H. (2013). The "Task Approach" to Labor Markets: An Overview. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 18711*. doi: 10.3386/w18711
- Autor, D. H. (2014). Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 20485*. doi: 10.3386/w20485
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *The Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.
- Autor, D. H., y Dorn, D. (2013a). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *The American Economic Review*, 103(5), 1553-1597.
- Autor, D. H., y Dorn, D. (2013b). Technology Anxiety: Past and Present. *Bureau for Employers' Activities, International Labor Office*.
- Autor, D. H., Frank, L., y Richard, J. M. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly journal of economics*, 118, 4.
- Autor, D. H., Katz, L. F., y Kearney, M. S. (2006). The polarization of the US labor market. *The American Economic Review*, 96(2), 189-194.
- Autor, D. H., Katz, L. F., y Kearney, M. S. (2008). Trends in U.S. Wage Inequality: Revising the Revisionists. *The review of economics and statistics*, 90(2), 300-323. doi: 10.1162/rest.90.2.300
- Autor, D. H., y Price, B. (2013). The Changing Task Composition of the US Labor Market: An Update of Autor, Levy, and Murnane (2003).
- Baensch, L., Lanzalot, M. L., Lotti, G., y Stucchi, R. (2019). Do Labor Market Regulations Affect the Link between Innovation and Employment? Evidence

- from Latin America. *The B.E. Journal of Economic Analysis & Policy*, 19(3). doi: doi:10.1515/bejeap-2018-0163
- Baldwin, R. (2019). *The Globotics Upheaval: Globalization, Robotics, and the Future of Work*: Oxford University Press.
- Bartlett, B. (1984). Is Industrial innovation destroying jobs. *Cato J.*, 4, 625.
- Beaudry, P., Green, D. A., y Sand, B. M. (2016). The great reversal in the demand for skill and cognitive tasks. *Journal of labor economics*, 34(S1), S199-S247.
- Bell, M., y Pavitt, K. (1993). Technological accumulation and industrial growth: contrasts between developed and developing countries. *Industrial and Corporate Change*, 2(2), 157-210.
- Benavente, J. M., y Lauterbach, R. (2008). Technological innovation and employment: complements or substitutes? *The European Journal of Development Research*, 20(2), 318-329. doi: 10.1080/09578810802060744
- Berman, E., Bound, J., y Machin, S. (1998). Implications of skill-biased technological change: international evidence. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1245-1279.
- Blinder, A. S. (2009). How many US jobs might be offshorable? *World Economics*, 10(2), 41.
- Blinder, A. S., y Krueger, A. B. (2013). Alternative measures of offshorability: a survey approach. *Journal of labor economics*, 31(S1), S97-S128.
- Böckerman, P., Laaksonen, S., y Vainiomäki, J. (2019). Does ICT Usage Erode Routine Occupations at the Firm Level? *LABOUR*, 33(1), 26-47. doi: <https://doi.org/10.1111/labr.12137>
- Bogliacino, F., y Pianta, M. (2016). The Pavitt Taxonomy, revisited: patterns of innovation in manufacturing and services. *Economia Politica*, 33(2), 153-180.
- Bowen, H. R. (1966). Report of the National Commission on Technology, Automation, and Economic Progress: Volume I. *Washington: US Government Printing Office*.
- Brambilla, I. (2018). *Digital technology adoption and jobs: A model of firm heterogeneity*. Policy Research Working Paper (8326). The World Bank.
- Brambilla, I., y Tortarolo, D. (2018). *Investment in ICT, productivity, and labor demand: the case of Argentina*. Policy Research Working Paper (8325). The World Bank.
- Brynjolfsson, E., y McAfee, A. (2011). *Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy*. Lexington, Massachusetts: Digital Frontier Press.
- Brynjolfsson, E., y McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. New York and London: WW Norton & Company.
- Calvino, F., y Virgillito, M. E. (2018). The innovation-employment nexus: a critical survey of theory and empirics. *Journal of Economic Surveys*, 32(1), 83-117.
- Card, D., y Ashenfelter, O. (2011). *Handbook of Labor Economics: Volume 4B*. Amsterdam: North Holland.

- Card, D., y DiNardo, J. E. (2002). Skill-biased technological change and rising wage inequality: Some problems and puzzles. *Journal of labor economics*, 20(4), 733-783.
- Castillo, V., Maffioli, A., Rojo, S., y Stucchi, R. (2014). The effect of innovation policy on SMEs' employment and wages in Argentina. *Small Business Economics*, 42(2), 387-406.
- Cimoli, M., Dosi, G., Nelson, R. R., y Stiglitz, J. E. (2009). Institutions and policies in developing economies. En B.-Å. Lundvall, K. Joseph, C. Chaminade y J. Vang (Eds.), *Handbook of innovation systems and developing countries: building domestic capabilities in a global setting*. (pp. 337-359). Cheltenham Edward Elgar Publishing Limited.
- Cirera, X., y Sabetti, L. (2019). The effects of innovation on employment in developing countries: evidence from enterprise surveys. *Industrial and Corporate Change*, 28(1), 161-176.
- Conte, A., y Vivarelli, M. (2011). Imported Skill-Biased Technological Change In Developing Countries. *The Developing Economies*, 49(1), 36-65.
- Crespi, G., Tacsir, E., y Pereira, M. (2019). Effects of innovation on employment in Latin America. *Industrial and Corporate Change*, 28(1), 139-159. doi: 10.1093/icc/dty062
- Crespi, G., y Zuniga, P. (2012). Innovation and productivity: evidence from six Latin American countries. *World Development*, 40(2), 273-290.
- Das, M. M., y Hilgenstock, B. (2018). *The exposure to routinization: Labor market implications for developed and developing economies*. Washington, DC: International Monetary Fund.
- de Elejalde, R., Giuliodori, D., y Stucchi, R. (2015). Employment and innovation: Firm-level evidence from Argentina. *Emerging Markets Finance and Trade*, 51(1), 27-47.
- De La Rica, S., y Gortazar, L. (2016). *Differences in job de-routinization in OECD countries: Evidence from PIAAC*. IZA Discussion Papers (9736). Institute for the Study of Labor (IZA). Bonn.
- Dosi, G. (1988). Sources, procedures, and microeconomic effects of innovation. *Journal of Economic Literature*, 1120-1171.
- Dunn, E. S. (1960). A statistical and analytical technique for regional analysis. *Papers in Regional Science*, 6(1), 97-112.
- Dutz, M. A., Almeida, R. K., y Packard, T. G. (2018). *The Jobs of Tomorrow: Technology, Productivity, and Prosperity in Latin America and the Caribbean*. Washington, DC: The World Bank.
- Edquist, C., Hommen, L., y McKelvey, M. D. (2001). *Innovation and employment: Process versus product innovation*. Cheltenham, UK; Northampton, MA, USA: Edward Elgar Publishing.
- Erbes, A., Robert, V., y Yoguel, G. (2010). Capacities, innovation and feedbacks in production networks in Argentina. *Economics of Innovation and New Technology*, 19(8), 719-741.

- Fagerberg, J., Mowery, D., y Nelson, R. (Eds.). (2005). *The Oxford handbook of innovation*. Oxford: Oxford University Press.
- Fagerberg, J., y Srholec, M. (2009). Innovation systems, technology and development: unpacking the relationships. *Handbook of innovation systems and developing countries: Building domestic capabilities in a global setting*, 83-115.
- Fiorentin, F., Pereira, M., y Suárez, D. (2020). The relationship between public funds, innovation and employment among Argentinean manufacturing firms. *Journal of Evolutionary Economics*. doi: 10.1007/s00191-020-00668-6
- Firpo, S., Fortin, N. M., y Lemieux, T. (2011). *Occupational tasks and changes in the wage structure*. Discussion paper series (5542). Institute for the Study of Labor (IZA). Bonn.
- Ford, M. R. (2016). *El ascenso de los robots: la tecnología y la amenaza de un futuro sin empleo*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires: Paidós.
- 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.
- 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. doi: 10.1257/aer.99.2.58
- Goos, M., Manning, A., y Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. *The American Economic Review*, 104(8), 2509-2526.
- Gregory, T. E. (1930). Rationalisation and Technological Unemployment. *The Economic Journal*, 40(160), 551-567. doi: 10.2307/2224241
- Griliches, Z. (1969). Capital-skill complementarity. *The review of economics and statistics*, 465-468.
- Hardy, W., Keister, R., y Lewandowski, P. (2016). Do entrants take it all? The evolution of task content of jobs in Poland. *Ekonomia. Rynek, gospodarka, społeczeństwo*, 47, 23-50.
- Hardy, W., Keister, R., y Lewandowski, P. (2018). Educational upgrading, structural change and the task composition of jobs in Europe. *Economics of Transition*, 26(2), 201-231.
- Harrigan, J., Reshef, A., y Toubal, F. (2016). The March of the Techies: Technology, Trade, and Job Polarization in France, 1994-2007. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 22110*. doi: 10.3386/w22110
- Harrigan, J., Reshef, A., y Toubal, F. (2018). Techies, Trade, and Skill-Biased Productivity. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 25295*. doi: 10.3386/w25295
- Harrigan, J., Reshef, A., y Toubal, F. (2020). The March of the Techies: Job Polarization Within and Between Firms. *Research policy*, 104008. doi: 10.1016/j.respol.2020.104008

- Harrison, R., Jaumandreu, J., Mairesse, J., y Peters, B. (2014). Does innovation stimulate employment? A firm-level analysis using comparable micro-data from four European countries. *International Journal of Industrial Organization*, 35, 29-43.
- Heyman, F. (2016). Job polarization, job tasks and the role of firms. *Economics Letters*, 145, 246-251.
- Holland, M. (2004). Swing revisited: the Swing project. *Family & Community History*, 7(2), 87-100.
- Hudson, J., y Minea, A. (2013). Innovation, intellectual property rights, and economic development: a unified empirical investigation. *World Development*, 46, 66-78.
- Iacovone, L., y Pereira-López, M. (2018). *ICT Adoption and Wage Inequality: Evidence from Mexican Firms*. Policy Research Working Paper 8298. The World Bank. Washington, DC.
- Ikenaga, T., y Kambayashi, R. (2016). Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend. *Industrial Relations: A Journal of Economy and Society*, 55(2), 267-293.
- Jovanovic, B., y Rousseau, P. L. (2005). General purpose technologies *Handbook of economic growth* (Vol. 1, pp. 1181-1224) Elsevier.
- Katsoulacos, Y. (1984). Product innovation and employment. *European Economic Review*, 26(1-2), 83-108.
- Katz, J. M. (1984). Domestic technological innovations and dynamic comparative advantage: further reflections on a comparative case-study program. *Journal of Development Economics*, 16(1-2), 13-37.
- Katz, J. M. (1987a). Domestic technology generation in LDCs: a review of research findings. *Technology generation in Latin American manufacturing industries*, 13-55.
- Katz, J. M. (1987b). *Technology generation in Latin American manufacturing industries*. New York: Palgrave Macmillan.
- Katz, J. M. (2000). The dynamics of technological learning during the import-substitution period and recent structural changes in the industrial sector of Argentina, Brazil, and Mexico. En L. Kim y R. R. Nelson (Eds.), *Technology, learning and innovation: Experiences of newly industrializing economies* (pp. 307-334) Cambridge University Press.
- Keister, R., y Lewandowski, P. (2016). *A routine transition? Causes and consequences of the changing content of jobs in Central and Eastern Europe*. IBS Policy Paper (05/2016). Instytut Badań Strukturalnych.
- Lall, S. (1992). Technological capabilities and industrialization. *World Development*, 20(2), 165-186.
- Levy, F., y Murnane, R. J. (2004). *The new division of labor: How computers are creating the next job market*. New Jersey: Princeton University Press.
- Lewandowski, P., Park, A., Hardy, W., y Du, Y. (2019). *Technology, skills, and globalization: Explaining international differences in routine and nonroutine work using survey data*. IBS Working Paper (04/2019). Instytut Badań Strukturalnych.

- Lewandowski, P., Park, A., y Schotte, S. (2020). *The global distribution of routine and non-routine work*. IZA Discussion Papers (13384). Institute of Labor Economics (IZA). Bonn.
- López, A., Ramos, D., y Torre, I. (2010). Remote work and global sourcing in Argentina *Offshoring and Working Conditions in Remote Work* (pp. 162-195) Springer.
- Lugones, G. (2009). *Módulo de capacitación para la recolección y el análisis de indicadores de innovación*. Working Paper 8. Banco Interamericano de Desarrollo.
- Lundvall, B.-Å. (2010). *National systems of innovation: Toward a theory of innovation and interactive learning*. London and New York: Anthem press.
- Lundvall, B.-Å., Joseph, K., Chaminade, C., y Vang, J. (2011). *Handbook of innovation systems and developing countries: building domestic capabilities in a global setting*. Cheltenham, UK; Northampton, MA, USA: Edward Elgar Publishing.
- Machin, S., y Van Reenen, J. (1998). Technology and Changes in Skill Structure: Evidence from Seven OECD Countries. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1215-1244. doi: 10.1162/003355398555883
- Maloney, W. F., y Molina, C. (2016). *Are automation and trade polarizing developing country labor markets, too?* Policy Research Working Paper (7922). The World Bank.
- Maloney, W. F., y Molina, C. (2019). Is Automation Labor-Displacing in the Developing Countries, Too? Robots, Polarization, and Jobs. Working Paper. Washington, DC: World Bank.
- Maurizio, R., y Monsalvo, A. P. (2021). *Changes in occupations and their task content*. WIDER Working Paper 2021/15.
- Mazzolari, F., y Ragusa, G. (2013). Spillovers from high-skill consumption to low-skill labor markets. *Review of Economics and Statistics*, 95(1), 74-86.
- McIntosh, S. (2013). *Hollowing out and the future of the labour market*. BIS Research Paper (134).
- Meschi, E., y Vivarelli, M. (2009). Trade and income inequality in developing countries. *World Development*, 37(2), 287-302.
- Messina, J., Oviedo, A. M., y Pica, G. (2016). Job Polarization in Latin America. *Unpublished, World Bank, Washington, DC*.
- Messina, J., y Silva, J. (2017). *Wage inequality in Latin America: Understanding the past to prepare for the future*. Washington, DC: The World Bank.
- Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas. (2016). *Estimaciones preliminares sobre la automatización* Secretaría de Política Económica y Planificación del Desarrollo; Subsecretaría de Planificación Económica; Dirección Nacional de Planificación Sectorial; Dirección Nacional de Planificación Regional (1). Argentina.
- Monge-González, R., Rodríguez-Álvarez, J. A., Hewitt, J., Orozco, J., y Ruiz, K. (2011). *Innovation and employment growth in Costa Rica: a firm-level analysis*. Technical Notes (318). Inter-American Development Bank.
- Navickas, K. (2011). *Captain Swing in the north: the Carlisle Riots of 1830*. Paper presented at the History Workshop Journal.

- Nelson, R. (1993). *National innovation systems: a comparative analysis*. New York and Oxford: Oxford University Press.
- Nelson, R., y Winter, S. (1973). Toward an evolutionary theory of economic capabilities. *The American Economic Review*, 440-449.
- Nelson, R., y Winter, S. (1982a). *An evolutionary theory of economic change*. Cambridge, Mass: Belknap Press of Harvard University Press.
- Nelson, R., y Winter, S. (1982b). The Schumpeterian tradeoff revisited. *The American Economic Review*, 72(1), 114-132.
- Nordhaus, W. D. (2007). Two Centuries of Productivity Growth in Computing. *The Journal of Economic History*, 67(1), 128-159. doi: 10.1017/S0022050707000058
- Nuvolari, A. (2002). The "Machine Breakers" and the Industrial Revolution. *Journal of European Economic History*, 31(2), 393-426.
- Oberdabernig, D. A. (2016). *Employment effects of innovation in developing countries: A summary*. Working Paper 2016/2 Swiss Program for Research on Global Issues for Development.
- OCDE/EuroStat. (2007). *Manual de Oslo: Guía para la recogida e interpretación de datos sobre innovación* (3ra ed.). Madrid: OCDE/EuroStat.
- OECD/Eurostat. (2018). *Oslo Manual 2018: Guidelines for Collecting, Reporting and Using Data on Innovation, 4th Edition*. Paris/Eurostat, Luxembourg: OECD Publishing.
- Ospino, C. (2018). *Broadband internet, labor demand, and total factor productivity in Colombia*. Policy Research Working Paper 8318. The World Bank. Washington, DC.
- Pacífico, L., Jaccoud, F., Monteforte, E., y Arakaki, A. (2011). *La Encuesta Permanente de Hogares, 2003–2010. Un análisis de los efectos de los cambios metodológicos sobre los principales indicadores sociales*. Paper presented at the 10 Congreso de la Asociación Argentina de Especialistas en Estudios del Trabajo (ASET), Buenos Aires.
- Pavitt, K. (1984). Sectoral patterns of technical change: Towards a taxonomy and a theory. *Research policy*, 13(6), 343-373. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0048-7333\(84\)90018-0](http://dx.doi.org/10.1016/0048-7333(84)90018-0)
- Pereira, M., y Tacsir, E. (2019). ¿Quién impulsó la generación de empleo industrial en la Argentina? Un análisis sobre el rol de la innovación. *Revista CEPAL*, 127.
- Pérez, C. (2005). *Revoluciones tecnológicas y capital financiero: la dinámica de las grandes burbujas financieras y las épocas de bonanza*. México DF: Siglo XXI.
- Petit, P. (1993). Employment and technical change. En P. Stoneman (Ed.), *Handbook of the Economics of Innovation and Technological Change* (pp. 366-408). Amsterdam North Holland.
- Pianta, M. (2005). Innovation and employment. En J. Fagerberg, D. Mowery y R. R. Nelson (Eds.), *The Oxford Handbook of Innovation* (pp. 568-598) Oxford University Press.
- Pietrobelli, C., y Rabellotti, R. (2009). The global dimension of innovation systems: linking innovation systems and global value chains. En B.-Å. Lundvall, K. Joseph,

- C. Chaminade y J. Vang (Eds.), *Handbook of innovation systems and developing countries: Building domestic capabilities in a global setting*. (pp. 214-238). Cheltenham Edward Elgar Publishing Limited.
- Piva, M., y Vivarelli, M. (2018). Is innovation destroying jobs? Firm-level evidence from the EU. *Sustainability*, 10(4), 1279.
- Polanyi, M. (1966). *The tacit dimension*: New York: Doubleday.
- Primi, A., y Rovira, S. (2011). Innovation and cooperation in Latin America: evidence from national innovations surveys in a comparative perspective. En M. Cimoli, A. Primi y S. Rovira (Eds.), *National innovation surveys in Latin America: empirical evidence and policy implications* (pp. 123-149). Santiago ECLAC.
- R Core Team. (2020). *R: A language and environment for statistical computing*. URL <https://www.R-project.org/>. Vienna, Austria.
- Robert, V., y Yoguel, G. (2010). La dinámica compleja de la innovación y el desarrollo económico. *Desarrollo economico*, 423-453.
- Robert, V., Yoguel, G., Cohan, L., y Trajtenberg, L. (2010). Estrategias de innovación y dinámica del empleo en ramas productivas argentinas. *Economía: teoría y práctica*, 113-158.
- Romer, P. M. (1986). Increasing returns and long-run growth. *Journal of Political Economy*, 94(5), 1002-1037.
- Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 98(5, Part 2), S71-S102.
- Shiller, R. J. (2019). Narratives about technology-induced job degradation then and now. *Journal of Policy Modeling*, 41(3), 477-488. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2019.03.015>
- Sobrosa Neto, R. d. C., Sobrosa Maia, J., de Silva Neiva, S., Scalia, M. D., y de Andrade Guerra, J. B. S. O. (2020). The fourth industrial revolution and the coronavirus: a new era catalyzed by a virus. *Research in Globalization*, 2, 100024. doi: <https://doi.org/10.1016/j.resglo.2020.100024>
- Solow, R. M. (1956). A contribution to the theory of economic growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 70(1), 65-94.
- 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.
- Teitel, S. (1981). Towards an understanding of technical change in semi-industrialized countries. *Research policy*, 10(2), 127-147.
- Vashisht, P., y Dubey, J. D. (2018). *Changing task contents of jobs in India: implications and way forward*. Working Paper (355). Indian Council For Research On International Economic Relations.
- Vivarelli, M. (2007). *Innovation and employment: a survey*. Discussion Paper (2621). Institute for the Study of Labor (IZA). Bonn.
- Vivarelli, M. (2014). Innovation, employment and skills in advanced and developing countries: A survey of economic literature. *Journal of Economic Issues*, 48(1), 123-154.
- Vivarelli, M. (2015). *Innovation and employment*. IZA World of Labor (154).

- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. Cambridge, MA: MIT press.
- World Bank. (2016). *World development report 2016: Digital Dividends*. Washington DC: The World Bank.
- Zuniga, P., y Crespi, G. (2013). Innovation strategies and employment in Latin American firms. *Structural Change and Economic Dynamics*, 24, 1-17.

Anexos

Anexo 1: Clasificación de ocupaciones

Tabla A 1: Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008 (CIUO-08) a 1 dígito

CIUO-08	Descripción
0	Ocupaciones militares
1	Directores y gerentes
2	Profesionales científicos e intelectuales
3	Técnicos y profesionales de nivel medio
4	Personal de apoyo administrativo
5	Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados
6	Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros
7	Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios
8	Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores
9	Ocupaciones elementales

Fuente: Organización Internacional del Trabajo

(<https://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/isco08/index.htm> accedido el 18/09/2019).

Tabla A 2: Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008 (CIUO-08) y capacidades promedio para el período 2003-2017

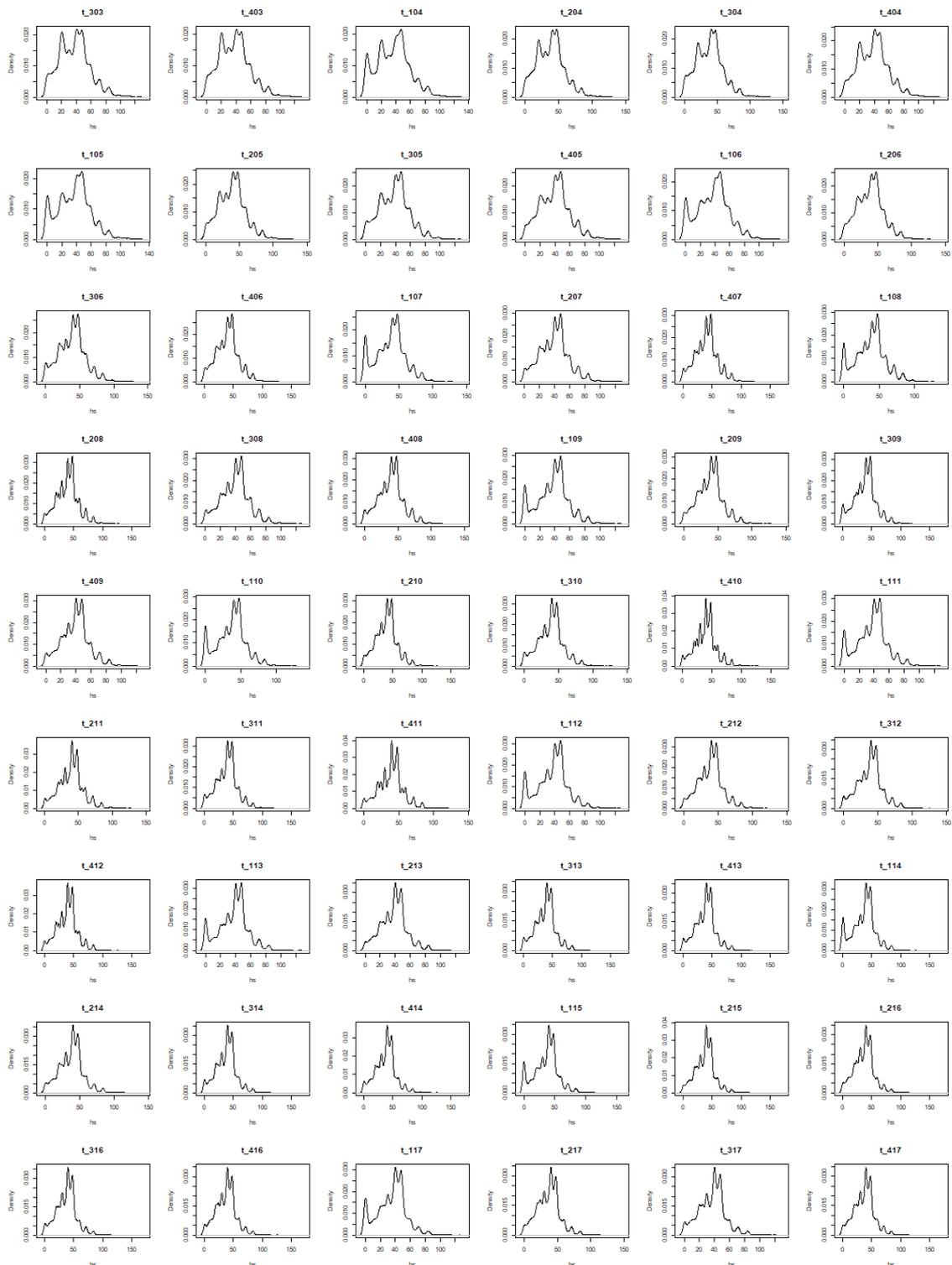
CIUO 2d	Descripción	Capacidades promedio; índice	Nivel de capacidades
0	Ocupaciones militares	0.61	Alto
1	Directores y gerentes	0.66	Alto
21	Profesionales de las ciencias y de la ingeniería	0.95	Muy alto
22	Profesionales de la salud	0.97	Muy alto
23	Profesionales de la enseñanza	0.91	Muy alto
24	Especialistas en organización de la administración pública y de empresas	0.92	Muy alto
25	Profesionales de tecnología de la información y las comunicaciones	0.86	Muy alto
26	Profesionales en derecho, en ciencias sociales y culturales	0.90	Muy alto
31	Profesionales de las ciencias y la ingeniería de nivel medio	0.63	Alto
32	Profesionales de nivel medio de la salud	0.80	Muy alto
33	Profesionales de nivel medio en operaciones financieras y administrativas	0.70	Muy alto
34	Profesionales de nivel medio de servicios jurídicos, sociales, culturales y afines	0.63	Alto
35	Técnicos de la tecnología de la información y las comunicaciones	0.69	Alto
41	Oficinistas	0.67	Alto
42	Empleados en trato directo con el público	0.60	Alto
43	Empleados contables y encargados del registro de materiales	0.62	Alto
44	Otro personal de apoyo administrativo	0.55	Medio
51	Trabajadores de los servicios personales	0.45	Bajo
52	Vendedores	0.50	Medio
53	Trabajadores de los cuidados personales	0.54	Medio
54	Personal de los servicios de protección	0.44	Bajo
61	Agricultores y trabajadores calificados de explotaciones agropecuarias con destino al mercado	0.58	Medio
62	Trabajadores forestales calificados, pescadores y cazadores	0.45	Bajo
71	Oficiales y operarios de la construcción excluyendo electricistas	0.36	Muy bajo
72	Oficiales y operarios de la metalurgia, la construcción mecánica y afines	0.42	Muy bajo
73	Artisanos y operarios de las artes gráficas	0.46	Bajo
74	Trabajadores especializados en electricidad y la electrotecnología	0.51	Medio
75	Operarios y oficiales de procesamiento de alimentos, de la confección, ebanistas, otros artesanos y afines	0.42	Muy bajo
79	Otros oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas	0.44	Bajo
81	Operadores de instalaciones fijas y máquinas	0.43	Bajo
82	Ensambladores	0.47	Medio
83	Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles	0.42	Muy bajo
89	Otros operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	0.47	Bajo
91	Limpiadores y asistentes	0.37	Muy bajo
92	Peones agropecuarios, pesqueros y forestales	0.37	Muy bajo
93	Peones de la minería, la construcción, la industria manufacturera y el transporte	0.37	Muy bajo
94	Ayudantes de preparación de alimentos	0.46	Bajo
95	Vendedores ambulantes de servicios y afines	0.34	Muy bajo
96	Recolectores de desechos y otras ocupaciones elementales	0.51	Medio
99	Otras ocupaciones	0.58	Medio

Nota: las ocupaciones CIUO 0 y 1 se mantienen al nivel de agregación de 1 dígito durante todo el análisis debido a que la pequeña representación de sus componentes en la EPH no permite un grado mayor de apertura. El índice de capacidades se calcula como promedio del período 2003-2017 considerando la ecuación [3.4].

Fuente: elaboración propia sobre la base de Organización Internacional del Trabajo (<https://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/isco08/index.htm> accedido el 18/09/2019) y la EPH.

Anexo 2: Horas trabajadas

Gráfico A 1: Funciones de densidad estimadas por *kernel* de las horas trabajadas en cada onda de la EPH



Nota: las tres cifras en el título de cada panel gráfico indican el trimestre (primera cifra) y el año (dos últimas cifras) de la encuesta a la que pertenecen los datos. El eje horizontal registra la cantidad de horas semanales trabajadas. Las densidades estimadas por *kernel* emplean suavización gaussiana y el ancho de banda por defecto de la función *density* del software R (R Core Team, 2020).

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Anexo 3: Sectores de actividad

En la tabla a continuación se presentan las correspondencias entre sectores de actividad de las clasificaciones CAES-MERCOSUR (ondas de la EPH desde el 3er trimestre de 2003 y hasta el 4to trimestre de 2010) y CAES-MERCOSUR 1.0 (ondas de la EPH desde el 1er trimestre de 2011 en adelante) que se han realizado para definir dos niveles de apertura de sectores de actividad que son utilizados en distintos análisis. Por un lado, una apertura más desagregada presentada en la penúltima columna de la tabla (“CAES UNIFICADO”), y, por otro, una apertura de grandes sectores de actividad, registrada en la última columna de la tabla (“SECTORES AMPLIOS UNIFICADOS”). Para el clasificador “unificado” se han considerado las tablas de correspondencias provistas por el INDEC, así como también la observación empírica del registro que se realizó en las ondas de 2011 de la encuesta utilizando ambas versiones de las clasificaciones. El resultado final busca minimizar las clasificaciones cruzadas entre sectores, en donde para evitarlo en muchos casos se ha definido la agrupación de varios códigos.

CAES1.0 LETRA	Descripción letra	Códigos CAES1.0 2 dígitos	Correspondencia CAES 2 dígitos	CAES UNIFICADO	SECTORES AMPLIOS UNIFICADOS
A	Agricultura, Ganadería, Caza, Silvicultura y Pesca	1-2-3-5-6-7-8-9	1-2-5-10-11-12-13-14	1	SECTOR PRIMARIO
B	Explotación de Minas y Canteras				
C	Industria Manufacturera	10-11	15	15	MANUFACTURAS
		12	16	16	
		13-14	17-18	17	
		15	19	19	
		16	20	20	
		17	21	21	
		18-58	22	22	
		19	23	23	
		20-21	24	24	
		22	25	25	
		23	26	26	
		24	27	27	
		25	28	28	
		26-27-28-33	29-30-31-32-33	29	
		29	34	34	
30	35	35			
31-32	36	36			

D	Suministro de Electricidad, Gas, Vapor y Aire				SERVICIOS
E	Suministro de Agua; Alcantarillado, Gestión de Desechos y Actividades de Saneamiento	35-36-37-38-39	37-40-41-90	37	
F	Construcción	40	45	45	
G	Comercio al por Mayor y al por Menor; Reparación de Vehículos Automotores y Motocicletas	45-48	50-53	50	
H	Transporte y almacenamiento	49-50-51-52-53-61-79	60-61-62-63-54	60	
I	Alojamiento y Servicios de Comidas	55-56	55	55	
J	Información y Comunicación	59-60-63-90-91-92-93	92	92	
R	Artes, Entretenimiento y Recreación				
K	Actividades Financieras y de Seguros	64-65-66	65-66-67	65	
P	Enseñanza	85	80	80	
Q	Salud Humana y Servicios Sociales	75-86-87-88	85	85	
M	Actividades Profesionales, Científicas y Técnicas				
L	Actividades Inmobiliarias	62-68-69-70-71-72-73-74-77-78-80-81-82-94-95-96	70-71-72-73-74-91-93	70	
M	Actividades Profesionales, Científicas y Técnicas				
N	Actividades Administrativas y Servicios de Apoyo				
S	Otras Actividades de Servicios				
O	Administración pública	83-84	75	75	ADMINISTRACIÓN PÚBLICA
T	Empleo domestico	97-98	95	95	SERVICIOS
U	Actividades de Organizaciones y Organismos Extraterritoriales	99-W-V-Z	99	99	OTROS
W	Falsos Ocupados				
V	Descripción de Actividad Vacía				
Z	Actividad no Especificada Claramente				

Fuente: elaboración propia sobre la base de INDEC.

Anexo 4: Definiciones relativas al trabajo, las ocupaciones y la habilidad

A continuación, se presentan las definiciones de trabajo (*job*), ocupación (*occupation*) y habilidad (*skill*) tomadas (y adaptadas por cuestiones de síntesis) del manual correspondiente a la CIUO-08 (International Labour Office, 2012). Estas definiciones son relevantes en tanto permiten comprender el alcance de cada concepto en el clasificador utilizado.

- Un *trabajo* se define como un conjunto de tareas y deberes realizados, o destinados a ser realizados, por una persona para un empleador particular, incluyendo el trabajo por cuenta propia.
- Una *ocupación* se define como un conjunto de trabajos cuyas tareas y deberes principales se caracterizan por un alto grado de similitud. Una persona puede estar asociada con una ocupación a través del trabajo principal que actualmente posee, un segundo trabajo o un trabajo previo.
- La habilidad se define como la capacidad de llevar a cabo las tareas y deberes de un trabajo determinado. Se utilizan dos dimensiones de habilidad para organizar las ocupaciones en grupos. Estas son el *nivel de habilidad* y la *especialización de habilidades* (este último no resulta relevante para el trabajo).
- El *nivel de habilidad* se define en función de la complejidad y el rango de tareas y deberes que se realizarán en una ocupación. Se mide operativamente considerando uno o más de los siguientes criterios:
 - la naturaleza del trabajo realizado en una ocupación en relación con las tareas y deberes característicos definidos para cada nivel de habilidad ISCO-88;
 - el nivel de educación formal definido en términos de la Clasificación Internacional Estándar de Educación (CINE-97) requerida para el desempeño competente de las tareas y deberes involucrados; y
 - la cantidad de capacitación informal en el trabajo y / o experiencia previa en una ocupación relacionada requerida para el desempeño competente de estas tareas y deberes.
- Se definen cuatro niveles de habilidades:
 - **Nivel 1:** Desarrollo de tareas simples y rutinarias, físicas o manuales. Pueden requerir el uso de herramientas manuales y/o requerir resistencia

y fuerza física. Pueden requerir alfabetización básica. Nivel de educación: primario puede ser necesario para algunas ocupaciones. Capacitación: períodos cortos de capacitación y entrenamiento.

- **Nivel 2:** Desarrollo de tareas con operación de maquinaria y equipo electrónico, manejo de vehículos, mantenimiento y reparación de equipos, ordenamiento y almacenamiento de información. Pueden requerir alta destreza manual. Esencial poseer niveles básicos de alfabetización: lectura y cálculos aritméticos simples. Algunas ocupaciones requieren niveles un poco más avanzados y competencias de comunicación interpersonal. Nivel de educación: educación secundaria completa o incompleta según la ocupación. Capacitación: pueden requerir una significativa educación vocacional y entrenamiento en el lugar de trabajo que podría sustituir la educación formal.
- **Nivel 3:** Por lo general implica la realización de tareas técnicas y prácticas complejas que requieren un amplio cuerpo de conocimientos fácticos, técnicos y de procedimiento en un campo especializado. Se requiere generalmente un alto nivel de alfabetización, conocimiento aritmético y de comunicaciones interpersonales. Nivel de educación: generalmente se requiere educación superior por períodos de entre 1 a 3 años luego de la educación secundaria. Capacitación: en algunos casos una extensa experiencia laboral o un prolongado entrenamiento en el lugar de trabajo podrían sustituir la educación formal.
- **Nivel 4:** involucra típicamente el desarrollo de tareas que requieren resolución de problemas complejos, toma de decisiones y creatividad basadas en un amplio cuerpo de conocimiento teórico y fáctico en un campo especializado. Se requieren niveles altos de alfabetización, conocimiento aritmético y excelentes habilidades de comunicación interpersonal. Nivel de educación: los conocimientos necesarios se obtienen usualmente en instituciones de educación superior en períodos de entre 3 y 6 años que llevan a títulos de grado o superiores. Capacitación: en algunos casos una extensa experiencia laboral o un prolongado entrenamiento en el lugar de trabajo podrían sustituir la educación formal o ser requeridos de manera complementaria a ellos. Las calificaciones formales pueden ser un requisito esencial para entrar en la ocupación.

En la Tabla A 3 se presentan los niveles de habilidades asociados a cada gran grupo de la CIUO 08 y a continuación, en la Tabla A 4, se expone la relación entre los niveles de habilidades y los niveles de educación (de acuerdo con la Clasificación Internacional Normalizada de la Educación, CINE-97)

Tabla A 3: Ocupaciones y nivel de calificación CIUO-08

CIUO-08	Descripción	Nivel de calificación
0	Ocupaciones militares	1 + 4
1	Directores y gerentes	3 + 4
2	Profesionales científicos e intelectuales	4
3	Técnicos y profesionales de nivel medio	3
4	Personal de apoyo administrativo	2
5	Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	2
6	Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	2
7	Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios	2
8	Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	2
9	Ocupaciones elementales	1

Fuente: elaboración propia sobre la base de International Labour Office (2012).

Tabla A 4: Correspondencia entre Nivel de calificación CIUO-08 y Nivel de educación CINE-97

Nivel de calificación	Nivel de educación (CINE-97)
4	6- Segunda etapa de educación terciaria (conduce a una calificación de investigación)
	5a- Primera etapa de educación terciaria, primer grado académico (media duración)
3	5b- Primera etapa de educación terciaria (corta o media duración)
	4- Educación post-secundaria no terciaria
2	3- Nivel secundario superior de educación
	2- Nivel secundario inferior de educación
1	1- Nivel primario de educación

Fuente: elaboración propia sobre la base de International Labour Office (2012).

Anexo 5: Tareas y ocupaciones en los programas O*NET y STEP

El programa *Skills Towards Employability and Productivity* (STEP) del Banco Mundial se enfoca en generar bases de datos sobre la oferta y la demanda de habilidades en los mercados laborales de países en desarrollo. A través de encuestas se recopila información de los trabajadores y los empleadores en una aproximación multidimensional al concepto de habilidades (*skills*). De manera amplia, se caracterizan tres tipos de habilidades: “cognitivas”, “socioemocionales” y “relevantes para el trabajo”.

En el presente anexo se realiza una comparación de las caracterizaciones de las ocupaciones que surgen al utilizar los descriptores de O*NET, que es la base de información de los ejercicios empíricos de la presente investigación, y diferentes dimensiones de las encuestas del programa STEP. Lamentablemente el programa no ha contado con una experiencia en Argentina que permita observar rasgos locales, pero cuenta con experiencias latinoamericanas para Bolivia y Colombia, siendo estos países los seleccionados para realizar el análisis de la información.

Las encuestas del programa STEP recopilan información ocupacional a tres dígitos del clasificador CIUO, pero en la mayor parte de los casos la cantidad de observaciones en este nivel de apertura es muy pequeño, por lo cual para obtener cierto nivel de representatividad de los datos para todas las ocupaciones se define agregar el análisis a un dígito. A partir de O*NET las ocupaciones se caracterizan con las dimensiones de tareas cognitivas y manuales, rutinarias y no rutinarias, descriptas en la sección 3.3.2.1 del capítulo metodológico. Si bien en la experiencia STEP no se utilizan las mismas dimensiones como para realizar una caracterización similar y cotejar de manera precisa estos tipos de tareas, sí existen algunas variables que permiten aproximar las dimensiones de O*NET. En particular se han analizado las siguientes características:

- **Demanda física:** se pregunta al trabajador en una escala del 1 al 10 en qué medida su trabajo resulta demandante físicamente (1 si no es nada demandante; 10 si es extremadamente demandante).
- **Interacción personal:** se pregunta al trabajador en una escala del 1 al 10 en qué medida su trabajo requiere reuniones o interacciones interpersonales (1 si no requiere; 10 si se requiere la mayor parte del tiempo).
- **Uso de maquinaria pesada:** se pregunta al trabajador si durante su trabajo opera con maquinaria pesada o equipos industriales (variable dicotómica).

- **Presentaciones para informar o persuadir:** se pregunta al trabajador si como parte de su trabajo debe realizar presentaciones formales a clientes o colegas para brindar información o persuadir (variable dicotómica).
- **Uso de PC:** se pregunta al trabajador si utiliza computadora como parte de su trabajo (variable dicotómica).
- **Tareas repetitivas:** se pregunta con qué frecuencia el trabajo requiere realizar tareas repetitivas. Se observa la proporción que responde “casi todo el tiempo” y “nunca”
- **Tiempo requerido para aprender a realizar el trabajo:** se pregunta cuánto le tomaría a alguien aprender a realizar el trabajo si tuviera la educación y la experiencia necesaria. Se observa la proporción que responde “menos de una semana” y “más de un año”.

La Tabla A 5 muestra la caracterización de las ocupaciones a partir de los tipos de tareas (CNR: cognitivas no rutinarias; CR: cognitivas rutinarias; MNR: manuales no rutinarias; MR: manuales rutinarias) utilizando la metodología descrita en esta investigación y la información provista por O*NET. En la Tabla A 6, por su parte, se presentan los descriptores seleccionados del proyecto STEP caracterizando las ocupaciones de Bolivia, mientras que la Tabla A 7 hace lo suyo para Colombia.

Tabla A 5: Caracterización de las ocupaciones por tipos de tareas a partir de O*NET

CIUO 1d	Descripción	Caracterización de tareas a partir de O*NET			
		CNR	CR	MNR	MR
1	P. ejecutivo y legislat. y personal directivo de la adm. pública y de empresas	0.67	0.48	0.24	0.28
2	Profesionales científicos e intelectuales	0.63	0.50	0.22	0.25
3	Técnicos y profesionales de nivel medio	0.55	0.55	0.32	0.34
4	Empleados de oficina	0.47	0.65	0.25	0.37
5	Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	0.46	0.50	0.35	0.32
6	Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios y pesqueros	0.44	0.44	0.56	0.54
7	Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios	0.46	0.54	0.53	0.57
8	Operadores de instalaciones y máquinas y montadores	0.43	0.57	0.55	0.69
9	Trabajadores no calificados	0.41	0.49	0.49	0.47

Nota: los colores indican, para cada columna, en tonalidad roja los valores más altos, en amarillo los valores intermedios y en verde los valores más bajos.

Fuente: elaboración propia sobre la base de O*NET.

Tabla A 6: Caracterización de las ocupaciones distintas dimensiones del programa STEP - BOLIVIA

CIUO 1d	Demanda física	Interacción interpersonal	Uso de maquinaria pesada	Presentaciones para informar o persuadir	Uso de PC	Tareas repetitivas		Tiempo requerido para aprender a realizar el trabajo	
						Todo el tiempo	Nunca	< 1 semana	>1 año
1	4.40	7.78	13.8%	60.4%	77.6%	51.4%	17.2%	4.6%	28.2%
2	4.07	7.94	2.3%	66.1%	84.6%	40.3%	9.9%	3.8%	53.6%
3	4.18	7.71	4.0%	30.6%	66.8%	51.2%	7.8%	7.9%	37.3%
4	4.38	6.79	0.4%	29.0%	70.2%	54.8%	3.2%	6.8%	18.1%
5	5.33	5.70	0.7%	6.9%	13.0%	63.9%	5.0%	24.4%	9.5%
6	4.98	5.42	0.0%	24.0%	21.2%	64.3%	10.3%	1.9%	17.8%
7	5.46	5.85	19.6%	7.8%	7.2%	63.2%	7.0%	8.6%	26.5%
8	5.28	5.66	29.8%	9.8%	11.4%	68.2%	3.1%	8.8%	22.0%
9	5.57	4.82	10.2%	1.8%	3.4%	60.1%	6.9%	23.8%	14.2%

Nota: los colores indican, para cada columna, en tonalidad roja los valores más altos, en amarillo los valores intermedios y en verde los valores más bajos.

Fuente: elaboración propia sobre la base del programa STEP del Banco Mundial.

Tabla A 7: Caracterización de las ocupaciones distintas dimensiones del programa STEP - COLOMBIA

CIUO 1d	Demanda física	Interacción interpersonal	Uso de maquinaria pesada	Presentaciones para informar o persuadir	Uso de PC	Tareas repetitivas		Tiempo requerido para aprender a realizar el trabajo	
						Todo el tiempo	Nunca	< 1 semana	>1 año
1	4.25	8.16	2.6%	31.7%	75.9%	84.0%	1.4%	7.2%	28.4%
2	3.95	8.66	1.9%	64.2%	79.9%	56.5%	11.6%	2.4%	29.6%
3	4.25	8.04	4.1%	53.9%	72.0%	63.0%	5.6%	7.3%	15.3%
4	4.34	7.42	1.7%	41.5%	81.3%	82.6%	0.9%	5.6%	8.1%
5	4.92	8.41	1.0%	21.3%	28.1%	80.4%	5.2%	19.2%	10.4%
6	-	-	-	-	-	-	-	-	-
7	5.66	7.59	24.4%	21.2%	20.3%	71.2%	2.7%	8.3%	22.8%
8	6.43	7.65	32.3%	13.2%	12.4%	72.2%	3.0%	6.3%	15.1%
9	6.56	6.45	9.2%	4.2%	6.9%	80.1%	5.1%	29.1%	6.6%

Nota: los colores indican, para cada columna, en tonalidad roja los valores más altos, en amarillo los valores intermedios y en verde los valores más bajos. No existen datos de ocupados en la CIUO 6 en Colombia por lo que no puede caracterizarse esta ocupación.

Fuente: elaboración propia sobre la base del programa STEP del Banco Mundial.

Cotejando las distintas tablas puede apreciarse que:

- Las ocupaciones con mayor contenido de tareas cognitivas a partir de la caracterización de O*NET son aquellas que registran menor demanda física en las medidas arrojadas por STEP. Son también las que involucran mayores

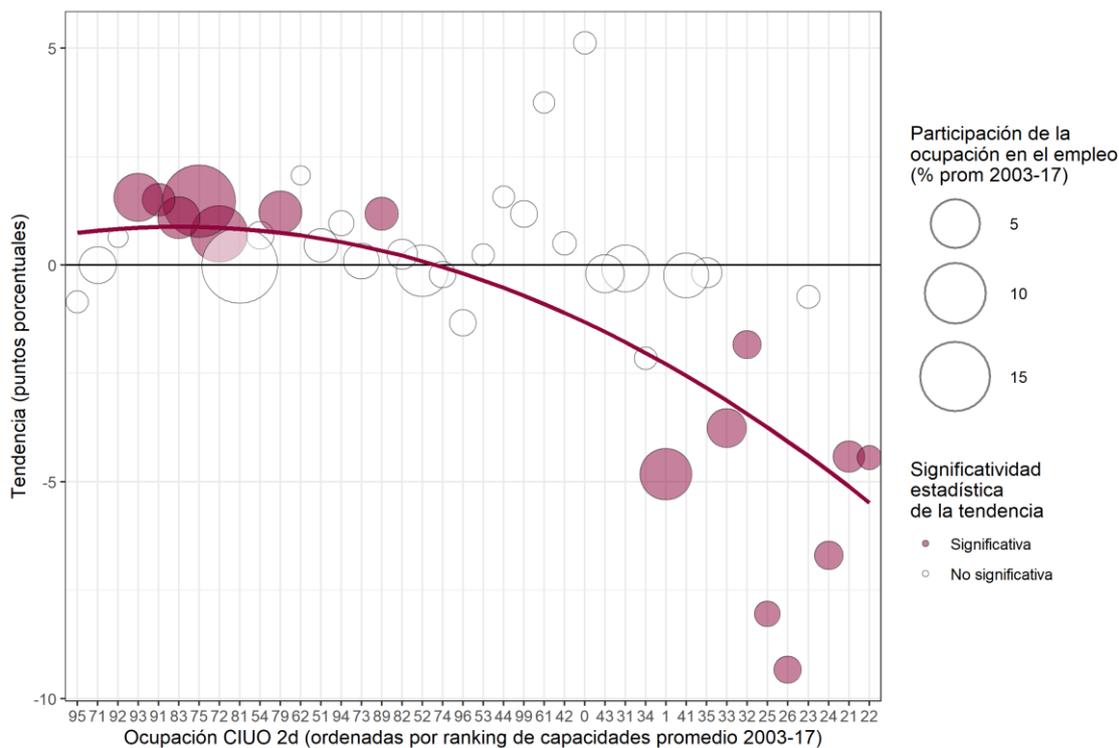
interacciones personales, menor uso de maquinaria pesada, mayor participación de trabajadores que deben realizar presentaciones para persuadir y mayor uso de PC. Demandan en general más tiempo para aprender a realizar los trabajos.

- Las ocupaciones con mayor contenido de tareas manuales a partir de la caracterización de O*NET son las que registran mayores índices de demanda física en las medidas arrojadas por STEP. Son también las que requieren menos uso de PC, mayor uso de maquinarias y menor participación de trabajadores que deben realizar presentaciones para persuadir.
- Las ocupaciones de contenido más rutinario en O*NET muestran los registros más altos en STEP de tareas repetitivas todo el tiempo y los más bajos de tareas que nunca son repetitivas.
- No resulta totalmente evidente la separación entre rutina manual y rutina cognitiva a partir de los datos de STEP, pero algunos indicios pueden observarse analizando ocupaciones particulares. Por ejemplo, para los empleados de oficina (CIUO 4), con alta rutina cognitiva, se registra en Colombia un alto porcentaje de tareas rutinarias todo el tiempo en simultáneo con un alto uso de PC. Las de alto contenido manual rutinario, por ejemplo los operadores de instalaciones y maquinarias (CIUO 8), también registran altos porcentajes de tareas rutinarias todo el tiempo pero con bajos usos de PC (tanto en Bolivia como en Colombia), lo cual es indicativo de la característica más manual y menos cognitiva de las tareas que se realizan.

Si bien surgen elementos distintivos entre las economías al observar los niveles de los indicadores (por ejemplo, las tareas repetitivas todo el tiempo participan más en Colombia que en Bolivia, pero los niveles de interacción personal son mayores en el primero de los países), las asociaciones descritas entre los programas O*NET y STEP se observan en general con los datos de los dos países latinoamericanos relevados. Estos elementos llevan a pensar que existen características de las actividades realizadas en las distintas ocupaciones que son generales, más allá del contexto de desarrollo local.

Anexo 7: Polarización salarial en manufacturas y servicios

Gráfico A 2: Tendencias en los salarios (relativos al promedio total) por ocupación (a dos dígitos CIUO) - MANUFACTURAS

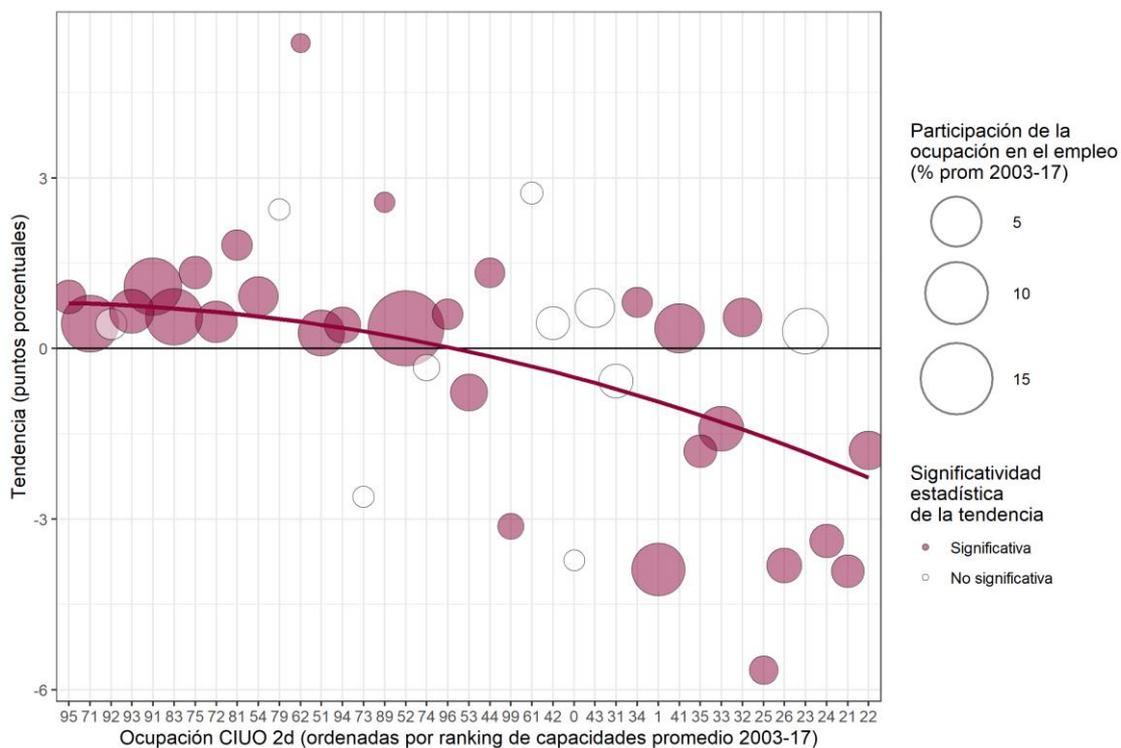


Nota: cada burbuja representa la pendiente estimada en la ecuación [3.8] para cada ocupación (los coeficientes \hat{b}_1^i) multiplicada por 100. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año del salario por nivel de calificación en relación con el salario medio total. Se considera que las pendientes son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación resulta menor a 0,1.

La curva de tendencia graficada responde a la estimación de la ecuación [3.9].

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Gráfico A 3: Tendencias en los salarios (relativos al promedio total) por ocupación (a dos dígitos CIUO) - SERVICIOS



Nota: cada burbuja representa la pendiente estimada en la ecuación [3.8] para cada ocupación (los coeficientes \hat{b}_1^i) multiplicada por 100. El valor debe interpretarse como el cambio en puntos porcentuales promedio por año del salario por nivel de calificación en relación con el salario medio total. Se considera que las pendientes son estadísticamente significativas cuando el valor-p asociado a la estimación resulta menor a 0,1.

La curva de tendencia graficada responde a la estimación de la ecuación [3.9].

Fuente: elaboración propia sobre la base de la EPH.

Anexo 8: Estructura del empleo intra-firma

Tabla A 8: Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.17] para ocupaciones caracterizadas por rutinas en 3 y 5 categorías

Especificación:	Modelos de panel (efectos fijos) Ecuación [3.17] - 3 categorías			Modelos de panel (efectos fijos) Ecuación [3.17] - 5 categorías				
	Variable dependiente:	Part. rutina baja [1.1]	Part. rutina media [1.2]	Part. rutina alta [1.3]	Part. rutina muy baja [2.1]	Part. rutina baja [2.2]	Part. rutina media [2.3]	Part. rutina alta [2.4]
Dummy 2009	0.00226** (0.000984)	0.00523*** (0.00155)	-0.00748*** (0.00148)	0.00165* (0.000924)	0.00450*** (0.00121)	0.00272** (0.00136)	-0.00559*** (0.00117)	-0.00328** (0.00143)
Dummy 2010	0.00320** (0.00132)	0.00270 (0.00209)	-0.00590*** (0.00208)	0.00213* (0.00121)	0.00368** (0.00154)	0.00221 (0.00185)	-0.00746*** (0.00167)	-0.000555 (0.00202)
Dummy 2011	0.00321* (0.00166)	0.00890*** (0.00268)	-0.0121*** (0.00264)	0.00118 (0.00154)	-0.000185 (0.00186)	0.0145*** (0.00240)	-0.0110*** (0.00218)	-0.00454* (0.00253)
Dummy 2012	0.00342* (0.00181)	0.0175*** (0.00298)	-0.0209*** (0.00293)	0.00215 (0.00171)	0.00206 (0.00204)	0.0183*** (0.00271)	-0.0120*** (0.00246)	-0.0105*** (0.00285)
Dummy 2013	0.00356* (0.00197)	0.0271*** (0.00321)	-0.0306*** (0.00318)	0.00307* (0.00186)	0.00343 (0.00225)	0.0259*** (0.00297)	-0.0130*** (0.00261)	-0.0194*** (0.00312)
Dummy 2014	0.00511** (0.00206)	0.0330*** (0.00335)	-0.0381*** (0.00333)	0.00458** (0.00195)	0.00662*** (0.00238)	0.0276*** (0.00311)	-0.0125*** (0.00276)	-0.0263*** (0.00326)
Dummy 2015	0.00892*** (0.00233)	0.0394*** (0.00360)	-0.0483*** (0.00360)	0.00835*** (0.00216)	0.00995*** (0.00260)	0.0316*** (0.00335)	-0.0139*** (0.00287)	-0.0360*** (0.00346)
Dummy 2016	0.0110*** (0.00243)	0.0438*** (0.00380)	-0.0549*** (0.00378)	0.0101*** (0.00225)	0.0128*** (0.00274)	0.0346*** (0.00353)	-0.0153*** (0.00296)	-0.0422*** (0.00357)
Tamaño	-3.83e-05*** (1.39e-05)	-3.21e-05 (2.30e-05)	7.04e-05** (3.30e-05)	-3.31e-05** (1.31e-05)	-4.14e-05*** (5.16e-06)	3.76e-06 (2.47e-05)	2.72e-06 (9.63e-06)	6.80e-05** (2.78e-05)
Constante	0.103*** (0.00186)	0.435*** (0.00306)	0.462*** (0.00372)	0.0811*** (0.00175)	0.169*** (0.00162)	0.252*** (0.00303)	0.159*** (0.00197)	0.338*** (0.00336)
Observaciones	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391
R cuadrado	0.005	0.022	0.035	0.005	0.006	0.016	0.003	0.026
Cant. firmas	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar clusterizados a nivel firma.
Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Tabla A 9: Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.17] para ocupaciones caracterizadas por rutinas manual en 3 y 5 categorías

Especificación:	Modelos de panel (efectos fijos) Ecuación [3.17] - 3 categorías			Modelos de panel (efectos fijos) Ecuación [3.17] - 5 categorías				
	Variable dependiente:	Part. rutina manual baja	Part. rutina manual media	Part. rutina manual alta	Part. rutina manual muy baja	Part. rutina manual baja	Part. rutina manual media	Part. rutina manual alta
	[1.1]	[1.2]	[1.3]	[2.1]	[2.2]	[2.3]	[2.4]	[2.5]
Dummy 2009	0.00895*** (0.00141)	-0.00136 (0.00131)	-0.00760*** (0.00148)	0.00204** (0.000911)	0.00622*** (0.00135)	-0.000243 (0.00109)	-0.00484*** (0.00119)	-0.00318** (0.00142)
Dummy 2010	0.0113*** (0.00189)	-0.00437** (0.00171)	-0.00698*** (0.00205)	0.00276** (0.00117)	0.00713*** (0.00177)	-0.00145 (0.00143)	-0.00869*** (0.00172)	0.000257 (0.00201)
Dummy 2011	0.0220*** (0.00243)	-0.00709*** (0.00216)	-0.0149*** (0.00256)	0.00162 (0.00151)	0.0187*** (0.00224)	-0.00477*** (0.00175)	-0.00943*** (0.00222)	-0.00611** (0.00253)
Dummy 2012	0.0330*** (0.00271)	-0.0106*** (0.00239)	-0.0224*** (0.00288)	0.00242 (0.00167)	0.0287*** (0.00251)	-0.00723*** (0.00194)	-0.0113*** (0.00249)	-0.0126*** (0.00285)
Dummy 2013	0.0464*** (0.00301)	-0.0160*** (0.00258)	-0.0304*** (0.00317)	0.00334* (0.00183)	0.0415*** (0.00283)	-0.0102*** (0.00209)	-0.0130*** (0.00263)	-0.0216*** (0.00312)
Dummy 2014	0.0541*** (0.00316)	-0.0173*** (0.00269)	-0.0368*** (0.00335)	0.00471** (0.00191)	0.0485*** (0.00299)	-0.0117*** (0.00219)	-0.0137*** (0.00275)	-0.0277*** (0.00328)
Dummy 2015	0.0680*** (0.00346)	-0.0208*** (0.00287)	-0.0472*** (0.00361)	0.00917*** (0.00215)	0.0579*** (0.00323)	-0.0137*** (0.00229)	-0.0157*** (0.00290)	-0.0378*** (0.00349)
Dummy 2016	0.0754*** (0.00362)	-0.0208*** (0.00295)	-0.0546*** (0.00379)	0.0108*** (0.00224)	0.0633*** (0.00345)	-0.0127*** (0.00238)	-0.0173*** (0.00298)	-0.0441*** (0.00360)
Tamaño	-9.16e-05*** (1.76e-05)	-2.08e-05* (1.18e-05)	0.000112*** (2.09e-05)	-3.16e-05** (1.28e-05)	-7.52e-05*** (1.33e-05)	-5.82e-06 (7.24e-06)	4.54e-05*** (1.28e-05)	6.73e-05** (2.79e-05)
Constante	0.333*** (0.00258)	0.203*** (0.00212)	0.464*** (0.00293)	0.0798*** (0.00172)	0.268*** (0.00226)	0.124*** (0.00159)	0.182*** (0.00218)	0.346*** (0.00338)
Observaciones	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391	32,391
R cuadrado	0.066	0.009	0.038	0.005	0.057	0.006	0.006	0.028
Cant. firmas	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691	3,691

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar clusterizados a nivel firma.
Fuente: elaboración propia sobre la base de ENDEI 2010-12, EPH y SIPA.

Anexo 9: Contenido de tareas, innovatividad y probabilidad de empleo: heterogeneidad sectorial

Tabla A 10: Tipos de tareas, comportamiento innovador y probabilidad de empleo. Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.24] por grupo de sectores a la Pavitt: Sectores Basados en la Ciencia y Dominados por Proveedores

Especificación:		Ecuación [3.24] - Modelos de panel (efectos fijos)							
GRUPO SECTORIAL:	BASADOS EN LA CIENCIA (BEC)				DOMINADOS POR PROVEEDORES (DPP)				
Muestra:	Completa		Firmas que hacen AI		Completa		Firmas que hacen AI		
Innovatividad (PERFIL_INNO):	HAI	MyE_HyS	INNO_PROC	INNO_PROD	HAI	MyE_HyS	INNO_PROC	INNO_PROD	
	[1]	[2]	[3]	[4]	[1]	[2]	[3]	[4]	
CNR	-0.0324 (0.121)	0.281*** (0.0826)	0.405*** (0.0776)	-0.306*** (0.0807)	0.197*** (0.0370)	0.148*** (0.0340)	0.290*** (0.0455)	0.351*** (0.0399)	
CNR x PERFIL_INNO	0.0751 (0.126)	-0.277*** (0.0905)	-0.435*** (0.0870)	0.432*** (0.0898)	-0.168*** (0.0412)	-0.113*** (0.0388)	-0.321*** (0.0498)	-0.388*** (0.0450)	
CR	0.216 (0.148)	-0.103 (0.102)	0.541*** (0.0864)	-0.116 (0.107)	0.118** (0.0492)	0.145*** (0.0457)	0.308*** (0.0661)	-0.0638 (0.0507)	
CR x PERFIL_INNO	-0.185 (0.155)	0.176 (0.111)	-0.656*** (0.0997)	0.190 (0.118)	0.0704 (0.0537)	0.0411 (0.0508)	-0.134* (0.0702)	0.301*** (0.0560)	
MNR	-0.107 (0.189)	-0.534*** (0.116)	-0.00396 (0.125)	-0.302** (0.130)	-0.113** (0.0502)	-0.0821* (0.0473)	0.237*** (0.0623)	0.277*** (0.0551)	
MNR x PERFIL_INNO	-0.0141 (0.196)	0.529*** (0.127)	-0.148 (0.136)	0.199 (0.141)	0.407*** (0.0547)	0.381*** (0.0524)	0.0791 (0.0683)	0.0532 (0.0617)	
MR	-0.349** (0.136)	-0.0741 (0.0883)	-0.271*** (0.0882)	-0.350*** (0.0915)	-0.0886** (0.0350)	-0.163*** (0.0328)	-0.190*** (0.0452)	-0.402*** (0.0387)	
MR x PERFIL_INNO	0.0563 (0.141)	-0.277*** (0.0967)	-0.0346 (0.0976)	0.0719 (0.101)	-0.445*** (0.0382)	-0.361*** (0.0365)	-0.420*** (0.0490)	-0.179*** (0.0433)	
OFF	-0.0989 (0.162)	-0.299*** (0.113)	0.409*** (0.119)	-0.293** (0.118)	0.292*** (0.0507)	0.259*** (0.0475)	0.493*** (0.0697)	0.733*** (0.0548)	
OFF x PERFIL_INNO	0.126 (0.168)	0.402*** (0.123)	-0.441*** (0.129)	0.416*** (0.128)	0.182*** (0.0570)	0.237*** (0.0544)	-0.0411 (0.0753)	-0.302*** (0.0620)	
PERFIL_INNO	-0.120 (0.191)	-0.339** (0.135)	0.929*** (0.134)	-0.539*** (0.137)	0.0414 (0.0580)	-0.0487 (0.0545)	0.441*** (0.0704)	0.295*** (0.0638)	
Tamaño	0.000126*** (2.39e-06)	0.000125*** (2.38e-06)	0.000124*** (2.43e-06)	0.000124*** (2.42e-06)	3.11e-05*** (4.07e-07)	3.14e-05*** (4.09e-07)	3.07e-05*** (4.13e-07)	3.03e-05*** (4.15e-07)	
Constante	1.284*** (0.183)	1.438*** (0.123)	0.416*** (0.121)	1.599*** (0.125)	0.823*** (0.0518)	0.889*** (0.0474)	0.499*** (0.0641)	0.614*** (0.0564)	
EF por individuo	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	
EF por año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	
Observaciones	690,476	690,476	635,091	635,091	2,910,180	2,910,180	2,353,792	2,353,792	
Grupos	119,843	119,843	110,918	110,918	479,678	479,678	393,063	393,063	
R2	0.104	0.105	0.100	0.0979	0.119	0.119	0.109	0.109	
F	5,470***	5,530***	4,916***	4,923***	32,316***	32,323***	26,097***	26,141***	

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Entre paréntesis se presentan los errores estándar robustos de las estimaciones. Los efectos fijos por año también incluyen interacciones con cada variable de perfil innovador de las firmas, según corresponda a la utilizada en cada columna.

La variable PERFIL_INNO representa de manera genérica a las distintas variables de innovatividad con que se caracterizan a las firmas. En cada una de las columnas se indica cuál es la variable particular que se utiliza como interacción. Las mismas son (las definiciones completas se encuentran en la sección 3.4.3, Capítulo 3): HAI: dummy igual a 1 si la firma hace actividades de innovación; MyE_HyS: dummy igual a 1 si la firma adquiere maquinarias y equipos o hardware y software; INN_PROC: dummy igual a 1 si la firma obtuvo resultados de innovación de procesos; INN_PROD: dummy igual a 1 si la firma obtuvo resultados de innovación de productos.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.

Tabla A 11: Tipos de tareas, comportamiento innovador y probabilidad de empleo. Estimaciones de los modelos presentados en la ecuación [3.24] por grupo de sectores a la Pavitt: Sectores Intensivos en Escala y Proveedores Especializados

Especificación:		Ecuación [3.24] - Modelos de panel (efectos fijos)							
GRUPO SECTORIAL:		INTENSIVOS EN ESCALA (IEE)				PROVEEDORES ESPECIALIZADOS (PRE)			
Muestra:	Completa		Firmas que hacen AI		Completa		Firmas que hacen AI		
Innovatividad (PERFIL_INNO):	HAI	MyE_HyS	INNO_PROC	INNO_PROD	HAI	MyE_HyS	INNO_PROC	INNO_PROD	
	[1]	[2]	[3]	[4]	[1]	[2]	[3]	[4]	
CNR	0.290*** (0.0803)	0.0693 (0.0689)	0.00150 (0.0672)	0.195*** (0.0639)	0.179 (0.172)	-0.0292 (0.142)	0.664*** (0.159)	-0.207 (0.211)	
CNR x PERFIL_INNO	-0.509*** (0.0854)	-0.265*** (0.0748)	-0.268*** (0.0754)	-0.564*** (0.0729)	0.240 (0.186)	0.512*** (0.159)	-0.270 (0.178)	0.763*** (0.224)	
CR	-0.322*** (0.117)	-0.700*** (0.1000)	-0.584*** (0.0949)	-0.491*** (0.0830)	-0.466*** (0.168)	-0.413*** (0.143)	-1.360*** (0.154)	-1.303*** (0.202)	
CR x PERFIL_INNO	-0.505*** (0.123)	-0.108 (0.108)	-0.284*** (0.104)	-0.465*** (0.0954)	-0.196 (0.182)	-0.269* (0.161)	0.934*** (0.174)	0.809*** (0.216)	
MNR	-0.388*** (0.0899)	-0.0925 (0.0806)	-0.0777 (0.0785)	-0.273*** (0.0722)	0.437** (0.188)	0.331** (0.156)	0.650*** (0.178)	0.877*** (0.206)	
MNR x PERFIL_INNO	0.252*** (0.0960)	-0.0988 (0.0875)	-0.0592 (0.0877)	0.213** (0.0830)	-0.00509 (0.202)	0.138 (0.174)	-0.292 (0.196)	-0.531** (0.222)	
MR	-0.0445 (0.0635)	-0.308*** (0.0543)	-0.397*** (0.0558)	-0.0323 (0.0565)	0.346** (0.146)	0.150 (0.120)	-0.157 (0.114)	-0.487*** (0.141)	
MR x PERFIL_INNO	-0.109 (0.0677)	0.208*** (0.0596)	0.289*** (0.0627)	-0.187*** (0.0634)	-0.385** (0.155)	-0.175 (0.132)	0.200 (0.129)	0.552*** (0.154)	
OFF	-0.225** (0.0942)	-0.121 (0.0860)	-0.349*** (0.0877)	-0.0361 (0.0813)	0.769*** (0.220)	0.185 (0.179)	0.980*** (0.214)	0.901*** (0.247)	
OFF x PERFIL_INNO	0.0961 (0.103)	-0.0196 (0.0953)	0.272*** (0.0996)	-0.108 (0.0951)	-0.360 (0.234)	0.353* (0.198)	-0.676*** (0.232)	-0.581** (0.262)	
PERFIL_INNO	0.408*** (0.125)	-0.00384 (0.113)	-0.0925 (0.115)	0.605*** (0.109)	0.472* (0.247)	-0.193 (0.216)	-0.0327 (0.248)	-0.495* (0.286)	
Tamaño	5.28e-05*** (1.17e-06)	5.49e-05*** (1.15e-06)	5.33e-05*** (1.18e-06)	5.07e-05*** (1.20e-06)	0.000152*** (3.52e-06)	0.000152*** (3.53e-06)	0.000161*** (3.74e-06)	0.000165*** (3.99e-06)	
Constante	1.429*** (0.116)	1.800*** (0.102)	1.904*** (0.102)	1.396*** (0.0938)	0.446* (0.232)	1.002*** (0.195)	0.863*** (0.227)	1.284*** (0.269)	
EF por individuo	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	
EF por año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	
Observaciones	1,478,419	1,478,419	1,294,323	1,294,323	391,356	391,356	343,667	343,667	
Grupos	238,510	238,510	210,051	210,051	69,541	69,541	61,722	61,722	
R2	0.109	0.103	0.0980	0.0987	0.107	0.107	0.108	0.110	
F	11,801***	11,752***	9,853***	9,829***	3,848***	3,845***	3,326***	3,335***	

Nota: ***, ** y * indican significatividad estadística al 1%, 5% y 10% respectivamente. Entre paréntesis se presentan los errores estándar robustos de las estimaciones. Los efectos fijos por año también incluyen interacciones con cada variable de perfil innovador de las firmas, según corresponda a la utilizada en cada columna.

La variable PERFIL_INNO representa de manera genérica a las distintas variables de innovatividad con que se caracterizan a las firmas. En cada una de las columnas se indica cuál es la variable particular que se utiliza como interacción. Las mismas son (las definiciones completas se encuentran en la sección 3.4.3, Capítulo 3): HAI: dummy igual a 1 si la firma hace actividades de innovación; MyE_HyS: dummy igual a 1 si la firma adquiere maquinarias y equipos o hardware y software; INN_PROC: dummy igual a 1 si la firma obtuvo resultados de innovación de procesos; INN_PROD: dummy igual a 1 si la firma obtuvo resultados de innovación de productos.

Fuente: elaboración propia sobre la base de SIPA, ENDEI 2010-12 y O*NET.