



Universidad de
SanAndrés

Universidad de San Andrés

Departamento de Economía

Tesis para optar al grado de Magíster en Economía

***Innovación y empleo: ¿cuáles tareas absorbe y cuáles
expulsa la industria argentina?***

Autor: Emanuel López

DNI: 29.968.313

Mentor: Valeria Arza

Universidad de
SanAndrés

Victoria – Buenos Aires

Octubre de 2018

Innovación y empleo: ¿cuáles tareas absorbe y cuáles expulsa la industria argentina?

Emanuel López*

Octubre de 2018

Resumen:

El cambio tecnológico (CT) y las innovaciones que introducen las firmas ejercen un impacto profundo en la estructura de las economías y en particular en los mercados laborales, modificando las necesidades de tareas a realizar por los trabajadores en sus ocupaciones. Los temores a "un futuro sin empleo" no son nuevos, pero se han renovado en las últimas décadas debido a una supuesta mayor velocidad en el avance de las innovaciones en automatización e inteligencia artificial.

En el presente trabajo se combinan dos líneas teóricas para abordar esta cuestión; por un lado, el "enfoque de tareas" de la literatura de la economía laboral; por otro, la literatura de la economía de innovación, que pone a la firma en el centro de los procesos de innovación y de CT. Bajo estos cimientos teóricos se realiza una aplicación empírica utilizando una base de datos novedosa que combina para el período 2008-2016 información del empleo y las ocupaciones de más de 876.000 trabajadores pertenecientes a las 3.691 firmas de la muestra de la última encuesta de innovación de Argentina (ENDEI 2010-2012). Explotando la característica de panel de la información, se explora el tipo de tareas que firmas con diferente comportamiento innovador absorben o expulsan al tomar decisiones de empleo. Los resultados apuntan a que estas decisiones han resultado más amigables con las tareas menos rutinarias, al tiempo que las más rutinarias han sido expulsadas. En particular, se sostiene la hipótesis de que las firmas que emprenden decisiones de innovación son aquellas en las que este patrón se observa más claramente: tienden a demandar menos tareas de tipo rutinarias, tanto manuales como cognitivas y más de tipo no rutinario. En otras palabras, para analizar el desplazamiento de tareas y ocupaciones es central considerar el perfil de la firma, en términos de sus estrategias de innovación.

Clasificación JEL: J24, O33, O54

Palabras clave: cambio tecnológico, innovación, mercado de trabajo, tareas laborales, Argentina

* E-mail: lopez.emanuel@gmail.com

Agradezco a la Dra. Valeria Arza quien ha sido mi tutora y soporte durante todo el proceso de realización de esta tesis. Agradezco también a todo el personal de la Dirección General de Estudios Macroeconómicos y Estadísticas Laborales del Ministerio de Producción y Trabajo, quien con excelente predisposición me brindó asesoramiento y acceso a datos cruciales para el desarrollo de este trabajo. Cualquier error que pueda contener el trabajo es de mi exclusiva responsabilidad.

1. Introducción

La innovación y el cambio tecnológico (CT) han planteado inquietudes para los trabajadores que han sido registradas al menos desde la primera revolución industrial¹. Entre los primeros ejemplos sobresalen las reacciones negativas de agrupaciones de obreros de diferentes sectores en Inglaterra manifestándose a través del *lobby* o de manera violenta frente a la introducción de innovaciones técnicas que atentaban contra la estabilidad de sus puestos de trabajo y sus ingresos. Resulta icónico el caso de los “luditas” a principio del Siglo XIX, un movimiento de trabajadores textiles que, liderados por el personaje ficticio de *Ned Ludd*, lucharon en contra de la introducción del telar mecánico y otras innovaciones del sector (Nuvolari, A. 2002). Alrededor de 1830 el ejemplo se reprodujo en Carlisle, Inglaterra, con los “*Swing riots*” y las “*Swing letters*”. Nuevamente un personaje ficticio, el Capitán *Swing*, enviaba cartas 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, M. 2004; Navickas, K. 2011). Y la lista de ejemplos puede continuar.

Concomitantemente la teoría económica no se mantuvo en silencio y economistas clásicos como Adam Smith, David Ricardo, Karl Marx, John Stuart Mill, Thomas Malthus y Jean Baptiste Say, entre otros, pusieron 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, M. 2007), que abarca una serie de mecanismos generadores de empleo que se ponen en marcha a partir del CT y que pueden contrarrestar en mayor o menor medida la pérdida de empleo inicial (Petit, P. 1993; Vivarelli, M. 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, P. (1993), las desaceleraciones en el empleo relacionadas con las guerras y la crisis del '30 reflataron en la agenda la cuestión del empleo y el CT. 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” (Gregory, T. E. 1930), entendida como el proceso de reorganización en la estructura industrial y el cambio en los métodos de producción, 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, B. 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 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, B. 1984). Dada la relevancia y

¹ Aunque existen casos de siglos más atrás. Es un ejemplo el de la Reina Elizabeth I negándose a la introducción de la primera máquina de tejer medias, inventada en 1589, por temor a lo que acontecería con los trabajadores que podrían quedarse sin trabajo y convertirse en mendigos (Acemoglu, D. y J. A. Robinson 2013, p.182).

el impacto de estos temas en la coyuntura económica, las preocupaciones se reflejaron en inquietudes políticas². A partir de la crisis de los '70, el aumento en el desempleo en conjunto con la velocidad con la que las tecnologías de la información se desarrollaban y se difundían entre países impulsaron un interés renovado por el estudio de la innovación y el CT como procesos endógenos (en contraposición a las visiones relacionadas con el modelo de Solow de CT exógeno); fue el inicio de un *revival* de las teorías schumpeterianas (Petit, P. 1993), que fueron también utilizadas para analizar la relación del CT con el empleo y las retribuciones salariales.

Por su parte, desde la literatura más relacionada a la economía laboral, se introdujo la noción del “cambio tecnológico sesgado hacia las habilidades” (*“skill-biased technological change”*, en inglés), que pone de relieve la complementariedad entre el factor capital y las habilidades de los trabajadores (Berman, E., J. Bound y Z. Griliches 1994; Griliches, Z. 1969), construyendo una teoría dirigida a comprender la creciente desigualdad de ingresos en un entorno de CT (Card, D. y J. E. DiNardo 2002). En este marco, el factor trabajo deja de pensarse como completamente homogéneo y se modela en dos categorías, de acuerdo a las habilidades incorporadas en el mismo (trabajo calificado versus no calificado). El CT implica la introducción de nuevo capital que se complementa mejor con el trabajo calificado, impulsando una mayor demanda relativa de este factor, una suba de su productividad marginal y consecuentemente de los salarios asociados al trabajo calificado en relación a los no calificados, amplificando la desigualdad de ingresos. Esta perspectiva de análisis muestra que resulta fundamental complejizar al factor trabajo para pensar en cómo el mismo interactúa con el CT.

En esta línea profundiza el denominado enfoque de tareas del mercado laboral (Acemoglu, D. y D. H. Autor 2011; Autor, D. H. 2013, 2015), que separa dos aspectos que se confunden en la tradicional función de producción: 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, es decir, qué tareas relacionadas con la producción realiza cada factor productivo. Por ejemplo, la introducción de una determinada innovación en un proceso productivo puede implicar la sustitución de algunas tareas previamente realizadas por los trabajadores por parte del capital, mientras que otras tareas son complementadas por el CT. Aquí, 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 una relación con su posibilidad de ser sustituida por el cambio tecnológico.

En el presente trabajo se realiza una combinación novedosa de dos de las ramas de la literatura económica mencionadas en los párrafos previos como bases teóricas para estudiar la relación entre CT y empleo en Argentina. 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 (Autor, D. H., L. Frank y J. M. Richard 2003; Acemoglu, D. y D. H. Autor 2011; Autor, D. H. 2013, 2015). Por otro lado, la segunda rama de la literatura proviene de la economía de la innovación, en particular del pensamiento neo-schumpeteriano, en donde la firma es el centro de los procesos de innovación y de CT, alejándose de la visión exógena del CT presente en el modelo de Solow. Desde este punto de vista teórico, analizar el

² Diversos reportes de oficinas públicas de los Estados Unidos durante la década de los '50 y los '60 son ilustrativos de esta inquietud. Puede verse por ejemplo el informe *“Technology and the American Economy”* (Bowen, H. R. 1966) publicado por la Comisión Nacional en Tecnología, Automatización y Progreso Económico. Esta comisión fue creada a pedido del presidente Lyndon B. Johnson para tratar estos temas frente a la amenaza del desempleo creciente (Autor, D. H. 2015).

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. La literatura pionera de esta línea viene de la mano de Richard R. Nelson y Sidney G. Winter (Nelson, R. R. y S. G. Winter 1973, 1982).

Utilizando estas bases teóricas el presente trabajo propone explorar empíricamente el vínculo entre empleo, contenido de tareas de las ocupaciones y decisiones de innovación de las firmas utilizando información novedosa sobre empleo y ocupaciones de más de 876.000 trabajadores durante el período 2008-2016. Este subconjunto del empleo se corresponde con las historias laborales de aquellos trabajadores presentes en alguna de las 3.691 firmas representativas de la industria argentina que componen la muestra de la última encuesta de innovación de Argentina (ENDEI 2010-2012), lo que permite asociar esas historias a las características de innovación de las firmas. Utilizando econometría aplicada a datos de panel los resultados muestran que la consideración de la estrategia de innovación de las firmas es central para entender los movimientos del empleo en términos de tareas más o menos rutinarias. Las firmas más involucradas en la innovación son las que tienden a expulsar ocupaciones con mayor contenido de tareas rutinarias al tiempo que absorben ocupaciones más intensivas en tareas no rutinarias.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta la literatura relevante y se esquematizan los lineamientos teóricos del análisis; en la sección 3 se exponen los objetivos e hipótesis a evaluar con los datos y la metodología presentados en la sección 4; el análisis de los resultados se realiza en la sección 5 y se concluye el trabajo en la sección 6.

2. Revisión de la literatura y lineamientos teóricos del análisis empírico

En esta sección se expondrán con mayor detalle los fundamentos teóricos que sustentan los objetivos y las hipótesis que se plantean en la sección siguiente.

Como fue mencionado en la introducción, se realizará una combinación novedosa de enfoques teóricos y empíricos dentro de la literatura. 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 neo-schumpeteriana de innovación. A continuación se resumen estas dos líneas teóricas y la evidencia empírica relevante.

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 (Autor, D. H., et al. 2003; Acemoglu, D. y D. H. Autor 2011; Autor, D. H. 2013). El punto de partida es considerar 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 los diferentes tipos de trabajo, en un marco que considere trabajo calificado y no calificado) no es fija y dependerá de cuestiones tanto tecnológicas como económicas. Es decir, la asignación de una determinada tarea previamente realizada por la mano de obra (factor trabajo) podría comenzar a ser realizada por una máquina (factor capital) dado que, primero, la tecnología lo permita; y segundo, resulte económicamente conveniente. Como se plantea en Autor, D. H. (2013), 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.

El enfoque de tareas permite además dar una explicación teórica a la polarización laboral observada en la economía británica desde 1975 (Goos, M. y A. Manning 2007). Este hecho estilizado registra incrementos de empleo en las ocupaciones de salarios más altos y más bajos de la distribución, en detrimento de las ocupaciones de salarios intermedios, habiéndose también encontrado registro del mismo fenómeno en Estados Unidos (Autor, D. H., L. F. Katz y M. S. Kearney 2006) y otras economías desarrolladas (Goos, M., A. Manning y A. Salomons 2014). Aquí es donde el enfoque de tareas halla su valor proponiendo la que se ha dado en llamar “hipótesis de la rutinización” (Autor, D. H., et al. 2003; Acemoglu, D. y D. H. Autor 2011).

La hipótesis de la rutinización 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. Lo que caracteriza a este tipo de tareas es que se encuentran bien entendidas y en su desarrollo no es preponderante la aparición de inconvenientes inesperados: no se requiere improvisación. De esta manera, el veloz incremento en la capacidad computacional, la baja en los precios de las computadoras y los avances en robótica (Levy, F. y R. J. Murnane 2005; Nordhaus, W. D. 2007; Brynjolfsson, E. y A. McAfee 2011; Ford, M. R. 2016) pueden impulsar una ventaja comparativa para que estas tareas rutinarias sean automatizadas, desplazando al factor trabajo de las mismas. El conjunto de tareas rutinarias caracteriza a un amplio conjunto de ocupaciones que requieren generalmente trabajadores de calificación media, tanto en actividades manuales como cognitivas.

La introducción de estos cambios tecnológicos cumple entonces el rol de generar sustitutos para las *tareas rutinarias*, pero, en la vereda opuesta, el factor trabajo también realiza *tareas no rutinarias*. En este grupo se encuentran aquellas actividades que requieren capacidades para solucionar problemas novedosos, intuición, creatividad y persuasión, conformando el subgrupo de *tareas cognitivas no rutinarias* (o también “abstractas”); y también las que definen a las *tareas manuales no rutinarias*, en las que se precisa de adaptabilidad al entorno, habilidades sensoriales y motoras, flexibilidad física e interacciones interpersonales, entre otras características. En el caso de las tareas no rutinarias, es esperable que el cambio tecnológico actúe en muchos casos como complemento de las mismas en lugar de sustituirlas.

La idea de qué constituye una tarea rutinaria o cuáles son las posibilidades de automatización de tareas no rutinarias son, por supuesto, dinámicas en el tiempo. En un trabajo de alta repercusión, Frey, C. B. y M. A. Osborne (2017)³ se interesan en analizar qué representa el CT para el futuro del trabajo. 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 sólo las tareas consideradas rutinarias pueden automatizarse. Uno de los ejemplos sobresalientes es el de conducir un vehículo, que involucra tareas altamente no rutinarias como evaluar el contexto y adaptarse a cambios inesperados. Con los rápidos avances en el desarrollo de vehículos autónomos, que incorporan una multiplicidad de sensores, sistemas de visión computacional y algoritmos de inteligencia artificial, puede decirse que ya se han podido automatizar la mayoría de las tareas no rutinarias involucradas en esta actividad. Prospectivamente, la introducción masiva de este avance deberá superar otras barreras (económicas y legales, entre otras), pero el potencial está.

³ El trabajo fue publicado como documento de trabajo en el año 2013, siendo ampliamente citado y reproducido tanto en ámbitos académicos como periodísticos. La cita corresponde a la versión finalmente publicada.

La Tabla 1 condensa la información sobre los diferentes tipos de tareas presentados y ejemplifica con algunas ocupaciones que podrían caracterizarse como intensivas en un determinado 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 misma⁴.

Tabla 1- Tareas: niveles de calificación, salarios y potencial de automatización

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

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

El enfoque de tareas permite entonces explicar la polarización laboral mencionada previamente, a partir de observar que las ocupaciones con tareas principalmente rutinarias son más propensas a ser negativamente afectadas por el CT, desplazando el trabajo hacia las ocupaciones ubicadas en las colas de la distribución de ingresos, compuestas mayormente por tareas no rutinarias; este mecanismo es lo que algunos autores llamaron “cambio tecnológico sesgado hacia la rutina” (del inglés “*routine-biased technological change*”; Goos, M., et al. 2014). Simultáneamente, el CT puede complementar las tareas no rutinarias, incrementando su productividad y eventualmente su retribución salarial (esto implica un fenómeno relacionado aunque no analizado en este trabajo, el de la polarización salarial).

Conjuntamente con el enfoque de tareas, una serie de trabajos agregan como factor relevante para pensar en el empleo la factibilidad de *deslocalización* que tienen las ocupaciones (“*offshoring*” en inglés), definida como el potencial de realizar las actividades del trabajo (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, A. S. y A. B. Krueger

⁴ Esta es una de las críticas realizadas por Arntz, M., T. Gregory y U. Zierahn (2016) al trabajo de Frey, C. B. y M. A. Osborne (2017) comentado previamente, en el cual los autores ponen énfasis en la probabilidad de que las *ocupaciones* sean automatizadas y no ciertas tareas que las componen, derivando, de acuerdo a los primeros autores, en una sobreestimación de la potencial pérdida de empleos en el futuro.

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. Son varios los trabajos que discuten y combinan el enfoque de tareas y las posibilidades de deslocalización de la producción; pueden mencionarse, entre otros, a Blinder, A. S. (2009), Firpo, S., N. M. Fortin y T. Lemieux (2011), Acemoglu, D. y D. H. Autor (2011), Autor, D. H. (2013) y Goos, M., et al. (2014). Esta dimensión es relevante para el presente trabajo puesto que se incorporará en el análisis empírico para controlar por este factor abarcado por el CT.

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, sujeta a las restricciones tecnológicas y económicas. En relación a la tecnología, se asume la existencia de una función de producción en la que los factores productivos (usualmente capital y trabajo) pueden sustituirse de manera más o menos suave para producir un determinado nivel de producto. La consideración de los precios de los factores será determinante para la elección del mix óptimo entre los mismos con el cual se alcanza el nivel de producción deseado.

Desde la literatura neo-schumpeteriana o evolucionista que estudia la economía de la innovación se erige una crítica a la visión anterior. Los supuestos sobre el comportamiento de la firma conforman un elemento central sujeto a la crítica evolucionista (Nelson, R. R. y S. G. Winter 1982, 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 reglas⁵. 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.

Las actividades de innovación y los resultados de innovación⁶ desde la perspectiva evolucionista se conciben como endógenas al propio sistema de comportamiento de las firmas y de selección de los mercados. La innovación tanto como otras decisiones microeconómicas como cuánto invertir, cuánto y qué producir, qué insumos utilizar, etc. se resuelven todas

⁵ El término preciso utilizado en Nelson, R. R. y S. G. Winter (1982) es el de “*routines*”. En esta breve síntesis del pensamiento evolucionista se ha omitido el uso de esta palabra para evitar confusión con los conceptos de actividades rutinarias/no rutinarias que se emplean de manera extensiva en el trabajo.

⁶ De acuerdo con el Manual de Oslo (OCDE/EuroStat 2007) las **actividades de innovación** “*incluyen el conjunto de actuaciones científicas, tecnológicas, organizativas, financieras y comerciales que realmente, o pretendidamente, conducen a la introducción de innovaciones*” (p. 25); mientras que los resultados de innovación o la **innovación** propiamente dicha se define como “*la introducción de un nuevo, o significativamente mejorado, producto (bien o servicio), de un proceso, de un nuevo método de comercialización o de un nuevo método organizativo, en las prácticas internas de la empresa, la organización del lugar de trabajo o las relaciones exteriores*” (p. 56).

conjuntamente en un proceso que combina las rutinas operativas y de inversión de las firmas, la retroalimentación a partir del aprendizaje sobre qué decisiones funcionan mejor que otras y la selección que hace el mercado en cada momento sobre cuáles son las mejores decisiones. Todo esto motivado 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 o de mercado. El punto que se desea rescatar a los fines del trabajo es justamente el rol central que tienen las firmas en el CT. La introducción de nuevas técnicas, tecnologías, productos, o de innovaciones en un sentido general, es explicada como parte de las decisiones propias de la firma, lo cual se enfrenta a la tradición neoclásica de pensar en el CT como un proceso exógeno, que se diseña y desarrolla en algún otro espacio fuera del ámbito de decisión micro, como pueden ser las universidades o los institutos científicos y tecnológicos.

En cuanto concierne al estudio de la relación entre CT, 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 términos empíricos, el análisis se presenta tanto a nivel micro, como sectorial o de la economía en su conjunto (en los trabajos de Vivarelli, M. - 2007, 2014, 2015- se presentan revisiones de la literatura teórica y empírica sobre el tema).

Desde el punto de vista teórico, la literatura avanza en resaltar una distinción importante en relación a los impactos diferenciales de las innovaciones en procesos versus las innovaciones en productos. Las innovaciones en *proceso* abarcan al CT incorporado (es decir, innovaciones corporizadas en bienes de capital), al intangible (por ejemplo, nuevas técnicas de producción) y también cambios organizacionales (ver Edquist, C., L. Hommen y M. D. McKelvey 2001, cap. 3). Se considera que este tipo de innovaciones tiene un impacto inmediato ahorrador de trabajo ya que justamente su objetivo principal es el ahorro de costos. Esta es la fuente fundamental que sustenta el “temor tecnológico” que históricamente se ha manifestado de diversas maneras, como fue previamente mencionado. La discusión no culmina allí, ya que a partir de una innovación de proceso se ponen en marcha los “mecanismos de compensación” que abarcan un conjunto de fuerzas que contrarrestan los efectos iniciales de ahorro de trabajo (Vivarelli, M. 2014). Entre estos mecanismos se encuentran efectos a distintos niveles de agregación: de derrame entre firmas, sectores y efectos de demanda agregada a nivel macro. A manera de ejemplo se mencionan algunos de estos mecanismos presentados en la literatura:

- *Si bien la innovación en proceso ahorra mano de obra, aguas arriba existe una demanda adicional de trabajo para producir las “máquinas nuevas” que permiten llevar adelante innovaciones en proceso en sectores aguas abajo.*
- *Las mejoras en productividad derivadas de los nuevos procesos derivan en reducciones de costos y de precios, impulsando una mayor demanda de los productos y, por ende, una ampliación del mercado con el consecuente aumento en la producción y el empleo para satisfacerlo.*
- *Si la firma o el sector innovador posee poder de mercado los beneficios económicos podrían aumentar luego de la introducción de procesos más eficientes (ante precios que no se reducen o se reducen en menor magnitud en relación a una situación más competitiva), lo que podría repercutir en una mayor inversión por parte de estas firmas con potencial impacto positivo en el empleo.*

El efecto inicial de ahorro de trabajo se contrapone entonces con un conjunto de mecanismos de compensación (los ejemplificados y otros que pueden rastrearse en la

bibliografía citada), generando una predicción teórica ambigua respecto del efecto neto a nivel agregado y por lo tanto requiriendo de análisis empíricos para apreciar el efecto neto.

La innovación en *producto*, por su parte, tiene a priori un efecto ambiguo sobre la demanda de empleo. Por un lado, la creación de nuevos productos 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, existiría también un “efecto sustitución”, vinculado al recambio de empleo relacionado con las diferentes necesidades frente al reemplazo de viejos productos con los nuevos (ver Edquist, C., et al. 2001, cap 4.; la idea de los efectos bienestar y sustitución fue desarrollada en Katsoulacos, Y. 1984).

A su vez, en la literatura se resalta la relevancia de las diversas actividades de innovación, ya que la inversión en diferentes categorías es determinante para la obtención de resultados e implican de por sí decisiones en términos de empleo y reorganización de las actividades de las firmas. La Tabla 2 resume de manera estilizada las ideas condensadas en los párrafos precedentes.

Tabla 2- Relación entre innovación y empleo desde la literatura evolucionista

	Resultados de innovación	Desplazamiento de trabajo	Mecanismos de compensación	Efecto neto
Actividades de innovación	Innovación en productos	Efecto sustitución, caída del empleo en la producción de viejos productos	Mayor demanda, nuevos mercados	Ambiguo/positivo
	Innovación en procesos	Efecto productividad reduce demanda de trabajo	Mayor demanda, reducción de costos y precios, mayor nivel de inversión	Negativo

Fuente: adaptado de Harrison, R., J. Jaumandreu, J. Mairesse y B. Peters 2014 y Vivarelli, M. 2015

2.3. Evidencia empírica reciente sobre CT y empleo en Argentina y América Latina

La literatura empírica sobre la relación entre CT y empleo de las dos líneas teóricas resumidas previamente es profusa, aunque el grueso de la misma se ha enfocado en estudiar casos de países desarrollados⁷. Respecto a países en desarrollo las aplicaciones empíricas son mucho 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 esta sección se hará una breve revisión de los principales abordajes empíricos y resultados de estudios para Argentina y la región. La misma pretende brindar un marco al análisis empírico que se realizará en este trabajo, pero también señalar aquellos espacios en

⁷ Pianta, M. (2005) presenta una revisión de literatura con foco en Europa y EEUU. En Piva, M. y M. Vivarelli (2018) se incluye un sección interesante y actualizada de estudios empíricos en la tradición evolucionista. Una aplicación relevante para un conjunto de países de ingresos medios y bajos (53 países de África, Sur de Asia, Europa del Este y la región MENA) es Cirera, X. y L. Sabetti (2016). Aportes empíricos relacionados con el enfoque de tareas pueden encontrarse en Keister, R. y P. Lewandowski (2016) en donde se analizan 10 países de Europa Central y del Este y también en Goos, M., et al. (2014) que estudian el *routine-biased technological change* en 16 países de Europa Occidental; para EEUU los aportes pueden rastrearse en los trabajos citados de David H. Autor y otros autores.

los que contribuye la presente investigación. Otras revisiones que abarcan estudios relacionados en particular con países en desarrollo y América Latina pueden encontrarse en Oberdabernig, D. A. (2016) y Dutz, M. A., R. K. Almeida y T. G. Packard (2018).

Con relación al enfoque de tareas del mercado laboral, solo se ha podido rastrear la existencia de un trabajo que analiza a la economía argentina. Apella, I. y G. Zunino (2017) utilizan los datos de las encuestas de hogares de Argentina (Encuesta Permanente de Hogares; EPH) entre 1998 y 2015 y de Uruguay para el período 1995-2015 para caracterizar la evolución del contenido rutinario y no rutinario en las ocupaciones de estos países utilizando las caracterizaciones de tareas a partir de la base O*NET, siguiendo a Acemoglu, D. y D. H. 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 rutinarias⁸. Adicionalmente, presentan una estimación del 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 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.

Relacionado con el enfoque de tareas y utilizando como base las probabilidades de automatización de ocupaciones presentadas en Frey, C. B. y M. A. Osborne (2017), el Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas de Argentina ha publicado un reporte titulado “Estimaciones preliminares sobre la automatización del empleo en Argentina” (2016). En el mismo 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 Empresas⁹. Sin embargo, no se explora sobre el contenido manual, cognitivo, rutinario o no rutinario de las tareas que componen a las ocupaciones.

Considerando el resto de América Latina, se han encontrado dos trabajos, uno para Brasil y otro para Chile que utilizan una descripción de rutinización de las tareas para analizar el impacto del CT en el mercado laboral.

Para Brasil, el estudio de Almeida, R. K., C. H. Corseuil y J. P. Poole (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

⁸ 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.

⁹ Este es un proyecto en curso que actualiza la información siguiendo la publicación de las nuevas ondas de la EPH. En el siguiente link puede consultarse la información (acceso el 21 de agosto de 2018): <https://www.argentina.gob.ar/hacienda/politicaeconomica/microeconomica/automatizaciondeltrabajo>

base O*NET¹⁰. 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 a las rutinarias y, además, un desplazamiento de las tareas hacia un mayor contenido cognitivo en relación a las tareas manuales.

En el caso del estudio para la economía chilena, Almeida, R. K., A. M. Fernandes y M. Viollaz (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. Utilizando una encuesta novedosa para la economía chilena, los autores 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. A diferencia de los trabajos anteriores que utilizaban las bases O*NET, el contenido rutinario y cognitivo de las ocupaciones se evalúa a partir de las encuestas del “Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de Adultos”¹¹ (PIAAC), construyendo índices de tareas 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 (cuatro ocupaciones en total: gerentes, trabajadores administrativos, trabajadores de la producción calificados y trabajadores de la producción no calificados). El resultado de este trabajo es novedoso y va en la línea de análisis de Frey, C. B. y M. A. Osborne (2017) al pensar en que las tecnologías más avanzadas pueden sustituir el trabajo más cognitivo y menos rutinario, aunque se diferencia del mismo en evaluar esa sustitución de tareas de manera contemporánea a los datos y no de forma prospectiva.

Los dos últimos trabajos comentados, para Brasil y Chile, forman parte de un grupo de estudios empíricos sintetizados en el libro *Jobs of Tomorrow* de Dutz, M. A., et al. (2018), en donde se utiliza el marco teórico presentado en Brambilla, I. (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. La Tabla 3 resume la información principal de los trabajos analizados en este compilado¹² añadiendo los otros dos estudios mencionados que analizan el caso de Argentina (Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas 2016 y Apella, I. y G. Zunino 2017), señalando en particular los resultados alcanzados en relación al impacto de las tareas sobre el empleo y si se mide de forma explícita el comportamiento innovador de las firmas.

Los estudios de las filas 2 a 4 de la Tabla 3 incluyen en sus estrategias empíricas alguna forma de medición del contenido rutinario/no rutinario de las tareas, mientras que los considerados en las filas 1, 5, 6 y 7 no incluyen esta dimensión. En los trabajos 5, 6 y 7 se utilizan diferentes fuentes y variables para captar la adopción de TIC por parte de las firmas y analizar su impacto sobre distintas medidas de desempeño de las firmas; en particular, los efectos sobre el empleo resultan positivos y significativos en todos los casos.

¹⁰ A diferencia de la estrategia utilizada por Acemoglu, D. y D. H. 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”; esta última será la aproximación que se utilizará en el presente trabajo.

¹¹ La base de datos y más información sobre este programa pueden encontrarse en: <http://www.oecd.org/skills/evaluaciones-de-competencias/>

¹² Se refiere al Capítulo 4 de Dutz, M. A., et al. (2018) para un análisis comparativo conjunto de todos estos estudios.

Tabla 3- Literatura empírica inspirada en la economía laboral

#	Autores	País	Datos	Relación entre el empleo y el contenido de tareas:				Medición explícita del CT y relación con el empleo
				CNR	CR	MR	MNR	
1	Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas (2016)	ARG	Encuestas de hogares (EPH) Frey, C. B. y M. A. Osborne (2017)	<i>No considerado en el análisis^(a)</i>				No
2	Apella, I. y G. Zunino (2017)	ARG URU	Encuestas de hogares (EPH)	+	+	-	+	No
3	Almeida, R. K., et al. 2017	BRA	Datos trabajador – empresa 1996-06 ONET	+	-	+	-	Sí: adopción de TIC (servicios de internet a nivel municipal en el tiempo/intensidad de uso tecnológico por industria)
4	Almeida, R. K., et al. 2017	CHI	Encuesta longitudinal de empresas 2007 y 2009 PIAAC	-	+	+	+	Sí: adopción de tecnologías avanzadas (“software complejo”)
5	Brambilla, I. y D. Tortarolo (2018)	ARG	EI 2010-12 (ENDEI)	<i>No considerado en el análisis</i>				Sí: adopción de TIC (dummy de inversión en TIC) Efecto + sobre el empleo
6	Ospino, C. (2018)	COL	EM 2008-14 (7 ondas)	<i>No considerado en el análisis</i>				Sí: adopción de TIC (dummy de uso de internet de banda ancha por firma en el tiempo) Efecto + sobre el empleo
7	Iacovone, L. y M. Pereira-López (2018)	MEX	Censos económicos 2008-13 Encuestas TIC 2009 y 2013	<i>No considerado en el análisis</i>				Sí: adopción de TIC (distintas medidas de intensidad de uso de TIC) Efecto + sobre el empleo

Fuente: elaboración propia sobre la base de Dutz, M. A., et al. (2018) y los trabajos citados en la tabla.

Notas:

Tipos de tareas: CNR = Cognitivas No Rutinarias; CR = Cognitivas Rutinarias; MR = Manuales Rutinarias; MNR = Manuales No Rutinarias.

EI = Encuesta de Innovación; EM = Encuesta Manufacturera

^(a) Se aplican a las ocupaciones de Argentina las probabilidades de computarización del trabajo de Frey, C. B. y M. A. Osborne (2017) que son calculadas considerando el potencial de automatización de acuerdo al contenido de tareas pero el análisis se realiza de manera agrupada a nivel de ocupación.

Un segundo grupo de trabajos, asociado a la literatura evolucionista, ha empleado extensivamente las encuestas de innovación para analizar la relación entre CT y empleo a nivel firma. Entre las primeras referencias relevantes para América Latina se encuentra el 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 de Elejalde, R., D. Giuliadori y R. Stucchi (2015) para Argentina, Alvarez, R., J. M. Benavente, R. Campusano y C. Cuevas (2011) para Chile, Monge-González, R., J. A. Rodríguez-Álvarez, J.

Hewitt, J. Orozco y K. Ruiz (2011) para Costa Rica, Aboal, D., P. Garda, B. Lanzilotta y M. Perera (2015) para Uruguay y finalmente, dos trabajos comparativos para los países anteriores, Crespi, G. y E. Tacsir (2011), comparando los cuatro países y Zuniga, P. y G. Crespi (2013), que excluye a Costa Rica del análisis en comparación al anterior.

En la Tabla 4 se presenta una síntesis de las fuentes de datos y los resultados hallados en estos trabajos en cuanto respecta a la relación de la innovación con el empleo. Como mensaje general, se aprecia que la innovación en producto se asocia de manera positiva y significativa con el empleo en los estudios de las filas 1 a 5, mientras que la innovación en proceso muestra una relación más ambigua, cambiante de acuerdo a cada país, pero mayormente no significativa (sólo en el caso de Costa Rica se halla una relación positiva con el empleo y sólo en el caso uruguayo una relación significativa negativa). En el caso del estudio de la fila 6, se profundiza en las estrategias de innovación seguidas por la firma, considerando la estrategia de “hacer” innovación (*make only*, relacionada con inversión en I&D por parte de la firma), la estrategia de “comprar” innovación (*buy only*, vinculada a la I&D externa, licencias de patentes y *know-how*, asistencia técnica y otras actividades de innovación externas) y una tercera opción que combina las dos alternativas previas. Los resultados registran en primer lugar que las tres estrategias de innovación impactan de manera positiva en el crecimiento del empleo y que en general las estrategias de “hacer” tienen el mayor impacto.

Tabla 4- Literatura empírica inspirada en la economía evolucionista

#	Autores	País	Datos	Efectos sobre el empleo de:		
				Innovación en productos	Innovación en procesos	Actividades de innovación
1	de Elejalde, R., et al. (2015)	ARG	EI 1998-01 (1 onda)	+	0	
2	Alvarez, R., et al. (2011)	CHI	EI 1995-07 (4 ondas) EM	+	0	
3	Monge-González, R., et al. (2011)	CR	EI 2006-07 (1 onda)	+	+	
4	Aboal, D., et al. (2015)	URU	EI 1998-09 (4 ondas)	+	-	
5	Crespi, G. y E. Tacsir (2011)	ARG, CHI, CR, URU	EI de cada país	+	+/0/-	
6	Zuniga, P. y G. Crespi (2013)	ARG, CHI, URU	EI de cada país + EM			+ ^(a)

Fuente: adaptado a partir de la Tabla 4 de Oberdabernig, D. A. (2016)

Notas: EI = Encuesta de Innovación; EM = Encuesta Manufacturera

En todos los casos los estudios se enfocan en los sectores manufactureros de cada país.

^(a) Se toman como medidas de innovación: 1- la I&D interna (estrategia *make only*), que los autores muestran que se asocia fundamentalmente a las innovaciones en productos; 2- las actividades de innovación externas (I&D externa, licencias, asistencia técnica y otras; estrategia *buy only*), que los autores muestran se asocian principalmente a las innovaciones en procesos; y 3- estrategias de innovación que combinan las dos anteriores.

Se concluye esta sección poniendo de relieve que el enfoque de tareas de las ocupaciones no se incluye en ninguno de los trabajos de la Tabla 4, mostrando que es una perspectiva de análisis que se halla escindida de la literatura de innovación y empleo desde la perspectiva evolucionista. Asimismo, en los trabajos presentados en la Tabla 3, la medición del CT sólo se realiza a partir de la incorporación de ciertas TIC en las firmas pero sin considerar información del proceso innovador como lo hace la literatura evolucionista. Es en este espacio

de desconexión entre las dos ramas de la literatura en donde este trabajo busca realizar una contribución.

3. Objetivos e hipótesis

Un objetivo general y tres específicos guiaron la presente investigación. Los mismos se presentan a continuación junto a sus hipótesis asociadas.

Objetivo general: Estudiar cómo se relacionan el cambio tecnológico y la innovación con el empleo en la industria manufacturera argentina reciente.

Objetivos específicos:

- i. Analizar la evolución del empleo en la industria manufacturera en Argentina en términos de ocupaciones, caracterizando su contenido de tareas rutinario y no rutinario (manuales y cognitivas en cada caso).
- ii. Estudiar la probabilidad de que un trabajador sea empleado en la industria manufacturera en relación a la composición de tareas asociada a su ocupación. Establecer si existen diferencias para distintos sectores de actividad.
- iii. Analizar cómo se modifica la probabilidad estimada para el objetivo ii cuando se considera el comportamiento innovador de las firmas. Establecer si existen diferencias para distintos sectores de actividad.

Hipótesis:

En relación al objetivo i, se espera encontrar que el componente rutinario del empleo evolucione por debajo del nivel general del empleo, al tiempo que el componente no rutinario lo hace por encima.

La hipótesis para el objetivo ii se encuentra en línea con la anterior, pero considerando la probabilidad de vinculación o desvinculación de un trabajador a una empresa. El contenido rutinario en las tareas de la ocupación del trabajador se espera que se asocie negativamente con la probabilidad de que ese trabajador sea empleado, mientras que el contenido no rutinario se espera que se asocie positivamente a esa probabilidad.

Para el objetivo iii, la hipótesis es que los efectos esperados para el objetivo ii se vean presentes particularmente y/o intensificados en el subconjunto de firmas con perfil innovador.

Si bien no se plantean hipótesis específicas para distintos sectores de actividad, el análisis sectorial permitirá agregar robustez a los resultados y brindará información útil a la hora de interpretarlos.

4. Fuentes de información y metodología

La metodología utilizada para avanzar sobre los objetivos y evaluar las hipótesis será de tipo cuantitativa y estará basada en una combinación novedosa de tres fuentes de datos que abarcan la última encuesta de innovación realizada en Argentina con registros a nivel firma, datos a nivel individuo que incluyen información ocupacional y, por último, la base de datos O*NET, con registros que caracterizan a las ocupaciones en diferentes dimensiones. En las dos subsecciones siguientes se describen con mayor detalle cada una de las fuentes de datos y la metodología de análisis.

4.1. Bases de datos

4.1.1. Encuesta de innovación

La Encuesta Nacional del Empleo y la 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 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). 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 CIIU). 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, sus inversiones en actividades de innovación y los resultados obtenidos a partir de las mismas.

4.1.2. Red de información ocupacional - "O*NET"

El programa estadounidense *Occupational Information Network*, "O*NET"¹³, 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". El modelo abarca información sobre experiencia y capacidades requeridas, sistematización de tareas y actividades que se realizan, información sobre el contexto en el que se desempeña la ocupación, tecnologías y herramientas utilizadas, entre otras dimensiones, y pone a disposición 273 descriptores cuantitativos que permite caracterizar casi 1.000 ocupaciones. Los insumos para construir estos descriptores se conforman con encuestas a trabajadores e información provista por analistas y expertos ocupacionales del mercado laboral norteamericano, que se van actualizando periódicamente. Esta base será utilizada para describir cuantitativamente las dimensiones de contenido rutinario y no rutinario de cada una de las ocupaciones que desempeña la fuerza laboral argentina. Hubiera sido óptimo contar con estos descriptores contruidos con información específica del mercado laboral local ya que es probable que la misma ocupación conlleve tareas diferentes en distintos países, más considerando regiones con diferente nivel de desarrollo económico. Sin embargo, esta información es inexistente para Argentina y, hasta donde se conoce, no existen experiencias similares a O*NET en países de América Latina u otros del mundo desarrollado¹⁴.

¹³ Toda la información sobre este programa puede encontrarse en: <https://www.onetcenter.org/>

¹⁴ Los trabajos de Arntz, M., T. Gregory y U. Zierahn (2016) para países de la OCDE y de Almeida, R. K., 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 11), con la ventaja de poder adaptar la caracterización a cada país, pero con la desventaja de que la información es mucho más acotada en su nivel de detalle. Por otra parte, el programa no incluye un relevamiento específico para Argentina.

4.1.3. Datos del Sistema Integrado Previsional Argentino (SIPA)

Se empleará en el análisis empírico una base de datos administrativos provista por el Ministerio de Trabajo, Empleo y Seguridad Social (MTESS) que contiene información original y de acceso restringido al público general. 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 la 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)¹⁵ a cuatro dígitos. Desde 2008 entonces 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, aquellos ocupados en las empresas encuestadas en la ENDEI, de manera de poder contar con información sobre las características de las firmas y los trabajadores de manera conjunta.

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, algo importante para la presente investigación, no permite 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 Argentina¹⁶.

4.2. Metodología

4.2.1. Descripción general

La estrategia para encarar los objetivos del trabajo consiste en identificar las tendencias principales en el mercado laboral del sector manufacturero argentino en términos del contenido rutinario y no rutinario de las ocupaciones, para todas las empresas en conjunto y luego a partir de la segmentación de las mismas en relación a características relacionadas con su comportamiento innovador. Siguiendo la caracterización de ocupaciones propuesta en Acemoglu, D. y D. H. Autor (2011) y utilizando la información provista por O*NET, se asignan valores que representan la intensidad del contenido rutinario y no 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 de esa ocupación. Esta asignación se realiza para el período 2008-

¹⁵ 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>

¹⁶ De acuerdo con INDEC (2018), durante el primer trimestre de 2018 el 33,9% de los asalariados no registró descuento jubilatorio (medida habitualmente considerada para definir formalidad/informalidad laboral).

2016, para el cual se cuenta con información de las ocupaciones. Luego, se corresponden los empleados con las firmas a las que pertenecen y se generan clasificaciones de estas últimas considerando la realización de actividades de innovación, los resultados de innovación y las ramas industriales a modo de analizar patrones específicos en la relación entre empleo, tareas y características de las firmas.

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 variables que caracterizan su ocupación y para distintos segmentos de firmas. El empleo de datos de panel y de efectos fijos por año permite 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 trabajadores¹⁷.

La Tabla 5 resume para cada objetivo las variables, fuentes de información y el tipo de análisis que serán explicados en detalle a continuación.

Tabla 5 - Síntesis de la metodología y fuentes de información

Objetivo	VARIABLES implicadas	Fuentes de datos	Tipo de análisis
i) Análisis de la evolución del empleo caracterizado por tareas	1) Variables de ocupaciones 2) Variables de tareas	O*NET SIPA	Descriptivo
ii) Estudio de la probabilidad de ser empleado en relación a las tareas	1) Variables de ocupaciones 2) Variables de tareas	O*NET SIPA	Econométrico - datos de panel
iii) Análisis de la probabilidad de ser empleado en relación a las tareas según el comportamiento innovador de las firmas	1) Variables de ocupaciones 2) Variables de tareas 3) Variables de caracterización del comportamiento innovador de las firmas	ENDEI O*NET SIPA	Econométrico - datos de panel

Fuente: elaboración propia

4.2.2. Construcción de variables

1) Variables de ocupaciones

Como fue expresado previamente, la información disponible sobre ocupaciones registra únicamente las altas y las bajas de los trabajadores en las empresas encuestadas en la ENDEI para el período 2008-2016. Esto quiere decir que no se cuenta con una variable de ocupación propiamente dicha, una que registre la evolución de la ocupación en el tiempo, y por lo tanto debe reconstruirse. Es importante señalar que para un trabajador particular que entra y sale del empleo, la ocupación de alta no necesita ser igual a la de baja, indicando, en caso de diferir, que hubo un cambio de ocupación dentro de la empresa en la que se desempeñó. Por otra parte, esta forma de registro no permite observar cambios entre ocupaciones dentro del período en el que el trabajador estuvo ocupado (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

¹⁷ Existe un potencial problema de endogeneidad que surgiría ante la existencia de variables omitidas que varíen en el tiempo por individuo de manera heterogénea (observables o no observables) y que estén correlacionadas con los regresores incluidos. Sin embargo, la disponibilidad de información al momento no permite añadir variables explicativas adicionales, con lo cual una lectura conservadora de los coeficientes estimados lleva a interpretarlos como correlaciones parciales en las que se controla por el conjunto de factores fijos temporales y por individuos y por el resto de las variables incluidas en las regresiones.

ocupaciones A y C); esta información es irrecuperable y, desafortunadamente, se pierde¹⁸. 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, esta información será útil a los fines de completar el dato de ocupación. Sin embargo, se señala que 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 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 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 luego del alta en un año se repite esa ocupación para los años subsecuentes en tanto haya registro de empleo.
- 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 que se registre un alta en un año y una baja en un año posterior, en caso de que ambas sean la misma ocupación se completa todo el período con ella. En caso de que las ocupaciones 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 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. Para resolver este inconveniente se recurre a la información sobre empleo, teniendo como posibilidades: i) si el trabajador registró empleo antes y/o después del año en el cual posee alta y 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; ii) si el trabajador no registra ocupación ni antes ni después del año en el cual posee alta y 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 el único en caso de ser iguales).

Luego de completadas las ocupaciones se arriba a una base con un promedio anual de empleados de 348.774 trabajadores, con un mínimo de 319.210 en 2009 y un máximo de 374.171 en 2012 (el total de trabajadores con alguna ocupación durante el período es de con 876.628¹⁹). Considerando los factores de expansión a nivel de empresa presentes en ENDEI, el total de trabajadores representados para el año 2012 alcanza los 844.625 empleados, que

¹⁸ Igualmente se pierden los movimientos entre ocupaciones dentro de un mismo año al ser anual la frecuencia de los registros.

¹⁹ Debido a que un número de trabajadores se encuentra asociado a más de una empresa en un mismo año, se realizó también un ajuste para filtrar aquellos que puedan considerarse "part time" con el fin de homogeneizar el contenido de información. Debido a que no se cuenta directamente con este dato, el procedimiento involucró inferir el carácter de part-time a partir de considerar el solapamiento de ocupaciones (aquellos con 3 o más ocupaciones en un año y aquellos con 2 ocupaciones durante 2 o más años seguidos fueron considerados part-time).

representan el 75% del total del empleo poblacional en las firmas industriales con 10 empleados o más, mostrando un nivel elevado de cobertura en la base reconstruida.

2) Variables de tareas

A partir de la información de ocupaciones y su evolución para cada trabajador, se requiere para este trabajo caracterizarlas en términos del contenido de tareas de las mismas. Con este fin, se utilizan los lineamientos presentados en Acemoglu, D. y D. H. Autor (2011) quienes desarrollan una clasificación de las tareas embebidas en las ocupaciones de acuerdo al contenido rutinario y no rutinario de las mismas (ver Tabla 1). La asignación de las diferentes tareas y sus características a las ocupaciones se realizará a partir de la información provista por la red de información ocupacional de Estados Unidos (la base O*NET descrita en la sección de fuentes de datos).

En particular, se toman descriptores de las actividades y el contexto de trabajo y de las habilidades requeridas. 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 6 se presenta la selección de descriptores propuesta por Acemoglu, D. y D. H. Autor (2011) y que serán empleadas en el análisis empírico. 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 en la revisión de la literatura, 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 en el presente trabajo.

Tabla 6 - Elementos que caracterizan a los distintos tipos de tareas

Tareas		Dimensión	Descriptores 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
		Contexto de trabajo	Pasar tiempo usando las manos para manipular, controlar o sentir objetos, herramientas o controles
Manual rutinaria (MR)		Actividades de trabajo	Controlar máquinas y procesos
		Contexto de trabajo	Pasar tiempo haciendo movimientos repetitivos
			Ritmo determinado por la velocidad del equipamiento
Propensión a la deslocalización (Offshorability - OFF)		Contexto de trabajo	Discusiones cara a cara (inv)
		Actividades de trabajo	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, D. y D. H. Autor (2011) y O*NET. La aclaración “inv” entre paréntesis para algunos descriptores indica que el mismo entra en sentido inverso en la definición.

Cada conjunto de valores de los descriptores (se toma el valor de su “importancia” en la ocupación considerada, que posee un rango de variación estandarizado en el intervalo [0, 5]) se asocia con las ocupaciones catalogadas de acuerdo al clasificador SOC (*Standard Occupational Classification*) de Estados Unidos, que luego se corresponde con el clasificador CIUO-88 que es el formato en el cual se registran las ocupaciones en la base obtenida a partir del SIPA²⁰.

Con el fin de construir un índice único para cada tipo de tarea por ocupación (y para el índice de deslocalización) se realiza un promedio simple de los valores normalizados al intervalo [0, 1] de los descriptores correspondientes a cada dimensión. Es decir, para cada ocupación j (del clasificador CIUO-88) en el año t , tendremos:

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

Siendo:

- $IT(T)_j^t$ cada uno de los T índices de tareas $CNR_j^t, CR_j^t, MNR_j^t, MR_j^t, OFF_j^t$ que reflejan el contenido de tareas Cognitivas No Rutinarias, Cognitivas Rutinarias, Manuales No Rutinarias, Manuales Rutinarias y la propensión a la deslocalización para la ocupación j en el momento t .
- e_i : cada uno de los k descriptores que definen cada tipo de contenido de tareas.

La referencia temporal en las formulas se relaciona con el hecho de que la base de datos O*NET actualiza regularmente los valores que caracterizan a cada ocupación. En el presente trabajo se utilizan las bases O*NET de 2008 y 2017, caracterizando las ocupaciones en los dos extremos temporales de la base de tareas. Para los años intermedios se sigue el procedimiento empleado en Hardy, W., R. Keister y P. Lewandowski (2015), interpolando linealmente con un peso proporcional a la distancia a cada extremo (2008 o 2017)²¹. De esta manera, a partir de la base O*NET se generan las cinco variables descriptoras y su evolución en el período 2008-2016 para cada ocupación, correspondiéndolo con la base de empleo y ocupaciones del SIPA.

Finalmente y a partir de las variables de tareas 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

²⁰ 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/>

²¹ 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: $IT(T)_j^t = IT(T)_j^{2008} * \frac{2017-t}{9} + IT(T)_j^{2017} * \frac{t-2008}{9}$.

trabajadores con información sobre sus ocupaciones se va acumulando año a año, permitiendo una mayor cobertura en el análisis de las transiciones²².

3) *Variables de caracterización del comportamiento innovador de las firmas*

Para identificar el comportamiento innovador de las firmas se utilizará la información provista por la ENDEI 2010-2012. Dado que es posible asociar cada trabajador a la empresa en la que se desempeña, podrá observarse el comportamiento en términos de ocupaciones y tareas para subconjuntos de firmas que manifiesten un determinado comportamiento respecto de la innovación o pertenezcan a determinados sectores de actividad con características particulares. Hubiera sido ideal caracterizar el comportamiento innovador de las firmas con información de cada año para el cual se posee información sobre el empleo y las ocupaciones; sin embargo, el período de evolución de la base de empleo y ocupaciones (2008-2016) es más extenso que el abarcado por la ENDEI (2010-2012). 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 ENDEI. Sin embargo, la literatura de innovación señala la gran influencia que el pasado tiene en las decisiones actuales. Nelson, R. R. y S. G. Winter (1982; p. 172) 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 a los esfuerzos de innovación como un fenómeno de cierta persistencia (Dosi, G. 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.

Específicamente se construirán cuatro variables que incluyen tres categorizaciones de firmas con respecto a su comportamiento innovador y un agrupamiento de ramas de actividad de la industria manufacturera. Las mismas se detallan a continuación.

- Caracterización de acuerdo a la decisión de las firmas 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”²³. Entre estas actividades se incluyen las actividades de investigación y desarrollo (I&D), tradicionalmente asociadas al comportamiento innovador de las firmas, pero también las inversiones en transferencia tecnológica, capacitaciones, adquisición de hardware, software, maquinaria y equipos, 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. Para el presente trabajo se discriminarán las empresas en dos grupos, considerando si las mismas realizan o no algún tipo de AI dentro de los recopilados

²² Debido a esta decisión metodológica el año 2008 es el que menor cantidad de casos completos registra. Se realizaron ejercicios econométricos partiendo del año 2009 para analizar la robustez de los resultados frente a esta circunstancia; en los resultados no se encontraron discrepancias significativas que llevaran a omitir o recortar el período temporal completo para el cual se tiene información.

²³ La definición surge de los propios formularios de la encuesta basados a su vez en el Manual de Oslo (OCDE/EuroStat 2007)

en la ENDEI. Puntualmente, se construye una variable dicotómica de acuerdo a la definición siguiente:

$$\begin{aligned} HAI_f &= 1 \text{ si la firma "f" manifiesta haber realizado alguna AI} \\ HAI_f &= 0 \text{ si la firma "f" manifiesta no haber realizado ninguna AI} \end{aligned} \quad [2]$$

Esta categorización entre firmas se justifica en que se esperaría que aquellas que deciden emprender actividades de innovación se comporten de manera diferente a aquellas que no incluyen como parte de sus rutinas la búsqueda de innovaciones, en particular en cuanto respecta a las decisiones de empleo y ocupacionales.

- Caracterización de acuerdo a la decisión de las firmas de realizar actividades de Investigación y Desarrollo (I&D). Como refinación de la categorización anterior, se subdividirá al conjunto de firmas que realizan AI entre aquellas que desarrollan inversiones en I&D y aquellas que no lo hacen, definiendo la siguiente variable dicotómica:

$$\begin{aligned} I\&D_f &= 1 \text{ si la firma "f" manifiesta haber realizado actividades de I\&D} \\ I\&D_f &= 0 \text{ si la firma "f" manifiesta haber realizado AI pero no I\&D} \end{aligned} \quad [3]$$

Debido a que las actividades de I&D revisten interés propio al ser la versión más formal dentro del abanico de actividades de innovación, involucrando muchas veces la existencia de un departamento independiente dentro de las empresas, con personal dedicado exclusivamente a estas tareas (ver por ejemplo Nelson, R. R. 1959), resulta de interés observar si esta subdivisión es relevante para caracterizar la evolución de las decisiones de empleo de las firmas y en qué sentido lo es.

- Caracterización de acuerdo a la presencia de resultados de innovación en procesos. Para aquellas firmas que indican haber realizado alguna AI, la ENDEI registra distintos resultados de innovación. En particular, y a la luz de la revisión de la literatura de la sección 2, resulta relevante para este trabajo caracterizar a las empresas en términos de sus resultados de innovación en procesos, definidas 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”²⁴. Con este fin se construye una variable dicotómica que segmenta a las firmas en relación a si introdujeron procesos nuevos o mejorados:

$$\begin{aligned} INN_PROC_f &= 1 \text{ si la firma "f" realizó AI y obtuvo innovaciones en procesos} \\ INN_PROC_f &= 0 \text{ si la firma "f" realizó AI y no obtuvo innovaciones en procesos} \end{aligned} \quad [4]$$

Se esperaría que aquellas firmas que obtuvieron innovaciones en procesos tengan un comportamiento diferencial en términos de su demanda de empleo y/o ocupaciones, debido al impacto directo esperable en el desempeño de las actividades laborales en relación a la novedad introducida.

- Caracterización de acuerdo a la rama de actividad de la firma. Con el objetivo de agrupar a las firmas considerando patrones tecnológicos y de innovación similares se recurre a utilizar la tradicional taxonomía de Pavitt, K. (1984), revisada y ampliada en Bogliacino, F. y M. Pianta (2016). Se trata de una taxonomía que agrupa los sectores manufactureros de

²⁴ Las aclaraciones entre corchetes son añadidos con el fin de condensar las definiciones de procesos nuevos y procesos mejorados.

acuerdo a 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): el actor innovador suele ser firmas de gran tamaño, que realizan tanto innovación de proceso como de producto, en una trayectoria tecnológica orientada tanto a la reducción de costos como a la mejora en la calidad de la producción. Un ejemplo paradigmático es la industria farmacéutica.
- Sectores Dominados Por Proveedores (DPP): el actor innovador suele ser firmas pequeñas, que realizan 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): el actor innovador suele ser firmas de gran tamaño, que realizan 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): el actor innovador suele ser firmas pequeñas, que realizan 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, F. y M. 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 sectorial²⁵ en esa relación, pero no se

²⁵ Esta taxonomía ha sido utilizada muy ampliamente en la literatura de innovación para caracterizar diferencias sectoriales: al año 2018 el artículo de Pavitt que presenta la metodología registra más 8.300 citas de acuerdo a Google Scholar.

plantean hipótesis explícitas sobre diferencias sectoriales. A partir de la ENDEI se construye la siguiente variable categórica que refleja los grupos sectoriales²⁶:

$$\begin{aligned}
 RAMA_TECNO_f &= "BEC" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Basados En la Ciencia"} \\
 RAMA_TECNO_f &= "DPP" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Dominados Por Proveedores"} \\
 RAMA_TECNO_f &= "IEE" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Intensivos En Escala"} \\
 RAMA_TECNO_f &= "PRE" \text{ si la firma "f" pertenece al grupo "Proveedores Especializados"}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

4.2.3. Estrategia estadística y econométrica

Se realizan dos tipos de análisis, uno descriptivo y otro econométrico. El análisis descriptivo se orienta a dar respuesta al objetivo específico i, mientras que el análisis econométrico apunta a los objetivos específicos ii y iii planteados en la sección 3.

En primer lugar, para el análisis descriptivo se realiza una descomposición en la evolución del empleo analizando la cantidad de trabajadores por ocupación y la intensidad de los distintos tipos de tareas en cada una de ellas, de acuerdo a lo definido en [1]. Considerando que los índices de tareas varían en el intervalo [0, 1] y que registran la preponderancia de ciertos tipos de tareas por sobre otros para cada ocupación, se procede a construir a partir de ellos nuevas variables convirtiéndolos en ponderadores que registran la participación relativa de cada tarea para cada ocupación²⁷; matemáticamente:

$$WT(T)_j^t = \frac{IT(T)_j^t}{CNR_j^t + CR_j^t + MNR_j^t + MR_j^t}
 \tag{6}$$

Siendo $WT(T)_j^t$ el ponderador de la tarea $T \in (CNR, CR, MNR, MR)$ en la ocupación j en el momento t , y el resto de las variables como fueron definidas en la ecuación [1].

Estos ponderadores serán utilizados para realizar particiones del empleo por ocupación, calculando:

$$E(T)_j^t = E_j^t * WT(T)_j^t
 \tag{7}$$

En donde $E(T)_j^t$ es el nivel de empleo resultante para la tarea $T \in (CNR, CR, MNR, MR)$ dentro de la ocupación j en el momento t y E_j^t el empleo total en la ocupación j en el momento t .

En particular será de interés analizar la evolución del empleo en el período 2008-2016 para el cual se cuenta con información; utilizando [7], el cambio en el empleo por tarea y ocupación en este período será:

$$E(T)_j^{2016} - E(T)_j^{2008} = E_j^{2016} * WT(T)_j^{2016} - E_j^{2008} * WT(T)_j^{2008}$$

Sumando y restando $E_j^{2016} * WT(T)_j^{2008}$, reagrupando y sumando para las n ocupaciones, el cambio en el empleo total puede expresarse como una suma entre los cambios en el empleo en el período para una definición de tareas fija (de 2008) más el cambio en la definición de tareas en período para un nivel de empleo fijo (de 2016), de la siguiente manera:

²⁶ En el Anexo 7.1 se presenta la lista detallada de sectores incluida en cada grupo en correspondencia con la información de la ENDEI.

²⁷ Exceptuando en este caso el indicador construido para la deslocalización ya que el mismo responde a una naturaleza diferente.

$$\sum_{j=1}^n E(T)_j^{2016} - \sum_{j=1}^n E(T)_j^{2008} = \left[\sum_{j=1}^n (E_j^{2016} * WT(T)_j^{2016}) - \sum_{j=1}^n (E_j^{2016} * WT(T)_j^{2008}) \right] + \left[\sum_{j=1}^n (E_j^{2016} * WT(T)_j^{2008}) - \sum_{j=1}^n (E_j^{2008} * WT(T)_j^{2008}) \right] \quad [8]$$

La Tabla 7 ilustra lo expresado en la ecuación [8], en donde el paso de (A) a (C) se corresponde con el miembro izquierdo de la ecuación, que puede descomponerse en el paso de (A) a (B), correspondiente al segundo término del segundo miembro de la ecuación, y el paso de (B) a (C), correspondiente al primer término del segundo miembro de la ecuación.

Tabla 7- Empleo y tareas, evolución

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

Fuente: elaboración propia

Esta evolución desagregada entre 2008 y 2016 permite observar el comportamiento del empleo en términos de los distintos tipos de tareas.

En segundo lugar, la estrategia econométrica explota la estructura de panel de la base de datos construida. Específicamente, se estiman diversos modelos para explicar la probabilidad de que una firma emplee un trabajador en términos de las variables que describen los distintos tipos de tareas de cada ocupación, añadiendo efectos fijos por año y utilizando el estimador *within*, lo que equivale a incorporar efectos fijos a nivel individuo.

La variable a explicar es de naturaleza dicotómica (una empresa emplea o no a un trabajador) y por ende podría pensarse en estimar modelos no lineales que consideren esta característica de la variable dependiente. Sin embargo, se opta por trabajar con modelos lineales 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 encontrarse 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, J. M. 2010, página 455, o Angrist, J. D. y J. S. 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 [9] a continuación muestra la formulación econométrica del modelo general a estimar, en línea con lo planteado en la Tabla 5 para el objetivo ii:

$$E_{it} = a_1 CNR_{it} + a_2 CR_{it} + a_3 MNR_{it} + a_4 MR_{it} + a_5 OFF_{it} + a_i + a_t + \varepsilon_{it} \quad [9]$$

Siendo:

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

- $CNR_{it}, CR_{it}, MNR_{it}, MR_{it}, OFF_{it}$ los valores de los índices que reflejan el contenido de tareas definidos en [1], para el individuo i en el año t .
- a_i un efecto fijo por individuo.
- a_t un efecto fijo por año.
- ε_{it} el término de error.

Para avanzar con el objetivo iii de la Tabla 5, la formulación [9] se amplía para incorporar un conjunto completo de términos interactivos entre las variables de contenido de tareas con las diferentes caracterizaciones de innovatividad de las firmas descriptas previamente:

$$\begin{aligned}
 E_{it} = & a_1CNR_{it} + a_2CR_{it} + a_3MNR_{it} + a_4MR_{it} + a_5OFF_{it} \\
 & + a_6(CNR_{it} * PERFIL_INNO_{ft}) + a_7(CR_{it} * PERFIL_INNO_{ft}) \\
 & + a_8(MNR_{it} * PERFIL_INNO_{ft}) + a_9(MR_{it} * PERFIL_INNO_{ft}) \\
 & + a_{10}(OFF_{it} * PERFIL_INNO_{ft}) \\
 & + a_{11}PERFIL_INNO_{ft} \\
 & + a_i + a_{ft} + \varepsilon_{it}
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

Siendo las variables las definidas previamente pero con el agregado del subíndice f que representa a las firmas en las que los individuos se hallan empleados y que serán caracterizadas a partir de las distintas variables de innovatividad:

- $PERFIL_INNO_{ft}$ representa alternativamente a las variables $HAI_f, I\&D_f$ y INN_PROC_f , definidas en las ecuaciones [2], [3] y [4], en donde el subíndice ft registra que el perfil innovador de la firma en la que el trabajador i se halla empleado puede cambiar en tanto el mismo puede cambiar de firma (para una misma firma el perfil innovador no se modifica debido a que se observa en un único momento).

Por último, las ecuaciones [9] y [10] serán re-estimadas separadamente para cada submuestra de firmas definida por las categorías de la variable [5], cada una de las cuales refleja un agrupamiento tecnológico y de innovación de acuerdo con la taxonomía de Pavitt descripta en la sección precedente.

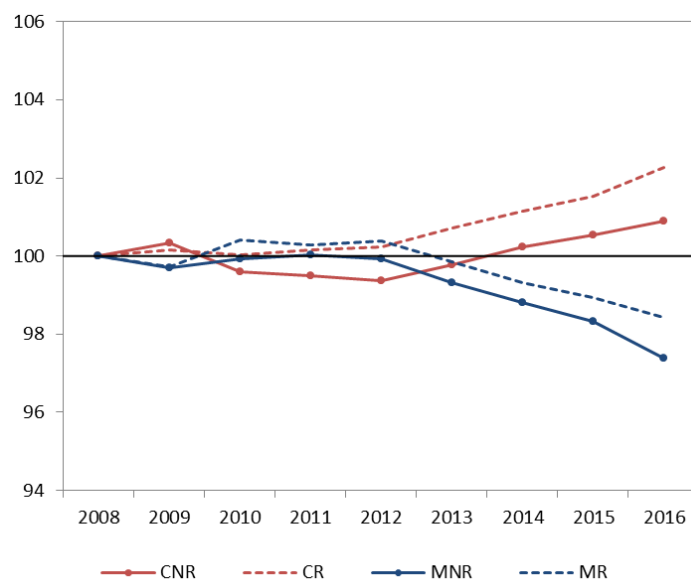
5. Resultados y discusión

En esta sección se organizan los resultados de los distintos análisis en torno a los objetivos específicos planteados en la sección 3.

Objetivo específico i

Utilizando las descomposiciones del empleo en términos de tareas presentadas en la sección 4.2.3, se analizó para el período 2008-2016 la evolución de cada componente de tareas (CNR, CR, MNR, MR) en relación a la evolución total del empleo con el fin de observar las tendencias generales de cada uno de ellos. En particular, el primer ejercicio consiste en aplicar para cada año la fórmula [7] manteniendo fija la composición de tareas en el año 2008 (el factor $WT(T)_t^j$, con $t = 2008$), lo que implica aislar el cambio originado en la variación de las definiciones de tareas. De esta manera, la composición del empleo total en términos de tareas varía sólo por el desplazamiento de trabajadores entre distintas ocupaciones que poseen distinta importancia relativa entre tareas. El Gráfico 1 registra la evolución durante el período de estos indicadores, en donde los mismos se han expresado en relación a la evolución total del empleo registrado en las firmas encuestadas en la ENDEI (con el fin de aislar el movimiento general del empleo) y se expresaron en índices con base igual a 100 en el año 2008 lo que permite observar su movimiento diferencial.

Gráfico 1- Evolución del empleo por tipo de tareas en relación a la evolución del empleo total, considerando la definición de tareas de 2008. Período 2008-2016, índices 2008 = 100.



Fuente: elaboración propia sobre la base de las fuentes de datos descritas en la sección 4.1.

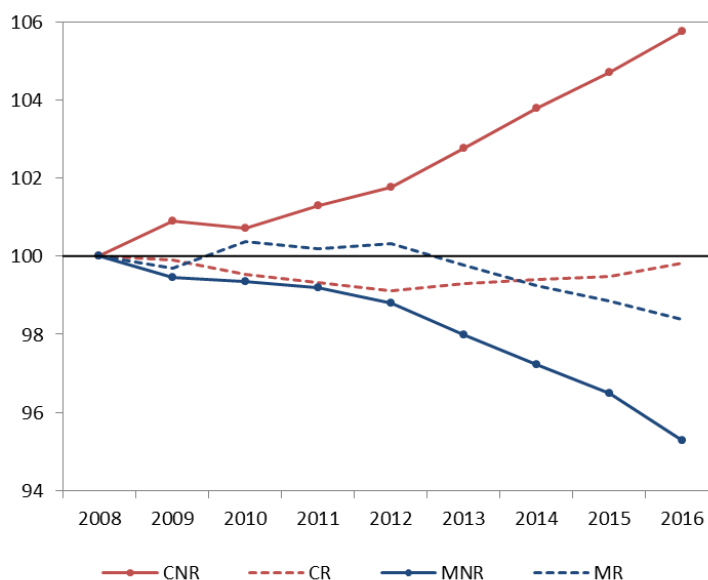
La inspección visual muestra que luego de cierta estabilidad relativa en la composición por tipos de tareas, a partir de 2012 se sostienen tendencias consistentes en todos los grupos de tareas, registrándose alzas en los dos segmentos de tareas cognitivas y bajas en los de tareas manuales. Es interesante señalar que estas tendencias son similares a las presentadas en el trabajo de Apella, I. y G. Zunino (2017) para Argentina y también para Uruguay (aunque con bases de datos, períodos de análisis y metodologías ligeramente diferentes)²⁸. Las tendencias confirman de manera parcial las hipótesis planteadas para el objetivo i, en tanto se registra una menor intensidad de tareas MR y una mayor de CNR. Sin embargo, van en dirección opuesta respecto de las tareas CR y las MNR. En el comportamiento general, la evolución muestra estar mejor discriminada por la definición de tareas manuales/cognitivas que de acuerdo al nivel rutinario de las mismas.

Al tomar en consideración que las tareas desempeñadas dentro de una ocupación se van modificando en el tiempo (lo que equivale a recalcular la composición del empleo en términos de tareas a partir de la ecuación [7] pero permitiendo que varíe por año el factor de ponderación $WT(T)_t^i$), las tendencias se modifican levemente, arrojando los resultados presentados en el Gráfico 2. Las tendencias registradas para las tareas no rutinarias se refuerzan, tanto para las cognitivas como para las manuales, con tendencia creciente en las primeras y decreciente para las segundas. Por su parte, para las tareas MR no se registran cambios importantes con respecto a lo visto previamente, manteniendo un comportamiento acorde con las hipótesis planteadas. Las tareas CR sí registran una evolución diferente, mostrando un cambio levemente decreciente al tomar en consideración todo el período de análisis. Este último comportamiento refleja que, si bien hubo un desplazamiento de trabajadores hacia ocupaciones que en el año de partida eran importantes en tareas CR, las

²⁸ En el estudio de Hardy, W., et al. (2015) para Polonia se hallan tendencias similares para la evolución de los diferentes contenidos de tareas (ver Figura 5 de ese trabajo). Es interesante señalar que el nivel de desarrollo de Polonia es similar al de Argentina considerando el nivel de PBI per cápita (rondando los USD12.500 al año 2016 en valores corrientes de acuerdo a datos del Banco Mundial).

mismas se volvieron menos rutinarias (al modificarse la composición de tareas dentro de las ocupaciones), compensando el alza plasmada en el Gráfico 1. Dada la retracción de las tareas CR, se encontraría entonces cierto sustento para la hipótesis relacionada con las tareas rutinarias, tanto manuales como cognitivas. Para las tareas no rutinarias, sin embargo, en el caso de las manuales se refuerza la evidencia en contra de la hipótesis de su incremento relativo, al tiempo que se refuerza la evidencia a favor en relación a las CNR.

Gráfico 2- Evolución del empleo por tipo de tareas en relación a la evolución del empleo total, considerando la definición de tareas de cada año. Período 2008-2016, índices 2008 = 100.



Fuente: elaboración propia sobre la base de las fuentes de datos descritas en la sección 4.1.

Por último, en la Tabla 8 se registra la descomposición de la variación porcentual del empleo total del período entre cambios de empleo y tareas como fue planteado en la ecuación [8] y esquematizado en la Tabla 7.

Tabla 8- Descomposición de la variación en el empleo por tipo de tareas. Período 2008-2016

	Cognitivas		Manuales		TOTAL
	No rutinarias	Rutinarias	No rutinarias	Rutinarias	
Variación % total	5,43%	-0,48%	-5,01%	-1,93%	-0,3%
Variación % en el empleo con tareas fijas (2008)	0,58%	1,97%	-2,91%	-1,86%	
Variación % en las tareas con empleo fijo (2016)	4,82%	-2,41%	-2,17%	-0,06%	

Fuente: elaboración propia sobre la base de las fuentes de datos descritas en la sección 4.1.

Es interesante observar que el fuerte crecimiento en la participación de las tareas CNR se explica fundamentalmente porque las tareas dentro de las ocupaciones viraron hacia ese tipo de actividades y no tanto por las modificaciones del empleo entre ocupaciones. Por su parte, el resto de los tipos de tareas registraron reducciones en su participación (en el agregado cayeron los ponderadores para esos tipos de tareas en la ecuación [7]), es decir el tipo de actividades realizadas en cada ocupación viró en promedio desde las manuales (rutinarias y no rutinarias) y CR hacia aquellas de carácter más CNR. En particular, para las actividades manuales estas reducciones se vieron reforzadas por movimientos del empleo de salida de ocupaciones de mayor contenido manual, tanto rutinario como no rutinario (caídas

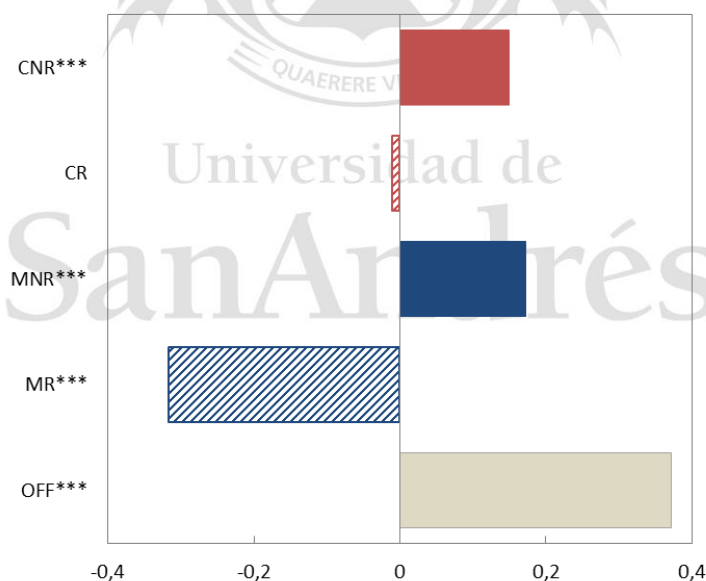
del 1,9% y del 2,9% respectivamente), lo cual fue observado en los gráficos analizados precedentemente. Es relevante también resaltar que para el caso de las tareas MR la práctica totalidad de la caída en el empleo se debió a desplazamientos entre ocupaciones debido a que la variación en la ponderación de este tipo de tareas se mantuvo virtualmente inalterado. En lo que respecta a las tareas CR, el cambio total negativo se compone de una reasignación hacia ocupaciones que inicialmente eran más intensivas en este tipo de tareas (+1,97%) contrarrestado por una caída mayor en la participación de este tipo de actividades en las ocupaciones (-2,41%), arrojando una caída neta de 0,5%.

En suma, a partir de las descomposiciones previas se encuentra validación para las hipótesis relacionadas con las tareas rutinarias (manuales y cognitivas) y para las CNR al considerar las variaciones en el empleo y las definiciones de tareas de manera conjunta, mientras que se pierde evidencia para las CR si sólo se toma en consideración los desplazamientos entre ocupaciones manteniendo fijas las definiciones de tareas.

Objetivo específico ii

Con el fin de analizar la relación entre la probabilidad de ser empleado y la composición de tareas de las ocupaciones se estima el modelo presentado en la ecuación [9]. Los resultados para la muestra completa de trabajadores en el período 2008-2016 se presentan en la columna (1) de la Tabla A 1 en el Anexo 7.2; el Gráfico 3 ilustra los coeficientes estimados y su significatividad estadística.

**Gráfico 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 A 1 del Anexo 7.2. Los asteriscos indican para cada tipo de tareas su nivel de significatividad estadística: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Los coeficientes revelan que el contenido MR 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; por ende la estimación sostiene evidencia a favor de la hipótesis para las tareas MR. Por su parte, para las tareas CR el modelo arroja una estimación levemente negativa pero estadísticamente no significativa con lo que no puede sostenerse la hipótesis para este conjunto de tareas rutinarias.

Con respecto al contenido no rutinario, las tareas CNR y las MNR se asocian positivamente con la variable de empleo, es decir que un mayor grado de tareas no rutinarias en las ocupaciones se vincula con una mayor probabilidad de ser empleado en las firmas de la muestra. Las hipótesis para el objetivo ii relacionadas con el contenido no rutinario hallan entonces sustento en las estimaciones. 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.

Con el fin de ilustrar los resultados, la Tabla 9 presenta la comparación entre dos grupos de ocupaciones con estructuras de tareas bien diferenciadas. Los “Directivos y gerentes de empresa” muestran baja intensidad en tareas manuales y concentran un elevado índice para las tareas CNR; en contraste, la categoría de “operarios” registra un índice considerablemente más bajo para las tareas CNR y de aproximadamente el doble en las tareas manuales, tanto rutinarias como no rutinarias. Aplicando los coeficientes de la estimación presentada en la columna (1) de la Tabla A 1 en el Anexo 7.2, puede calcularse el diferencial en la probabilidad de empleo entre las ocupaciones derivado del distinto contenido de tareas entre las mismas. Así, considerando a los operarios respecto de los directivos y gerentes de empresa, la menor intensidad en tareas CNR implica que la probabilidad de empleo es menor en 3,3 puntos porcentuales (p.p.), mientras que la mayor intensidad de tareas MR reduce la probabilidad en 12,5 p.p. adicionales; estos efectos negativos se ven compensados parcialmente por el mayor nivel de tareas MNR, que se refleja en 4,1 p.p. más para los operarios respecto de los directivos y gerentes de empresa (el efecto de las tareas CR es despreciable, considerando además que el coeficiente estimado resulta no significativo estadísticamente). En total, la diferencia en la composición de tareas hace que los operarios registren una probabilidad de empleo 11,8 p.p. menor a la de los directivos y gerentes de empresa.

Tabla 9- Tareas y probabilidad de empleo para Directivos y Gerentes de empresa y Operarios

	Unidad de medida	CNR	CR	MNR	MR	Total
Directivos y gerentes de empresa	Índice de tareas	0,655	0,483	0,286	0,313	
(A) Impacto en la probabilidad de empleo	Prob.	0,098	-0,005	0,049	-0,099	0,044
Operarios	Índice de tareas	0,433	0,575	0,525	0,709	
(B) Impacto en la probabilidad de empleo	Prob.	0,065	-0,006	0,091	-0,224	-0,074
Diferencia implicada en la probabilidad de empleo para los operarios (B) – (A)	Prob.	-0,033	-0,001	0,041	-0,125	-0,118

Nota: Los valores de los índices de tareas para “Directivos y gerentes de empresa” representan el promedio para 2008-2016 y para el total de ocupaciones a 4 dígitos comprendidas por los códigos 12 y 13 de la CIUO-88; “Operarios”, por su parte, agrupa de igual manera las ocupaciones a 4 dígitos comprendidas por los códigos 81 y 82 (ver nota al pie 15). El impacto en la probabilidad de empleo de las filas (A) y (B) se calcula a partir de los valores de los índices de tareas para cada ocupación y los coeficientes obtenidos en la regresión presentada en la columna (1) de la Tabla A 1 en el Anexo.

Para evaluar la variabilidad existente entre ramas industriales, la ecuación [9] fue reestimada considerando los grupos sectoriales definidos a partir de la taxonomía de Pavitt, operacionalizada en [5]. Las columnas (1), (3), (5) y (7) de la Tabla A 2 del Anexo 7.2 presentan los resultados de estas estimaciones y el Gráfico 7 muestra los coeficientes agrupando cada tipo de tareas con el fin de comparar las diferencias entre grupos de sectores. Surge de la

inspección visual que existen diferencias entre los grupos de sectores, aunque también hay consistencia con respecto a varios de los impactos. Resaltan los siguientes resultados:

- En los sectores BEC sólo el contenido rutinario de las tareas impacta de manera significativa sobre la probabilidad de estar empleado, en el caso de las manuales con el signo esperado (negativo), pero en el caso de las cognitivas con signo positivo (contrario a lo hipotetizado, quizás señalando una mayor demanda de empleo cognitivo en estos sectores que se caracterizan por estar basados en conocimiento).
- Los sectores DPP se comportan en general de acuerdo a las hipótesis excepto por la asociación positiva entre tareas CR y probabilidad de estar empleado, es decir todas las tareas cognitivas impulsan empleo en las firmas de estos sectores.
- Los sectores IEE registran coeficientes negativos para todos los tipos de tareas, con un valor particularmente elevado para las CR. Estos sectores se caracterizan por llevar adelante estrategias de innovación vinculadas al ahorro de costos, lo cual se está reflejando estos resultados.
- Los coeficientes significativos para los sectores de PRE se encuentran todos en línea con las hipótesis. Sin embargo, no resulta significativa la asociación con las tareas MR.
- 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).

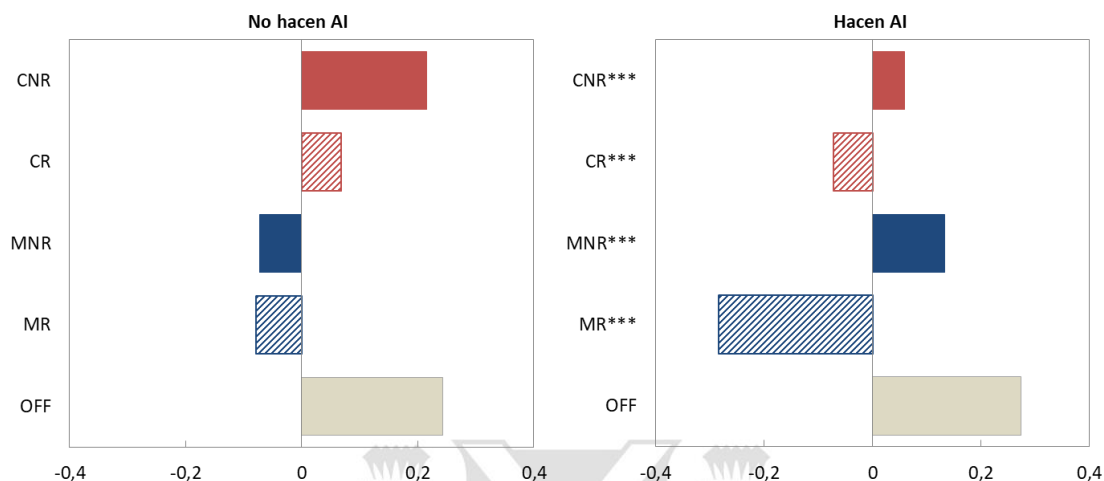
Objetivo específico iii

Para analizar cómo varía la relación entre la probabilidad de estar empleado y el contenido de tareas de las ocupaciones entre firmas que se involucran de distinta manera con la innovación, se estima la ecuación [10] que incorpora interacciones entre las variables de intensidad de tareas con las variables indicadoras del comportamiento innovador definidas en [2], [3] y [4]. Los resultados de estas estimaciones se presentan en las columnas (2), (3) y (4) de la Tabla A 1 en el Anexo 7.2.

Una primera instancia de diferenciación de firmas resulta de la separación entre aquellas que manifiestan no desarrollar ningún tipo de AI de las que sí lo hacen, lo que se corresponde con los resultados de la columna (2) de la Tabla A 1 en el Anexo 7.2 y se presentan en el Gráfico 4, representando en cada panel los coeficientes implicados para cada subconjunto de firmas e indicando la significatividad estadística de la diferencia entre los mismos. Resalta que en el subconjunto de firmas que realizan AI la probabilidad de estar empleado decrece en el contenido rutinario de las tareas, tanto manuales como cognitivas. Para las tareas MR el coeficiente es negativo en el subconjunto de firmas que no hacen AI, pero es significativamente menor para las firmas que sí hacen AI (más de tres veces y media en valor absoluto). Por su parte, para las tareas CR, el coeficiente pasa de ser positivo a negativo entre ambos conjuntos de firmas considerados, indicando que mientras que en las firmas que no hacen AI la probabilidad de estar empleado crece en las tareas CR, en las que sí hacen AI la misma decrece. 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 planteadas para este objetivo. En relación al contenido no rutinario de tareas, para el caso de las MNR, nuevamente se encuentra un comportamiento en línea con el planteado en las hipótesis: en las firmas que hacen AI la probabilidad de estar empleado crece en las tareas MNR mientras que en las que no hacen AI la misma decrece; para las CNR, en ambos casos el coeficiente es positivo, pero significativamente menor en el subconjunto de firmas que hacen AI, lo cual representa un caso que entra en conflicto con la hipótesis planteada. Finalmente, el

coeficiente asociado a la variable de deslocalización (OFF) es positivo en ambos casos pero no resulta estadísticamente diferente entre los grupos de firmas.

Gráfico 4- Probabilidad de empleo y tipos de tareas.
Coeficientes asociados a cada tipo de tareas según el perfil innovador de las firmas (no hacen/hacen AI) – muestra completa

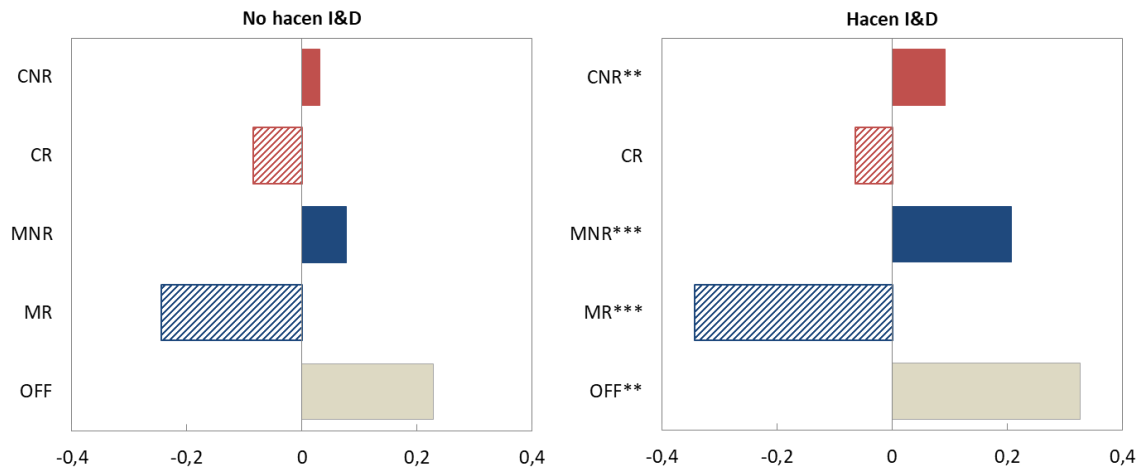


Nota: los coeficientes se corresponden con la columna (2) de la Tabla A 1 del Anexo 7.2. Los asteriscos indican la significatividad estadística de las interacciones entre las variables de tareas y la dicotómica que indica si las firmas realizan AI: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Con el fin de indagar en mayor profundidad en el conjunto de firmas que hacen AI, se realiza una posterior subdivisión entre aquellas que como parte de las mismas realizan actividades de I&D y las que sólo realizan otros tipos de AI; como fue mencionado en la sección metodológica, la I&D revierte especial interés al mostrar en general un involucramiento más formal de las firmas con las AI. La columna (3) de la Tabla A 1 en el Anexo 7.2 presenta los resultados para la estimación de la ecuación [10] utilizando la muestra de firmas que hacen AI e incluyendo interacciones entre las variables de tareas con la indicadora de I&D. En el Gráfico 5 se presentan los coeficientes implicados para cada grupo y la significatividad de la diferencia entre los mismos.

Puede corroborarse que existe heterogeneidad en los resultados de acuerdo al perfil innovador relacionado con las actividades de I&D: las firmas que desempeñan este tipo de actividades registran un impacto positivo significativamente mayor de las tareas no rutinarias sobre la probabilidad de empleo que las firmas que no hacen I&D; y esto se da tanto para las tareas manuales como cognitivas. En relación a las tareas rutinarias, en ambos casos los signos de los coeficientes son los esperados (negativos) y aunque no hay diferencias significativas entre los dos grupos de firmas para el caso de tareas CR, si la hay para las MR, registrándose un mayor impacto negativo sobre la probabilidad de empleo para el conjunto involucrado en actividades de I&D. En suma, las firmas que realizan AI son menos amigables con la demanda de empleo que involucra tareas rutinarias, tanto manuales como cognitivas, lo que además se ve intensificado para las MR cuando se consideran a las firmas que realizan I&D. Por parte de las tareas no rutinarias, las firmas involucradas en AI resultan más amigables con las ocupaciones de mayor participación de tareas MNR y dentro de las que realizan AI, aquellas que se involucran en la I&D son más amigables también con las tareas CNR embebidas en las ocupaciones.

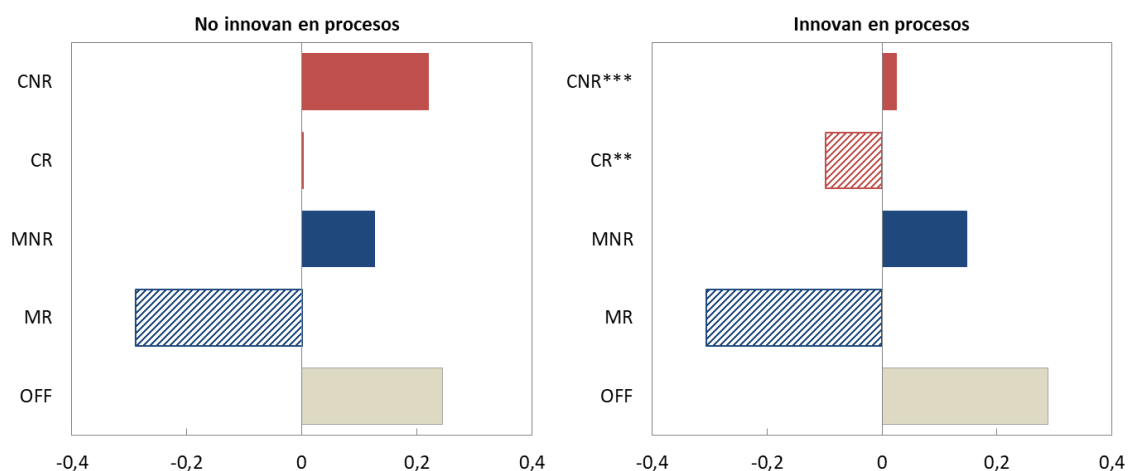
Gráfico 5- Probabilidad de empleo y tipos de tareas.
Coefficientes asociados a cada tipo de tareas para firmas que no hacen y firmas que sí hacen actividades de I&D – muestra de firmas que se involucran en AI



Nota: los coeficientes se corresponden con la columna (3) de la Tabla A 1 del Anexo 7.2. Los asteriscos indican la significatividad estadística de las interacciones entre las variables de tareas y la dicotómica que indica si las firmas realizan I&D: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Debido a que la decisión de las firmas de emprender diversas AI tiene por objetivo la obtención de resultados de innovación, se realiza una nueva reagrupación considerando si las mismas manifiestan haber logrado o no innovaciones en proceso, de acuerdo a lo definido en la variable [4]. La columna (4) de la Tabla A 1 en el Anexo 7.2 presenta los resultados para la estimación de la ecuación [10] utilizando la muestra de firmas que hacen AI e incluyendo interacciones entre las variables de tareas con la indicadora de éxito en la obtención de resultados de innovaciones en proceso y el Gráfico 6 muestra los coeficientes implicados para cada grupo y la significatividad estadística de su diferencia.

Gráfico 6- Probabilidad de empleo y tipos de tareas.
Coefficientes asociados a cada tipo de tareas para firmas que no tienen y firmas que sí tienen resultados de innovación en procesos – muestra de firmas que se involucran en AI



Nota: los coeficientes se corresponden con la columna (4) de la Tabla A 1 del Anexo 7.2. Los asteriscos indican la significatividad estadística de las interacciones entre las variables de tareas y la dicotómica que registra si las firmas tienen resultados de innovación en procesos: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

La relación entre la probabilidad de estar empleado y el contenido de tareas cognitivas encuentra diferencias significativas entre los dos grupos de firmas, teniendo en cuenta tanto las tareas rutinarias como las no rutinarias. Las firmas con resultados de innovación en procesos poseen un vínculo menos amigable con el empleo en ocupaciones más intensivas en estos tipos de tareas. Para el caso de las CNR, el vínculo positivo se sostiene pero en una magnitud muy inferior, mientras que para las CR, el vínculo no significativo presente para las firmas que no innovan se convierte en negativo y significativo al considerar las firmas con resultados de innovación. En el caso de las tareas manuales los signos de los coeficientes son los esperados (positivo para las tareas MNR y negativo para las MR, en línea con lo registrado para todas las firmas en conjunto) y no presentan diferencias significativas entre los grupos.

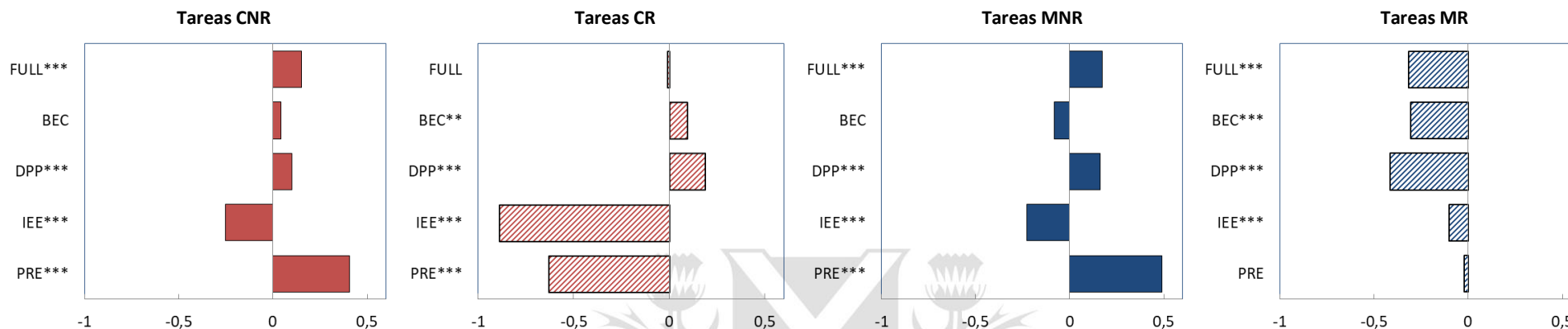
Por último, se realiza un ejercicio econométrico para analizar cómo varían los resultados por rama de actividad considerando el perfil innovador de las firmas. El mismo involucra la estimación de la ecuación [10] incluyendo la interacción de las variables de tareas con el perfil innovador de las firmas (variable [2]) para cada uno de los grupos de sectores de la taxonomía definida a partir de [5]. Las columnas (2), (4), (6) y (8) de la Tabla A 2 en el Anexo 7.2 muestran los resultados obtenidos para estos modelos y en el Gráfico 8 se resumen comparativamente.

Al considerar aquellos casos de sectores en los que la diferencia entre los coeficientes según el perfil innovador resulta estadísticamente significativa, se encuentra que la misma es consistente con las hipótesis para los distintos tipos de tareas excepto para las CNR. Específicamente, las firmas que se involucran en AI:

- Registran una menor probabilidad de empleo asociada a las tareas MR en los sectores DPP y los PRE; estos resultados reflejan los resultados de la estimación que abarca la muestra completa y van en línea con las hipótesis planteadas.
- Registran una mayor probabilidad de empleo asociada a las tareas MNR en los sectores DPP y en los IEE (aunque en este último caso la asociación es negativa); estos resultados reflejan los resultados de la estimación que abarca la muestra completa y van en línea con las hipótesis planteadas.
- Registran una menor probabilidad de empleo asociada a las tareas CR en los sectores IEE; resultado que también se refleja en la estimación que abarca la muestra completa y acuerda con las hipótesis planteadas. Además, en este subconjunto de firmas, de los sectores IIE que realizan actividades de innovación, se presenta el mayor impacto negativo sobre el empleo en relación a las tareas MR.
- Registran una menor probabilidad de empleo asociada a las tareas CNR en los sectores DPP y los IEE, lo que se halla en contradicción con las hipótesis planteadas, pero en línea con los resultados obtenidos para la muestra completa.

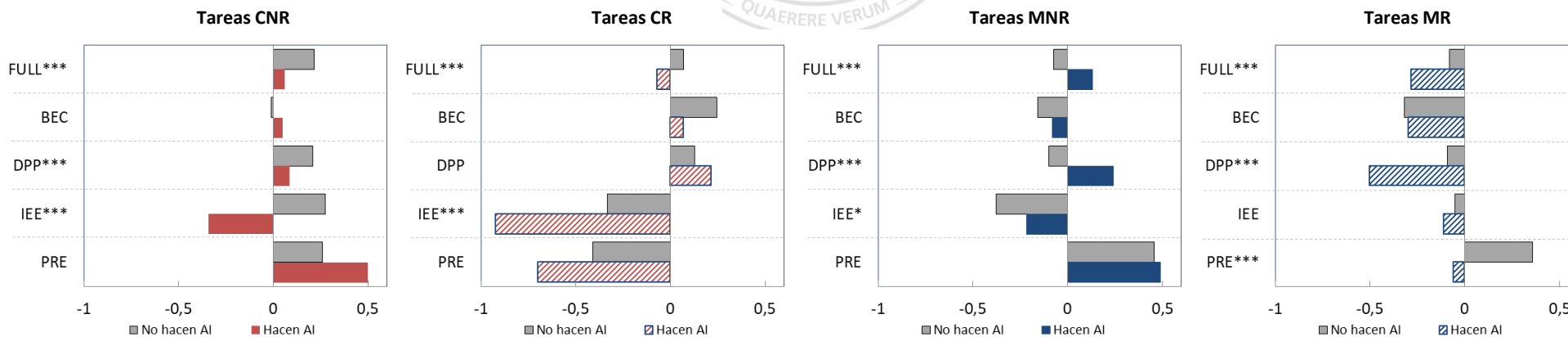
Es interesante que el resultado para los sectores BEC, en donde la ciencia y la I&D suelen caracterizar los procesos de innovación, registra de manera agregada un impacto negativo de las tareas MR sobre la probabilidad de empleo y positivo para las tareas CR, siendo un efecto que contrasta con las hipótesis pero que podría interpretarse al considerar que son sectores que requieren ocupaciones típicamente asociadas al apoyo de las actividades basadas en conocimiento (que requieren vínculo con las TIC por ejemplo). Sin embargo, la segmentación de acuerdo al perfil innovador no discrimina entre estos efectos, lo que probablemente se debe a que la gran mayoría de las firmas de este sector las realiza: el 80% de las firmas encuestadas de los sectores BEC manifiestan estar involucradas con AI. Si se analiza al conjunto de firmas BEC que realizan AI incluyendo interacciones entre las variables de tareas

Gráfico 7- Efectos marginales de cada tipo de tarea sobre la probabilidad de empleo – por grupos de sectores industriales



Nota: los asteriscos indican para cada grupo de sectores considerado el nivel de significatividad estadística de los coeficientes graficados: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Gráfico 8- Efectos marginales de cada tipo de tarea sobre la probabilidad de empleo – por grupos de sectores industriales y perfil innovador



Nota: los asteriscos indican para cada grupo de sectores considerado el nivel de significatividad estadística de la diferencia de los coeficientes entre perfiles de innovación: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

con la indicadora de I&D (definida en [3])²⁹, surge una discriminación estadísticamente significativa para las firmas que realizan actividades de I&D en términos de las tareas cognitivas, arrojando una asociación positiva de la probabilidad de empleo con las tareas CNR y negativa con las CR (mientras que para el resto de las firmas la asociación es negativa y positiva, respectivamente). Estos resultados apuntan a que dentro de estos sectores basados en la ciencia existen demandas de tareas segmentadas de acuerdo al grado de formalidad con el que se involucran en AI.

Por su parte, en los sectores DPP los resultados en términos de las tareas manuales, tanto MR como MNR, son reveladores teniendo en cuenta que aquí se agrupan ramas manufactureras tradicionales como la textil o la alimenticia, caracterizados generalmente por un patrón de cambio tecnológico que involucra la introducción de maquinarias e insumos con el potencial de reemplazar el núcleo más característico de tareas MR e impulsar la necesidad de complementarse con un mayor nivel de tareas MNR.

Como fue observado previamente en los resultados agregados, los sectores IEE son caracterizados por el ahorro de tareas en todos sus tipos, característica que se potencia para las tareas cognitivas de manera estadísticamente significativa cuando se analizan las firmas involucradas en AI. Este conjunto conformado por firmas grandes, de sectores como el papelerero, el automotriz y los productores de caucho y plásticos podrían conformar el subconjunto que ejerce la mayor presión al ahorro de empleo cuando se considera sus patrones de CT. Es en este grupo de sectores donde tal vez la hipótesis del “desempleo tecnológico” encuentre mayor asidero.

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. Conclusiones

El presente trabajo busca contribuir con la comprensión del vínculo existente entre cambio tecnológico, innovación y empleo. El tema ha resultado altamente relevante durante diversas etapas de la evolución histórica de la humanidad dado el siempre cambiante entorno tecnológico y en las décadas recientes un renovado interés ha ocupado amplio espacio en revistas especializadas y en la prensa a la luz del acelerado dinamismo originado en avances tecnológicos vinculados a la inteligencia artificial y variantes de la robótica. Los interrogantes sobre su impacto en la vida cotidiana de las personas, en particular en el empleo y las condiciones de vida, se tornan la semilla para el análisis desde diversas perspectivas teóricas y empíricas.

Con este objetivo en el horizonte se realizaron avances en dos direcciones importantes. En primer lugar, desde un punto de vista teórico combinando dos ramas de la literatura que han enfocado el tema con distintas perspectivas. Y en segundo lugar contribuyendo a la comprensión empírica de estos fenómenos al analizar el caso de la industria manufacturera en Argentina.

En lo que respecta a la cuestión teórica, de la literatura de la economía laboral se tomó el enfoque de tareas entendiendo que las ocupaciones no son unidades homogéneas de trabajo realizado por los individuos sino que sus diversas facetas poseen mayor o menor

²⁹ Estos resultados no presentados en el trabajo están disponibles a solicitud de los interesados.

propensión de ser sustituidas o complementadas por el cambio tecnológico. La categorización de tareas en rutinarias y no rutinarias es un punto de partida que ha resultado validado por una amplia literatura empírica. Paralelamente, considerando el enfoque de los estudios neoschumpeterianos en los que el rol de la firma se considera fundamental para entender las decisiones de cambio tecnológico e innovación se buscó encontrar un fundamento para comprender cómo estos procesos se canalizan en las demandas de ocupaciones y de tareas en particular. Luego de efectuada la revisión de la literatura teórica y empírica en estas dos ramas pudo observarse que los puntos en contacto son potencialmente altos pero efectivamente poco explorados. En este espacio avanzó el presente trabajo.

Por su parte la aplicación empírica llevada adelante para Argentina contribuye a ampliar la escasa evidencia existente para la región en general y para el país en particular. Los resultados principales arrojan luz acerca de la importancia de analizar el empleo considerando el contenido de las tareas que se realizan en cada ocupación y que resulta clave tomar en cuenta el comportamiento de las firmas para explicar su evolución diferencial. Se pudo registrar que aquellas tareas más rutinarias, con el mayor potencial de automatización son efectivamente las expulsadas por las firmas involucradas activamente en la realización de actividades de innovación, siendo en particular las de tipo manual las más afectadas, aunque también las de tipo cognitivo. Estas últimas en particular, al considerar la muestra completa de firmas, sean o no innovadoras, no registran relación significativa con la probabilidad de ser empleado, poniendo de relieve la importancia de considerar la heterogeneidad innovadora de las firmas para capturar este efecto. En el sentido inverso las tareas menos rutinarias en el empleo son absorbidas, tanto aquellas manuales como cognitivas, por las firmas involucradas en actividades de innovación. Esta información expone la relevancia de complejizar un análisis que muchas veces busca generar un impacto a partir de hipérboles que enfatizan “el fin del trabajo” en manos de la tecnología.

Todos los cálculos presentados en el trabajo y sintetizados brevemente en el párrafo precedente se realizaron para el período 2008-2016 en el cual la tasa de desempleo de la economía en su conjunto se mantuvo prácticamente constante (8,2% en el 1er semestre de 2008 y 8,1% en el segundo semestre de 2016). Esto permite echar luz respecto de que un análisis agregado encarado en términos de cantidad de empleo perdido o de la desaparición de ocupaciones esconde detalles no despreciables acerca de los impactos del cambio tecnológico sobre las firmas y los trabajadores, fundamentales para pensar en lineamientos de política relativos por ejemplo al direccionamiento de las mismas (hacia firmas innovadoras por ejemplo) y en términos de formación de los trabajadores (en relación a la capacitación para o la flexibilidad frente el cambio tecnológico).

El trabajo también realiza un aporte metodológico al combinar de forma inédita información de las bases del SIPA con la correspondiente a la ENDEI a nivel de firma, permitiendo el análisis del comportamiento de las decisiones de empleo en relación a las características de innovación. La construcción de las variables de ocupaciones resulta también una novedad propia de este trabajo, siendo estas el punto de partida para la caracterización en términos del contenido de los diferentes tipos de tareas.

Es prudente resaltar algunos elementos del análisis empírico que, si bien no invalidan la investigación, llaman a tener cautela y considerarlos en conjunto con las interpretaciones. En primer lugar, al ser las variables de evolución de las ocupaciones reconstruidas a partir de los datos de altas y bajas, existen pérdidas de información en algunos casos irre recuperables y en otros derivadas de los supuestos utilizados para reconstruirlas, con lo que diferentes supuestos podrían llevar a resultados distintos. En segundo lugar, el uso de información de Estados Unidos para caracterizar las tareas que componen cada ocupación puede introducir un sesgo,

por ejemplo porque dado el mayor nivel de desarrollo tecnológico en la producción norteamericana las tareas allí omiten componentes que en la economía argentina todavía son relevantes; sin embargo, como fue mencionado, es la fuente más completa existente y ha sido utilizada por diversos estudios aplicados en diversos países con distintos niveles de desarrollo. En tercer y último lugar, la caracterización del comportamiento innovador de las firmas se realiza de manera estática a partir de la información disponible en la ENDEI; si bien podría esperarse que la actitud frente a la innovación no se modifique de manera dramática en el espacio de tiempo analizado, nada lo asegura y esto podría invalidar parcialmente la segregación entre firmas vinculadas y no vinculadas a la innovación.

Hacia futuro quedan abiertos interrogantes que se desprenden de los análisis realizados y que requieren mayor investigación, fundamentalmente empírica. En particular, mientras que la asociación entre la probabilidad de empleo con las tareas manuales rutinarias registra un valor negativo robusto para las firmas en su conjunto y tomando los distintos sectores de actividad, se pudo registrar que el vínculo con el resto de los componentes de tareas muestra cierta variabilidad que se relaciona con los senderos de innovación sectoriales. Así por ejemplo en las ramas de actividad basadas en el conocimiento, las firmas son más amigables con las tareas cognitivas, y particularmente con las cognitivas no rutinarias si se tienen en cuenta aquellas firmas involucradas con la I&D. Los sectores intensivos en escala, caracterizados por el ahorro de costos, registran ahorros significativos de todos los tipos de tareas y en particular de las cognitivas rutinarias. Estos casos llaman a profundizar acerca de las características tecnológicas por rama de actividad que pueden llevar a diversos patrones de sustituibilidad y complementariedad entre las tareas y el cambio tecnológico. En este trabajo se avanzó en una agrupación de sectores ampliamente utilizada en la literatura para recuperar cierta variabilidad sectorial, sin embargo las diferencias allí sugeridas ameritarían estudios sectoriales específicos.

Otra línea de análisis relevante y complementaria se vincula con explorar lo que acontece para sectores de actividad económica distintos a los de la industria manufacturera, específicamente para los sectores de servicios; es una línea interesante para avanzar dada la importancia que han ganado estos sectores en las economías modernas, siendo altamente probable que la innovación y su vinculación con la demanda de tareas presente rasgos diferenciales a la de los sectores industriales. Asimismo, y de manera particularmente interesante para la economía argentina y las economías en desarrollo con mercados laborales frágiles, sería de interés analizar la situación del empleo informal en relación a la innovación y el cambio tecnológico; por ejemplo, ¿se ponen en marcha mecanismos de inclusión de trabajadores, mejorando sus posibilidades? ¿o los efectos son los inversos?; las encuestas de hogares que recaban información sobre el empleo no registrado pueden ser de utilidad para avanzar en este sentido. Por último (aunque no agotando las líneas de investigación) una temática muy relacionada y ampliamente analizada en las literaturas revisadas en este trabajo se vincula con el impacto distributivo del cambio tecnológico y en particular el impacto sobre los salarios asociados a diferentes ocupaciones con distinta composición de tareas; esta línea de investigación complementa al estudio de los efectos sobre el empleo en tanto los impactos sobre las retribuciones son determinantes para establecer cómo la tecnología se vincula con los niveles de bienestar.

7. Anexos

7.1. Taxonomía de sectores de actividad incluidos en la ENDEI

La agrupación de ramas de actividad industrial incluidas en la ENDEI se realiza adaptando las taxonomías presentadas en los trabajos de Pavitt, K. (1984) y Bogliacino, F. y M. Pianta (2016) de acuerdo a lo presentado en la tabla a continuación.

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

7.2. Resultados econométricos

Se presentan en este anexo los resultados de las estimaciones de los diferentes modelos planteados en las ecuaciones [9] y [10]. La tabla siguiente muestra una síntesis de las variables involucradas en los modelos.

Variable	Definición	Nota
<i>E</i>	Variable dependiente, dicotómica = 1 cuando el individuo es empleado por una firma de la muestra y 0 en caso contrario	La relación de empleo se define al observar en cada año si el trabajador tuvo percepción de salario
CNR	Índice de tareas Cognitivas No Rutinarias	La construcción de estas variables se describe en la Sección 4.2.2.2)
CR	Índice de tareas Cognitivas Rutinarias	
MNR	Índice de tareas Manuales No Rutinarias	
MR	Índice de tareas Manuales Rutinarias	
OFF	Índice de propensión a la deslocalización	
HAI	Variable dicotómica igual a 1 si la firma realizó actividades de innovación y cero en caso contrario	La construcción de estas variables se describe en la Sección 4.2.2.3)
I&D	Variable dicotómica igual a 1 si la firma realizó actividades de investigación y desarrollo y cero en caso contrario	
INN_PROC	Variable dicotómica igual a 1 si la firma obtuvo innovaciones de procesos y cero en caso contrario	
RAMA_TECNO	Variable categórica a nivel firma que indica la pertenencia a los grupos de sectores de la taxonomía de Pavitt (BEC, DPP, IEE, PRE)	

Tabla A 1- Empleo y tipos de tareas. Modelos de panel – Muestra completa

Variables explicativas	(1) Full	(2) Por Perfil Innovador (HAI = 1 si la firma hace Act de innovación)	(3) Por Perfil Innovador I&D (I&D = 1 si la firma hace I&D)	(4) Por Resultado de innovación en procesos (INN_PROC = 1 si la firma tiene resultados)
CNR	0,150*** (0,0141)	0,215*** (0,0300)	0,0317 (0,0250)	0,221*** (0,0306)
CNR x HAI		-0,156*** (0,0326)		
CNR x I&D			0,0607** (0,0293)	
CNR x INN_PROC				-0,196*** (0,0338)
CR	-0,0103 (0,0180)	0,0678* (0,0385)	-0,0844*** (0,0291)	0,0002 (0,0400)
CR x HAI		-0,140*** (0,0414)		
CR x I&D			0,0206 (0,0344)	
CR x INN_PROC				-0,0992** (0,0432)
MNR	0,173*** (0,0190)	-0,0723* (0,0375)	0,0779*** (0,0290)	0,127*** (0,0381)
MNR x HAI		0,205*** (0,0403)		
MNR x I&D			0,130*** (0,0350)	
MNR x INN_PROC				0,0213 (0,0420)
MR	-0,316*** (0,0135)	-0,0793*** (0,0263)	-0,244*** (0,0204)	-0,289*** (0,0271)
MR x HAI		-0,205*** (0,0282)		
MR x I&D			-0,0997*** (0,0246)	
MR x INN_PROC				-0,0172 (0,0299)
OFF	0,372*** (0,0193)	0,243*** (0,0399)	0,229*** (0,0335)	0,245*** (0,0449)
OFF x HAI		0,0307 (0,0437)		
OFF x I&D			0,0975** -0,0401	
OFF x INN_PROC				0,0441 (0,0491)
Constante	0,943*** (0,0202)	0,870*** (0,0422)	1,136*** (0,0351)	0,957*** (0,0457)
HAI		0,196*** (0,0462)		
I&D			-0,124*** (0,0419)	
INN_PROC				0,142*** (0,0503)
Observaciones	5.644.884	5.470.431	4.626.873	4.626.873
Grupos	876.628	876.628	751.196	751.196
F	114.737***	50.028***	41.061***	40.869***

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Las estimaciones se realizaron con datos de panel utilizando el procedimiento *within* (efectos fijos a nivel individuo) y añadiendo efectos fijos por año. Errores estándar robustos entre paréntesis.

Tabla A 2- Empleo y tipos de tareas. Modelos de panel – Estimaciones por grupo de sectores de la taxonomía de Pavitt

Variables explicativas	(1) Firmas de Sectores BEC	(2) BEC por Perfil Innovador (HAI = 1 si la firma hace Act de innovación)	(3) Firmas de Sectores DPP	(4) DPP por Perfil Innovador (HAI = 1 si la firma hace Act de innovación)	(5) Firmas de Sectores IEE	(6) IEE por Perfil Innovador (HAI = 1 si la firma hace Act de innovación)	(7) Firmas de Sectores PRE	(8) PRE por Perfil Innovador (HAI = 1 si la firma hace Act de innovación)
CNR	0,0418 (0,0344)	-0,0126 (0,1220)	0,101*** (0,0167)	0,210*** (0,0370)	-0,253*** (0,0289)	0,276*** (0,0804)	0,406*** (0,0663)	0,261 (0,1730)
CNR x HAI		0,0615 (0,1260)		-0,123*** (0,0413)		-0,618*** (0,0856)		0,2400 (0,1870)
CR	0,0922** (0,0443)	0,244 (0,1490)	0,186*** (0,0208)	0,128*** (0,0492)	-0,888*** (0,0392)	-0,334*** (0,1170)	-0,630*** (0,0647)	-0,411** (0,1680)
CR x HAI		-0,177 (0,1550)		0,0852 (0,0538)		-0,588*** (0,1240)		-0,289 (0,1820)
MNR	-0,0799 (0,0502)	-0,157 (0,1890)	0,163*** (0,0235)	-0,0974* (0,0503)	-0,227*** (0,0338)	-0,375*** (0,0901)	0,492*** (0,0723)	0,459** (0,1890)
MNR x HAI		0,0757 (0,1950)		0,339*** (0,0548)		0,160* (0,0962)		0,0299 (0,2030)
MR	-0,308*** (0,0366)	-0,320** (0,1350)	-0,418*** (0,0160)	-0,0933*** (0,0351)	-0,104*** (0,0239)	-0,0529 (0,0638)	-0,0228 (0,0519)	0,360** (0,1460)
MR x HAI		0,0213 (0,1400)		-0,408*** (0,0383)		-0,0593 (0,0680)		-0,420*** (0,1560)
OFF	0,0213 (0,0466)	-0,141 (0,1620)	0,362*** (0,0235)	0,292*** (0,0509)	-0,177*** (0,0381)	-0,228** (0,0942)	0,463*** (0,0786)	0,843*** (0,2220)
OFF x HAI		0,1780 (0,1690)		0,0921 (0,0571)		0,0330 (0,1030)		-0,423* (0,2360)
Constante	1,211*** (0,0500)	1,329*** (0,1830)	0,922*** (0,0236)	0,824*** (0,0519)	1,989*** (0,0435)	1,468*** (0,1170)	0,883*** (0,0851)	0,364 (0,2330)
HAI		-0,1250 (0,1910)		0,102* (0,0582)		0,592*** (0,1250)		0,573** (0,2480)
Observaciones	690.476	690.476	2.910.180	2.910.180	1.478,419	1.478,419	391.356	391.356
Grupos	119.843	119.843	479.678	479.678	238.510	238.510	69.541	69.541
F	11.377***	5.519***	67.151***	32.426***	25.140***	12.261***	7.856***	3.807***

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Las estimaciones se realizaron con datos de panel utilizando el procedimiento *within* (efectos fijos a nivel individuo) y añadiendo efectos fijos por año. Errores estándar robustos entre paréntesis.

8. Referencias bibliográficas

- ABOAL, D., P. GARDA, B. LANZILLOTTA, y M. PERERA (2015): "Innovation, Firm Size, Technology Intensity, and Employment Generation: Evidence from the Uruguayan Manufacturing Sector," *Emerging Markets Finance and Trade*, 51, 3-26.
- ACEMOGLU, D., y D. H. AUTOR (2011): "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings," *Handbook of Labor Economics*: Elsevier, 1043-1171.
- ACEMOGLU, D., y J. A. ROBINSON (2013): *Why Nations Fail: The Origins of Power, Prosperity, and Poverty*. Broadway Business.
- ALMEIDA, R. K., C. H. CORSEUIL, y J. P. POOLE (2017): "The Impact of Digital Technologies on Routine Tasks: Do Labor Policies Matter?," Policy Research Working Paper 8187 Washington, DC. The World Bank.
- ALMEIDA, R. K., A. M. FERNANDES, y M. VIOLLAZ (2017): "Software Impact Employment Composition and the Skill Content of Occupations? Evidence from Chilean Firms". *Documentos de Trabajo del CEDLAS*.
- ALVAREZ, R., J. M. BENAVENTE, R. CAMPUSANO, y C. CUEVAS (2011): "Employment Generation, Firm Size, and Innovation in Chile," Inter-American Development Bank, Science and Technology Division, Social Sector. TECHNICAL NOTE No. IDB-TN-319.
- ANGRIST, J. D., y J. S. PISCHKE (2008): *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- APELLA, I., y G. ZUNINO (2017): "Cambio Tecnológico Y Mercado De Trabajo En Argentina Y Uruguay. Un Análisis De Contenido De Tareas," *Revista de economía*, 24, 79-121.
- ARNTZ, M., T. GREGORY, y U. ZIERAHN (2016): "The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries." OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- AUTOR, D. H. (2013): "The "Task Approach" to Labor Markets: An Overview," *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*, No. 18711.
- AUTOR, D. H. (2015): "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation," *The Journal of Economic Perspectives*, 29, 3-30.
- AUTOR, D. H., L. FRANK, y J. M. RICHARD (2003): "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration," *Quarterly journal of economics*, 118, 4.
- AUTOR, D. H., L. F. KATZ, y M. S. KEARNEY (2006): "The Polarization of the US Labor Market," National Bureau of Economic Research.
- BARTLETT, B. (1984): "Is Industrial Innovation Destroying Jobs," *Cato J.*, 4, 625.
- BERMAN, E., J. BOUND, y Z. GRILICHES (1994): "Changes in the Demand for Skilled Labor within Us Manufacturing: Evidence from the Annual Survey of Manufactures," *The Quarterly Journal of Economics*, 109, 367-397.
- BLINDER, A. S. (2009): "How Many Us Jobs Might Be Offshorable?," *World Economics*, 10, 41.
- BLINDER, A. S., y A. B. KRUEGER (2013): "Alternative Measures of Offshorability: A Survey Approach," *Journal of Labor Economics*, 31, S97-S128.
- BOGLIACINO, F., y M. PIANTA (2016): "The Pavitt Taxonomy, Revisited: Patterns of Innovation in Manufacturing and Services," *Economia Politica*, 33, 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 D. TORTAROLO (2018): *Investment in ICT, Productivity, and Labor Demand: The Case of Argentina*. Policy Research Working Paper 8325. The World Bank.

- BRYNJOLFSSON, E., y A. MCAFEE (2011): *Race against the Machine: How the Digital Revolution Is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy*. Digital Frontier Press.
- CARD, D., y J. E. DINARDO (2002): "Skill-Biased Technological Change and Rising Wage Inequality: Some Problems and Puzzles," *Journal of Labor Economics*, 20, 733-783.
- CIRERA, X., y L. SABETTI (2016): *The Effects of Innovation on Employment in Developing Countries: Evidence from Enterprise Surveys*. Policy Research Working Paper 7775. The World Bank.
- CRESPI, G., y E. TACSIR (2012): "Effects of Innovation on Employment in Latin America," Inter-American Development Bank, Institutions for Development (IFD). TECHNICAL NOTE No. IDB-TN-496
- DE ELEJALDE, R., D. GIULIODORI, y R. STUCCHI (2015): "Employment and Innovation: Firm-Level Evidence from Argentina," *Emerging Markets Finance and Trade*, 51, 27-47.
- DOSI, G. (1988): "Sources, Procedures, and Microeconomic Effects of Innovation," *Journal of Economic Literature*, 1120-1171. Sep; Vol 26, 3.
- DUTZ, M. A., R. K. ALMEIDA, y T. G. PACKARD (2018): *The Jobs of Tomorrow: Technology, Productivity, and Prosperity in Latin America and the Caribbean*. The World Bank. <http://dx.doi.org/10.1596/978-1-4648-1222-4>
- EDQUIST, C., L. HOMMEN, y M. D. MCKELVEY (2001): *Innovation and Employment: Process Versus Product Innovation*. Edward Elgar Publishing.
- FIRPO, S., N. M. FORTIN, y T. LEMIEUX (2011): "Occupational Tasks and Changes in the Wage Structure." Discussion paper series // Forschungsinstitut zur Zukunft der Arbeit, No. 5542, <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:101:1-201104133571>
- FORD, M. R. (2016): *El Ascenso De Los Robots: La Tecnología Y La Amenaza De Un Futuro Sin Empleo*. Paidós.
- FREY, C. B., y M. A. OSBORNE (2017): "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?," *Technological forecasting and social change*, 114, 254-280.
- GOOS, M., y A. MANNING (2007): "Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain," *The review of economics and statistics*, 89, 118-133.
- GOOS, M., A. MANNING, y A. SALOMONS (2014): "Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring," *The American Economic Review*, 104, 2509-2526.
- GREGORY, T. E. (1930): "Rationalisation and Technological Unemployment," *The Economic Journal*, 40, 551-567.
- GRILICHES, Z. (1969): "Capital-Skill Complementarity," *The review of Economics and Statistics*, 465-468.
- HARDY, W., R. KEISTER, y P. LEWANDOWSKI (2015): "Do Entrants Take It All? The Evolution of Task Content of Jobs in Poland," IBS Working Paper 10/2015.
- HARRISON, R., J. JAUMANDREU, J. MAIRESSE, y B. PETERS (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.
- HOLLAND, M. (2004): "Swing Revisited: The Swing Project," *Family & Community History*, 7, 87-100.
- IACOVONE, L., y M. PEREIRA-LÓPEZ (2018): "ICT Adoption and Wage Inequality: Evidence from Mexican Firms," Policy Research Working Paper 8298. Washington, DC: The World Bank.
- INDEC (2018): "Mercado De Trabajo - Tasas e Indicadores Socioeconómicos (EPH) Primer Trimestre De 2018," Argentina.
- KATSOUACOS, Y. (1984): "Product Innovation and Employment," *European Economic Review*, 26, 83-108.

- KEISTER, R., y P. LEWANDOWSKI (2016): "A Routine Transition? Causes and Consequences of the Changing Content of Jobs in Central and Eastern Europe," Instytut Badań Strukturalnych. IBS Policy Paper 05/2016.
- LEVY, F., y R. J. MURNANE (2005): *The New Division of Labor: How Computers Are Creating the Next Job Market*. Princeton University Press.
- MINISTERIO DE HACIENDA Y FINANZAS PÚBLICAS (2016): "Estimaciones Preliminares Sobre La Automatización" Año 1 - N°1 Argentina.
- MONGE-GONZÁLEZ, R., J. A. RODRÍGUEZ-ÁLVAREZ, J. HEWITT, J. OROZCO, y K. RUIZ (2011): "Innovation and Employment Growth in Costa Rica: A Firm-Level Analysis," Inter-American Development Bank. Science and Technology Division, Social Sector. TECHNICAL NOTES No. IDB-TN-318
- NAVICKAS, K. (2011): "Captain Swing in the North: The Carlisle Riots of 1830," Oxford University Press, 5-28.
- NELSON, R. R. (1959): "The Simple Economics of Basic Scientific Research," *Journal of political economy*, 67, 297-306.
- NELSON, R. R., y S. G. WINTER (1973): "Toward an Evolutionary Theory of Economic Capabilities," *The American Economic Review*, 440-449.
- NELSON, R. R., y S. G. WINTER (1982): *An Evolutionary Theory of Economic Change*. Cambridge, Mass: Belknap Press of Harvard University Press.
- NORDHAUS, W. D. (2007): "Two Centuries of Productivity Growth in Computing," *The Journal of Economic History*, 67, 128-159.
- NUVOLARI, A. (2002): "The "Machine Breakers" and the Industrial Revolution," *Journal of European Economic History*, 31, 393-426.
- OBERDABERNIG, D. A. (2016): "Employment Effects of Innovation in Developing Countries: A Summary," Swiss Program for Research on Global Issues for Development. R4D Working Paper 2016/2
- OCDE/EUROSTAT (2007): *Manual De Oslo: Guía Para La Recogida E Interpretación De Datos Sobre Innovación*. Madrid: OCDE/EuroStat.
- OSPINO, C. (2018): "Broadband Internet, Labor Demand, and Total Factor Productivity in Colombia," Policy Research Working Paper 8318. Washington, DC: The World Bank.
- PAVITT, K. (1984): "Sectoral Patterns of Technical Change: Towards a Taxonomy and a Theory," *Research policy*, 13, 343-373.
- PETIT, P. (1993): "Employment and Technical Change," CEPREMAP N°9330.
- PIANTA, M. (2005): "Innovation and Employment," Capítulo 21, *The Oxford Handbook of Innovation*.
- PIVA, M., y M. VIVARELLI (2018): "Technological Change and Employment: Is Europe Ready for the Challenge?," *Eurasian Business Review*, 8, 13-32.
- VIVARELLI, M. (2007): "Innovation and Employment: A Survey," Discussion Paper series, Forschungsinstitut zur Zukunft der Arbeit. IZA DP No. 2621
- VIVARELLI, M. (2014): "Innovation, Employment and Skills in Advanced and Developing Countries: A Survey of Economic Literature," *Journal of Economic Issues*, 48, 123-154.
- VIVARELLI, M. (2015): "Innovation and Employment," *IZA World of Labor 2015*: 154
- WOOLDRIDGE, J. M. (2010): *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT press.
- ZUNIGA, P., y G. CRESPI (2013): "Innovation Strategies and Employment in Latin American Firms," *Structural Change and Economic Dynamics*, 24, 1-17.