

Efectos del Comercio Internacional y el Cambio Tecnológico Sobre Firmas y Trabajadores

Guillermo Falcone*

Tesis para obtener el grado de Doctor en Economía
Doctorado en Economía
Facultad de Ciencias Económicas
Universidad Nacional de La Plata

Directora: Irene Brambilla**
Co director: Andrés César***

La Plata, Buenos Aires, Argentina
Noviembre de 2022

*Becario Doctoral CONICET - CEDLAS - UNLP. E-mail: guillermofalcone@gmail.com

**CONICET - UNLP. E-mail: irene.brambilla@econo.unlp.edu

***CEDLAS - UNLP. E-mail: andresmcesar@gmail.com

Agradecimientos

A Irene Brambilla, mi directora. Por sus invaluables ideas, consejos, y recomendaciones. Especialmente, por iniciarme en el camino de la investigación científica hace ya muchos años.

A Andrés César, mi codirector y amigo. Por su constante involucramiento con los capítulos de este trabajo y su voluntad sin límite para ayudarme durante todo el proceso.

A Leonardo Gasparini, gracias por el espacio para desarrollar mis actividades de investigación cotidianamente, y por ser un ejemplo, no solo en el ámbito académico.

A Guido Porto, por sus valiosos consejos y su guía profesional.

A las autoridades del Comité del Doctorado de la Universidad Nacional de La Plata, por sus importantes aportes y sugerencias durante los seminarios del Doctorado.

A mis compañeros de Doctorado y de trabajo en el CEDLAS, con los cuales transitamos juntos el camino de la investigación y aprendemos constantemente unos de los otros.

Quiero agradecer el apoyo económico-financiero recibido a través de una beca doctoral otorgada por el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas.

Agradezco además todas las sugerencias y comentarios recibidos por distintos colegas en congresos y reuniones científicas donde expuse distintos fragmentos de esta tesis.

Quiero agradecer en lo personal a mi familia. A mis padres, Monica y Enrique, por darme la oportunidad de estudiar y formarme. A mi hermano Alejandro, por su acompañamiento durante nuestros estudios de grado. A mi abuelo Félix, por su ejemplo de vida. También quiero agradecer a mis amigos del colegio, la facultad, y otros ámbitos, que por fortuna son muchos como para listarlos de a uno.

Finalmente, pero con la mayor de las importancias, quiero agradecer a Jessica, por su cariño y apoyo incondicional durante todo este proceso.

Resumen

Esta tesis doctoral tiene como principal objetivo estudiar empíricamente los efectos del comercio internacional y el cambio tecnológico sobre firmas y trabajadores. Sobre ambos existe una gran cantidad de literatura señalando que son factores de potencial mejora del bienestar de las sociedades, pero que a su vez generan cambios en la distribución del ingreso, los cuales pueden generar un debate considerable sobre el grado y ritmo de inserción comercial o adopción tecnológica que los países deberían decidir adoptar.

Respecto al comercio internacional, existe cierto consenso en la literatura de que el mismo puede generar ganancias de bienestar agregadas, especialmente en el mediano y largo plazo. No obstante, la literatura también señala que generalmente la profundización del comercio acarrea un conflicto distributivo al generar ganadores y perdedores. Aunque los modelos teóricos generalmente apuntan a que las ganancias agregadas de una economía más abierta alcanzan para compensar a los perdedores, mecanismos compensadores de este tipo rara vez suelen observarse en la realidad. Es ante esta situación que dar cuenta de los beneficios de la globalización y el comercio requiere un entendimiento exhaustivo de sus consecuencias sobre la productividad de las firmas y trabajadores, y también de sus consecuencias distributivas, descubriendo los mecanismos a través de los cuales los recursos se reasignan en un proceso de liberalización, identificando ganadores y perdedores de este proceso.

Mientras que los viejos modelos de comercio internacional buscaban ganadores y perdedores en los distintos sectores de la economía, los nuevos modelos apuntan a que existe una gran heterogeneidad dentro de cada sector, y el comercio puede generar ganadores y perdedores dentro de un mismo sector, aún definido de manera estrecha. Por ejemplo, es posible que una apertura comercial de un determinado sector con un país en desarrollo beneficie a las firmas más productivas de ese sector, que ahora pueden comprar insumos internacionales a un precio más bajo, pero perjudique a firmas nacionales que no son capaces de competir en los mercados internacionales. Aún más, es posible que los efectos heterogéneos del comercio internacional afecten de manera diferencial a trabajadores de una misma firma.

En particular, teorías recientes de cambio organizacional introducen un mecanismo novedoso que vincula las exportaciones y la estructura jerárquica de las firmas. Para producir bienes o servicios vemos que los trabajadores se enfrentan a problemas de diversa dificultad, donde tener jerarquías basadas en conocimiento es una forma óptima

de organizar la firma (Garicano, 2000; Garicano y Rossi Hansberg, 2006). Los *shocks* de demanda, como los de exportaciones, inducen a las empresas a aumentar la cantidad de niveles jerárquicos con los que funcionan y, por lo tanto, a convertirse en organizaciones más complejas (Caliendo y Rossi-Hansberg, 2012; Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg, 2015; Friedrich, 2020; Caliendo, Mion, Opromolla y Rossi-Hansberg, 2020). Otra rama de la literatura muestra que las firmas que exportan a países de altos ingresos suelen vender productos de mayor calidad y contratar trabajadores más calificados (Verhoogen, 2008; Bastos y Silva, 2010; Görg, Halpern y Muraközy, 2010; Manova y Zhang, 2012; Brambilla, Lederman y Porto, 2012; Brambilla y Porto, 2016). Esto sucede porque, por un lado, los países desarrollados con consumidores más ricos demandan productos de mayor calidad y la provisión de calidad es intensiva en habilidades y, por otro lado, porque exportar a los países ricos requiere servicios intensivos en habilidades, como logística y distribución (Verhoogen, 2008; Matsuyama, 2007; Brambilla, Lederman y Porto, 2012).

En el primer capítulo de esta tesis se estudia la interconexión entre estas dos ramas de la literatura. Se parte de la premisa de que las exportaciones a destinos de altos ingresos involucran productos de mayor calidad y se argumenta que el mecanismo de provisión de calidad requiere conocimiento, dado que producir productos de alta calidad para vender en países ricos genera problemas de producción más complejos. Para resolver estos problemas las firmas necesitan aumentar su conocimiento, y la forma óptima de hacerlo es reorganizando su estructura productiva. Esta reestructuración implica sumar a la firma jerarquías con mayores niveles de conocimiento. Se propone la noción de que la solución de problemas más difíciles afecta el proceso de producción física porque los productos de alta calidad son más sofisticados, más difíciles de ensamblar y enfrentan complejidades inherentes a la exportación a países con mayores ingresos. El argumento del capítulo es que la literatura sobre cambios organizacionales ilustra los mecanismos a través de los cuales opera el efecto de *skill upgrading* cuando las firmas exportan bienes de alta calidad a países de altos ingresos.

Para probar estas ideas, se utilizan datos a nivel firma de un censo anual manufacturero chileno, la Encuesta Nacional Industrial Anual (ENIA). La ENIA es un panel que cubre el universo de plantas chilenas con diez o más empleados. El módulo principal de la encuesta contiene información sobre empleo, salarios, horas trabajadas, ventas, valores unitarios promedio e industria de afiliación. El módulo de empleo presenta información separada para ocho categorías de trabajadores que, siguiendo a la literatura, son utilizadas para construir cuatro niveles jerárquicos (Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg,

2015). Luego se combinan estos datos con datos de comercio internacional. Se fusionan los datos de las firmas con registros administrativos aduaneros a nivel de firma-destino de exportación y con datos de tarifas bilaterales de UNCTAD-TRAINS. Por lo tanto, se termina construyendo un conjunto de datos a nivel firma con información de las firmas, el destino de sus ventas y las tarifas que enfrentan en cada destino de exportación. Debido a limitaciones en los datos de aduana, se restringe el análisis al período 2001-2005.

Estos datos se usan para investigar el efecto causal de exportar a países de altos ingresos sobre la organización interna de la firma. Para lidiar con las preocupaciones de endogeneidad que pueden surgir si las firmas más productivas (con más jerarquías) se autoseleccionan en los mercados de exportación, ó si los *shocks* a nivel firma afectan simultáneamente las decisiones de organización jerárquica y de exportación de las firmas, se utiliza una estimación por variables instrumentales. La estrategia de identificación del trabajo explota la caída de los aranceles sobre los productos chilenos en diferentes destinos de exportación en el contexto de varios Tratados de Libre Comercio que Chile firmó con países de altos ingresos durante el período bajo análisis. Estos incluyen un TLC con la Unión Europea (en 2003), otro con Estados Unidos (en 2004) y otro con Corea del Sur (en 2004). Estos tratados se encuentran en la mitad de nuestro período muestral. En esta estrategia, se explotan estos quiebres en las tendencias arancelarias a lo largo del tiempo y entre industrias. La exogeneidad está dada por una combinación de disminuciones arancelarias originadas por los TLC chilenos y la composición exportadora inicial de las industrias, al igual que en Lileeva y Trefler (2010), Bustos (2011) y Garcia-Marin y Voigtländer (2019).

Los resultados del primer capítulo son los siguientes. Para aprovechar los TLC con la Unión Europea, Estados Unidos y Corea del Sur, las firmas chilenas ingresan gradualmente a estos mercados y comienzan a exportar a destinos de altos ingresos. Exportar a países de altos ingresos induce a estas firmas a aumentar su complejidad a medida que agregan jerarquías. También se encuentra que las firmas que exportan a países de altos ingresos venden productos de mayor calidad. Estos dos mecanismos están entrelazados: los destinos de altos ingresos demandan productos de mayor calidad y la provisión de mayor calidad se realiza de manera más eficiente en empresas organizacionalmente más complejas.

Los otros dos capítulos de la tesis se dedican a estudiar un nuevo fenómeno que está presente hace varios años en la literatura y en el debate público: el potencial efecto de la automatización y la robótica en el mercado laboral. La automatización y la robótica son las nuevas tecnologías que impulsan la productividad, el crecimiento y la riqueza,

pero también alteran la estructura del mercado laboral. Algunos ejemplos incluyen la automatización en la fabricación, los automóviles autónomos, las puertas de pasaportes electrónicos, las relaciones automatizadas con los clientes, las plataformas de trabajo digital, y particularmente, los robots industriales. La principal preocupación es que las nuevas tecnologías puedan desplazar a una parte significativa de los trabajadores fuera del mercado laboral. Una gran cantidad de literatura para países desarrollados documenta que el cambio tecnológico reciente reemplaza las tareas laborales rutinarias que están fuertemente concentradas en el medio de la distribución de habilidades. Esta hipótesis se conoce como polarización laboral (Autor y Dorn, 2013; Goos, Manning y Salomons, 2014).

Vale la pena señalar que esta no es la primera vez que la automatización y las nuevas tecnologías amenazan una gran cantidad de puestos de trabajo. Un caso bien conocido es la primera revolución industrial, cuando las máquinas reemplazaron a los artesanos textiles. Ciertamente, el cambio tecnológico afecta algunos trabajos y tareas en industrias específicas y socava algunas oportunidades de empleo. Sin embargo, las firmas también crean nuevas tareas a medida que otras se automatizan, lo que lleva a una transformación estructural que implica tanto la creación como la destrucción de puestos de trabajo. Además, a medida que los países se vuelven más ricos y productivos, aumentan la demanda de bienes y servicios, lo que también crea nuevos puestos de trabajo. En última instancia, el determinante más importante del desempleo y la dinámica del mercado laboral parece ser el nivel general de demanda de bienes y servicios.

Se debería pensar en las nuevas tecnologías como una gran oportunidad para impulsar la productividad y el bienestar, teniendo en cuenta que, como todo *shock* disruptivo, las nuevas tecnologías traen consigo enormes consecuencias distributivas. Si bien algunas personas tienen la educación y las habilidades necesarias para complementar la tecnología, creando así valor, es posible que otras no. Los salarios también pueden crecer de manera diferente porque las industrias incorporan tecnologías a diferentes tasas y la mano de obra no es perfectamente móvil entre sectores, regiones u ocupaciones, al menos en el corto plazo. Estas fricciones pueden generar pérdidas de capital humano con efectos duraderos para grupos específicos. En este contexto, el desafío político clave es suavizar la transición a nuevos empleos para los trabajadores desplazados, tener en cuenta los efectos distributivos y promover la adquisición de habilidades requeridas por el nuevo entorno económico.

En el segundo capítulo de esta tesis se estudia el efecto de los robots en variables de resultado del mercado laboral local en las tres economías más grandes de América Latina:

Argentina, Brasil y México. Durante los últimos quince años, la adopción de robots ha dado un gran salto en estos países. El stock de robots pasó de ser prácticamente nulo en 2004 a 2,000 en 2016 en Argentina, de 200 a más de 10,000 en Brasil y de 2,500 a 20,000 en México (Federación Internacional de Robótica, IFR). El trabajo se enfoca en el impacto de la robotización en el desempleo local, los niveles de empleo, los salarios y la informalidad laboral, siendo esta última una característica distintiva de los mercados laborales en los países en desarrollo. La mayor flexibilidad que aportan los arreglos laborales informales actúa como un amortiguador (*buffer*) de los impactos negativos que los *shocks* exógenos pueden tener sobre el desempleo.

El enfoque empírico del capítulo se basa en regresiones a nivel de distrito de variables de resultado del mercado laboral en la exposición a los robots. Esto permite estimar el efecto de equilibrio general de los robots que operan a nivel del mercado laboral local, considerando que los trabajadores pueden moverse entre empresas, ocupaciones, industrias y trabajos formales e informales en respuesta a la adopción de robots, al tiempo que se supone que no hay efectos de derrame entre unidades geográficas. Se construyen variables de resultado del mercado laboral a nivel de distrito agregando información a nivel individual de encuestas de hogares. Con respecto a los robots, no se dispone de una medida directa de la adopción de robots a nivel de distrito. Por lo tanto, se define una exposición de tipo *Bartik* basada en información sobre las compras de robots a nivel industrial y la participación inicial de cada industria en el empleo total del distrito. Esta definición explota el hecho de que diferentes unidades geográficas experimentaron una exposición heterogénea a los robots industriales según su composición industrial inicial. Industrias como la automotriz, del caucho y del plástico, maquinaria industrial, productos metálicos y alimentos y bebidas adoptaron robots industriales a un ritmo muy por encima del promedio, lo que hizo que los mercados laborales locales especializados en estas industrias estuvieran muy expuestos a la robotización. En comparación, las unidades geográficas con una gran fracción del empleo ocupado en agricultura, textiles, madera y muebles, papel e imprenta, construcción o servicios quedaron apenas expuestas a la adopción de robots.

Los hallazgos del trabajo son que los distritos más expuestos a los robots tuvieron un peor desempeño relativo en términos de desempleo e informalidad laboral. Específicamente, un aumento de 0.027 robots por cada mil trabajadores, que es el cambio anual promedio en la exposición a robots durante 2004–2016, lleva a un aumento relativo en la tasa de desempleo de 0.10 puntos porcentuales y a un aumento en la tasa de informalidad laboral de 0.23 puntos porcentuales. Las pérdidas salariales se concentran en los trabajadores

de mediana edad (36–49) que se encuentran en trabajos asalariados formales y en los trabajadores de mayor edad (50–65) que se encuentran en trabajos asalariados informales. Dado que durante el período bajo estudio la mayoría de los distritos experimentaron una mejora en los indicadores del mercado laboral, estas estimaciones sugieren que las ubicaciones que experimentaron un crecimiento más rápido en la exposición a los robots lograron ganancias menores que las áreas menos expuestas. Se debe tener en cuenta, sin embargo, que esta estrategia de estimación ofrece efectos relativos en todos los distritos, pero no puede identificar el nivel de los efectos.

Los resultados indican que los robots reemplazan principalmente los trabajos formales, en línea con la idea de que estas máquinas realizan tareas de producción riesgosas e insalubres que antes realizaban los trabajadores formales. Los impactos de los robots en el desempleo y la informalidad son decrecientes en la edad y la educación, y prácticamente no son significativos para los trabajadores mayores y altamente calificados. Los resultados también muestran que el sector informal actúa como un amortiguador del desempleo, especialmente para las personas jóvenes y semicalificadas, que encuentran menos oportunidades de trabajo asalariado formal y terminan en trabajos informales o trabajando por cuenta propia. Este hallazgo está en línea con la literatura sobre comercio y mercados laborales, que sugiere que en los países en desarrollo la informalidad actúa como un *buffer* que contiene los impactos negativos que los *shocks* exógenos pueden tener sobre el desempleo.

Por último, el capítulo tres estudia una relación novedosa en la literatura, la asociación entre robots industrial y desigualdad de ingresos en *top incomes*, para Estados Unidos. La motivación para estudiar esto es que la desigualdad ha aumentado considerablemente en los Estados Unidos y otras economías industrializadas durante los últimos cuarenta años. La evolución de la distribución del ingreso muestra tanto la polarización como la concentración de la riqueza entre los más ricos. Mientras que algunos autores documentan que los conflictos distributivos son perjudiciales para el crecimiento, otros relacionan la desigualdad con la inestabilidad política y los temores de que los “super ricos” los capturen políticamente. Al mismo tiempo, las últimas décadas han sido testigo de una revolución en la producción manufacturera caracterizada por la caída de costos de varias tecnologías, como redes de comunicación, diseño asistido por computadora, robots industriales y *manufactura flexible*. Tanto el debate público como la literatura académica señalan que las tecnologías de automatización amenazan las posibilidades de los trabajadores de baja y mediana calificación para competir contra las

máquinas (Acemoglu y Restrepo, 2020; 2022). Simultáneamente, las personas altamente calificadas que trabajan en conjunto con las nuevas tecnologías, como gerentes e ingenieros, se apropian de una fracción considerable de las ganancias de ingresos impulsadas por la productividad. Además, los beneficios de las tecnologías de automatización se acumulan no solo para la mano de obra altamente calificada, sino también para los propietarios del capital en forma de mayores ganancias de capital (Moll, Rachel y Restrepo, 2022).

En el tercer capítulo se documenta empíricamente que la adopción de tecnologías de automatización (específicamente, robots industriales) conduce a una creciente desigualdad en la distribución del ingreso personal y, en particular, a una creciente desigualdad entre los contribuyentes más ricos (*“top income inequality”*) en los Estados Unidos. En otras palabras, se muestra que la automatización industrial aumenta el nivel de ingresos -y la participación en los ingresos- del 1 por ciento de individuos que más ganan, lo que conduce a una mayor desigualdad de ingresos, y que las ganancias de ingresos son aún mayores para los fractiles de ingresos más altos (es decir, el 0.1 por ciento superior y el 0.01 por ciento superior de los contribuyentes), lo que alimenta la desigualdad particularmente en la cola derecha de la distribución del ingreso. Se identifican varios argumentos económicos, mecanismos y evidencias que son consistentes con estos hallazgos.

Se sigue a Acemoglu y Restrepo (2020) y se mide la exposición a los robots a nivel de mercado laboral local, asignando la adopción de robots industriales de acuerdo con la composición de empleo industrial inicial en las áreas metropolitanas. Se realizan regresiones a nivel mercado laboral local (MLL) donde la variable dependiente es una medida de *top income inequality* (por ejemplo, la participación en los ingresos capturado por el top 1%) en la exposición local a los robots, que en última instancia depende de la composición industrial inicial de los MLLs y la evolución de la adopción de robots a nivel industria.

Los hallazgos sugieren que las áreas metropolitanas más expuestas a la creciente adopción de robots experimentaron un aumento relativo en el ingreso promedio obtenido por el top 1 por ciento, sin efectos en el ingreso promedio del 99 por ciento inferior. En particular, las ganancias de ingresos promedio son mayores para los contribuyentes más ricos. Un aumento de un robot por cada mil trabajadores incrementa el ingreso total de los fractiles P99-P99.9, P99.9-P99.99 y P99.99-P100 en 2.1, 3.7 y 6.2 por ciento, respectivamente. Luego, el capítulo se enfoca en dos medidas de desigualdad de ingresos: (i) ratios de ingreso total entre fractiles y (ii) participación en el ingreso. Los resultados muestran que las unidades geográficas más expuestas a los robots exhiben un aumento relativo en la desigualdad de ingresos entre los contribuyentes más ricos (*top income*

inequality). Un robot más por cada mil trabajadores conduce a una disminución relativa en la participación en los ingresos del 90 por ciento inferior de 0.43 puntos porcentuales (-0.8 por ciento) y, por el contrario, aumenta la participación en los ingresos de los fractiles P99-P99.9, P99.9- P99.99 y P99.99-P100 en 0.12 p.p. (1.3 por ciento), 0.13 p.p. (3.4 por ciento) y 0.17 p.p. (9.2 por ciento), respectivamente.

Índice

I PRIMER CAPÍTULO:

Jerarquías Organizacionales y Destinos de Exportación	11
1. Introducción	12
2. Destinos de Exportación de Altos Ingresos, Estructura Organizacional y Calidad: Descripción General	16
2.1. Tratados de Libre Comercio de Chile con Países de Altos Ingresos	16
2.2. Datos a Nivel Firma	18
2.3. Calidad y Jerarquías Organizacionales	24
3. Un Modelo de Jerarquías, Calidad y Comercio	27
3.1. Preferencias	27
3.2. Producción	28
3.3. Exportaciones a Países de Altos Ingresos	33
4. Análisis de Regresión	39
4.1. Evaluación de los Instrumentos	47
4.2. Mecánica Organizacional	52
5. Análisis de Robustez	58
5.1. Insumos Importados	58
5.2. Exportadores a Destinos de Altos Ingresos y Exposición a Tratados de Libre Comercio.	59
5.3. Definición Alternativa de Destinos de Altos Ingresos	62
6. Conclusiones	66
Referencias	67
Apéndice	71
Construcción de las Jerarquías	71
Algunos Datos Sobre las Jerarquías Organizacionales de las Firmas Chilenas	72
Minimización de Costos	75
Resultados Adicionales: Costo Medio y Eficiencia	76

II SEGUNDO CAPÍTULO:

El Impacto de los Robots en América Latina:

Evidencia de Mercados Laborales Locales	79
1. Introducción	80
2. Datos	85

3. Estrategia Empírica	88
4. Resultados	91
4.1. Estimaciones Principales	91
4.2. Efectos Heterogéneos por Edad y Habilidad	94
4.3. Análisis de Tendencias Preexistentes	98
4.4. Ejercicios de Robustez	101
5. Conclusiones	105
Referencias	106
Apéndice: Figuras y Tablas Adicionales	109

III TERCER CAPÍTULO:

Robots y Desigualdad en Top Incomes:

Evidencia para Estados Unidos	124
1. Introducción	125
2. Discusión Teórica	131
3. Datos	131
3.1. Estadísticas Descriptivas	135
4. Estrategia Empírica	137
5. Resultados	139
5.1. Análisis de Tendencias Preexistentes	142
5.2. Ejercicios de Robustez	146
6. Conclusiones	150
Referencias	152
Apéndice A	156
Apéndice B	160

Parte I

PRIMER CAPÍTULO:

Jerarquías Organizacionales y Destinos de Exportación

1. Introducción

Teorías recientes de cambio organizacional introducen un mecanismo novedoso que vincula las exportaciones y la estructura jerárquica de las firmas. Para producir bienes o servicios, los trabajadores se enfrentan a problemas de diversa dificultad y tener jerarquías basadas en conocimiento es una forma óptima de organizar la firma (Garicano, 2000; Garicano y Rossi Hansberg, 2006). Los *shocks* de demanda, como los de exportaciones, inducen a las empresas a aumentar la cantidad de niveles jerárquicos con el que funcionan y, por lo tanto, a convertirse en organizaciones más complejas (Caliendo y Rossi-Hansberg, 2012; Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg, 2015; Friedrich, 2020; Caliendo, Mion, Opromolla y Rossi-Hansberg, 2020).

Otra rama de la literatura muestra que las firmas que exportan a países de altos ingresos suelen vender productos de mayor calidad y contratar trabajadores más calificados (Verhoogen, 2008; Bastos y Silva, 2010; Görg, Halpern y Muraközy, 2010; Manova y Zhang, 2012; Brambilla, Lederman y Porto, 2012; Brambilla y Porto, 2016). Esto sucede porque, por un lado, los países desarrollados con consumidores más ricos demandan productos de mayor calidad y la provisión de calidad es intensiva en habilidades y, por otro lado, porque exportar a los países ricos requiere servicios intensivos en habilidades, como logística y distribución (Verhoogen, 2008; Matsuyama, 2007; Brambilla, Lederman y Porto, 2012).

En este capítulo, se estudia la interconexión entre estas dos ramas de la literatura. Se parte de la premisa de que las exportaciones a destinos de altos ingresos involucran productos de mayor calidad y se argumenta que el mecanismo de provisión de calidad requiere conocimiento porque producir productos de alta calidad para vender en países ricos genera problemas de producción más complejos. Para resolver estos problemas, las firmas necesitan aumentar su conocimiento y la forma óptima de hacerlo es reorganizando su estructura productiva. Esta reestructuración implica sumar a la firma jerarquías con mayores niveles de conocimiento. Se propone la noción de que la solución de problemas más difíciles afecta el proceso de producción física porque los productos de alta calidad son más sofisticados, más difíciles de ensamblar y enfrentan complejidades inherentes a la exportación a países con mayores ingresos. El argumento del capítulo es que la literatura sobre cambios organizacionales ilustra los mecanismos a través de los cuales opera el efecto de *skill upgrading* cuando las firmas exportan bienes de alta calidad a países de altos ingresos.

Para probar estas ideas, se utilizan datos a nivel firma de un censo anual

manufacturero chileno, la Encuesta Nacional Industrial Anual (ENIA). La ENIA es un panel que cubre el universo de plantas chilenas con diez o más empleados. El módulo principal de la encuesta contiene información sobre empleo, salarios, horas trabajadas, ventas, valores unitarios promedio e industria de afiliación. El módulo de empleo presenta información separada para ocho categorías de trabajadores que, siguiendo a la literatura, son utilizadas para construir cuatro niveles jerárquicos (Caliendo et al., 2015). Luego se combinan estos datos con datos de comercio internacional. Se fusionan los datos de las firmas con registros administrativos aduaneros a nivel de firma-destino de exportación y con datos de tarifas bilaterales de UNCTAD-TRAINS. Por lo tanto, se termina construyendo un conjunto de datos a nivel firma con información de las firmas, el destino de sus ventas y las tarifas que enfrentan en cada destino de exportación. Debido a limitaciones en los datos de aduana, se restringe el análisis al período 2001-2005.

Estos datos se usan para investigar el efecto causal de exportar a países de altos ingresos sobre la organización interna de la firma. Para lidiar con las preocupaciones de endogeneidad que pueden surgir si las firmas más productivas (con más jerarquías) se autoseleccionan en los mercados de exportación, ó si los *shocks* a nivel firma afectan simultáneamente las decisiones de organización jerárquica y de exportación de las firmas, se utiliza una estimación por variables instrumentales. La estrategia de identificación utilizada explota la caída de los aranceles sobre los productos chilenos en diferentes destinos de exportación en el contexto de varios Tratados de Libre Comercio (TLC) que Chile firmó con países de altos ingresos durante el período bajo análisis. Estos incluyen un TLC con la Unión Europea (en 2003), otro con Estados Unidos (en 2004) y otro con Corea del Sur (en 2004). Estos tratados se encuentran en la mitad de nuestro período muestral. En esta estrategia, se explotan estos quiebres en las tendencias arancelarias a lo largo del tiempo y entre industrias. La exogeneidad está dada por una combinación de disminuciones arancelarias originadas por los TLC chilenos y la composición exportadora inicial de las industrias como en Lileeva y Trefler (2010), Bustos (2011) y Garcia-Marin y Voigtländer (2019).

Los resultados del capítulo son los siguientes. Para aprovechar los TLC con la Unión Europea, Estados Unidos y Corea del Sur, las firmas chilenas ingresan gradualmente a estos mercados y comienzan a exportar a destinos de altos ingresos. Exportar a países de altos ingresos induce a estas firmas a aumentar su complejidad a medida que agregan jerarquías. También se encuentra que las firmas que exportan a países de altos ingresos venden productos de mayor calidad. Estos dos mecanismos están entrelazados: los destinos

de altos ingresos demandan productos de mayor calidad y la provisión de mayor calidad se realiza de manera más eficiente en empresas organizacionalmente más complejas.

También se estudian en el capítulo algunos de los mecanismos organizacionales que hacen que las firmas sean más complejas. En particular, las firmas aumentan la línea jerárquica de supervisores de producción calificados, lo que es consistente con mano de obra más calificada requerida para producir una mayor calidad (Verhoogen, 2008; Brambilla et al., 2012). Además, estas firmas tienden a agregar una jerarquía asociada con la exportación de servicios como logística, certificación de estándares y atención al cliente (Matsuyama, 2007; Brambilla et al., 2012). Más aún, existe evidencia de una complementariedad entre estas jerarquías: los exportadores de altos ingresos necesitan tener ambas jerarquías para tener éxito. Finalmente, se muestra que estos fenómenos ocurren en el margen extensivo de la actividad exportadora, más que en el margen intensivo.¹ En el contexto de los modelos de jerarquías basadas en el conocimiento, este es un resultado importante porque los problemas relacionados con comenzar a exportar son posiblemente más complejos que los problemas asociados con el aumento de las exportaciones en el margen para los exportadores establecidos.

El mecanismo de este capítulo, que vincula los destinos de las exportaciones y la calidad a través de la reestructuración de las firmas, es completamente novedoso en la literatura de comercio internacional. La evidencia experimental en Bloom, Eifert, Mahajan, McKenzie y Roberts (2013) muestra que las mejores prácticas gerenciales aumentan la calidad. Las plantas textiles en la India que recibieron capacitación gerencial redujeron los defectos de calidad de sus productos. Tanto los datos experimentales como a nivel de firma de Bloom, Manova, Van Reenen, Teng Sun y Yu (2020) muestran que las firmas mejor administradas tienen más probabilidades de exportar y, en particular, de exportar productos de mayor calidad. Esto es válido para las empresas de la India en Bloom et al. (2013), así como de manera más general en el sector manufacturero de Estados Unidos y China. También hay alguna evidencia de que los mecanismos están relacionados con el destino de las exportaciones. Por ejemplo, Mion y Opromolla (2014) y Mion, Opromolla y Sforza (2022) muestran que los gerentes con experiencia en exportaciones específicas del mercado facilitan la entrada de firmas en esos destinos de mercado.

También hay abundante evidencia anecdótica sobre la mejora de la calidad y la exportación a países de altos ingresos de estudios de casos de firmas e industrias. La

¹Otros artículos que utilizan estrategias de identificación para *shoockear* el margen extensivo de las exportaciones son Lileeva y Trefler (2010), Bustos (2011), Atkin, Khandelwal y Osman (2017) y Garcia-Marin y Voigtländer (2019).

industria del vino en Chile es un buen ejemplo (Agosin y Bravo-Ortega, 2012). Los exportadores chilenos pasaron de exportar vino a granel, vendido principalmente en América Latina, a vinos *premium* vendidos a varios destinos de altos ingresos. El proceso fue iniciado por firmas pioneras, como Miguel Torres Chile, con varios cambios importantes en la organización del proceso productivo. Primero, la empresa reemplazó las viejas barricas de madera y los tanques de concreto por barricas de acero inoxidable y roble, lo que requirió nuevas jerarquías de supervisores calificados en el montaje y mantenimiento de las barricas. En segundo lugar, la producción de vinos *premium* fue supervisada por destacados enólogos de España. Finalmente, las ventas y las exportaciones fueron organizadas por nuevas jerarquías especializadas en *marketing* y distribución.

Este capítulo ofrece un punto de vista valioso para la literatura sobre comercio, habilidades y conocimiento organizacional. Si bien el modelo teórico se basa en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012), el mecanismo en su artículo funciona a través de un efecto de escala, mientras que el de este capítulo está condicionado a la escala de la empresa. A medida que las empresas exportan, estas venden y producen más unidades de bienes y, por lo tanto, enfrentan una mayor probabilidad de encontrar problemas de mayor dificultad. Esto afecta las capacidades organizativas y la estructura de la empresa. La configuración del modelo de este apartado conserva esta característica, pero agrega la idea de que, condicional a la escala de la firma, la producción de mayor calidad también aumenta la probabilidad de enfrentar problemas más difíciles de resolver, lo que obliga a las empresas a aumentar sus capacidades organizativas a través de la reestructuración.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente manera. En la Sección 2 se discuten los Tratados de Libre Comercio de Chile y se proporciona evidencia *prima facie* en apoyo de la hipótesis del trabajo sobre la exportación a países de altos ingresos y la reorganización de las firmas. En la Sección 3 se desarrolla una extensión teórica de Caliendo y Rossi-Hansberg (2012) que combina comercio, jerarquías organizacionales y calidad. En la Sección 4 se presenta la estrategia de identificación y los principales resultados. La Sección 5 analiza las extensiones y los resultados de robustez. La Sección 6 concluye el capítulo con un resumen y comentarios finales.

2. Destinos de Exportación de Altos Ingresos, Estructura Organizacional y Calidad: Descripción General

Se comienza con un análisis empírico exploratorio del vínculo entre el destino de las exportaciones chilenas, la naturaleza de la organización empresarial y la provisión de calidad.

2.1. Tratados de Libre Comercio de Chile con Países de Altos Ingresos

El caso de Chile proporciona un experimento natural interesante para investigar el papel que juegan los destinos de las exportaciones en la reorganización de las firmas. Chile firmó tres importantes Tratados de Libre Comercio (TLC) con economías de altos ingresos: la Unión Europea, implementado en 2003; Estados Unidos, en 2004; y Corea del Sur, también en 2004. Estos TLC trajeron fuertes recortes arancelarios y privilegios de acceso al mercado de economías de altos ingresos a partir de 2003 y se acentuaron en 2004 y 2005. Es posible cuantificar esto utilizando datos de UNCTAD-TRAINS sobre aranceles bilaterales a 4 dígitos del Sistema Armonizado. Para mostrar mejor estos datos, se agregan los aranceles a 3 dígitos de la clasificación CIIU Rev. 3 y se muestran las reducciones arancelarias promedio entre 2001 y 2005, el período que abarca la muestra utilizada, para 46 industrias en la Tabla 1. La reducción de aranceles es muy heterogénea entre industrias y entre destinos. Entre todas las industrias, el recorte arancelario promedio para los productos exportados a Estados Unidos es del 50.6 por ciento y la mediana es del 100 por ciento. La reducción de los aranceles de la UE es del 64.3 por ciento, en promedio, con una mediana de 96.2 por ciento. Las reducciones arancelarias con Corea son menores, con un recorte promedio de 28.8 por ciento y una mediana de 45 por ciento.

Antes de estos tres TLC con socios de altos ingresos, Chile firmó un Acuerdo de Complementación Económica con Mercosur en 1996, un Tratado de Libre Comercio con México en 1999 y otro con Costa Rica y El Salvador en 2002. Si bien estos acuerdos son anteriores al período analizado de 2001-2005, los mismos implicaban reducciones arancelarias graduales a lo largo del tiempo que finalizaban en 2005. Esto proporciona una variación arancelaria adicional que se puede aprovechar. De hecho, la reducción arancelaria promedio entre 2001 y 2005 debido a los TLC latinoamericanos es de 63.7 por ciento (última columna de la Tabla 1).²

²Chile firmó TLC con China y Japón a partir de 2006 y 2007. Estos acuerdos, que probablemente sean muy relevantes para la dinámica exportadora de las firmas porque China y Japón representan alrededor

Tabla 1
Tratados de Libre Comercio y Reducciones arancelarias
(en porcentaje)

	Unión Europea	Estados Unidos	Corea del Sur	LAC
Producción de carnes, frutas, grasas	-24.7	-35.0	-9.9	-74.2
Elaboración de productos lácteos	-74.3	-28.7	-9.4	-69.0
Elaboración de productos de molinería	15.8	-63.5	-10.2	-76.6
Elaboración de otros productos alimenticios	-8.5	-21.0	22.4	-56.9
Elaboración de bebidas	-20.1	-24.5	0.9	-55.0
Hilatura, tejeduría y acabado de productos textiles	-96.4	-100.0	-49.7	-70.1
Fabricación de otros productos textiles	-98.3	-100.0	39.3	-75.6
Fabricación de tejidos y artículos de punto	-100.0	-100.0	-38.1	-33.6
Fabricación de prendas de vestir, excepto de piel	-98.9	-98.4	16.8	-69.2
Curtido y adobo de cueros; equipaje	-94.4	-73.1	-46.6	-65.9
Fabricación de calzado	-100.0	-100.0	-69.2	-48.6
Aserrado y acepilladura de madera	0.0	-100.0	-19.9	-91.5
Fabricación de productos de madera	-93.9	-100.0	-21.5	-84.1
Fabricación de papel y productos de papel	0.0	0.0	-100.0	-58.6
Actividades de edición	-100.0	0.0	-46.7	-69.3
Actividades de impresión y servicios conexos	-100.0	0.0	0.0	-67.5
Reproducción de grabaciones	0.0	0.0	0.0	0.0
Fabricación de sustancias químicas básicas	-90.5	-100.0	-37.7	-63.3
Fabricación de otros productos químicos	-93.1	-94.4	26.5	-59.1
Fabricación de fibras artificiales	-100.0	0.0	0.0	-61.9
Fabricación de productos de caucho	-94.3	122.2	0.0	-67.6
Fabricación de productos de plástico	-73.5	-100.0	-54.6	-58.0
Fabricación de vidrio y productos de vidrio	-81.4	58.5	-50.0	-74.8
Fabricación de productos minerales no metálicos n.c.p.	-91.4	6.5	0.0	-62.9
Industrias básicas de hierro y acero	-100.0	-100.0	-37.5	-63.3
Fabricación de productos primarios de metales preciosos	-78.3	-80.0	-76.6	-61.7
Fabricación de productos metálicos para uso estructural	-42.1	-100.0	0.0	-66.7
Fabricación de otros productos elaborados de metal	-87.0	-98.2	-50.0	-49.8
Fabricación de maquinaria de uso general	-100.0	-100.0	-31.2	-66.5
Fabricación de maquinaria de uso especial	-100.0	0.0	-43.7	-83.6
Fabricación de aparatos de uso doméstico n.c.p.	-100.0	-100.0	-50.0	-67.4
Fabricación de motores y generadores eléctricos	-100.0	0.0	-50.0	-44.8
Fabricación de aparatos de control de energía eléctrica	-100.0	0.0	-26.7	-65.5
Fabricación de hilos y cables aislados	-100.0	0.0	0.0	-55.8
Fabricación de acumuladores, pilas y baterías	0.0	0.0	0.0	-5.4
Fabricación de equipos de iluminación	-100.0	0.0	0.0	-58.3
Fabricación de otros tipos de equipo eléctrico n.c.p.	-100.0	0.0	-64.1	-71.5
Fabricación de tubos y válvulas electrónicas	-100.0	0.0	0.0	-82.3
Fabricación de aparatos e instrumentos médicos	-100.0	0.0	-49.4	-61.4
Fabricación de instrumentos ópticos	-91.0	0.0	0.0	-93.0
Fabricación de relojes	-100.0	-98.4	0.0	-50.2
Fabricación de vehículos automotores	-75.4	-100.0	0.0	-91.1
Fabricación de piezas y accesorios para automotores	-100.0	0.0	-50.0	-27.0
Fabricación de equipo de transporte n.c.p.	0.0	0.0	0.0	0.0
Fabricación de muebles	0.0	-100.0	0.0	-55.9
Otras industrias manufactureras n.c.p.	-77.8	37.5	-65.5	-65.1
Promedio	-50.6	-64.3	-28.8	-65.0

Notas: Cálculos propios basados en UNCTAD-TRAINS. Las tarifas bilaterales están disponibles a 4 dígitos del Sistema Armonizado, que se agregan a 4 dígitos del CIU Rev 3. en el análisis. Las tablas muestran el promedio a un nivel adicional de agregación, CIU Rev. 3. a 3 dígitos.

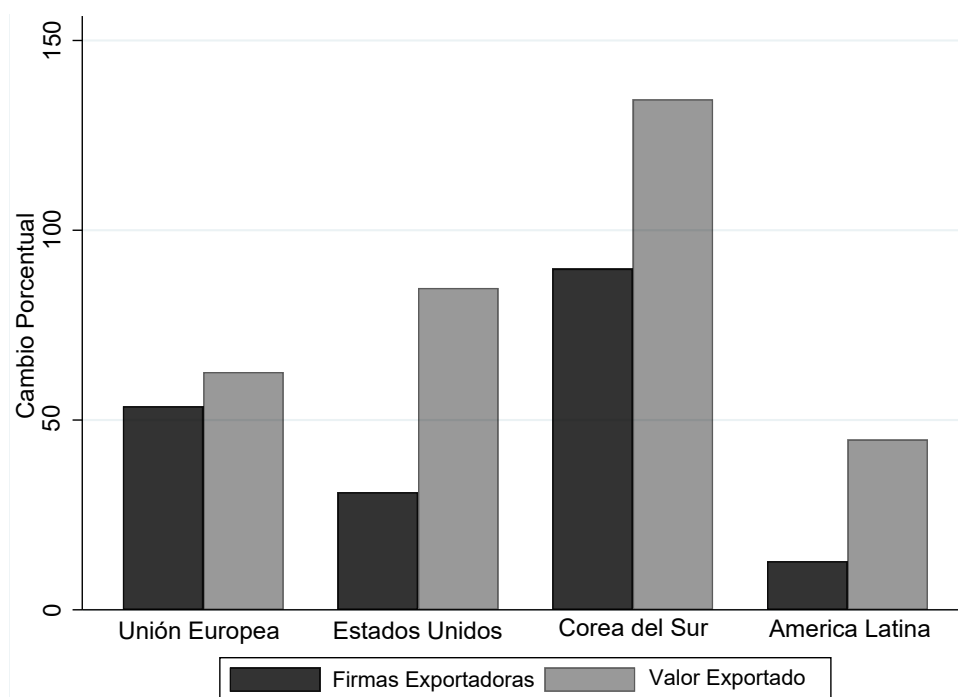
Los acuerdos comerciales crearon incentivos para expandir las exportaciones y también para comenzar a exportar. Para analizar esto, se utilizan datos de exportación de registros administrativos aduaneros sobre el número de firmas exportadoras chilenas de 2001 a 2005. La Figura 1 muestra los cambios en el número total de firmas manufactureras y en el valor de las exportaciones a los tres diferentes destinos de los TLC de altos ingresos, Estados Unidos, la Unión Europea y Corea, tanto antes como después de la firma de los acuerdos (entre 2001 y 2005). Tanto el valor de las exportaciones como el número de firmas exportadoras aumentó considerablemente. El número de firmas manufactureras que exportan a Estados Unidos aumentó un 31 por ciento entre 2001 y 2005. La entrada exportadora a la Unión Europea y Corea fue aún mayor, con aumentos en las firmas exportadoras de 53.6 y 89.9 por ciento, respectivamente. Esta es una clara evidencia *prima facie* de que los TLC provocaron una gran respuesta en el margen extensivo de exportación al promover que muchas empresas comenzaran a exportar a estos destinos. Se observan tendencias similares en los volúmenes de comercio: el valor de las exportaciones aumentó un 134.5 % (a Corea), un 84.8 % (a EE. UU.) y un 62.7 % (a la UE). Cuando se miran los cambios en el valor exportado y en el número de exportadores a los países de América Latina (con TLC), los aumentos también fueron considerables, aunque menores: las firmas exportadoras aumentaron solo un 12.8 % y el valor de las exportaciones un 44.9 %.

2.2. Datos a Nivel Firma

Los TLC chilenos indujeron la entrada y aumentaron las exportaciones en mercados preferenciales en países de altos ingresos, siendo posible usar este experimento para explorar las implicancias a nivel firma que genera el acceso a exportar a socios de altos ingresos. Para poder explorar esta premisa, se necesitan datos a nivel firma. El trabajo utiliza un censo anual de plantas manufactureras chilenas con una estructura de panel. Esta encuesta, la “Encuesta Nacional Industrial Anual” (ENIA), es realizada por el “Instituto Nacional de Estadísticas” (INE) de Chile. Abarca el universo de plantas chilenas con diez o más trabajadores. El módulo principal de la encuesta incluye información sobre las características de la empresa, tales como el número de trabajadores, los salarios, las horas de trabajo, las exportaciones, los ingresos, las ventas y el valor bruto de la producción. La afiliación industrial se define a cuatro dígitos de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU Rev. 3), que incluye a este nivel 113 industrias.

del 20 por ciento de las exportaciones chilenas, no están cubiertos por los datos de los que se dispone de aduana, los cuales terminan en 2005.

Figura 1
 Cambio en el Número de Firmas Exportadoras y Valor de las Exportaciones por Destino
 2001 - 2005



Notas: Las barras muestran cambios en el número de empresas exportadoras (en negro) y en el valor de las exportaciones (en gris) para los países parte de los TLC, a saber, la Unión Europea, los Estados Unidos, Corea del Sur y los países de América Latina (Mercosur, México, Costa Rica y El Salvador). Registros aduaneros chilenos 2001-2005.

La ENIA es adecuada para los propósitos del trabajo por tres razones principales. Primero, la encuesta incluye información sobre la producción y las ventas de la empresa, lo que permite estudiar temas de calidad de los productos. En segundo lugar, incluye información sobre las categorías de empleo, lo que permite estudiar organización jerárquica de las firmas. Finalmente, y fundamentalmente, la ENIA puede fusionarse con los registros administrativos aduaneros para estudiar el papel de los destinos de exportación de las firmas.

El módulo sobre productos en la ENIA incluye datos sobre el valor de las ventas, el costo variable total de producción y el número de unidades producidas y vendidas a nivel producto. Los productos se definen utilizando un sistema de nomenclatura chileno llamado “Clasificador Único de Productos” (CUP). Esta clasificación abarca 1272 productos diferentes y es similar al código CIIU a 7 dígitos. Para el objetivo del trabajo, estos datos se agregan a 4 dígitos de la clasificación CIIU Revisión 3 y, luego, se fusiona esta información con los registros aduaneros utilizando una concordancia estándar con el Sistema Armonizado. Como resultado, es posible dividir las ventas totales en ventas al mercado interno y exportaciones a diferentes destinos. En particular, se pueden construir exportaciones a destinos de ingresos altos, según la definición estándar del Banco Mundial. Además, también se conocen las exportaciones a destinos de altos ingresos con los que se firmó un TLC: Estados Unidos, la Unión Europea y Corea del Sur.

También se construyen dos indicadores indirectos de la calidad general del producto a nivel firma. Se computan los valores unitarios como la relación entre las ventas y las cantidades vendidas del producto principal de la firma, que se define como su producto más vendido. En promedio, el producto principal representa el 84.7 por ciento de las ventas durante el período de estudio. El segundo indicador de calidad es la medida de *demand shifters* de Khandelwal, Schott y Wei (2013). Para calcular este indicador, se computa una regresión $\ln q_{it} + \sigma \ln p_{it} = \phi_i + \phi_t + u_{it}$, donde ϕ_i son efectos fijos por firma, ϕ_t son efectos fijos por año y σ es la elasticidad de sustitución para Chile de Broda, Greenfield y Weinstein (2006). El indicador para el *demand shifter* es $\hat{u}_{it}/(\sigma - 1)$.

La Tabla 2 presenta estadísticas descriptivas de la ENIA. En el panel, las firmas exportadoras representan el 22.6 por ciento del total de firmas, mientras que las firmas exportadoras a destinos de altos ingresos representan el 14.2 por ciento. Las firmas normalmente exportan 1 producto (Panel (a)). El exportador promedio lo hace a unos 6.35 destinos diferentes, mientras que los exportadores a destinos de altos ingresos a 8.9 destinos. Las firmas exportadoras a destinos de altos ingresos venden el 34 por ciento de

su producción en el extranjero, frente al 24 por ciento de todos los demás exportadores. Con respecto a la calidad, tanto los valores unitarios promedio como el valor promedio estimado del *demand shifter* son más altos para las firmas exportadoras a destinos ricos que para otros exportadores y especialmente respecto de las firmas nacionales. Esto es una manifestación del hecho de que, en general, los productos que se exportan son de mayor calidad que los productos vendidos domésticamente.

También es posible utilizar fructíferamente la ENIA para estudiar la organización jerárquica de las firmas. El módulo de empleo incluye información sobre ocho categorías diferentes de trabajadores: propietarios, directores, supervisores, trabajadores administrativos, trabajadores de cuello azul (*blue-collar*), auxiliares de producción, trabajadores de servicios y vendedores. Esta información del módulo de empleo es utilizada para construir cuatro jerarquías, siendo estas las jerarquías 1 a 4. Para hacer esto, se toman como referencia los trabajos de Caliendo et al. (2015), Caliendo et al. (2020), y Friedrich (2022). El apéndice proporciona una explicación detallada de la construcción de las jerarquías.

La composición de las cuatro jerarquías se presenta en la Tabla 3. La jerarquía 0, la capa inferior, incluye trabajadores manuales, de mantenimiento y de servicios a cargo de la producción, el almacenamiento, el transporte, la distribución, la seguridad, etc. La jerarquía 1 incluye contadores, abogados y trabajadores de escritorio que están a cargo de tareas administrativas, trámites, certificación y *marketing*. La jerarquía 2 incluye profesionales, técnicos y trabajadores calificados que controlan y gestionan físicamente el proceso de producción. La jerarquía 3 es la superior, y comprende a los directores, quienes están a cargo de planificar, organizar, controlar y dirigir las actividades generales de la firma. Como señalan Caliendo et al. (2015), se esperan algunas discrepancias entre las predicciones de la teoría en términos de rankings jerárquicos y la organización real de las firmas. En el caso de Chile, por ejemplo, la jerarquía 1 supervisa algunas, pero no todas, las actividades de la jerarquía 0. Por ejemplo, un contador puede monitorear la gestión de inventario y almacenamiento de manera más adecuada, o un profesional puede organizar los problemas de distribución de manera más eficiente. A su vez, los supervisores de la jerarquía 2 pueden monitorear las actividades a cargo de la jerarquía 1, pero también pueden monitorear la jerarquía 0 directamente. Por ejemplo, un ingeniero en la Jerarquía 2 puede supervisar a los trabajadores *blue-collar* en la jerarquía 0 (Brambilla et al. 2019).

El Panel (b) de la Tabla 2 muestra algunas estadísticas descriptivas. La firma chilena promedio tiene 2.75 jerarquías. Los exportadores suelen ser firmas más complejas, con un

promedio de 3.56 jerarquías. Sin embargo, los exportadores de altos ingresos son firmas aún más complejas, con un promedio de 3.64 jerarquías. Esto es una manifestación del hecho de que, en general, los exportadores presentan una estructura organizacional más sofisticada (Bloom et al., 2013; Bloom et al., 2020; Mion y Opromolla, 2014). Más de 9 de cada 10 exportadores tienen las jerarquías 0, 1 y 2, mientras que solo entre el 65 y el 77 por ciento de las firmas no exportadoras las tienen. Alrededor del 80 por ciento de los exportadores tienen la jerarquía 3, pero solo el 34 por ciento de los no exportadores la tienen. Los exportadores emplean a más trabajadores que la firma promedio (y por lo tanto que los no exportadores) y esto se aplica tanto a los trabajadores calificados como a los no calificados. Los exportadores también pagan salarios más altos, en promedio. Los salarios promedio aumentan con la complejidad de la jerarquía, como se esperaba. Por último, condicionado a una determinada jerarquía, los salarios medios son más elevados en las empresas exportadoras para todas las jerarquías.

Tabla 2
Estadísticas Descriptivas

	Todas las Firmas	No Exportadores	Exportadores	Exportadores de altos ingresos
a) Exportaciones				
Proporción de firmas		0.774	0.226	0.142
Número de destinos	6.35	–	6.35	8.91
Número de productos exportados	0.25	0.02	1.02	1.22
Exportaciones/ventas	0.06	0.00	0.24	0.34
Valores Unitarios	1.91	1.76	2.43	2.73
<i>Demand Shifter</i>	3.38	1.77	8.87	11.19
Observaciones	13112	10148	2964	1856
b) Estructura Organizacional				
Número de Jerarquías	2.75	2.52	3.56	3.64
Jerarquía 0	0.80	0.77	0.92	0.93
Jerarquía 1	0.79	0.75	0.95	0.96
Jerarquía 2	0.71	0.65	0.91	0.93
Jerarquía 3	0.44	0.34	0.78	0.82
Participación de la Jerarquía 0	0.43	0.42	0.49	0.51
Participación de la Jerarquía 1	0.15	0.14	0.19	0.19
Participación de la Jerarquía 2	0.21	0.23	0.15	0.14
Participación de la Jerarquía 3	0.03	0.02	0.03	0.03
Log Trabajadores	3.19	2.81	4.47	4.71
Log Salario	8.09	7.95	8.57	8.58
Log Salario Jerarquía 0	7.99	7.89	8.25	8.24
Log Salario Jerarquía 1	8.24	8.08	8.68	8.72
Log Salario Jerarquía 2	8.47	8.26	8.98	9.04
Log Salario Jerarquía 3	9.53	9.12	10.14	10.23

Notas: Cálculos propios basados en ENIA (Encuesta Nacional Industrial Anual) junto con registros administrativos aduaneros. Las jerarquías de la firma se describen en la Tabla 3 siguiendo a Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg (2015).

Tabla 3
Cuatro Jerarquías Organizacionales

Jerarquía	Tipo de Trabajador	Descripción de Tareas
Jerarquía 0	<i>Blue-Collars</i> Auxiliares de Producción Servicios	Trabajadores encargados de ejecutar tareas productivas directamente vinculadas a la producción. Trabajadores indirectamente vinculados a la producción, responsables del mantenimiento, almacenamiento, transporte, seguridad y limpieza.
Jerarquía 1	Contadores Abogados Administrativos	Trabajadores a cargo del registro contable y estadístico, la captura y el procesamiento de datos, certificaciones, trámites y marketing.
Jerarquía 2	Supervisores	Profesionales, técnicos y trabajadores calificados directamente vinculados a la producción, que trabajan controlando y gestionando físicamente el proceso de producción.
Jerarquía 3	Directores	Gerentes cuya función es planificar, organizar, controlar y dirigir las actividades de la firma.

Notas: Las jerarquías están construidas basadas en la ENIA (Encuesta Nacional Industrial Anual) siguiendo a Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg (2015).

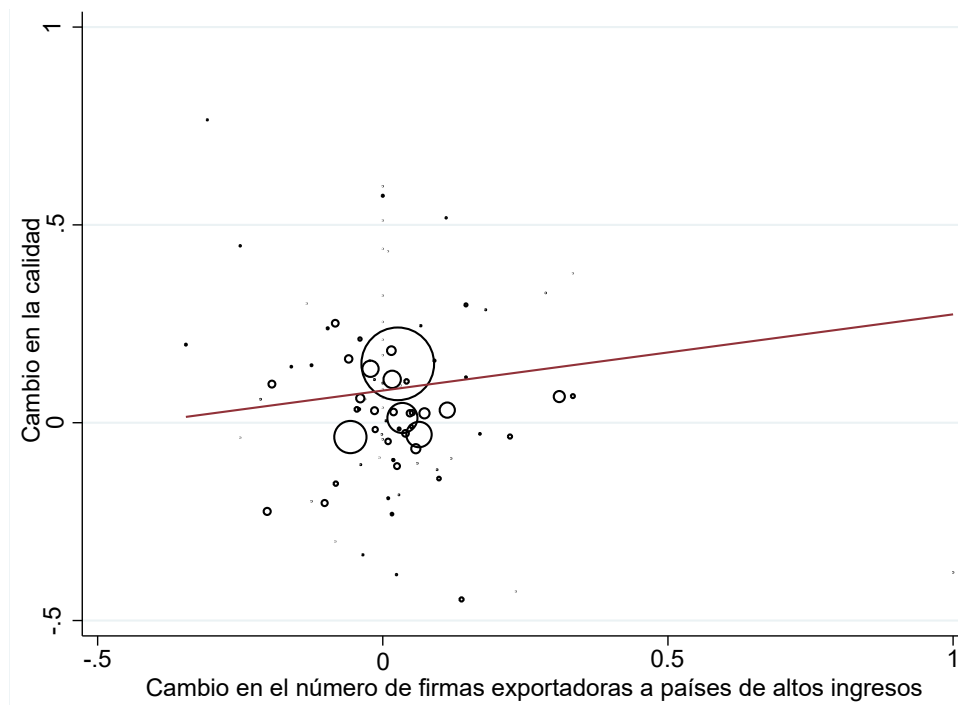
2.3. Calidad y Jerarquías Organizacionales

Luego de fusionar la ENIA con los datos de destino de las exportaciones aduaneras, ahora es posible explorar, *prima facie*, la correlación entre exportar a países de altos ingresos, la provisión de calidad de la firma y su estructura organizacional. Para hacer esto, primero se ejecuta una regresión por MCO del valor unitario del producto principal vendido por la empresa en efectos fijos año-industria, a 4 dígitos de la clasificación ISIC Rev. 3, y se recupera una *proxy* para la calidad promedio de la industria. Con esto se calcula el cambio en la calidad promedio de la industria antes y después de la firma de los TLC (es decir, antes y después de 2003). Luego, se grafica el cambio en la calidad promedio respecto al cambio en la proporción de firmas en cada industria que exportan a países de altos ingresos (independientemente de si los países son parte de un TLC). Es importante tener en cuenta que solo tiene sentido comparar los cambios en estas variables en lugar de sus niveles. Los resultados se muestran en la Figura 2. La correlación positiva es fuerte: las industrias que participaron más intensamente en la exportación a países de altos ingresos son industrias que produjeron productos de mayor calidad. Esta correlación, que no se muestra, también se cumple si consideramos solo las firmas exportadoras a países de altos ingresos parte de un TLC (Estados Unidos, la Unión Europea y Corea).

A continuación, se inspecciona la correlación entre las exportaciones a destinos de altos ingresos y la organización de la firma. Se grafica el cambio en el número promedio de jerarquías en cada industria antes y después del TLC y el cambio en la intensidad de las exportaciones de la industria a países de altos ingresos. Esta correlación, que se muestra en la Figura 3, también es positiva: exportar a países de altos ingresos implica un aumento en la complejidad promedio de la firma. Como antes, esta correlación se mantiene para el subconjunto de firmas exportadoras a Estados Unidos, la Unión Europea y Corea.

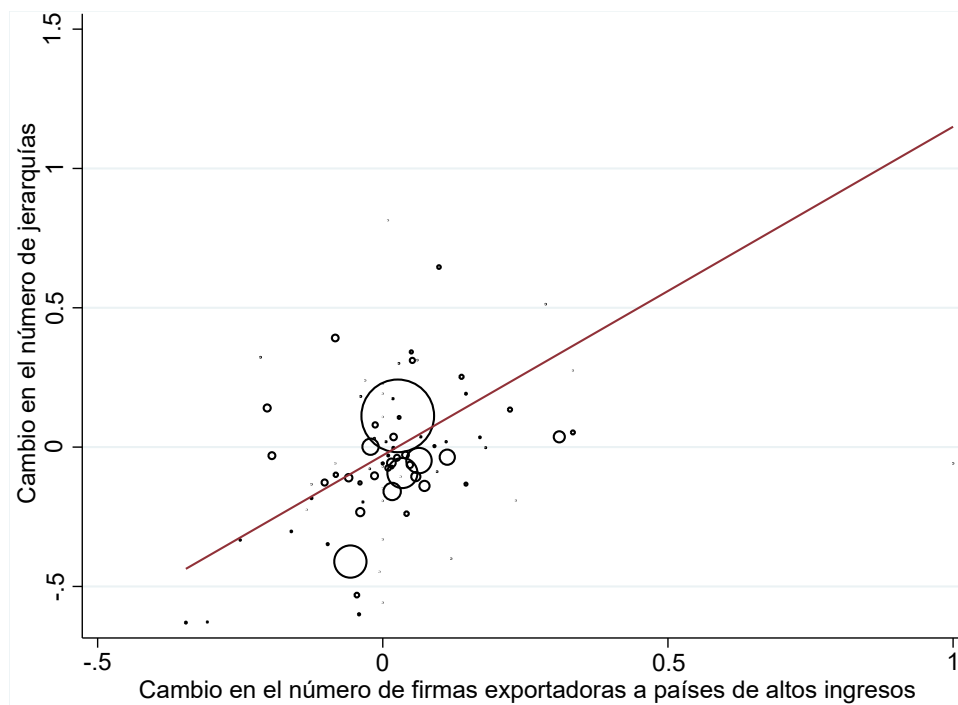
Las Figuras 2 y 3 sintetizan la hipótesis del capítulo: las firmas en industrias que exportan a países de altos ingresos producen productos de mayor calidad, porque los consumidores de altos ingresos demandan más calidad; al hacerlo, se reorganizan y se vuelven más complejas, porque producir productos de mayor calidad destinados a consumidores de altos ingresos requiere resolver problemas más complejos. A continuación, se estudia formalmente el vínculo entre las exportaciones a destinos de altos ingresos, las jerarquías organizacionales de la firma y la provisión de calidad.

Figura 2
Cambios a nivel Industria en Calidad y Exportaciones a Países de Altos Ingresos
2001 - 2005



Notas: Gráfico de dispersión a nivel industria entre los cambios en la calidad de 2001 a 2005 y el cambio en el número de firmas exportadoras a países de altos ingresos (definición del Banco Mundial). Las industrias están en CIU Rev. 3 de 4 dígitos. ENIA combinado con datos de Aduana de Chile.

Figura 3
Cambios a nivel Industria en Número de Jerarquías y Exportaciones a Países de Altos Ingresos
2001 - 2005



Notas: Gráfico de dispersión a nivel industria entre el número de jerarquías organizacionales de 2001 a 2005 y el cambio en el número de firmas exportadoras a países de ingresos altos (definición del Banco Mundial). Las industrias están en CIIU Rev. 3 de 4 dígitos. ENIA combinado con datos de Aduana de Chile.

3. Un Modelo de Jerarquías, Calidad y Comercio

En esta sección, se presenta un modelo para explicar cómo la provisión de calidad afecta la estructura organizacional de la firma. En Garicano (2000) y Garicano y Rossi-Hansberg (2006), la elaboración de productos requiere resolver problemas de diversa complejidad. Los trabajadores pueden resolver los problemas más simples, mientras que los supervisores y gerentes con mayores habilidades pueden resolver problemas cada vez más difíciles. En este escenario, tener jerarquías basadas en el conocimiento es una forma óptima de organizar la producción. En esta sección se extiende este modelo para que la firma pueda elegir la calidad de su producto. La calidad funciona como un *shifter* de la demanda, lo que es útil para la firma, pero la provisión de mayor calidad hace que las firmas enfrenten problemas más difíciles, lo que aumenta el costo de producción. En consecuencia, las firmas que optan por ofrecer una mayor calidad pueden encontrar óptimo modificar su estructura organizacional, volviéndose más complejas.

Este comportamiento depende del comercio internacional y del destino de las exportaciones. En Caliendo y Rossi-Hansberg (2012), firmas con demandas heterogéneas utilizan el conocimiento para elaborar productos diferenciados que pueden comercializarse internacionalmente entre países con preferencias similares. En el modelo propuesto en este capítulo, en cambio, los consumidores de los países ricos valoran más la calidad, como en Verhoogen (2008) y Brambilla et al. (2012). Las firmas que pueden acceder a los mercados de los países ricos tienen un incentivo para desarrollar productos de mayor calidad y obtener de esta manera mayores ganancias. Sin embargo, el aumento en la complejidad de los problemas involucrados en la producción de bienes de mayor calidad hace que las firmas que deciden ingresar a estos mercados de exportación de altos ingresos mejoren su estructura organizacional. Esto no es necesariamente un efecto de escala, sino más bien una consecuencia de la provisión de productos de mayor calidad en las exportaciones a socios ricos.

3.1. Preferencias

Hay N agentes con preferencias CES que tienen valoración por calidad

$$U(x(\cdot)) = \left[\int_{\Omega} \left(\alpha \theta^{\nu(y_d)} \right)^{\frac{1}{\sigma}} x(\alpha)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} M \mu(\alpha) d\alpha \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}, \quad (3.1)$$

donde α es un índice de variedad de bienes, $x(\cdot)$ es el consumo de cada variedad,

M es la masa de productos disponibles para el consumidor, $\mu(\cdot)$ es la distribución de probabilidad sobre las variedades disponibles en Ω y $\sigma > 1$ es la elasticidad de sustitución. Estas preferencias cuentan con dos *shifterns* de demanda. Los consumidores valoran un α más alto, el cual es un *shifter* exógeno. Además, se permite que las firmas con un α determinado elijan un θ aumentado por calidad, que funciona como un *shifter* adicional de la demanda. Para capturar el hecho de que los consumidores de altos ingresos exigen una mayor calidad, se asume que el *shifter* de calidad θ depende de la valoración de la calidad ι , que es una función creciente del PBI per cápita (y_d) del país (Crino y Epifani, 2012).

La curva de demanda es

$$p(\alpha; \theta) = q(\alpha; \theta)^{-\frac{1}{\sigma}} (\alpha \theta^{\iota(y_d)} R)^{\frac{1}{\sigma}} P^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}, \quad (3.2)$$

donde la cantidad total es $q(\alpha, \theta) = Nx(\alpha, \theta)$, R es el ingreso total en la economía y P es el índice de precios CES estándar.

Los agentes tienen 1 unidad de trabajo que devenga un salario w . Pueden aprender a resolver problemas en el intervalo $[0, z]$ a un costo de wcz . Este costo se recupera luego como salario, de modo que el ingreso total de un agente con conocimiento z es $w[cz + 1]$.

3.2. Producción

Se modela la producción como en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012) con una extensión para incorporar la producción de calidad. Un emprendedor paga un costo fijo F^E para diseñar un producto y obtener α de $G(\cdot)$. Este parámetro α es una fuente exógena de heterogeneidad a nivel firma. Dado α , el emprendedor decide si pagar unos costos fijos F^E y producir o salir del mercado. Si α es lo suficientemente alto, el empresario construye una organización, desarrolla la calidad θ de su producto y produce.

Una organización con jerarquías L produce cantidad y calidad con mano de obra y conocimiento. Dentro de una empresa, un agente puede ser un trabajador (empleado en el nivel $\ell = 0$) o un gerente (empleado en el nivel $\ell \geq 1$). El número de empleados en la jerarquía ℓ es n_L^ℓ y su conocimiento es z_L^ℓ . Los trabajadores usan 1 unidad de tiempo para producir A unidades de producción de calidad θ . Para llevar a cabo la producción,

el trabajador necesita resolver un problema derivado de la distribución

$$F(z) = 1 - e^{-\lambda(\theta)z}, \quad (3.3)$$

donde $\lambda(\theta) > 0$ regula qué tan comunes (es decir, difíciles) son los problemas que se enfrentan en la producción: un λ más alto significa que los problemas son más comunes, más fáciles de resolver. Se supone que λ es una función decreciente de la calidad θ . Esto captura la noción de que, condicionado a una cantidad dada, la provisión de un θ de mayor calidad requiere resolver problemas más difíciles. De esta manera, se plantea a la calidad como un atributo del producto que se desarrolla junto con la producción de la cantidad. Por ejemplo, ensamblar un automóvil de alta calidad implica prestar más atención a los detalles, así como operar robots más complejos o manejar insumos más sofisticados. Elaborar un producto de mayor calidad también puede requerir actividades más complejas de etiquetado, logística o certificación. Se especifica la siguiente relación entre λ y θ

$$\lambda(\theta) = \frac{\lambda_0}{b_0 + b_1\theta^{b_2}}, \quad (3.4)$$

donde λ_0 es un parámetro de referencia y $b_0 > 0$, $b_1 > 0$ y $b_2 > 1$ determinan cómo la calidad afecta la complejidad de la producción física. Esta función es lo suficientemente general y captura el hecho de que el costo de producción sea creciente en θ a una tasa creciente.³ Con esta extensión para la provisión de calidad, el problema de minimización de costos se ajusta a la misma estructura que en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012). Un trabajador con conocimiento z_0 puede resolver los problemas más fáciles en el rango $[0, z_0]$. Si un trabajador de la jerarquía $\ell = 0$ no puede resolver el problema, acude a un supervisor o gerente que invierte h unidades de tiempo en escucharlo. El gerente de la jerarquía $\ell = 1$ puede resolver problemas en el rango $[z_0, z_0 + z_1]$. Si este gerente puede resolver el problema del trabajador, se realiza la producción de un producto con calidad θ . Si no, este gerente puede recurrir a un gerente de una jerarquía superior.

Condicionales a la calidad θ y la cantidad q , el problema de minimización de costos para una organización con L jerarquías es

$$C_L(q, \theta; w) = \min_{\{n_L^l, z_L^l\}_{l=0}^L} \sum_{l=0}^L n_L^l w [cz_L^l + 1], \quad (3.5)$$

³Es importante tener en cuenta que se restringen los parámetros en (3.4) para satisfacer la condición que garantiza que las firmas eligen conocimiento estrictamente positivo z en cada jerarquía, $c/\lambda(\theta) \leq h/(1-h)$.

sujeto a

$$A \left[1 - e^{-\lambda(\theta)Z_L^L} \right] n_L^0 = q; \quad (3.6)$$

$$n_L^l = n_L^0 h e^{-\lambda(\theta)Z_L^{l-1}}, L \geq l > 0; \quad (3.7)$$

$$n_L^L = 1. \quad (3.8)$$

donde n_L^ℓ es el número de trabajadores en la jerarquía ℓ y $Z_L^l = \sum_{\ell=0}^l z_L^\ell$ puede interpretarse como el conocimiento acumulado de la organización. La ecuación (3.6) es la función de producción; la producción q con calidad θ depende del número de trabajadores en la jerarquía 0, n_L^0 , y del conocimiento acumulado, dada la complejidad de los problemas capturados por $\lambda(\theta)$. Las restricciones (3.7)-(3.8) vinculan la estructura de cada jerarquía con la jerarquía de supervisión superior. Como en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012), la jerarquía superior tiene un emprendedor, $n_L^L = 1$. En los estratos intermedios, el número de supervisores n_L^l depende del número de trabajadores que acuden con problemas sin resolver y del costo de comunicación h . Para facilitar la exposición, las condiciones de primer orden para la minimización de costos se relegan al apéndice.

Para cada par (q, θ) las firmas eligen el número óptimo de jerarquías, de modo que la función de costo mínimo es

$$C(q, \theta; w) = \min_{L \geq 0} C_L(q, \theta; w) \quad (3.9)$$

La Figura 4 (Panel (a)) muestra la función de costo medio mínimo para dos empresas, una que produce un producto de baja calidad (en gris) y otra que produce uno de mayor calidad (en negro). Se trata a θ como un parámetro por el momento, pero en realidad se elegirá de manera óptima en el problema de maximización de beneficios (más abajo).⁴ Para una jerarquía dada, el costo medio tiene forma de U. A medida que aumenta la producción, aumentar el número de jerarquías conduce a ganancias de eficiencia y costos medios más bajos. El Panel (a) traza la función de costo mínimo $C(q, \theta; w)$, que es la envolvente inferior de la función de costo medio de cada jerarquía. En el Panel (b) se grafica la estructura organizativa óptima (número de jerarquías) en función de la cantidad q (en gris para la firma de baja calidad y en negro para la firma de alta calidad).

La función de costos para una firma que produce un bien de mayor calidad es similar

⁴Este gráfico representa la solución numérica del problema. Se debe tener en cuenta que, con fines ilustrativos, el modelo se resuelve para firmas con hasta 4 jerarquías ($L = 0$ a $L = 3$). El conjunto de parámetros es $A = 5$, $w = 1$, $c = 2$, $\lambda_0 = 1$, $h = 0.8$, $b_0 = 0$, $b_1 = 2$ y $b_2 = 1.5$. La firma de baja calidad produce $\theta = 1$ y la firma de alta calidad $\theta = 2.5$.

(en negro), excepto que estos costos son más altos en cada nivel de q . La observación fundamental a destacar en la Figura 4 es que una firma de alta calidad considera óptimo (eficiente) aumentar el número de jerarquías ante niveles de producción más bajos (líneas en negro). Esto se puede ver comparando el nivel de producción en las discontinuidades de la envolvente de las curvas de costo medio (Panel (a)), lo que se traduce en un desplazamiento hacia la izquierda en los límites de cantidad en los que la firma de alta calidad cambia su número de jerarquías. La intuición es que una mayor calidad aumenta la probabilidad de enfrentar problemas difíciles y esto requiere una organización más compleja. En consecuencia, si por alguna razón, por ejemplo debido a un *shock* comercial, una firma decide mejorar la calidad, también se volverá más compleja organizacionalmente.

Considerando una firma con un α dado y la tecnología de producción caracterizada por la función de costo $C(q, \theta; w)$ recién descrita, las firmas eligen el precio p (o la cantidad q) y la calidad θ para maximizar beneficios bajo competencia monopolística. La función de beneficio es

$$\pi(q, \theta) = q^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} (\alpha \theta^{\iota(y_d)} R)^{\frac{1}{\sigma}} P^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} - C(q, \theta; w) - wF. \quad (3.10)$$

Las condiciones de primer orden para la maximización de beneficios son

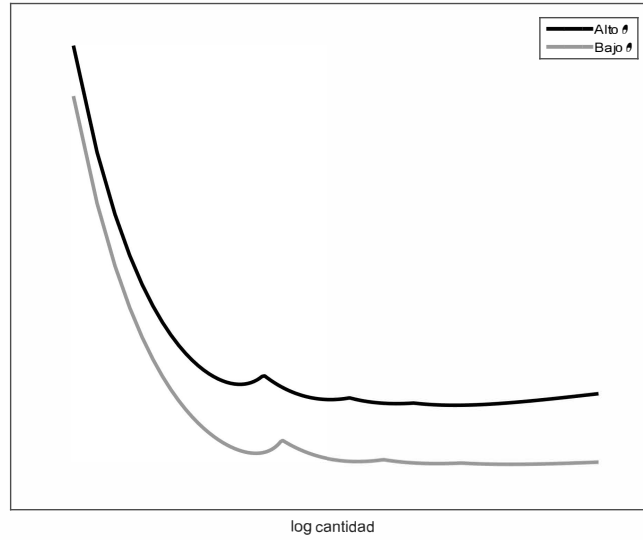
$$p(\alpha; \theta) = \frac{\sigma}{\sigma-1} MC(q(\alpha; \theta); w), \quad (3.11)$$

y

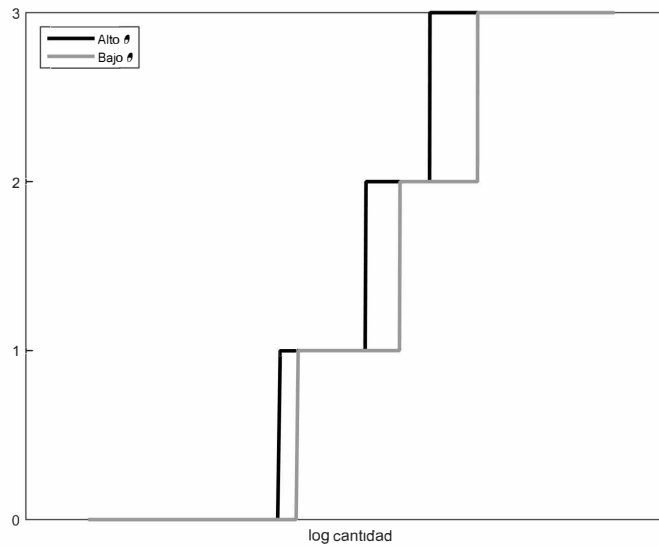
$$q(\alpha; \theta)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} (\alpha \theta^{\iota(y_d)} R)^{\frac{1}{\sigma}} \frac{\iota(y_d)}{\sigma \theta} = \frac{\partial C}{\partial \theta}. \quad (3.12)$$

El precio óptimo para un bien de calidad θ es un *mark-up* sobre el costo marginal de producción MC , que depende tanto de q como de θ . En el margen, las firmas eligen la calidad para equiparar el costo marginal de la calidad (que depende tanto de q como de θ) con el ingreso marginal (a través de mayores ventas) de incrementar θ . Al encontrar la solución a este sistema de ecuaciones, se debe tener en cuenta que una elección dada de q y θ afecta los costos marginales con respecto a ambos, q y θ . Antes de caracterizar esta solución, se describe a continuación el papel de las exportaciones y las exportaciones a destinos de altos ingresos.

Figura 4
Firmas de Baja y Alta Calidad
Costo Medio y Número de Jerarquías



(a) Envolvente del Costo Medio



(b) Número de Jerarquías

Solución numérica del problema de minimización de costos. El Panel (a) grafica la envolvente de las curvas de costo medio para $L = 0, 1, 2, 3$. La envolvente gris corresponde a una firma de baja calidad ($\theta = 1$) y la curva negra, a una firma de alta calidad ($\theta = 2.5$). El Panel (b) grafica el número óptimo de jerarquías para cada firma para diferentes niveles de producto. Los valores de los parámetros son: $A = 5$, $w = 1$, $c = 2$, $\lambda_0 = 1$, $h = 0.8$, $b_0 = 0$, $b_1 = 1$, $b_2 = 1.5$.

3.3. Exportaciones a Países de Altos Ingresos

En el análisis empírico de este capítulo, se comparan firmas que exportan a países de altos ingresos con otras firmas. Para guiar la interpretación de esta comparación, se examina el comportamiento teórico de tres tipos de firmas: no exportadoras, exportadoras a destinos de bajos ingresos y exportadoras a destinos de altos ingresos. Para ello, se supone que las firmas se enfrentan a tres mercados: un mercado doméstico, con ingresos y_D y $\iota(y_D) = \iota_D$; un mercado de exportación de bajos ingresos con ingresos y_L y $\iota(y_L) = \iota_L$; y un mercado de exportación de ingresos altos con ingresos y_H y $\iota(y_H) = \iota_H$. Se supone $\iota_H > \iota_L$, por lo que la valoración de la calidad es mayor en el país de ingresos altos. También se asume $\iota_L = \iota_D$ para que los mercados domésticos y de bajos ingresos tengan la misma valoración de calidad. Finalmente, se establece que $R_H = R_L$, para que los ingresos totales sean los mismos independientemente del mercado de exportación. Estos supuestos permiten separar el efecto de valoración de la calidad y el efecto escala de exportar a destinos de altos ingresos. Exportar es costoso. Hay costos fijos de exportar, F_L y F_H , a los países L y H . También hay costos del tipo *iceberg* $\tau_{DL} > 1$ y $\tau_{DH} > 1$. Para la solución de referencia, se asume que estos costos de *iceberg* son los mismos en todos los destinos $\tau_{DL} = \tau_{DH}$. Se pretende explorar cómo se comportan las empresas que eligen diferentes estrategias de exportación en cuanto a la elección de la calidad y su estructura organizativa. Para ello, se describe la función de beneficios para cada tipo de firma y se estudia su comportamiento maximizador de beneficios (en equilibrio parcial).

Los beneficios de una firma que no exporta son

$$\pi_D(\alpha) = p_D N_D x_D - C(q_D, \theta_D; w_D) - w_D F, \quad (3.13)$$

donde el subíndice D denota la economía doméstica. Se debe tener en cuenta que la cantidad total es $q_D = N_D x_D$.

En el caso de las firmas exportadoras, se supone que eligen la misma mejora de calidad θ en todos los mercados. Por lo tanto, las firmas no discriminan la calidad y cobran el mismo precio (neto de los costos de *iceberg*) en todos los destinos.⁵ Sin embargo, las

⁵Se adopta el supuesto de una mejora de calidad común en ambos mercados para mantener el modelo de la tecnología similar a Caliendo y Rossi-Hansberg (2012). Esto permite capturar el rol de la calidad en la estructura organizacional al suponer que elaborar productos de mayor calidad origina que la firma enfrente problemas más complejos (que se capturan formalmente con un λ más bajo en la función de costos). Permitir que la firma elija diferentes calidades requeriría un modelo con líneas de producción y organización separadas como en Verhoogen (2008). Si bien esto es plausible, implica una desviación significativa de Caliendo y Rossi-Hansberg (2012).

cantidades vendidas pueden ser diferentes. Además, no se permite que las firmas atiendan ambos mercados de exportación para ilustrar mejor el comportamiento de los exportadores de bajos y altos ingresos por separado.

Los beneficios para un exportador a países de bajos ingresos son

$$\pi_L(\alpha) = p_D N_D x_D + p_L N_L x_L - C(q_{DL}, \theta_{DL}; w_D) - w_D F - w_D F_L, \quad (3.14)$$

donde la cantidad total vendida es $q_{DL} = N_D x_D + \tau_{LD} N_L x_L$ y θ_{DL} es la calidad óptima de la firma que exporta a un país de bajos ingresos. El supuesto sobre los precios implica que $p_L = \tau_{DL} p_D$.

Los beneficios correspondientes para una firma que exporta a destinos de altos ingresos son

$$\pi_H(\alpha) = p_D N_D x_D + p_H N_H x_H - C(q_{DH}, \theta_{DH}; w_D) - w_D F - w_D F_H, \quad (3.15)$$

con $q_{DH} = N_D x_D + \tau_{DH} N_H x_H$, $p_H = \tau_{DH} p_D$, y θ_{DH} es la calidad óptima de un exportador a países de altos ingresos.

Para continuar, se resuelve el modelo para estos tres tipos de firmas para un conjunto de valores de los parámetros. Esta solución debe calcularse numéricamente. Primero se resuelve el problema de minimización de costos para una matriz de cantidad (q) y calidad (θ). Para cada par (q, θ) se calcula el costo total, así como el costo medio y marginal, para diferentes estructuras organizacionales desde $L = 0$ hasta $L = 3$ (es decir, hasta 4 jerarquías). Luego se halla el número óptimo (que minimiza el costo) de jerarquías y la función de costo envolvente $C(q, \theta; \cdot)$. En segundo lugar, para un rango de valores de α , se resuelve la elección de precio (cantidades), calidad y número de jerarquías que maximiza los beneficios para las tipologías de firmas: no exportadoras, exportadoras a países de bajos ingresos y exportadoras a destinos de altos ingresos. A continuación, para cada α , se encuentra la modalidad de exportación que maximiza los beneficios, es decir, no exportar, exportar a socios de bajos ingresos o exportar a socios de altos ingresos. Finalmente, se *shockean* los costos de *iceberg* que enfrentan las firmas para exportar a los mercados de altos ingresos.

El perfil de beneficios para los tres tipos de firmas se muestra en la Figura 5. El Panel (a) grafica la solución del modelo de referencia. Los beneficios aumentan con α y los perfiles de beneficios se vuelven más pronunciados a medida que se pasa de no exportadores

a exportadores de bajos ingresos a exportadores de altos ingresos. Se pueden delimitar tres puntos de corte. El límite de entrada al mercado nacional es $\bar{\alpha}_D$. A medida que aumenta α , las ganancias aumentan a lo largo de la curva gris claro de la figura. El límite de entrada al mercado de exportación de bajos ingresos es $\bar{\alpha}_L$ y, a medida que aumenta α , los beneficios aumentan a lo largo de la curva gris. Finalmente, para $\alpha > \bar{\alpha}_H$, las firmas ingresan al mercado de altos ingresos y las ganancias aumentan a lo largo de la curva negra. En el Panel (b) se agrega el perfil de beneficios bajo costos comerciales más bajos. A medida que disminuye el costo de iceberg τ_{DH} para exportar al destino de altos ingresos, la entrada límite disminuye a α_{H2} y las firmas con menor atractivo para el consumidor encuentran rentable ingresar a los mercados de altos ingresos.

En la Figura 6 se exploran las implicancias para la calidad (Panel (a)) y el número de jerarquías (Panel (b)) del estatus exportador de las firmas. La solución de línea de base está representada por los gráficos de la izquierda. A medida que las empresas ingresan al mercado interno y α aumenta, la calidad del producto mejora (Panel (a)). Se debe tener en cuenta que estas son las firmas más simples, con solo 1 o 2 jerarquías, $L = 0$ o $L = 1$ (Panel (b)). Cuando α alcanza el límite del mercado de exportación de bajos ingresos, suceden dos cosas simultáneas. Las firmas aumentan moderadamente la calidad mientras que, para hacerlo de manera eficiente, también agregan una tercera jerarquía ($L = 2$). Es importante hacer hincapié en que esto sucede simultáneamente. En este caso, este es un efecto de escala porque se asume que la valoración de la calidad de los socios de bajos ingresos es la misma que la valoración de la calidad doméstica $\iota_D = \iota_L$. Sin embargo, no es necesariamente un efecto de escala relacionado con la exportación. En $\bar{\alpha}_3$, una firma con un producto muy atractivo encuentra rentable aumentar la calidad (moderadamente) y agregar una jerarquía $L = 3$. Estas firmas son más grandes y más complejas sin cambiar el estatus de exportación. Cabe señalar que, incluso para los exportadores de bajos ingresos, existe una relación teórica interesante y no trivial entre α y θ . Después del corte $\bar{\alpha}_L$, los aumentos adicionales en α conducen a niveles de calidad ligeramente más bajos. Luego, hay un salto discreto en la calidad en $\bar{\alpha}_3$ y, después de eso, hay ligeras disminuciones en θ a medida que α aumenta aún más. Este no es un resultado general. En la formulación de este capítulo, esto ocurre porque las firmas con mayor α disfrutaban de una mayor demanda y venden más producción. Aumentar la calidad de esta producción potencialmente mayor es costoso en términos de complejidades del proceso de producción. Al final, el efecto de la calidad sobre los costos domina los efectos de la calidad como *shifter* de la demanda.⁶

⁶Estas tensiones entre el efecto del costo y el efecto de la demanda de la calidad se estudian en Kugler y Verhoogen (2012) y Hallak y Sividasan (2013). Sin embargo, no son relevantes para el caso que se

Cuando α es lo suficientemente alto, incluso una mejora discreta de la calidad puede ser rentable. Más importante para la premisa de este trabajo es que hay un salto abrupto en la calidad óptima cuando la firma cruza el límite de exportación de altos ingresos, $\bar{\alpha}_H$. Esto se debe enteramente a la valoración de alta calidad de estos mercados, dado $\iota_H > \iota_L$ (y, también, dado $R_H = R_L$). Es importante enfatizar que este no es un efecto de escala en la exportación de altos ingresos. Para ver esto, se debe tener en cuenta que se restringe el tamaño del mercado en cada destino de exportación para que sea el mismo en la solución numérica y no se permite que las firmas ingresen a ambos mercados de exportación simultáneamente. Las firmas en el límite de $\bar{\alpha}_H$ ya son empresas complejas y no ajustan la organización pero, para valores de α aún más altos (no graficados), mejorarían aún más su calidad y su estructura.

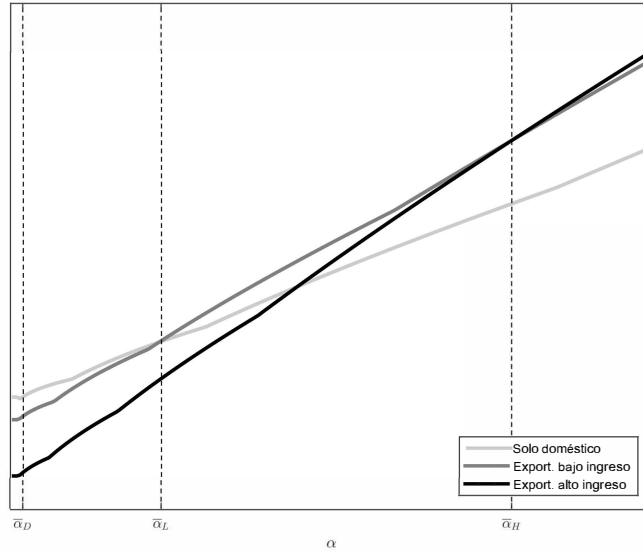
Considerar ahora una disminución en los costos *iceberg* de exportar a destinos de altos ingresos (los gráficos a la derecha en la Figura 6). Como se mostró anteriormente, como resultado, el límite de entrada se reduce a $\bar{\alpha}_{H2}$. Esto hace que las firmas mejoren su complejidad jerárquica. Existe un rango de α entre $\bar{\alpha}_{H2}$ y $\bar{\alpha}_3$ donde las firmas se convierten en exportadoras de altos ingresos y agregan una jerarquía a la organización. Esto va acompañado de un aumento discreto de la calidad. En este rango de α , estos efectos no se presentan en exportadores de bajos ingresos.

Estas son las dos principales implicancias comprobables del modelo. Un *shock* comercial que facilita la entrada a los mercados de altos ingresos (como los Tratados de Libre Comercio que Chile firmó con los Estados Unidos, la Unión Europea y Corea) induce a las firmas a mejorar la calidad y agregar jerarquías para volverse más eficientes y complejas. Intuitivamente, el mercado de altos ingresos se vuelve rentable debido a la reducción de los costos comerciales, pero satisfacer este mercado requiere vender productos de mayor calidad. Esto, a su vez, aumenta los costos porque la producción de bienes de alta calidad aumenta la probabilidad de enfrentar problemas más difíciles durante la producción. Una organización más compleja de la empresa es una manera eficiente de hacer esto.⁷

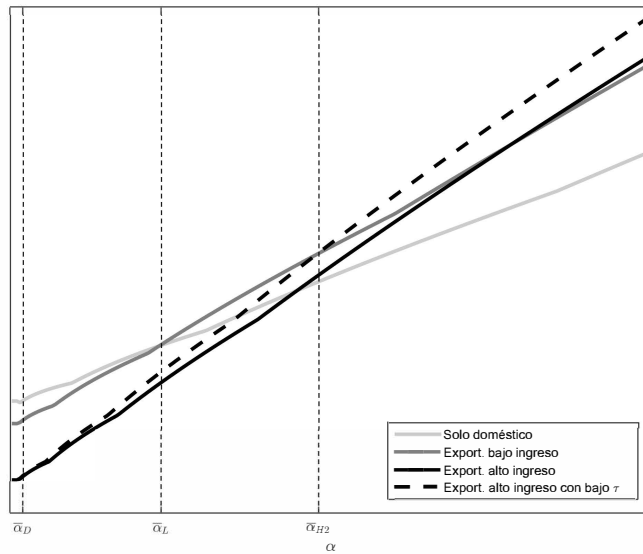
quiere presentar porque, en este modelo, en los límites de la exportación, el efecto de desplazamiento de la demanda es lo suficientemente grande como para ilustrar el mecanismo.

⁷Nótese, sin embargo, que esta estratificación no tiene implicancias de eficiencia inmediatas en términos de costos medios como en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012). Debido a que la provisión rentable de productos de mayor calidad es costosa, los costos medios de los exportadores de altos ingresos al final pueden ser más altos que bajos. Ver el apéndice para este y otros resultados teóricos del modelo.

Figura 5
Beneficios



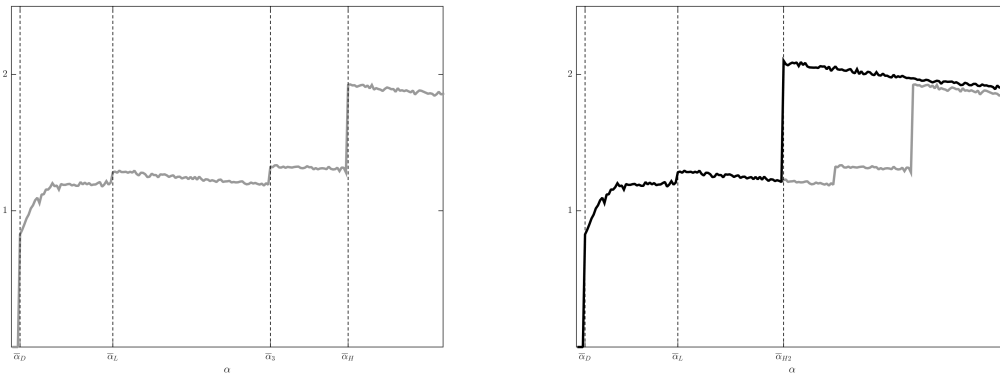
(a) Base



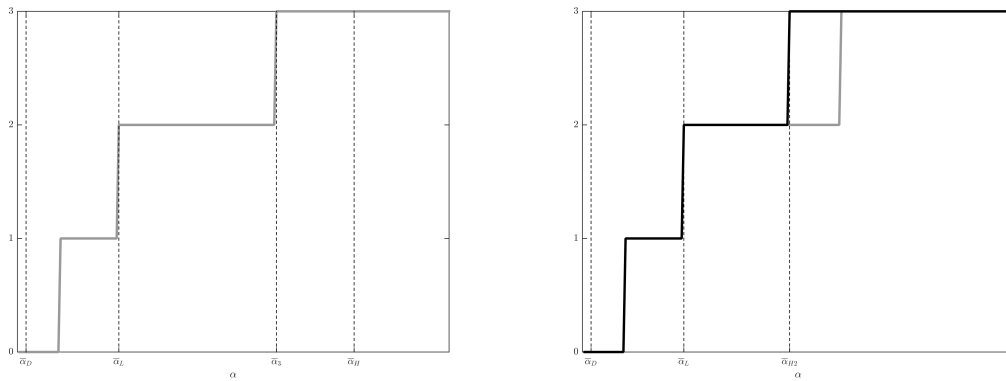
(b) Menores Costos Comerciales a Destinos de Altos Ingresos

Solución numérica del problema de maximización de beneficios en el modelo de referencia (Panel (a)) y en el modelo de menor costo comercial (Panel (b)). Los perfiles de beneficio son: en gris claro para un no exportador; en gris, para un exportador de bajos ingresos; en negro, para un exportador de altos ingresos en la línea de base; en negro discontinuo, para un exportador de altos ingresos con costos comerciales más bajos. Los valores de los parámetros son: $A = 5$, $w = 1$, $c =$, $\lambda_0 = 1$, $h = 0.8$, $b_0 = 0$, $b_1 = 2$, $b_2 = 1.5$; $\sigma = 5$, $\iota_D = \iota_L = 3.3$, $\iota_H = 4.3$, $R_D = 25$; $R_L = R_H = 70$, $F_L = 2$, $F_H = 7$. Costos comerciales de referencia, $\tau_{DL} = \tau_{DH} = 1.2$; costos comerciales *shockeados* para los países de altos ingresos $\tau_{DH}^l = 1.1$.

Figura 6
Firmas Exportadoras a Destinos de Altos Ingresos
Calidad del Producto y Número de Jerarquías



(a) Calidad



(b) Número de Jerarquías

Solución numérica para la calidad θ (Panel (a)) y el número de jerarquías (Panel (b)). Panel izquierdo: resultados de referencia (en gris); Panel derecho: modelo de menor costo comercial (en negro). Los valores de los parámetros son: $A = 5$, $w = 1$, $c = 2$, $\lambda_0 = 1$, $h = 0.8$, $b_0 = 0$, $b_1 = 2$, $b_2 = 1.5$; $\sigma = 5$, $\nu_D = \nu_L = 3.3$, $\nu_H = 4.3$, $R_D = 25$; $R_L = R_H = 70$, $F_L = 2$, $F_H = 7$. Costos comerciales de referencia, $\tau_{DL} = \tau_{DH} = 1.2$; costos comerciales *shockeados* para los países de altos ingresos $\tau'_{DH} = 1.1$.

4. Análisis de Regresión

En esta sección se utiliza un análisis de regresiones para estudiar la mecánica organizacional. El modelo a estimar es:

$$L_{it} = \gamma_{HI} E_{it}^{HI} + \mathbf{x}'_{it} \beta_2 + \phi_i + \phi_t + \varepsilon_{it}, \quad (4.1)$$

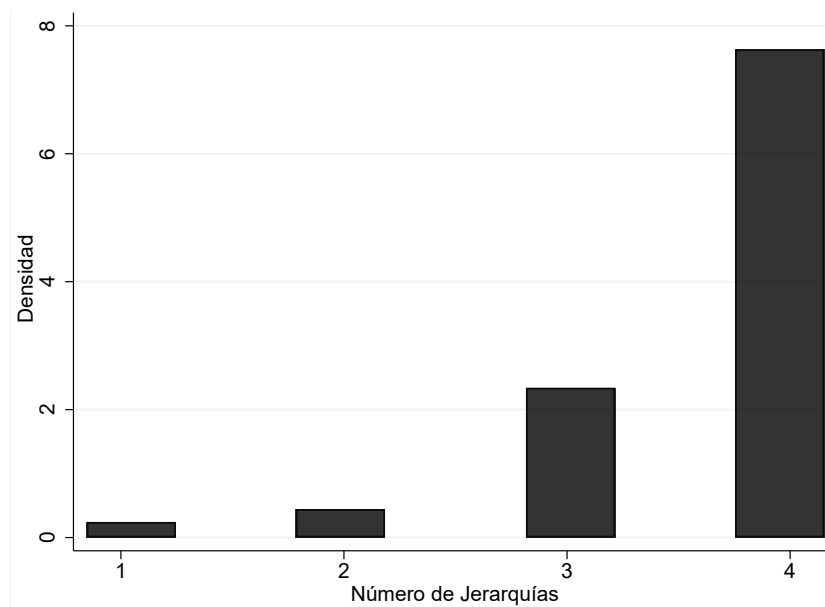
donde i indexa a las firmas y t los años. La variable dependiente, L_{it} , es el número de jerarquías (es decir, números discretos 0, 1, 2 ó 3). Dado que se buscan estudiar los efectos de los cambios en los destinos de las exportaciones, se incluye una variable *dummy*, E_{it}^{HI} , que vale 1 para las firmas que exportan a países de ingresos altos (según, como se indicó anteriormente, la clasificación estándar del Banco Mundial). El principal interés está en el coeficiente γ_{HI} .

Mediante el uso de una *dummy* de exportación el objetivo es capturar el margen extensivo de las exportaciones. Esto se hace a propósito. Es razonable argumentar que es más probable que los cambios en la organización se desencadenen en firmas que pasen de ser no exportadoras a exportadoras de altos ingresos. Es más probable que las firmas que estaban exportando antes del *shock* hayan implementado los cambios organizacionales postulados por la teoría previamente. Esto se sustenta en los datos. La Figura 7 muestra histogramas del número de jerarquías según el estatus exportador de la firma en el período inicial. En el panel superior se observa que si las firmas son inicialmente exportadoras a destinos de altos ingresos, es muy probable que tengan tres o cuatro jerarquías organizativas. Para esas firmas, el alcance del cambio organizacional es muy limitado. En cambio, el panel inferior muestra la situación de los no exportadores antes del *shock*. La distribución del número de jerarquías es más uniforme y, por lo tanto, el alcance de la reestructuración es mucho mayor.⁸

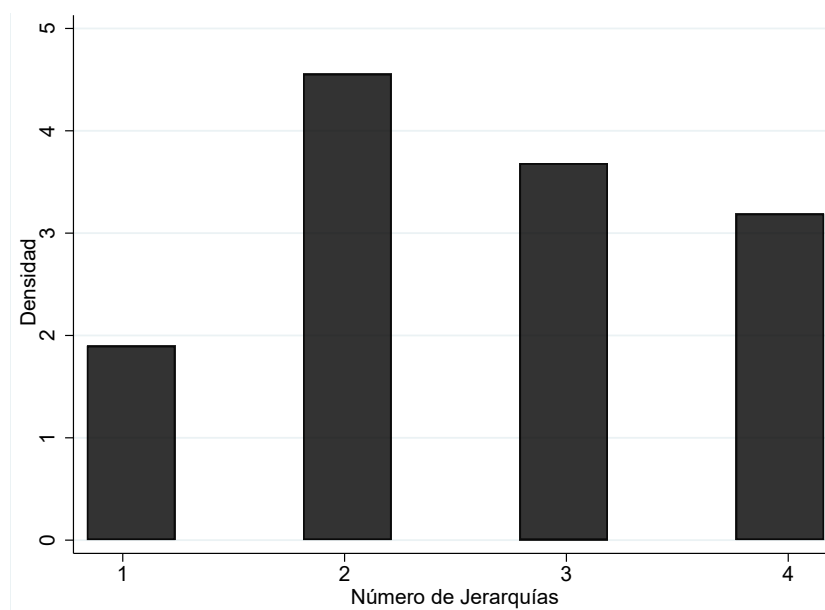
La regresión incluye varios controles por características de la firma, ϕ_i es un efecto fijo a nivel firma, ϕ_t es un efecto fijo a nivel año y ε_{it} es un error con media cero. Los efectos fijos por firma y año controlan por posibles factores no observables que son fijos en el tiempo a nivel firma (por ejemplo, ubicación de la firma, cultura organizacional) y *shocks* variantes en el tiempo pero que afectan a todas las firmas simultáneamente (por ejemplo, cambios en las preferencias de los consumidores, avances tecnológicos, *shocks* macroeconómicos). También se controla por tendencias preexistentes en la participación

⁸En la Sección 5 se realiza una evaluación y un análisis de robustez.

Figura 7
Distribución del Número de Jerarquías



(a) Exportadores a Destinos de Altos Ingresos Antes del *Shock*



(b) No Exportadores Antes del *Shock*

Distribución de firmas con diferente número de jerarquías (de una jerarquía a las cuatro jerarquías). El Panel (a) corresponde a los exportadores a destinos de altos ingresos antes del *shock* y el Panel (b) a los no exportadores antes del *shock*.

exportadora de las firmas y en el tamaño de la firma (ventas). Estas variables están en el vector \mathbf{x} .

Si bien la hipótesis del capítulo está relacionada con el comportamiento de las firmas que comienzan a exportar a destinos de altos ingresos, también se estudia un modelo extendido para comparar estas firmas con las exportadoras sin diferenciar destino. Para ello, se considera el siguiente modelo con dos *dummies* de exportación:

$$L_{it} = \gamma_{HI} E_{it}^{HI} + \gamma_W E_{it}^W + \mathbf{x}'_{it} \beta_1 + \phi_i + \phi_t + \varepsilon_{it}, \quad (4.2)$$

donde E_{it}^W es el estatus exportador de la firma i en el año t , independientemente del destino de las exportaciones. Aquí, la variable *dummy* exportadora E^W captura el efecto promedio de exportar al mundo y la variable *dummy* de ingresos altos E^{HI} puede interpretarse como una prima para las firmas que exportan a destinos de ingresos altos.

La estimación por MCO-EF de las ecuaciones (4.1) y (4.2) se muestra en el Panel (a) de la Tabla 4. Estos resultados son análogos a los resultados *prima facie* basados en datos a nivel industria (Figura 2), pero utilizando datos a nivel firma. En la columna (1), se observa una correlación positiva (y significativa) entre exportar a países de altos ingresos y la complejidad organizacional de la firma. En la columna (2), se muestra que esta correlación se mantiene después de controlar por el estatus general de exportación (sin diferenciar por destino) de una empresa. Finalmente, en la columna (3), se observa que la correlación es de hecho inexistente (estadísticamente) para el exportador promedio.

Claramente, estos resultados pueden estar sesgados. El estatus exportador de una firma es endógeno porque las firmas más productivas se autoseleccionan en los mercados de exportación y porque los *shocks* a nivel firma pueden afectar las decisiones de exportación, los cambios organizacionales y la provisión de calidad simultáneamente. Al mismo tiempo puede existir causalidad inversa, como lo muestran Bloom, Sadun y Van Reenen (2012), Bloom et al. (2013), Bloom et al. (2020) y Bruhn, Karlan y Schoar (2018), así como también puede haber errores de medición en la construcción de las jerarquías debido a las limitaciones de la ENIA, las cuales imponen algunas restricciones sobre el número y la composición de esas jerarquías.⁹

Para dar cuenta de esto, se implementan varias estimaciones utilizando el método de variables instrumentales. La estrategia de identificación utilizada en el capítulo explota la

⁹Caliendo et al. (2015), por ejemplo, utilizan datos administrativos para construir las jerarquías de las firmas francesas.

variación temporal en los aranceles que se aplican sobre productos chilenos en los diferentes destinos de exportación con los cuales se firmó un Tratado de Libre Comercio, descritos en la Sección 2. Detrás de esta idea está la noción de que los recortes arancelarios derivados de los TLC pueden considerarse plausiblemente exógenos a la estructura organizacional de las firmas individuales. Estas reducciones en los aranceles varían según las industrias y los destinos, y permiten predecir la entrada de las firmas en diferentes mercados de exportación y, luego, explorar las decisiones concomitantes para modificar su organización jerárquica. El uso de TLC como fuente de cambios arancelarios exógenos también ha sido usado por Lileeva y Trefler (2010), para las plantas canadienses; Bustos (2011), para firmas argentinas; y Garcia-Marin y Voigtländer (2019) para firmas chilenas como en este capítulo.

El instrumento se construye de la siguiente manera. En la Sección 2, se agregaron las tarifas bilaterales de la base TRAINS que enfrenta Chile a 4 dígitos del CIU Rev. 3, la clasificación de industrias utilizada en la encuesta de firmas (ENIA). Estas se denotan con el índice τ_{jt}^d , para la industria j , el destino d y el tiempo t . Luego se calculan los aranceles promedio a nivel industria que enfrentan las firmas en los países de altos ingresos (denominados HI por sus siglas en inglés, provenientes de *high income*) con los que se firmó TLC, es decir Estados Unidos, la Unión Europea y Corea:

$$\tau_{jt}^{HI-TLC} = \sum_{d \in HI-TLC} s_{j0}^d \tau_{jt}^d, \quad (4.3)$$

donde s_{j0}^d es la participación inicial de las exportaciones de la industria j al país de destino d con el cual se firmó un TLC (Estados Unidos, la Unión Europea y Corea). Esta variable es en principio un instrumento plausible para la *dummy* de exportación a países de altos ingresos. Es muy importante tener en cuenta que se utiliza la participación exportadora inicial de la industria j , en lugar de la participación inicial exportadora de la empresa i en (4.3). Esto se debe a que se busca captar el acceso al mercado o los efectos de margen extensivo de los TLC. De hecho, el enfoque de utilizar las participaciones iniciales de las firmas como ponderaciones solo puede, a lo sumo, capturar los efectos de margen intensivo de las firmas que ya eran exportadoras (a países de altos ingresos con TLC) incluso antes de que se firmaran los acuerdos. Mediante el uso de promedios a nivel industria, el objetivo es recuperar los potenciales efectos sobre las empresas inicialmente no exportadoras. Esto es importante porque, como se muestra en la Figura 1, un hecho fundamental derivado de los TLC no es solo el aumento de las exportaciones a los socios

firmantes del tratado, sino también el aumento del número de exportadores. Esta idea es similar en espíritu a Hakobyan y McLaren (2016), quienes combinan la tarifa promedio del mercado laboral local con la tarifa promedio de la industria para investigar las respuestas laborales a las tarifas en los EE.UU. Además, para aumentar la probabilidad de captar nuevos exportadores potenciales, se interactúa el arancel promedio τ_{jt}^{HI-TLC} tanto con las ventas ex ante de la firma como con el estatus de exportación, bajo la premisa de que es más probable que las empresas más grandes puedan beneficiarse relativamente más de las oportunidades de exportación que brindan los TLC. Se realiza esto para explotar una mayor variabilidad o heterogeneidad en la primera etapa, importante en la estimación por variables instrumentales (Angrist e Imbens, 1995). Para aclarar el fundamento de esta estrategia, se discute en la Sección 5 a continuación las diferencias con estrategias más estándar que utilizan cambios de tarifas ponderados por participaciones iniciales en los mercados de exportación a nivel *firma*. Como se verá, los resultados son bastante diferentes.

Chile también firmó TLC con Mercosur, México, Costa Rica y El Salvador. Si bien estos son acuerdos más antiguos, incluían disposiciones para reducir las tarifas durante el período de tiempo que se estudia en este capítulo. Para aprovechar esto, se construye el arancel promedio a *cualquier* destino de TLC que enfrenta la firma chilena promedio:

$$\tau_{jt}^{TLC} = \sum_{d \in TLC} s_{j0}^d \tau_{jt}^d. \quad (4.4)$$

Esto incluye a todos los socios con TLC, de altos ingresos y de América Latina. Estos cambios arancelarios generales pueden utilizarse como un instrumento adicional para la *dummy* exportadora. Es importante tener en cuenta que se utilizan τ_{jt}^{HI-TLC} y τ_{jt}^{TLC} como instrumentos separados, porque la naturaleza de los TLC a partir de los cuales se crean es diferente en función de los socios (países de ingresos altos versus países de América Latina) y el *timing*. Más abajo, se realizan ejercicios de robustez a esta estrategia.

Los resultados por MC2E se muestran en las columnas (4)-(6) de la Tabla 4. Se encuentra un efecto causal de exportar a países de altos ingresos sobre la complejidad organizacional de la firma. El coeficiente estimado de la variable *dummy* E^{HI} es positivo y estadísticamente significativo (columna (4)).¹⁰ La entrada en los mercados de exportación

¹⁰En todas las regresiones, debido a la forma en que se construye el instrumento, se calculan los errores estándar *clusterizados* a nivel industria (CIU 4 dígitos). Recientemente, se ha convertido en una práctica habitual en la literatura de instrumentos del tipo *shift-share* dar cuenta de la presencia de correlación en los errores de la regresión que pueden inflar la varianza de las estimaciones (Adão, Kolesár y Morales, 2019; Goldsmith-Pinkham, Sorkin, y Swift, 2020; Borusyak, Hull y Jaravel, 2022). En el entorno típico

de altos ingresos (que en esta especificación es causada por los Tratados de Libre Comercio con los Estados Unidos, la Unión Europea y Corea) induce a las firmas a aumentar el número de jerarquías en su organización en 0.207 niveles.¹¹ En la columna (5), cuando se incluyen ambas *dummies* de exportación (E^{HI} y E^W) en la regresión, se sigue estimando un efecto causal positivo y significativo de la exportación a destinos de altos ingresos pero no de la exportación *per se*. Además, cuando solo se incluye E^W , no hay un impacto causal para el exportador promedio. Esto implica que el efecto sobre los exportadores de altos ingresos se diluye entre todos los exportadores. Esto no significa necesariamente que la exportación no conduzca a la reorganización, como en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012) y la literatura relacionada. Se argumenta que esto es una consecuencia del fuerte poder del enfoque de variables instrumentales para capturar a las firmas que cambian a la exportación a destinos de altos ingresos, debido a los TLC con estos destinos, en lugar de a los que cambian a exportar sin diferenciar destino.

En las columnas (7)-(9), se añade el log de las ventas como control del tamaño de la firma, pero esto no afecta los resultados.¹² Estas especificaciones tienen como objetivo abordar el papel de los efectos de escala. En Caliendo y Rossi-Hansberg (2012), exportar tiene un efecto organizacional principalmente a través de un efecto escala: la firma agrega jerarquías y se vuelve más compleja a medida que crece porque las firmas más grandes enfrentan una mayor probabilidad de tener que resolver problemas difíciles. Sin embargo, los resultados en las columnas (7)-(9) muestran que la reestructuración empresarial asociada con la exportación a países de altos ingresos se mantiene aun controlando por el tamaño de la firma. En consecuencia, el efecto escala de las exportaciones no está impulsando los resultados por completo. La racionalidad de este resultado es la noción

de mercados laborales locales y de comercio, el regresor o el instrumento se construye promediando los *shocks* comerciales sectoriales (aranceles o importaciones) utilizando los *shares* de exposición de la industria como ponderaciones. En este caso, los *shocks* que son específicos de una industria pueden inducir una correlación regional en los errores entre los mercados laborales locales con una estructura industrial similar. En el contexto de este capítulo, este problema no se aplica porque, aunque la unidad de observación es la firma chilena y se utiliza un instrumento *shift-share* basado en las ponderaciones de la industria, las regresiones se acomodan con los errores estándar *clusterizados* a nivel industria. No obstante, el instrumento agrega los aranceles de los TLC entre destinos (de altos ingresos) utilizando como ponderaciones las proporciones de exportación de la industria en un año inicial, y esto puede conducir a un tipo diferente de correlación causada por *shocks* en los destinos de exportación. Sin embargo, tener en cuenta esto siguiendo a Adão, Kolesár y Morales (2019) conduce a errores estándar (mucho) más pequeños. Esto se debe a que la correlación *clusterizada* causada por los *shocks* a nivel industria es más fuerte en los datos que la correlación causada por los *shocks* a nivel destino de las exportaciones. Como resultado, se reportan los resultados usando los errores estándar más conservadores basados en *clusters* a nivel industria.

¹¹ Observar que el coeficiente estimado por variables instrumentales es mayor que el coeficiente estimado por MCO, lo que probablemente se deba a un error de medición en L_{it} .

¹² Es importante aclarar que la inclusión del log de las ventas no pretende captar un coeficiente causal, sino la idea es que las ventas de la planta funcionen como una *proxy* de factores no observables como los *shocks* de productividad.

de que los costos aumentan a medida que aumenta la calidad para un nivel dado de producción, como muestra la solución del modelo en la Figura 4.

Antes de evaluar el instrumento y la estrategia de variables instrumentales en general, se pretende establecer aquí la otra premisa de este capítulo, a saber, que exportar a países de altos ingresos requiere mejoras en la calidad de la producción. Para hacer esto, se ejecuta la regresión de base anterior utilizando los dos indicadores de calidad mencionados previamente como variable dependiente, a saber, el logaritmo del valor unitario del producto principal vendido por la firma y la medida de *demand shifter* de Khandelwal et al. (2013). Los impactos causales de la exportación a destinos de altos ingresos en la calidad estimada con la estrategia de MC2E se informan en los Paneles (b1) y (b2) de la Tabla 4. En ambos casos, los coeficientes de variables instrumentales de la variable *dummy* de exportar a destinos ricos son positivos y estadísticamente significativos (columna (4)).¹³ Cuando se controla por la variable *dummy* de exportador en la columna (5), aún se encuentra que los nuevos exportadores a destinos de altos ingresos aumentan la calidad. Los nuevos exportadores, sin diferenciar por destino, pueden aumentar la calidad (el coeficiente es positivo), pero este efecto no es estadísticamente significativo. Si solo se incluye la variable *dummy* de exportar al mundo, entonces la calidad promedio de esos exportadores es solo marginalmente superior (columna (6)). Todos estos resultados también se mantienen cuando se controla por el tamaño de la firma utilizando el logaritmo de las ventas (columnas (7)-(9)).

En síntesis, en Chile, el exportador promedio a países de altos ingresos vende bienes de mayor calidad y esto, a su vez, va acompañado de una creciente complejidad de las jerarquías de estas firmas. Además, esto no es todo un efecto escala. Es el resultado de una característica inherente a la exportación a destinos ricos: vender bienes de alta calidad demandados en destinos de altos ingresos hace complejo el modo de producción y la reorganización de la firma es una respuesta eficiente. El efecto causal heterogéneo de los destinos de las exportaciones en la organización jerárquica de las firmas, entrelazado con la mejora en la calidad, es un resultado completamente novedoso en la literatura.

¹³Las estimaciones por MCO en las columnas (1) a (3) son positivas pero no significativas.

Tabla 4
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos, Cambio Organizacional y Calidad

	MCO				MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
a) Jerarquías									
Exportador de altos ingresos	0.053 ^{**} (0.021)	0.062 ^{***} (0.024)	0.007 (0.025)	0.207 ^{**} (0.101)	0.266 ^{**} (0.135)	-0.146 (0.183)	0.216 ^{**} (0.099)	0.274 ^{**} (0.130)	-0.135 (0.184)
Exportador		-0.019 (0.028)	0.007 (0.025)		-0.186 (0.191)			-0.177 (0.191)	
b1) Calidad: valores unitarios									
Exportador de altos ingresos	0.001 (0.016)	-0.007 (0.017)		0.382 ^{***} (0.129)	0.358 ^{***} (0.132)		0.378 ^{***} (0.126)	0.354 ^{***} (0.129)	
Exportador		0.017 (0.014)	0.014 (0.013)		0.075 (0.082)	0.129 [*] (0.072)		0.073 (0.081)	0.128 [*] (0.071)
b2) Calidad: demand shifter									
Exportador de altos ingresos	0.016 (0.024)	-0.009 (0.026)		0.484 ^{**} (0.204)	0.461 ^{**} (0.213)		0.507 ^{***} (0.189)	0.477 ^{**} (0.196)	
Exportador		0.052 [*] (0.027)	0.048 [*] (0.025)		0.073 (0.138)	0.142 (0.117)		0.091 (0.126)	0.164 (0.106)
Estadístico F IV débil	13080	13080	13080	14.3 13049	11.1 13049	18.2 13049	15.1 13049	11.8 13049	18.2 13049
Efecto fijo por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efecto Fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: Columnas (1)-(3): regresiones por MCO-EF. Columnas (4)-(9): regresiones VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: Número total de jerarquías organizacionales (Panel (a)); valores unitarios logarítmicos (ventas sobre cantidad (Panel (b1)); *demand shifter* estimado (Panel (b2))). Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año, condiciones iniciales (variable *dummy* del estado exportador en 2001) interactuadas con efectos fijos por año. Columnas (7)-(9) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CHU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

4.1. Evaluación de los Instrumentos

Respecto a la evaluación del instrumento, se comienza con los resultados de la primera etapa reportados en la Tabla 5. La columna (1) reporta los coeficientes del modelo con una *dummy* de exportar a países de renta alta solamente, la columna (2) los correspondientes al modelo que agrega la *dummy* de exportación al mundo y la columna (3) muestra los coeficientes del modelo con sólo la *dummy* de exportación al mundo. Los instrumentos son el arancel promedio por parte de los países de altos ingresos con los cuales se firmó un TLC (4.3) y el arancel promedio con cualquier país bajo un TLC (4.4), así como las interacciones con las características de las firmas. Estas estimaciones implican que aranceles más bajos a cada destino aumentan la probabilidad de ser exportador a dicho destino para empresas no exportadoras inicialmente más grandes. Intuitivamente, *ceteris paribus*, es más probable que las firmas inicialmente más grandes se beneficien de los recortes arancelarios y este mecanismo es más fuerte para las firmas inicialmente no exportadoras. La regresión de la primera etapa tiene suficiente poder predictivo para los regresores endógenos. Dado que la tarifa promedio se construye usando la clasificación industrial de 4 dígitos, se estiman los errores estándar con *clusters*. En consecuencia, se utiliza el estadístico F para instrumentos débiles de Kleibergen y Paap (2006), que es robusto a *clusters*. En la parte inferior de la tabla, se muestra que este estadístico F indica que es posible rechazar la hipótesis nula de instrumentos débiles. Las columnas (4)-(6) reproducen este diseño y también controlan por el tamaño de la firma. En todos los casos, los resultados de la primera etapa funcionan bien. En general, estos resultados de la primera etapa son tranquilizadores.

Más allá de que la primera etapa funciona bien, existe una amenaza potencial para la estrategia de identificación si las firmas manufactureras chilenas pueden anticipar la reducción de tarifas y luego modificar sus decisiones óptimas antes de que ocurran los cambios reales en las tarifas. Por ejemplo, si las firmas anticipan acuerdos de libre comercio, podrían aumentar su inversión de capital para prepararse para exportar en años futuros, o podrían cambiar su principal variedad producida (y por lo tanto su industria de afiliación) anticipando cambios relativos en los aranceles del producto. Para abordar esta preocupación, se utilizan datos de la ENIA para el período 1996-2001 y datos de tarifas de UNCTAD-TRADES para el período 2001-2005, para mostrar en la Figura 8 que no existe una correlación entre el cambio logarítmico de muchos resultados de interés a nivel industria (ventas, empleo, stock de capital y número de empresas) entre 1996-2001 y la posterior liberalización de tarifas a nivel de industria entre 2001 y 2005. Específicamente, la

Tabla 5
Resultados de la Primera Etapa

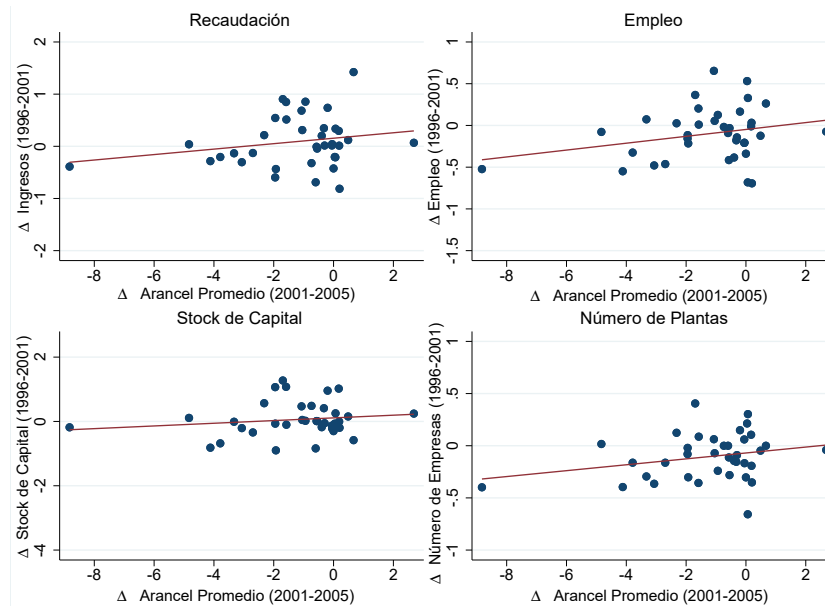
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Exportador de altos ingresos						
Arancel HI-TLC	0.009 (0.009)	0.009 (0.009)		0.009 (0.009)	0.009 (0.009)	
Arancel HI-TLC*Log(ventas)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	
Arancel HI-TLC*Exportador	-0.011*** (0.004)	-0.011*** (0.004)		-0.012*** (0.004)	-0.012*** (0.004)	
Arancel HI-TLC*Exportador Altos	0.032*** (0.006)	0.032*** (0.006)		0.033*** (0.006)	0.033*** (0.006)	
Aranceles TLCs	0.016** (0.006)	0.016** (0.006)		0.016** (0.006)	0.016** (0.006)	
Aranceles TLCs*Log(ventas)	-0.001** (0.001)	-0.001** (0.001)		-0.001** (0.001)	-0.001** (0.001)	
Aranceles TLCs*Exportador	-0.004 (0.011)	-0.004 (0.011)		-0.003 (0.011)	-0.003 (0.011)	
Aranceles TLCs*Exportador TLC	0.008 (0.011)	0.008 (0.011)		0.008 (0.011)	0.008 (0.011)	
b) Exportador						
Arancel HI-TLC		0.010* (0.005)	0.010* (0.005)		0.010* (0.005)	0.010* (0.005)
Arancel HI-TLC*Log(ventas)		-0.001* (0.000)	-0.001* (0.000)		-0.001* (0.000)	-0.001* (0.000)
Arancel HI-TLC*Exportador		0.012** (0.005)	0.012** (0.005)		0.012** (0.005)	0.012** (0.005)
Arancel HI-TLC*Exportador Altos		-0.005 (0.004)	-0.005 (0.004)		-0.005 (0.004)	-0.005 (0.004)
Aranceles TLCs		0.032*** (0.006)	0.032*** (0.006)		0.032*** (0.005)	0.032*** (0.005)
Aranceles TLCs*Log(ventas)		-0.003*** (0.000)	-0.003*** (0.000)		-0.003*** (0.000)	-0.003*** (0.000)
Aranceles TLCs*Exportador		0.055*** (0.008)	0.055*** (0.008)		0.056*** (0.009)	0.056*** (0.009)
Aranceles TLCs*Exportador TLCs		-0.039*** (0.008)	-0.039*** (0.008)		-0.039*** (0.009)	-0.039*** (0.009)
Estadístico F IV débil	14.3	11.1	18.2	15.1	11.8	18.4
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos Fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: Resultados de la primera etapa de las regresiones VI-EF. Los instrumentos son el arancel promedio de los TLC de ingresos altos (Estados Unidos, la Unión Europea y Corea) y el arancel promedio de los TLC (Estados Unidos, la Unión Europea, Corea y América Latina). Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

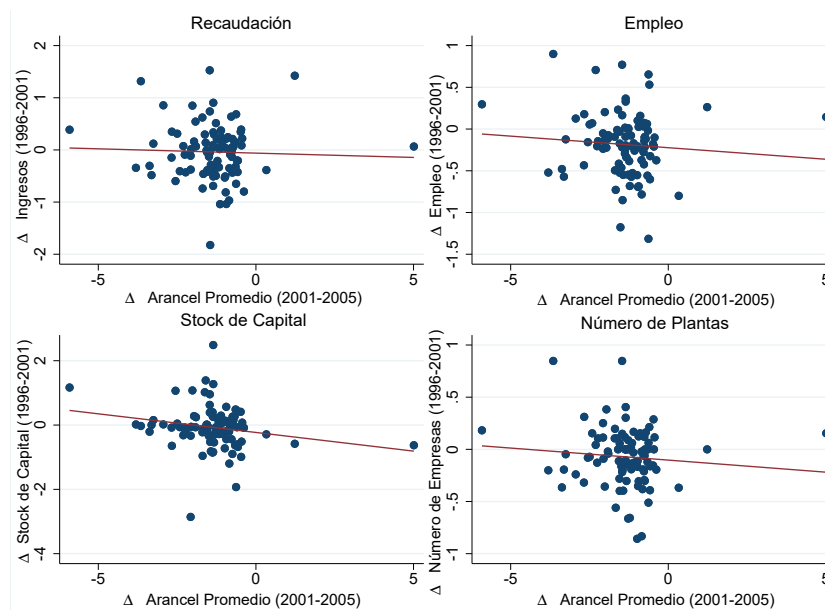
Figura 8 muestra gráficos de dispersión con un ajuste lineal entre el cambio logarítmico de un resultado a nivel industria y los cambios en los aranceles promedio en países de ingresos altos (Panel (a)) o países de ingresos medios de América Latina (Panel (b)). En todos los casos, los coeficientes estimados son estadísticamente indistinguibles de cero, en línea con la idea de que las firmas no están anticipando ni reaccionando a la posterior liberalización comercial. Por ejemplo, las firmas pertenecientes a industrias que enfrentaron recortes arancelarios relativamente más altos durante 2001-2005 no tuvieron un desempeño superior a las firmas de otras industrias en términos de acumulación de capital, ventas totales o demanda laboral. Además, no existe una correlación entre el cambio en el número de firmas a nivel industria y las futuras reducciones arancelarias de ese sector, por lo que el efecto neto de la entrada y salida de firmas no difirió significativamente entre las industrias en el período anterior a la liberalización.

Para proporcionar más evidencia en apoyo de esta estrategia de identificación, se realizan dos ejercicios complementarios adicionales. La intuición detrás de la estrategia de identificación es que, dado que la muestra utilizada abarca el período 2001-2005, los TLC de Chile con los Estados Unidos, la Unión Europea y Corea brindan un experimento del tipo “antes y después” para poder estudiar los efectos del ingreso a los mercados de exportación de altos ingresos (y los mercados de exportación en general) sobre las firmas (en particular, su organización jerárquica). Además de esto, los TLC latinoamericanos implicaban reducciones arancelarias graduales que también brindan una variabilidad adicional para predecir las decisiones exportadoras de las empresas chilenas. En la Tabla 6, se diseccionan los instrumentos para mostrar cómo funcionan. En la columna (1), se ejecuta el modelo de regresión incluyendo solo la *dummy* de exportación a destinos de altos ingresos como una variable explicativa E^{HI} instrumentada solo con las tarifas de los TLC de altos ingresos, τ^{HI-TLC} en (4.3). Esta especificación es útil para aislar el papel de los TLC de altos ingresos, lo cual es importante ya que la preocupación principal en el trabajo es por la exportación a destinos de altos ingresos. El coeficiente en este caso es positivo y estadísticamente muy significativo. Como era de esperar, el instrumento tiene suficiente poder explicativo para identificar los efectos. El coeficiente, estimado en 0.337, es un poco mayor que antes, que era de 0.216 (ver la especificación en la columna (7) de la Tabla 4). Si bien estos no son diferentes estadísticamente, la dirección de la diferencia tiene sentido cuando se permiten efectos heterogéneos del instrumento (Angrist e Imbens, 1995). Es decir, al usar solo los aranceles de los TLC de altos ingresos como instrumentos, se captura el comportamiento de las firmas que ingresan directamente a estos

Figura 8
Correlación entre liberalización arancelaria (2001-2005) y desempeño de la industria (1996-2001)



(c) Países de Altos Ingresos con TLC



(d) Países de América Latina con TLC

Diagramas de dispersión de cambios en varios resultados (ingresos, empleo, stock de capital y número de empresas) de 1996 a 2001 y cambios en aranceles entre 2001 y 2005. La muestra se divide en socios de TLC de altos ingresos (Estados Unidos, la Unión Europea y Corea del Sur) en el Panel (a) y socios de TLC de América Latina (Mercosur y México) en el Panel (b). Datos de ENIA y datos de comercio bilateral de UNCTAD-TRAINS.

mercados, en lugar de, por ejemplo, el comportamiento de las firmas que no seleccionan los mercados de altos ingresos debido a los efectos de acceso de mercado de los TLC latinoamericanos. Podría decirse que se espera que las firmas que se seleccionan en los mercados de altos ingresos reaccionen con más fuerza. Si en su lugar se incluye la variable *dummy* de exportadora mundial, E^W , utilizando únicamente los aranceles de los TLC de altos ingresos como instrumentos (columna (2)), el instrumento funciona decentemente para predecir la exportación, los efectos en la organización de la empresa son positivos pero no estadísticamente significativos (porque el efecto exportador de altos ingresos se diluye).¹⁴ Los resultados en las columnas (1) y (2) son alentadores.

Tabla 6
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos, Cambio Organizacional y Calidad
Especificaciones Adicionales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
a) Jerarquías					
Exportador de Altos Ingresos	0.337*** (0.121)		0.287** (0.121)	0.284** (0.125)	
Exportador		0.183 (0.164)		0.034 (0.145)	0.047 (0.140)
b1) Calidad: Valores unitarios					
Exportador de Altos Ingresos	0.400** (0.161)		0.326*** (0.123)	0.314** (0.127)	
Exportador		0.273*** (0.080)		0.165** (0.077)	0.179*** (0.065)
b2) Calidad: <i>demand shifters</i>					
Exportador de Altos Ingresos	0.546** (0.247)		0.478** (0.207)	0.460** (0.210)	
Exportador		0.367*** (0.139)		0.254* (0.140)	0.275** (0.113)
Estadístico F IV débil	12.8	9.9	17.2	13.8	14.3
N	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí

Notas: Columnas (1)-(5): regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: Número total de Jerarquías Organizacionales (Panel (a)); valores unitarios logarítmicos (ventas sobre cantidad (Panel (b1))); *demand shifter* estimado (Panel (b2)). El instrumento en las columnas (1) y (2) es solo la tarifa de los TLC para ingresos altos. Los instrumentos en las columnas (3)-(5) son los aranceles promedio de los TLC con países de ingresos altos y de los TLC de América Latina, incluidos por separado. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos por año. Todas las regresiones incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos CIIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1.

¹⁴ Observar que, en este ejercicio, no se ejecuta el modelo con ambas variables *dummies* de exportación, E^{HI} y E^W , juntas porque solo se cuenta con un conjunto de instrumentos.

Para el segundo ejercicio complementario, se calcula el arancel promedio a los destinos con TLC latinoamericanos, τ_{jt}^{LA-TLC}

$$\tau_{jt}^{LA-TLC} = \sum_{d \in LA-TLC} s_{j0}^d \tau_{jt}^d, \quad (4.5)$$

y se ejecutan modelos que usan el arancel τ^{HI-TLC} de los TLC de ingresos altos como antes junto con el arancel τ^{LA-TLC} de los TLC de América Latina en (4.5) por separado.¹⁵ Los resultados están en las columnas (3)-(5) de la Tabla 6. En este ejercicio, se confirma el hallazgo de que la reorganización de la firma debido al ingreso en los mercados exportadores es inherente a los destinos de altos ingresos, debido a consideraciones de calidad. La *dummy* de exportación a destinos de altos ingresos es positiva y estadísticamente significativa cuando se ingresa sola al modelo de regresión (columna (3)) y esto se conserva cuando también se incluye la *dummy* de exportador general (columna (4)). Por el contrario, la variable *dummy* de exportador, por sí sola, nunca es estadísticamente significativa (columna (5)).

4.2. Mecánica Organizacional

Hasta este momento se ha establecido que las firmas aumentan el número promedio de jerarquías. Ahora se pasa a investigar la mecánica de este cambio organizacional. Esta subsección comienza analizando las decisiones relativas a la composición de las jerarquías. Para explorar esto, se ejecutan regresiones separadas, una para cada jerarquía, reemplazando L en (4.1) y (4.2) con cuatro variables binarias específicas diferentes por jerarquía que toman el valor 1 si una firma emplea trabajadores en esa jerarquía y cero en caso contrario. Estas regresiones capturan el tipo de trabajador involucrado en el proceso de reestructuración organizacional asociado a las actividades exportadoras. Los resultados se reportan en la Tabla 7. En las columnas (1) a (3) se muestran los coeficientes estimados sin controlar por el tamaño de la firma. Los exportadores a países ricos aumentan las jerarquías 1 y 2 (con coeficientes positivos y estadísticamente significativos), mientras que no hay cambios ni en la jerarquía inferior ni en la superior de la organización. Estos impactos se mantienen cuando se controla por la variable *dummy* de exportación mundial (columna (2)). Además, no se observan para el exportador promedio (columna (3)). Estos resultados son robustos a incorporar controles por el tamaño de la firma (columnas (4) a

¹⁵Es decir, se separa el arancel general promedio τ^{TLC} en (4.4) y se reemplaza este instrumento con la contraparte latinoamericana.

(6)).

Para profundizar sobre esto, se reportan en la Tabla 8 los impactos de exportar a destinos de altos ingresos sobre el salario promedio pagado a los trabajadores en las diferentes jerarquías. Los resultados muestran que las firmas que comienzan a exportar a mercados de altos ingresos pagan salarios promedio más altos a los trabajadores de la jerarquía 2, pero no hay efectos sobre los salarios en los otros tres niveles. Una vez más, este es un hallazgo que se aplica para las firmas exportadoras a destinos de altos ingresos y no a cualquier firma exportadora en general.

En conjunto, estos resultados sugieren un interesante mecanismo de ajuste organizacional de las firmas chilenas. Las firmas exportadoras a países ricos incorporan o reorganizan las jerarquías 1 y 2. El nivel 2 está compuesto por trabajadores y supervisores calificados que monitorean y gestionan el proceso productivo. El impacto de la reorganización en la jerarquía 2 implica la adición de este estrato para los nuevos exportadores que no tenían esta jerarquía al principio y, también, un aumento en el salario promedio pagado a estos trabajadores. Esto es consistente con una reestructuración dentro de la propia jerarquía, hacia trabajadores más calificados. Además, las firmas agregan la jerarquía 1, que incluye trabajadores administrativos dedicados a actividades contables y legales, logística, certificación de requisitos de exportación, trámites aduaneros y estándares internacionales. Ambos niveles son necesarios para lograr la mejora de habilidades que se requiere a nivel firma para producir la calidad de las exportaciones destinadas a los socios ricos, como en Matsuyama (2007), Verhoogen (2008) y Brambilla et al. (2012). Estos resultados clarifican cómo es la mecánica organizacional subyacente a medida que se producen mejoras de calidad a través de cambios en las jerarquías basadas en el conocimiento de Caliendo y Rossi-Hansberg (2012).

Para explorar esto en mayor profundidad, se construyen variables *dummy* para cada combinación por pares de dos jerarquías. Es decir, construimos una *dummy* L_{it}^{01} igual a 1 si una firma i tiene las jerarquías 0 y 1 en t , una *dummy* L_{it}^{02} si tiene las jerarquías 0 y 2 y así sucesivamente. En total se ejecutan 6 regresiones separadas para las seis variables binarias (a saber, L_{it}^{01} , L_{it}^{02} , L_{it}^{03} , L_{it}^{12} , L_{it}^{13} , L_{it}^{23}). Los resultados se muestran en la Tabla 9. El Panel (a) muestra la combinación de jerarquías que involucran el nivel 1, L^{01} , L^{12} y L^{13} . Dado que se sabe que las empresas exportadoras expanden la jerarquía 1, en principio se espera una expansión de estos tres pares de jerarquías. Sin embargo, solo hay una especificación con resultados positivos y estadísticamente significativos: la exportación a países de altos ingresos está asociada con aumentos conjuntos de la jerarquía 1 y la jerarquía 2. Si se

observan los pares que involucran la jerarquía 2 (Panel (b)), entonces, además de la sinergia con la jerarquía 1, se encuentran rastros marginalmente significativos de combinaciones con las jerarquías 0 y 3. No hay combinación de las jerarquías 0 y 3 (Panel (c)).

La fuerte combinación de jerarquías 1 y 2 implica que, a medida que las firmas comienzan a exportar a destinos de altos ingresos, tienen la jerarquía 1 y agregan la jerarquía 2 ó tienen la jerarquía 2 y agregan la jerarquía 1. También es posible, aunque mucho más raro, ver una firma sin ninguna de las dos jerarquías, que suma ambas jerarquías 1 y 2 para convertirse en exportadora. Intuitivamente, las firmas que tienen la jerarquía 1 son capaces de exportar los servicios requeridos (como en Matsuyama, 2007), pero necesitan agregar trabajadores calificados de la jerarquía 2 para mejorar la calidad (como en Verhoogen, 2008). De manera similar, las firmas que tienen la jerarquía 2 son capaces de entregar productos de mayor calidad, pero necesitan agregar los trabajadores calificados de la jerarquía 1 para agregar los servicios requeridos para exportar a países de altos ingresos. Dado que la adición de la jerarquía 2 a veces viene en combinación con la jerarquía 0 ó la jerarquía 3 (con efectos solo marginalmente significativos) en lugar de exclusivamente con la jerarquía 1, esto indica que la incorporación de la jerarquía 2 ocurre de manera más general entre los exportadores de altos ingresos. En general, estos resultados se interpretan como un apoyo a la hipótesis de la reestructuración organizacional para proporcionar una mayor calidad.

Tabla 7
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Cambio Organizacional de la Firma
Composición de las Jerarquías

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Jerarquía 0						
Exportador de Altos Ingresos	-0.140 (0.100)	-0.127 (0.084)		-0.135 (0.099)	-0.123 (0.084)	
Exportador		-0.042 (0.082)	-0.061 (0.087)		-0.038 (0.080)	-0.057 (0.085)
b) Jerarquía 1						
Exportador de Altos Ingresos	0.144*** (0.047)	0.147*** (0.040)		0.144*** (0.047)	0.147*** (0.039)	
Exportador		-0.008 (0.045)	0.014 (0.046)		-0.007 (0.046)	0.015 (0.048)
c) Jerarquía 2						
High-Income Exporter	0.232*** (0.081)	0.257*** (0.096)		0.231*** (0.080)	0.258*** (0.094)	
Exporter		-0.081 (0.080)	-0.043 (0.081)		-0.081 (0.080)	-0.041 (0.081)
d) Jerarquía 3						
Exportador de Altos Ingresos	-0.029 (0.050)	-0.012 (0.064)		-0.024 (0.048)	-0.008 (0.062)	
Exportador		-0.055 (0.097)	-0.057 (0.092)		-0.051 (0.098)	-0.052 (0.093)
Estadístico F IV débil	14.3	11.1	18.2	15.1	11.8	18.4
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales* Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: Columnas (1)-(6): regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: variable *dummy* si la firma tiene la jerarquía 0 (Panel (a)) a la jerarquía 3 (Panel d). Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Tabla 8
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Cambio Organizacional de la Firma
Salarios por Jerarquía

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Salario Jerarquía 0						
Exportador de Altos Ingresos	0.050 (0.140)	0.021 (0.150)		0.058 (0.139)	0.027 (0.148)	
Exportador		0.083 (0.072)	0.087 (0.065)		0.087 (0.070)	0.092 (0.063)
Estadístico F IV débil	13.4	10.5	21.6	14.3	11.3	20.4
N	10290	10290	10290	10290	10290	10290
b) Salario Jerarquía 1						
Exportador de Altos Ingresos	-0.176 (0.130)	-0.147 (0.128)		-0.174 (0.126)	-0.145 (0.124)	
Exportador		-0.078 (0.071)	-0.099 (0.077)		-0.078 (0.073)	-0.098 (0.078)
Estadístico F IV débil	6.8	5.1	19.4	6.9	5.1	18.8
N	10168	10168	10168	10168	10168	10168
c) Salario Jerarquía 2						
Exportador de Altos Ingresos	0.423** (0.175)	0.476*** (0.165)		0.420** (0.175)	0.475*** (0.163)	
Exportador		-0.203 (0.173)	-0.154 (0.170)		-0.203 (0.171)	-0.153 (0.168)
Estadístico F IV débil	12.0	13.0	14.0	12.6	13.8	13.9
N	8996	8996	8996	8996	8996	8996
d) Salario Jerarquía 3						
Exportador de Altos Ingresos	0.156 (0.186)	0.207 (0.227)		0.169 (0.184)	0.211 (0.226)	
Exportador		-0.085 (0.136)	-0.018 (0.113)		-0.068 (0.131)	0.002 (0.108)
Estadístico F IV débil	7.9	8.0	17.4	7.8	8.2	17.2
N	5508	5508	5508	5508	5508	5508
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: Columnas (1)-(6): regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: salario promedio en la jerarquía 0 (Panel (a)) a la jerarquía 3 (Panel d). Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Tabla 9
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Cambio Organizacional de la Firma
Combinación de Jerarquías

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Combinación de la Jerarquía 1						
a1) con la Jerarquía 0						
Exportador de Altos Ingresos	0.001 (0.084)	0.008 (0.078)		0.003 (0.085)	0.010 (0.078)	
Exportador		-0.024 (0.077)	-0.023 (0.079)		-0.022 (0.076)	-0.021 (0.078)
a2) con la Jerarquía 2						
Exportador de Altos Ingresos	0.346*** (0.082)	0.360*** (0.090)		0.347*** (0.080)	0.360*** (0.088)	
Exportador		-0.041 (0.072)	0.012 (0.065)		-0.041 (0.071)	0.015 (0.064)
a3) con la Jerarquía 3						
Exportador de Altos Ingresos	0.054 (0.066)	0.049 (0.069)		0.054 (0.067)	0.049 (0.069)	
Exportador		0.015 (0.077)	0.022 (0.074)		0.016 (0.077)	0.023 (0.075)
b) Combinación de la Jerarquía 2						
b1) con la Jerarquía 0						
Exportador de Altos Ingresos	0.095 (0.069)	0.137* (0.080)		0.099 (0.067)	0.142* (0.079)	
Exportador		-0.133 (0.113)	-0.113 (0.109)		-0.129 (0.111)	-0.107 (0.108)
b2) con la Jerarquía 3						
Exportador de Altos Ingresos	0.197* (0.113)	0.232* (0.135)		0.197* (0.111)	0.233* (0.132)	
Exportador		-0.112 (0.114)	-0.078 (0.110)		-0.111 (0.114)	-0.075 (0.111)
c) Jerarquías 0 + 3						
Exportador de Altos Ingresos	-0.014 (0.080)	0.024 (0.066)		-0.010 (0.078)	0.027 (0.064)	
Exportador		-0.118 (0.102)	-0.115 (0.102)		-0.115 (0.099)	-0.110 (0.099)
Estadístico F IV débil	14.3	11.1	18.2	15.1	11.8	18.4
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: Columnas (1)-(6): regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: variables *dummy* que indican diferentes combinaciones de jerarquías. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

5. Análisis de Robustez

Esta sección presenta una evaluación de la estrategia de identificación y la consiguiente interpretación de los resultados. También se realiza un análisis de robustez.

5.1. Insumos Importados

Los TLC firmados por Chile con países de altos ingresos pueden, en principio, permitir que las firmas accedan a insumos importados de alta calidad a un precio más bajo. La calidad de los insumos puede explicar la exportación a países de altos ingresos dado que la importación de insumos de alta calidad repercute en un aumento en la calidad de los productos finales (Kugler y Verhoogen, 2012; Bastos, Silva y Verhoogen, 2018; Fieler, Eslava y Xu, 2018). Para explorar si este mecanismo está sesgando los resultados, se ejecuta el modelo de regresión principal con controles por la participación de insumos importados a nivel de firma. Los resultados se informan en la Tabla 10. Las columnas corresponden a especificaciones sin controles por ventas totales (columnas (1) a (3)) y con controles por ventas (columnas (4) a (6)). Los principales hallazgos del capítulo no cambian, tanto en términos de las jerarquías de las firmas (Panel (a)) o de la calidad del producto de la firma (Paneles (b1) y (b2)). Exportar a países de ingresos altos sigue provocando que las firmas se reorganicen y vendan productos de mayor calidad. Además, las magnitudes de los coeficientes estimados y sus errores estándar no cambian mucho.

Tabla 10
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos, Cambio Organizacional y Calidad
Robustez al Uso de Insumos Importados

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Jerarquías						
Exportador de Altos Ingresos	0.216** (0.098)	0.275** (0.133)		0.223** (0.096)	0.281** (0.128)	
Exportador		-0.184 (0.189)	-0.143 (0.181)		-0.176 (0.189)	-0.133 (0.183)
b1) Calidad: Valores unitarios						
Exportador de Altos Ingresos	0.385*** (0.130)	0.360*** (0.132)		0.380*** (0.126)	0.356*** (0.129)	
Exportador		0.076 (0.082)	0.130* (0.072)		0.074 (0.081)	0.129* (0.071)
b2) Calidad: <i>demand shifter</i>						
Exportador de Altos Ingresos	0.504** (0.214)	0.480** (0.223)		0.525*** (0.198)	0.494** (0.205)	
Exportador		0.075 (0.145)	0.147 (0.122)		0.093 (0.132)	0.170 (0.111)
Estadístico F IV débil	14.4	11.2	18.0	15.2	11.9	18.2
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Proporción de insumos importados	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: número total de jerarquías organizacionales (Panel (a)); *demand shifter* estimado (Panel (b)). Estas regresiones controlan la proporción de insumos importados. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

5.2. Exportadores a Destinos de Altos Ingresos y Exposición a Tratados de Libre Comercio.

En las firmas chilenas presentes en los datos, las exportadoras a destinos de altos ingresos ex-ante (es decir, antes de los acuerdos de libre comercio) tienen generalmente cuatro jerarquías organizacionales y, por lo tanto, ya están completamente estratificadas. Debido a esto, el diseño de regresión pretende capturar el cambio en el status de exportador a destinos de altos ingresos antes y después de los TLC. Para ello, se mide la exposición a las exportaciones (a países de ingresos altos) con una variable *dummy*. Dada la naturaleza de las firmas chilenas, es más probable que la mecánica organizacional que se estudia tenga lugar en el margen extensivo, en el cual es más probable que un *shock* de demanda de

exportaciones desencadene un cambio organizacional si induce a las firmas a convertirse en exportadoras a destinos de altos ingresos en lugar de simplemente ampliar sus ventas en el extranjero. Para poder capturar los *shock* de demanda de exportaciones que son capaces de hacer que las firmas cambien su estatus exportador, se construyen los instrumentos alrededor del arancel promedio de la industria, en lugar del arancel promedio a nivel de firma.

Para evaluar la estrategia de identificación parece natural explorar el enfoque más estándar en la literatura y construir el instrumento combinando cambios arancelarios exógenos (como en este capítulo) ó cambios exógenos en el tipo de cambio con la exposición inicial, previa al *shock*, a nivel de firma.¹⁶ Para implementar esto, se construyen dos conjuntos de instrumentos alternativos, uno usando tarifas y otro usando tipos de cambio.

Recordar que τ_{jt}^d es el arancel que enfrenta la industria j en el momento t en el destino d . Se calcula la exposición a nivel firma a los cambios arancelarios de los países de altos ingresos con TLC como:

$$\tau_{it}^{HI-TLC} = \sum_{d \in HI-TLC} s_{i0}^d \tau_{jt}^d, \quad (5.1)$$

donde s_{i0}^d es la participación de las exportaciones de la *firma* i al destino d antes de que se produzcan los cambios en los aranceles (en 2001) y el destino d son los Estados Unidos, la Unión Europea y Corea. De manera similar, se construye una exposición a nivel firma para los TLC latinoamericanos:

$$\tau_{it}^{LA-TLC} = \sum_{d \in LA-TLC} s_{i0}^d \tau_{jt}^d, \quad (5.2)$$

donde d ahora es Mercosur, México, Costa Rica y El Salvador.

Se exploran las implicancias del uso de estas variables (junto con las interacciones con las características iniciales de la firma) como instrumentos para la *dummy* de exportación de altos ingresos y la *dummy* de exportador en la Tabla 11, columnas (1)-(3). El ejercicio se enfoca sobre los impactos en los cambios organizacionales y la calidad y se resumen los resultados de la primera etapa con la prueba F de Kleibergen y Paap para instrumentos

¹⁶Los artículos basados en la exposición al movimiento del tipo de cambio a nivel de empresa incluyen Park, Yang, Shi y Jiang (2010), Brambilla et al. (2012), Hummels, Jørgensen, Munch, y Xiang (2014) y Bastos et al. (2018). La literatura sobre el mercado laboral local es un ejemplo típico en el que la exposición a los cambios de tarifas depende de las participaciones iniciales de industrias por ejemplo en el empleo total de una determinada unidad geográfica. Ver Autor, Dorn y Hanson (2013).

débiles. Como se puede observar, no hay un impacto perceptible en la organización de la firma o en la calidad, ni para los exportadores de altos ingresos ni para los exportadores en general. Técnicamente, esto se debe a que los instrumentos tienen un poder explicativo bajo para la variable binaria de exposición a las exportaciones — los instrumentos no son significativos y son débiles en general con un valor F bajo correspondiente (informado en la parte inferior de la tabla). Intuitivamente, la razón de esto es que los instrumentos (5.1) y (5.2) utilizan la exposición exportadora inicial de la firma como ponderador. Estos ponderadores toman un valor de 0 para las firmas que inicialmente no exportaban y, como resultado, tienen poca potencia para explicar los cambios en el status exportador. Esto falla en tener en cuenta el margen extensivo de las exportaciones y la estrategia es incapaz de identificar impactos en la organización de la firma o en la calidad. Podría decirse que la mecánica organizacional funciona para las firmas que se convierten en exportadoras. Es posible que las firmas que amplían sus exportaciones ya se hayan reestructurado antes de que se acuerden los TLC. Estos resultados se interpretan como una justificación adicional para el uso de los instrumentos en las especificaciones preferidas anteriores (basadas en la exposición ex-ante de la industria y no de la firma). Además, todo esto es consistente con la idea de que el margen relevante es la entrada exportadora en destinos de altos ingresos y el aumento de ventas para exportadores ya establecidos.

Para estudiar los instrumentos relacionados con el tipo de cambio, se calcula una variable de exposición a nivel firma como:

$$e_{it} = \sum_d s_{i0}^d e_t^d, \quad (5.3)$$

donde e_t^d es el tipo de cambio real bilateral entre Chile y el socio d . Como antes, esto se interactúa con las condiciones iniciales a nivel firma para mejorar el poder predictivo de los movimientos del tipo de cambio. Los resultados están en las columnas (4)-(6) de la Tabla 11. No es sorprendente ver que emergen las mismas conclusiones ya que el instrumento de tipo de cambio también tiene poco poder explicativo y, por lo tanto, ninguno de los impactos estimados es estadísticamente significativo.

El otro experimento obvio a ejecutar es reemplazar el regresor de exportación con ratios (de exportaciones a destinos de altos ingresos y exportaciones sobre ventas) en lugar de *dummies*. Los resultados se presentan en la Tabla 12. Las columnas (1)-(3) muestran los resultados utilizando ponderaciones a nivel de industria en la construcción del instrumento, como en la especificación de base en el texto principal. Las columnas (4)-(6) muestran los

resultados utilizando ponderaciones previas al *shock* a nivel de firma en el instrumento. Como puede verse, ninguno de los coeficientes estimados es estadísticamente significativo. Una vez más, esto se atribuye al hecho de que las firmas que exportaban a destinos de altos ingresos antes de los TLC ya tenían generalmente las cuatro jerarquías organizacionales y a la idea de que los cambios organizacionales necesarios en la firma solo ocurren en los exportadores a destinos de altos ingresos. Nuevamente, esto está en línea con la relevancia del margen de los entrantes.

5.3. Definición Alternativa de Destinos de Altos Ingresos

En el análisis principal del capítulo, se utilizó la clasificación estándar del Banco Mundial de países de ingresos altos. La idea de distinguir los destinos de las exportaciones se debe a las diferencias en la valoración de la calidad que se derivan de las diferencias en los ingresos. Aquí, se investiga la robustez de los resultados a la exclusión de algunos países en la lista del Banco Mundial, a saber, los países de la OPEP, así como algunos países que son islas en el Caribe. Los resultados se resumen en la Tabla 13. El Panel (a) muestra efectos positivos y significativos sobre la calidad de las exportaciones a países en la definición alternativa de destinos de ingresos altos; el Panel (b), a su vez, muestra que sólo las firmas exportadoras a estos destinos reorganizan sus jerarquías; y los Paneles (c) a (f) muestran que esta reorganización se lleva a cabo en términos de las jerarquías 1 y 2. La robustez de los resultados a una definición de países de ingresos altos alternativa se hace evidente.

Tabla 11
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Cambio Organizacional
Instrumentos Alternativos

	Arancel a Nivel Empresa IV			TCR a Nivel Empresa IV		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Número de Jerarquías						
Exportador de Altos Ingresos	0.123 (0.348)	-0.064 (0.237)		0.853 (0.926)	0.769 (0.892)	
Exportador		-0.151 (0.231)	-0.130 (0.236)		-0.152 (0.566)	-0.325 (0.504)
b) Jerarquía 0						
Exportador de Altos Ingresos	-0.095 (0.194)	0.224 (0.282)		-0.622 (0.456)	-0.461 (0.348)	
Exportador		0.258 (0.164)	0.185 (0.125)		0.294 (0.311)	0.398 (0.351)
c) Jerarquía 1						
Exportador de Altos Ingresos	0.106 (0.125)	-0.110 (0.142)		1.199 (0.849)	1.063 (0.763)	
Exportador		-0.175 (0.116)	-0.139 (0.096)		-0.249 (0.546)	-0.488 (0.408)
d) Jerarquía 2						
Exportador de Altos Ingresos	0.214 (0.174)	0.030 (0.105)		0.385 (0.361)	0.359 (0.350)	
Exportador		-0.149 (0.099)	-0.159 (0.105)		-0.047 (0.197)	-0.128 (0.123)
e) Jerarquía 3						
Exportador de Altos Ingresos	-0.101 (0.228)	-0.207 (0.234)		-0.110 (0.442)	-0.192 (0.428)	
Exportador		-0.086 (0.171)	-0.018 (0.152)		-0.150 (0.394)	-0.107 (0.365)
f) Calidad						
Exportador de Altos Ingresos	0.044 (0.371)	-0.022 (0.384)		0.678 (1.205)	0.467 (1.222)	
Exportador		-0.054 (0.239)	-0.046 (0.219)		-0.385 (0.565)	-0.490 (0.551)
Estadístico F IV débil	1.8	0.5	5.8	1.0	0.6	1.4
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: número total de jerarquías organizacionales (a); variable *dummy* indicadora de cada jerarquía específica (b-e) y calidad aproximada con el *demand shifter* estimado (f). Columnas (1)-(3): instrumentos basados en cambios arancelarios por TLC y exposición exportadora inicial de la empresa a cada destino. Columnas (4)-(6): instrumentos basados en cambios arancelarios por TLC y exposición exportadora inicial de la industria a cada destino. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos por año. Todas las regresiones incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1.

Tabla 12
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Cambio Organizacional
Exposición a los TLC a Nivel Firma

	Arancel a Nivel Empresa IV			Arancel a Nivel Industria IV		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Número de Jerarquías						
Exportaciones a Altos Ingresos/Ventas	-0.710 (0.891)	-0.750 (0.948)		-2.629 (1.964)	-2.700 (2.023)	
Exportaciones/Ventas		-0.331 (1.527)	0.466 (1.285)		1.301 (1.354)	1.148 (1.192)
b) Jerarquía 0						
Exportaciones a Altos Ingresos/Ventas	0.035 (0.466)	0.348 (0.734)		-1.506 (1.055)	-1.417 (1.100)	
Exportaciones/Ventas		2.604 (1.674)	2.233 (1.419)		-1.634 (1.266)	-1.715 (1.226)
c) Jerarquía 1						
Exportaciones a Altos Ingresos/Ventas	-0.712 (0.679)	-0.784 (0.719)		-0.740 (0.639)	-0.811 (0.700)	
Exportaciones/Ventas		-0.598 (0.885)	0.236 (0.619)		1.296* (0.706)	1.250** (0.627)
d) Jerarquía 2						
Exportaciones a Altos Ingresos/Ventas	-0.510 (0.526)	-0.550 (0.547)		-0.168 (0.677)	-0.291 (0.845)	
Exportaciones/Ventas		-0.334 (0.730)	0.252 (0.610)		2.271* (1.271)	2.255* (1.271)
e) Jerarquía 3						
Exportaciones a Altos Ingresos/Ventas	0.477 (0.642)	0.236 (0.765)		-0.216 (0.863)	-0.181 (0.823)	
Exportaciones/Ventas		-2.004 (1.392)	-2.255 (1.482)		-0.632 (0.710)	-0.642 (0.741)
f) Calidad						
Exportaciones a Altos Ingresos/Ventas	-1.957 (1.825)	-1.895 (1.817)		2.191 (2.020)	2.043 (2.131)	
Exportaciones/Ventas		0.519 (2.387)	2.534 (2.707)		2.737 (1.703)	2.852* (1.462)
Estadístico F IV débil	1.9	0.7	0.9	1.7	1.6	5.2
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: número total de jerarquías organizacionales (a); variable *dummy* indicadora de cada jerarquía específica (b-e) y calidad aproximada con el *demand shifter* estimado (f). Columnas (1)-(3): instrumentos basados en cambios arancelarios por TLC y exposición exportadora inicial de la empresa a cada destino. Columnas (4)-(6): instrumentos basados en cambios arancelarios por TLC y exposición exportadora inicial de la industria a cada destino. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos por año. Todas las regresiones incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1.

Tabla 13
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Cambio Organizacional
Definición Alternativa de Destinos de Altos Ingresos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
a) Número de Jerarquías						
Exportador de Altos Ingresos	0.195** (0.095)	0.251* (0.131)		0.211** (0.093)	0.266** (0.130)	
Exportador		-0.164 (0.191)	-0.119 (0.176)		-0.157 (0.191)	-0.108 (0.177)
b) Jerarquía 0						
Exportador de Altos Ingresos	-0.130 (0.096)	-0.113 (0.077)		-0.124 (0.095)	-0.107 (0.077)	
Exportador		-0.049 (0.084)	-0.069 (0.089)		-0.046 (0.082)	-0.066 (0.087)
c) Jerarquía 1						
Exportador de Altos Ingresos	0.130*** (0.044)	0.132*** (0.037)		0.132*** (0.045)	0.134*** (0.037)	
Exportador		-0.006 (0.049)	0.017 (0.049)		-0.006 (0.049)	0.019 (0.050)
d) Jerarquía 2						
Exportador de Altos Ingresos	0.221*** (0.079)	0.246** (0.096)		0.221*** (0.078)	0.246*** (0.094)	
Exportador		-0.071 (0.080)	-0.027 (0.075)		-0.071 (0.080)	-0.025 (0.076)
e) Jerarquía 3						
Exportador de Altos Ingresos	-0.027 (0.047)	-0.015 (0.059)		-0.019 (0.046)	-0.007 (0.059)	
Exportador		-0.037 (0.091)	-0.040 (0.086)		-0.034 (0.092)	-0.035 (0.086)
f) Calidad						
Exportador de Altos Ingresos	0.475** (0.209)	0.442** (0.217)		0.518*** (0.198)	0.478** (0.202)	
Exportador		0.097 (0.151)	0.175 (0.124)		0.113 (0.138)	0.201* (0.110)
Estadístico F IV débil	9.9	10.0	10.6	10.6	10.6	11.6
N	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: regresiones por VI-EF. Variables dependientes en la segunda etapa: número total de jerarquías organizacionales (a); variable *dummy* indicadora de cada jerarquía específica (b-e) y calidad aproximada con el *demand shifter* estimado (f). La definición alternativa de ingresos altos incluye a todos los países de la clasificación del Banco Mundial, excepto a los países de la OPEP y a las islas del Caribe. Los instrumentos son las tarifas TLC como en la especificación principal. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

6. Conclusiones

Las firmas que enfrentan *shocks* de demanda de exportaciones se reorganizan y amplían sus estructuras jerárquicas. Las firmas que exportan a destinos de altos ingresos venden productos de mayor calidad. En este capítulo, se investigó si existe una conexión entre estas dos ramas de la literatura. Utilizando datos de firmas chilenas, se encontró apoyo para tal vínculo: las firmas exportadoras a países de altos ingresos venden bienes de mayor calidad y, para ello, aumentan su complejidad organizativa general.

Se planteó una estrategia de variables instrumentales que explota variaciones plausiblemente exógenas en los aranceles derivados de los Tratados de Libre Comercio suscritos por Chile con Estados Unidos, la Unión Europea y Corea, así como con Mercosur, México, Costa Rica y El Salvador. Estos TLC con países de distintos niveles de ingreso permiten predecir la decisión de las firmas chilenas de exportar bienes a esos diferentes destinos. Estas decisiones a nivel de firma, causadas exógenamente por los cambios arancelarios, identifican los efectos causales de exportar a países de altos ingresos.

Los resultados de este capítulo son consistentes con Caliendo y Rossi-Hansberg (2012) y los modelos recientes de organización de la firma y comercio. La intuición detrás de estos vínculos es la idea de que producir productos de mayor calidad para vender en destinos de altos ingresos enfrenta a las firmas con problemas más complejos en diseño, ensamblaje, distribución, *marketing* y logística. En principio, estos problemas pueden resolverse de manera más eficiente en firmas más complejas con más jerarquías de producción. En particular, este estudio de la mecánica organizacional de las firmas chilenas indica que estas agregan jerarquías intermedias de supervisores del proceso general de producción. Estas mecánicas son consistentes con las teorías de las organizaciones basadas en el conocimiento.

Referencias

Adão, R., Kolesár, M., y Morales, E. (2019). “Shift-Share Designs: Theory and Inference,” *The Quarterly Journal of Economics*, 134(4), 1949-2010.

Agosin, M., y Bravo-Ortega, C. (2012). “The Emergence and Consolidation of the Chilean Wine Industry,” *Export Pioneers in Latin America*, 119-145.

Angrist, J. D., y Imbens, G. W. (1995). “Two-stage Least Squares Estimation of Average Causal Effects in Models with Variable Treatment Intensity,” *Journal of the American Statistical Association*, 90, 431-442.

Atkin, D., Khandelwal, A. K., y Osman, A. (2017). “Exporting and Firm Performance: Evidence from a Randomized Experiment,” *The Quarterly Journal of Economics*, 132(2), 551-615.

Autor, D., Dorn, D., y Hanson, G. (2013). “The China Syndrome: Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States,” *American Economic Review*, 103(6), 2121-2168.

Bastos, P., y Silva, J. (2010). “The Quality of a Firm’s Exports: Where You Export to Matters,” *Journal of International Economics*, 82(2), 99-111.

Bastos, P., Silva, J., y Verhoogen, E. (2018). “Export Destinations and Input Prices,” *American Economic Review*, 108(2), 353-392.

Bloom, N., Sadun, R., y Van Reenen, J. (2012). “Americans do IT better: US Multinationals and the Productivity Miracle,” *American Economic Review*, 102(1), 167-201.

Bloom, N., Eifert, B., Mahajan, A., McKenzie, D., y Roberts, J. (2013). “Does Management Matter? Evidence from India,” *The Quarterly Journal of Economics*, 128(1), 1-51.

Bloom, N., Manova, K., Van Reenen, J., Sun, S. T., y Yu, Z. (2020). “Trade and Management,” *Review of Economics and Statistics*, 103(3), 1-44.

Borusyak, K., Hull, P., y Jaravel, X. (2022). “Quasi-Experimental Shift-Share Research Designs,” *Review of Economic Studies*, 89(1), 181-213.

Brambilla, I., Lederman, D., y Porto, G. (2012). “Exports, Export Destinations, and Skills,” *American Economic Review*, 102(7), 3406-3438.

Brambilla, I., y Porto, G. (2016). “High-income Export Destinations, Quality and Wages,” *Journal of International Economics*, 98, 21-35.

Brambilla, I., Lederman, D., y Porto, G. (2019). “Exporting Firms and the Demand for Skilled Tasks,” *Canadian Journal of Economics*, 52(2), 763-783.

Broda, C., Greenfield, J., y Weinstein, D. (2006). “From Groundnuts to Globalization: A Structural Estimate of Trade and Growth,” National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 12512.

Bruhn, M., Karlan, D., y Schoar, A. (2018). “The Impact of Consulting services on Small and Medium Enterprises: Evidence from a Randomized Trial in Mexico,” *Journal of Political Economy*, 126(2), 635-687.

Bustos, P. (2011). “Trade Liberalization, Exports, and Technology Upgrading: Evidence on the Impact of MERCOSUR on Argentinian firms,” *American Economic Review*, 101(1), 304-340.

Caliendo, L. y Rossi-Hansberg, E. (2012). “The Impact of Trade on Organization and Productivity,” *The Quarterly Journal of Economics*, 127(3), 1393-1467.

Caliendo, L., Monte, F., y Rossi-Hansberg, E. (2015). “The Anatomy of French Production Hierarchies,” *Journal of Political Economy*, 123(4), 809-852.

Caliendo, L., Mion, G., Opromolla, L. D., y Rossi-Hansberg, E. (2020). “Productivity and Organization in Portuguese Firms,” *Journal of Political Economy*, 128(11), 4211-4257.

Crino, R., y Epifani, P. (2012). “Productivity, Quality and Export Behaviour,” *The Economic Journal*, 122(565), 1206-1243.

Fieler, A., Eslava, M., y Xu, D. (2018). “Trade, Quality Upgrading, and Input Linkages: Theory and Evidence from Colombia,” *American Economic Review*, 108(1), 109-146.

Friedrich, B. (2022). “Trade Shocks, Firm Hierarchies, and Wage Inequality,” *The Review of Economics and Statistics*, 104(4), 652-667.

Garcia-Marin, A., y Voigtländer, N. (2019). “Exporting and Plant-level Efficiency Gains: It’s in the Measure,” *Journal of Political Economy*, 127(4), 1777-1825.

Garicano, L. (2000). “Hierarchies and the Organization of Knowledge in Production,” *Journal of Political Economy*, 108(5), 874-904.

Garicano, L., y Rossi-Hansberg, E. (2006). “Organization and Inequality in a

Knowledge Economy,” *The Quarterly Journal of Economics*, 121(4), 1383-1435.

Goldsmith-Pinkham, P., Sorkin, I., y Swift, H. (2020). “Bartik Instruments: What, When, Why, and How,” *American Economic Review*, 110(8), 2586-2624.

Görg, H., Halpern, L., y Muraközy, B. (2010). “Why Do Within Firm-product Export Prices Differ Across Markets?,” Kiel Working Paper No. 1596.

Hakobyan, S., y McLaren, J. (2016). “Looking for Local Labor Market Effects of NAFTA,” *Review of Economics and Statistics*, 98(4), 728-741.

Hallak, J.C., y Sivadasan, J. (2013). “Product and Process Productivity: Implications for Quality Choice and Conditional Exporter Premia,” *Journal of International Economics*, 91(1), 53-67.

Hummels, D., Jørgensen, R., Munch, J., y Xiang, C. (2014). “The Wage Effects of Offshoring: Evidence from Danish Matched Worker-Firm Data,” *American Economic Review*, 104(6), 1597-1629.

Khandelwal, A., Schott, P., y Wei, S. (2013). “Trade Liberalization and Embedded Institutional Reform: Evidence from Chinese Exporters,” *American Economic Review*, 103(6), 2169-2195.

Kleibergen, F., y Paap, R. (2006). “Generalized Reduced Rank Tests Using the Singular Value Decomposition,” *Journal of Econometrics*, 133(1), 97-126.

Kugler, M., y Verhoogen, E. (2012). “Prices, Plant Size, and Product Quality,” *Review of Economic Studies*, 79(1), 307-339.

Lileeva, A., y Trefler, D. (2010). “Improved Access to Foreign Markets Raises Plant-level Productivity... for Some Plants,” *The Quarterly Journal of Economics*, 125(3), 1051-1099.

Manova, K., y Zhang, Z. (2012). “Export Prices Across Firms and Destinations,” *The Quarterly Journal of Economics*, 127(1), 379-436.

Matsuyama, K. (2007). “Beyond icebergs: Towards a Theory of Biased Globalization,” *The Review of Economic Studies*, 74(1), 237-253.

Mion, G., y Opromolla, L. (2014). “Managers’ Mobility, Trade Performance, and Wages,” *Journal of International Economics*, 94(1), 85-101.

Mion, G., Opromolla, L., y Sforza, A. (2022). “The Value of Managers’ Export Experience: Lessons from the Angolan Civil War,” mimeo.

Park, A., Yang, D., Shi, X., y Jiang, Y. (2010). "Exporting and Firm Performance: Chinese Exporters and the Asian Financial Crisis," *The Review of Economics and Statistics*, 92(4), 822-842.

Verhoogen, E. A. (2008). "Trade, Quality Upgrading, and Wage Inequality in the Mexican Manufacturing Sector," *The Quarterly Journal of Economics*, 123(2), 489-530.

Apéndice

A1. Construcción de las Jerarquías

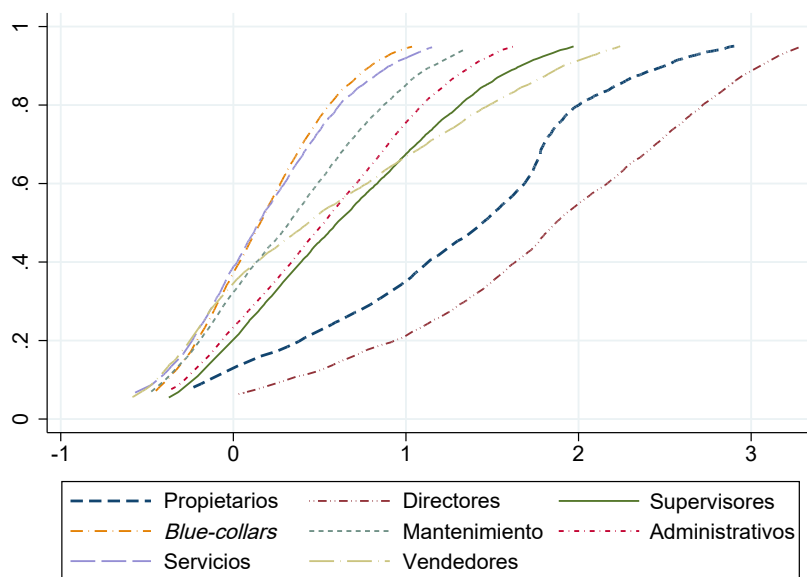
El módulo de empleo de la ENIA presenta información separada para los diferentes tipos de trabajadores que tienen diferentes roles en la organización: propietarios, directores, supervisores, trabajadores administrativos, obreros, auxiliares de producción, servicios y vendedores. Para cada categoría se conoce el número de trabajadores, la masa salarial y las horas de trabajo. Se sigue a Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg (2015) para construir cuatro jerarquías.

Con base en la teoría de las jerarquías basadas en el conocimiento, las jerarquías deben construirse de acuerdo con el conocimiento/rango de control de los diferentes tipos de trabajadores, los salarios ganados y el número total de horas trabajadas. Para clasificar la categoría de cada trabajador en jerarquías específicas, se calcula el logaritmo del salario promedio horario de la firma para cada tipo de trabajador y se dibujan las funciones de distribución acumulada en la Figura A1. Luego, se agrupan los tipos de trabajadores en jerarquías según las similitudes en esas funciones de distribución acumulada. Como resultado, la jerarquía 0 incluye trabajadores *blue-collar*, auxiliares de producción y trabajadores de servicios de mantenimiento. La jerarquía 1 comprende trabajadores administrativos dedicados a la contabilidad, actividades estadísticas, asuntos legales, diseño y *marketing*, etc. La jerarquía 2 está conformada por los supervisores, quienes controlan y administran el proceso de producción. Los directores y propietarios que reciben un salario son el nivel jerárquico más alto dentro de la organización, la jerarquía 3. Los vendedores no están incluidos en ninguna jerarquía, porque están fuera del proceso de producción y su función de distribución acumulada cruza a la de todos los tipos de trabajadores.¹⁷

¹⁷Se supone que las firmas tienen trabajadores en una categoría determinada si la firma informa una masa salarial positiva para esa clase de trabajadores. Este punto es particularmente relevante en el caso de los propietarios, dado que muchos de ellos (24 por ciento de las observaciones) participan activamente en las actividades de la firma pero no reciben un salario. Dado que el criterio principal para clasificar a los trabajadores en diferentes jerarquías se basa en las distribuciones de salario horario de las diferentes categorías de trabajadores, se decide no incluir a los propietarios que no reciben una remuneración fija en ninguna jerarquía. Sin embargo, los resultados principales se mantienen prácticamente sin cambios si se incluyen a los propietarios sin salario en la jerarquía 3, y también, si se excluyen a todos los propietarios (asalariados y no asalariados) de la jerarquía 3. En este último caso, la jerarquía 3 está formada solo por directores.

FIGURA A1

Funciones de distribución acumuladas del logaritmo del salario horario por categoría de trabajador



Notas: Esta figura muestra las funciones de distribución acumuladas del logaritmo del salario horario promedio de la firma para cada tipo de categoría de trabajadores informados en la encuesta ENIA.

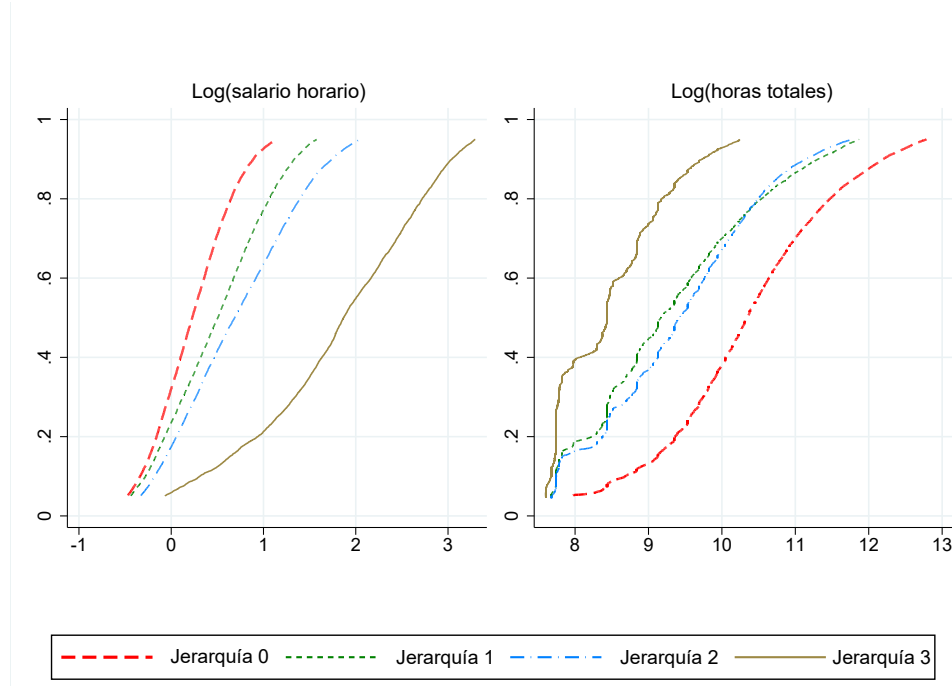
A2. Algunos Datos Sobre las Jerarquías Organizacionales de las Firmas Chilenas

La Figura A2 representa gráficamente las funciones de distribución acumuladas de los salarios horario promedio de la firma y el total de horas trabajadas (ambos en logaritmos) para cada jerarquía. El panel izquierdo muestra que estas funciones de distribución acumuladas son consistentes con la teoría basada en el conocimiento, es decir, las jerarquías inferiores/superiores ganan menos/más, lo que se deriva del criterio utilizado para construir las jerarquías. La teoría también señala que la firma típica debería usar menos/más horas de trabajo en jerarquías superiores/inferiores (Caliendo et al., 2015). Este patrón es muy claro para las jerarquías 0, 1, 3 ó 0, 2, 3. El orden entre las jerarquías 1 y 2 predicho por la teoría se cumple en términos de salario horario, pero no en términos de horas totales de trabajo. Esto significa que la firma típica contrata más trabajadores en el nivel 2 (supervisores) que en el nivel 1 (administrativos). Esto parece deberse al hecho de que entre las firmas manufactureras chilenas que tienen solo un nivel jerárquico, una fracción significativa (40.84 por ciento) tiene la jerarquía 2 como su única jerarquía.

La Tabla A2 muestra la distribución condicional de firmas por número de jerarquías. Las firmas de una jerarquía tienen la jerarquía 0 (57.6 por ciento) o la jerarquía 2 (40.84

FIGURA A2

Funciones de distribución acumuladas del logaritmo del salario horario por categoría de trabajador para cada jerarquía



Notas: Esta figura muestra las funciones de distribución acumuladas de los salarios horario promedio de la firma y el total de horas trabajadas (ambos en logaritmos) para cada jerarquía organizacional. Fuentes: ENIA-INE.

por ciento) como su única jerarquía organizacional. Es más probable que las firmas que comienzan con la jerarquía 0 agreguen la jerarquía 1 cuando se reestructuran, y luego las jerarquías 2 y 3, siguiendo la idea de tener un orden consecutivo de jerarquía, como se describe en Caliendo et al. (2015). Las firmas que comienzan con la jerarquía 2 también tienen más probabilidades de agregar la jerarquía 1 como su segunda jerarquía organizacional, luego la jerarquía 0 y finalmente la jerarquía 3.

La Tabla A3 reporta las transiciones organizacionales de las firmas de un año al siguiente, condicionadas al número de jerarquías en el año inicial. Tres hechos emergen de esta tabla: la mayoría de las firmas mantienen su estructura (alrededor del 70 por ciento de las empresas de 1, 2 y 3 jerarquías); las firmas más pequeñas tienen más probabilidades de salir del mercado; las firmas tienden a reestructurarse agregando o eliminando una jerarquía a la vez. Todos estos hechos son consistentes con la teoría previa y los hallazgos empíricos en Caliendo et al. (2015).

La Figura A3 muestra que la construcción de jerarquías de esta manera tiene una interpretación económica con sentido. La estructura organizativa de la firma (número de jerarquías) se correlaciona positivamente con las ventas totales de la firma, los salarios por

TABLA A2
Estructura de firmas condicional al número de jerarquías

	N	Fracción de firma-años con			
		1 Jerarquía	2 Jerarquías	3 Jerarquías	4 Jerarquías
A. Firma-años con 1 Jerarquía	1,653	59.41	4.05	34.79	1.75
B. Firma-años con 2 Jerarquías	3,944				
y Jerarquía 2		48.38	-	-	-
y Jerarquía 3		13.06	27.64	-	-
y Jerarquía 4		4.89	0.81	5.22	-
C. Firma-años con 3 Jerarquías	3,522				
y Jerarquías 2 y 3		61.39	-	-	-
y Jerarquías 2 y 4		17.06	-	-	-
y Jerarquías 3 y 4		5.54	16.01	-	-
D. Firma-años con 4 Jerarquías	3,992	<i>Tienen todas las jerarquías</i>			

Notas: Esta tabla informa la distribución de combinaciones de jerarquías para firmas con diferente número de jerarquías (1, 2, 3 y 4). Cada celda reporta la fracción de años-firmas con la estructura dada, condicionada al número de jerarquías. Los números en cada bloque (A, B y C) suman 100. Las firmas con 4 jerarquías tienen todas las jerarquías. Fuentes. ENIA-INE.

TABLA A3
Transición de Jerarquías

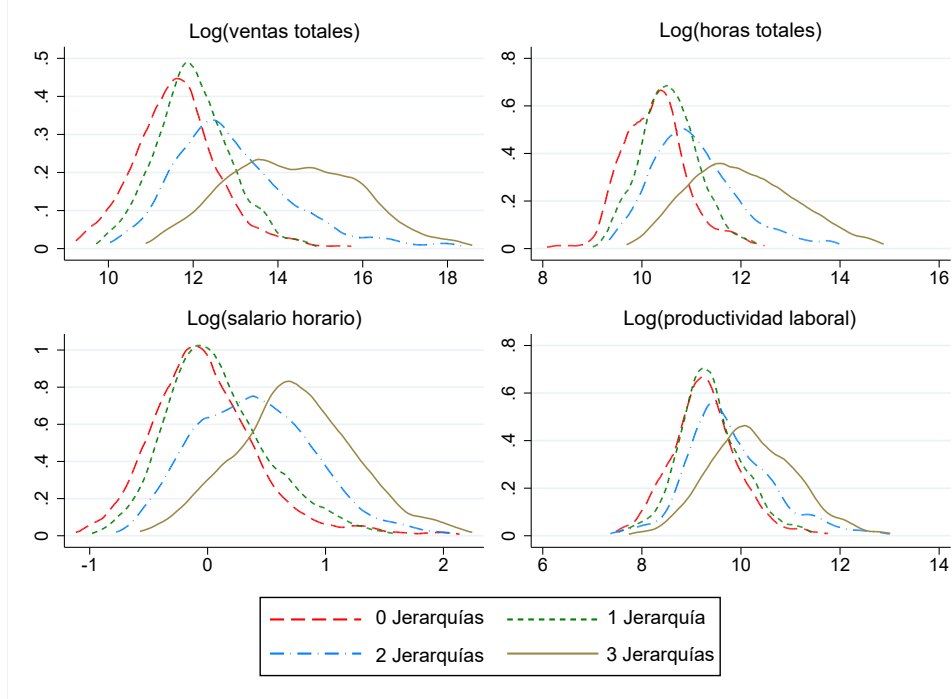
Número de jerarquías en t	Número de jerarquías en t+1					
	Salida	1	2	3	4	
1	14.7	70.4	11.3	2.7	0.9	100
2	11.0	6.3	70.8	9.7	2.1	100
3	9.9	1.5	8.2	68.8	11.5	100
4	8.2	0.4	1.4	7.5	82.5	100

Notas: Esta tabla reporta la distribución del número de jerarquías en t+1 condicional al número de jerarquías en t (1, 2, 3 y 4). Se debe tener en cuenta que las firmas pueden salir del mercado en t+1. Los números en cada fila suman 100. Fuentes. ENIA-INE.

hora, el total de horas de trabajo y la productividad laboral. Estos hallazgos están en línea con trabajos previos para Francia (Caliendo et al., 2015) y Dinamarca (Friedrich, 2022).

FIGURA A3

Distribuciones de Kernel para firmas con diferente número de jerarquías



Notas: Esta figura muestra las funciones de distribución de Kernel de las ventas totales de la firma, el total de horas, el salario promedio por hora y la productividad laboral (todo en logaritmos) para firmas con diferentes números de jerarquías (1, 2, 3 y 4). Fuentes. ENIA-INE.

A3. Minimización de Costos

Condiciona tanto en la cantidad q como la calidad θ , el problema de minimización de costos es el mismo que en Caliendo y Rossi-Hansberg (2012). La condición de primer orden con respecto a z_L^0 es

$$c + \lambda(\theta)(cz_L^0 + 1) - \phi \frac{\lambda(\theta)A}{w} = 0, \quad (6.1)$$

donde ϕ es el multiplicador de *lagrange* de la restricción de producción y, por lo tanto, es el costo marginal. Las condiciones de primer orden con respecto a z_L^l , para $0 < l < L$, son

$$he^{-\lambda(\theta)Z_L^{l-1}}c + \lambda(\theta)(cz_L^0 + 1) + \lambda(\theta)h \sum_{k=0}^{l-1} e^{-\lambda(\theta)Z_L^k}(cz_L^{k+1} + 1) - \phi \frac{\lambda(\theta)A}{w} = 0. \quad (6.2)$$

Finalmente, la condición de primer orden con respecto a z_L^L (el conocimiento del empresario) es

$$c - \phi \frac{\lambda(\theta)A}{wh} e^{-\lambda(\theta)z_L^L} = 0. \quad (6.3)$$

Las restricciones (3.6)-(3.8) también se cumplen.

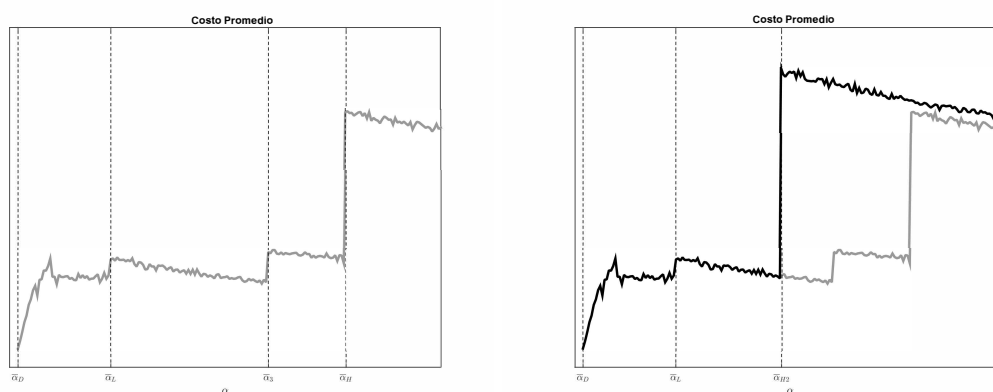
A4. Resultados Adicionales: Costos Medios y Eficiencia

Este apéndice incluye resultados adicionales sobre costos medios y eficiencia. En un modelo sin consideraciones de calidad, exportar aumenta la escala de la firma. Como respuesta a esto, las firmas agregan jerarquías, el costo medio generalmente disminuye con las ventas y la firma se vuelve más eficiente. El costo medio es, por lo tanto, una buena medida de la productividad de la firma. En el modelo de este capítulo, este no es necesariamente el caso porque exportar, y en particular exportar a países de altos ingresos, implica una mejora de la calidad que es costosa. Esto se puede ver más claramente en el modelo teórico. El Panel (a) de la Figura A4 muestra el costo medio en función de α , el parámetro exógeno que caracteriza a cada firma. En el gráfico se observa que el costo medio no necesariamente disminuye a medida que las firmas se superponen, especialmente cuando esta superposición ocurre junto con la provisión de mayor calidad. Los costos medios no capturan necesariamente los efectos de eficiencia de la reorganización.

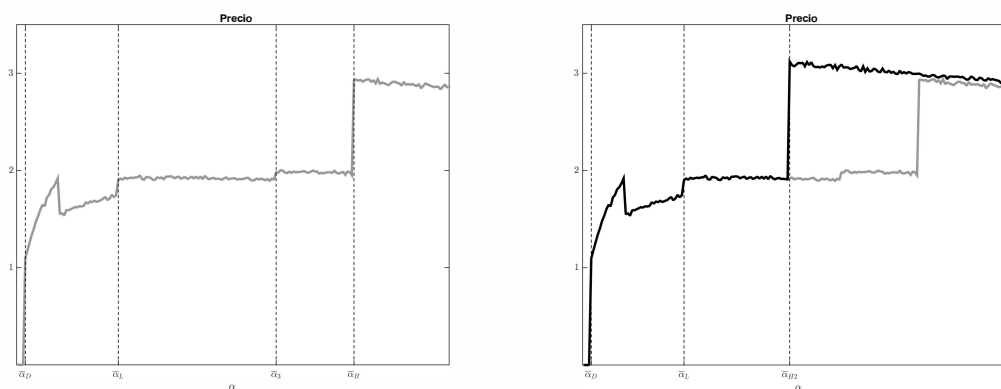
Esto también se puede ver en los datos. Las firmas reportan costos y cantidades totales y el costo variable es la relación entre estas dos variables. La Tabla A4 muestra los resultados regresar el costo medio en el estatus exportador de la firma (tanto a países de altos ingresos como de exportación en general) como en la especificación principal del capítulo. El impacto de exportar en los costos medios nunca es estadísticamente significativo, en ambos modelos sin o con el tamaño de la firma como control. Esto refleja las tensiones entre el efecto productividad negativo de la reorganización sobre los costos y el efecto positivo de la mejora de la calidad.

Otra manifestación de estos fenómenos es el perfil de precios. En el Panel (b) de la Figura A4, se representan los precios óptimos que cobran las firmas con diferentes α . Este precio está aumentando en α y muestra saltos discretos a medida que la calidad del producto aumenta con las exportaciones.

Figura A4
 Empresas Exportadoras a Destinos de Altos Ingresos
 Precios y Costos Medios



(a) Costos Medios



(b) Precios

Solución numérica para la calidad θ (Panel (a)) y el número de jerarquías (Panel (b)). Panel izquierdo: resultados de base (en gris); Panel derecho: modelo de menor costo comercial (en negro). El conjunto de parámetros es: $A = 5$, $w = 2$, $\lambda_0 = 1$, $h = 0.8$, $b_0 = 0$, $b_1 = 2$, $b_2 = 1.5$; $\sigma = 5$, $\iota_D = \iota_L = 3$, $\iota_H = 3.8$, $R_D = 25$; $R_L = R_H = 70$, $F_L = 2$, $F_H = 7$. Costos comerciales de base, $\tau_{DL} = \tau_{DH} = 1.2$; costos comerciales *shockeados* para los países de altos ingresos $\tau'_{DH} = 1.1$.

Tabla A4
Exportaciones a Destinos de Altos Ingresos y Costos Medios

	MCO			MC2E					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Log(Costo Promedio)									
Exportador de Altos Ingresos	0.041 (0.033)	0.035 (0.033)		-0.262 (0.204)	-0.324 (0.228)		-0.245 (0.204)	-0.312 (0.230)	
Exportador		0.012 (0.039)	0.027 (0.038)		0.197 (0.167)	0.148 (0.154)		0.206 (0.167)	0.158 (0.152)
Estadístico F IV débil				14.3	11.1	18.2	15.1	11.8	18.2
N	13080	13080	13080	13049	13049	13049	13049	13049	13049
Efectos fijos por Firma	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Iniciales*Año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Log(ventas)	No	No	No	No	No	No	Sí	Sí	Sí

Notas: regresiones por VI-EF. Variable dependiente en la segunda etapa: logaritmo del costo medio (costo total sobre cantidad). Los instrumentos son las tarifas de TLC como en la especificación principal. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por firma y por año y condiciones iniciales (variable indicadora de la situación exportadora en 2001) interactuadas con los efectos fijos por año. Las columnas (4)-(6) también incluyen el logaritmo de las ventas como control del tamaño de la firma. Los errores estándar se *clusterizan* a 4 dígitos del CIU Rev. 3. El estadístico *F* corresponde al test de Kleibergen y Paap (2006) para instrumentos débiles. Significatividad: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Parte II

SEGUNDO CAPÍTULO:

El Impacto de los Robots en América

Latina:

Evidencia de Mercados Laborales Locales

1. Introducción

El debate sobre el impacto de los robots en el futuro del trabajo a menudo se polariza entre quienes prevén oportunidades ilimitadas y quienes predicen una destrucción masiva de puestos de trabajo. Si bien esta no es la primera vez que la automatización y las nuevas tecnologías amenazan una gran cantidad de puestos de trabajo, el desarrollo de robots totalmente autónomos, flexibles y versátiles es parte de un avance notable solo logrado en los últimos años. Los robots modernos ahora pueden realizar una amplia gama de actividades, como soldar, pintar, ensamblar, empaquetar, etiquetar y transportar con alta velocidad y precisión, a diferencia de los avances tecnológicos anteriores.

El impacto teórico de los robots en la demanda de trabajo, salarios y empleo es ambiguo. El marco de tareas de Acemoglu y Restrepo (2019) describe dos mecanismos compensatorios principales: (i) un efecto de desplazamiento que tiende a reducir la demanda de mano de obra y salarios porque los robots realizan tareas que antes realizaban los trabajadores; mientras que (ii) un efecto de reincorporación que surge de las ganancias de productividad aumenta la demanda de mano de obra tanto en los sectores automatizados como en los que no lo son.¹⁸ Estos efectos dependen fundamentalmente del grado de movilidad laboral y, también, de la distribución de las ganancias de las tecnologías de automatización (Gregory, Salomons y Zierahn, 2021). También hay efectos indirectos porque las firmas que adoptan robots pueden expandirse a expensas de sus competidores, alterando la estructura del mercado. Además, si la automatización cambia los precios relativos, podrían ocurrir cambios en los patrones de consumo.

En este capítulo se estudia el efecto de los robots en variables de resultado del mercado laboral local en las tres economías más grandes de América Latina: Argentina, Brasil y México. Durante los últimos quince años, la adopción de robots ha dado un gran salto en estos países. El stock de robots pasó de ser prácticamente nulo en 2004 a 2,000 en 2016 en Argentina, de 200 a más de 10,000 en Brasil y de 2,500 a 20,000 en México (Federación Internacional de Robótica, IFR). El trabajo se enfoca en el impacto de la robotización en el desempleo local, los niveles de empleo, los salarios y la informalidad laboral, siendo esta última una característica distintiva de los mercados laborales en los países en desarrollo. La mayor flexibilidad que aportan los arreglos laborales informales actúa como un amortiguador (*buffer*) de los impactos negativos que los *shocks* exógenos

¹⁸ Autor y Salomons (2018) desglosan este efecto en cuatro componentes: efectos de producción de la propia industria, efectos de entrada-salida, cambios entre industrias y efectos de la demanda final.

pueden tener sobre el desempleo.¹⁹

El enfoque empírico del capítulo se basa en regresiones a nivel de distrito de variables de resultado del mercado laboral en la exposición a los robots. Esto permite estimar el efecto de equilibrio general de los robots que operan a nivel del mercado laboral local, considerando que los trabajadores pueden moverse entre empresas, ocupaciones, industrias y trabajos formales e informales en respuesta a la adopción de robots, al tiempo que se supone que no hay efectos de derrame entre unidades geográficas.

Se construyen variables de resultado del mercado laboral a nivel de distrito agregando información a nivel individual de encuestas de hogares. Con respecto a los robots, no se dispone de una medida directa de la adopción de robots a nivel de distrito. Por lo tanto, se define una exposición de tipo *Bartik* basada en información sobre las compras de robots a nivel industrial y la participación inicial de cada industria en el empleo total del distrito. Esta definición explota el hecho de que diferentes unidades geográficas experimentaron una exposición heterogénea a los robots industriales según su composición industrial inicial. Industrias como la automotriz, del caucho y del plástico, maquinaria industrial, productos metálicos y alimentos y bebidas adoptaron robots industriales a un ritmo muy por encima del promedio, lo que hizo que los mercados laborales locales especializados en estas industrias estuvieran muy expuestos a la robotización. En comparación, las unidades geográficas con una gran fracción del empleo ocupado en agricultura, textiles, madera y muebles, papel e imprenta, construcción o servicios quedaron apenas expuestas a la adopción de robots.

La exposición a los robots es potencialmente endógena porque las condiciones de los mercados laborales pueden influir en las decisiones de las empresas para invertir en robótica. Para dar cuenta de este problema, se adopta el enfoque de variables instrumentales de Acemoglu y Restrepo (2020) basado en la adopción de robots a nivel industrial en los países europeos como una fuente exógena de variación en la exposición a los robots. La adopción de robots en los países europeos, que están tecnológicamente por delante de América Latina, captura los cambios en la oferta de la industria, como los avances en tecnología, disponibilidad y precios. El instrumento aísla el crecimiento en el uso de robots que se debe al cambio tecnológico exógeno. Los principales supuestos de

¹⁹Esta idea está respaldada por evidencia empírica sobre los efectos del comercio en los mercados laborales en presencia de regulaciones y fricciones a la movilidad laboral (Goldberg y Pavcnik, 2003; Paz, 2014; Arias, Artuc, Lederman y Rojas, 2018; Dix-Carneiro y Kovak, 2019; César, Falcone y Gasparini, 2021; Dix-Carneiro, Goldberg, Meghir y Ulyssea, 2021; Ponczek y Ulyssea, 2022). Para una revisión de la relación entre informalidad y desarrollo ver La Porta y Shleifer (2014) y Ulyssea (2020).

identificación son (i) que la evolución del stock promedio de robots a nivel de industria en los países europeos no está correlacionada con los *shocks* en América Latina, y (ii) que los distritos con una mayor participación inicial de mano de obra asignada a industrias con los mayores avances en robótica no se ven afectados de manera diferente por otras perturbaciones o tendencias del mercado laboral.

Los hallazgos del trabajo son que los distritos más expuestos a los robots tuvieron un peor desempeño relativo en términos de desempleo e informalidad laboral. Específicamente, un aumento de 0.027 robots por cada mil trabajadores, que es el cambio anual promedio en la exposición a robots durante 2004–2016, lleva a un aumento relativo en la tasa de desempleo de 0.10 puntos porcentuales y a un aumento en la tasa de informalidad laboral de 0.23 puntos porcentuales. Las pérdidas salariales se concentran en los trabajadores de mediana edad (36–49) en trabajos asalariados formales y en los trabajadores de mayor edad (50–65) en trabajos asalariados informales. Dado que durante el período bajo estudio la mayoría de los distritos experimentaron una mejora en los indicadores del mercado laboral, estas estimaciones sugieren que las ubicaciones que experimentaron un crecimiento más rápido en la exposición a los robots lograron ganancias menores que las áreas menos expuestas. Se debe tener en cuenta que esta estrategia de estimación ofrece efectos relativos en todos los distritos, pero no puede identificar el nivel de los efectos.

Los resultados indican que los robots reemplazan principalmente los trabajos formales, en línea con la idea de que estas máquinas realizan tareas de producción riesgosas e insalubres que antes realizaban los trabajadores formales. Los impactos de los robots en el desempleo y la informalidad son decrecientes en la edad y la educación, y prácticamente no son significativos para los trabajadores mayores y altamente calificados. Los resultados también muestran que el sector informal actúa como un amortiguador del desempleo, especialmente para las personas jóvenes y semicalificadas, que encuentran menos oportunidades de trabajo asalariado formal y terminan en trabajos informales o trabajando por cuenta propia. Este hallazgo está en línea con la literatura sobre comercio y mercados laborales, que sugiere que en los países en desarrollo la informalidad actúa como un *buffer* que contiene los impactos negativos que los *shocks* exógenos pueden tener sobre el desempleo.

Las estimaciones son robustas a la exclusión de la industria automotriz (que presenta la mayor adopción de robots), el cálculo alternativo de errores estándar, diferentes definiciones de las variables de resultado y de las variables instrumentales, la eliminación de valores atípicos, la exclusión de los años de la crisis financiera mundial (2008–2010), la

no utilización de ponderadores de población y la exclusión de distritos capitales.

Este capítulo se relaciona con una literatura creciente que estudia los efectos de los robots industriales en los mercados laborales. La mayoría de los artículos documentan un impacto negativo de los robots en el empleo y los salarios de los trabajadores no calificados, mientras que el efecto en el empleo total depende del contexto. El trabajo pionero de Graetz y Michaels (2018) estudia el efecto de los robots en 17 países desarrollados desde 1993 hasta 2007 y descubre que los robots aumentaron la productividad laboral, redujeron los precios de producción y redujeron la proporción de empleo de trabajadores poco calificados. Acemoglu y Restrepo (2020) documentan que el uso de robots ha tenido un fuerte impacto negativo en el empleo y los salarios en los mercados laborales locales (*commuting zones*) de EE.UU. Otros artículos que argumentan que la adopción de robots tiene efectos negativos en grupos de trabajadores son Webb (2020), Dauth et al. (2021) y Humlum (2021). Acemoglu et al. (2020) muestran que las empresas francesas que adoptaron robots entre 2010 y 2015 reducen sus costos y se expanden a expensas de los competidores. Koch, Manuylov y Smolka (2021) informan un hallazgo similar para las empresas manufactureras españolas y enfatizan la complementariedad entre los robots y la exportación para impulsar la productividad. Moll, Rachel y Restrepo (2021) argumentan que los beneficios de la automatización se acumulan para los trabajadores altamente calificados y también para los propietarios del capital, lo que aumenta la desigualdad al aumentar los rendimientos de la riqueza y al provocar el estancamiento de los salarios en la parte inferior de la distribución del ingreso. Por el lado de los determinantes, Acemoglu y Restrepo (2021) señalan que el envejecimiento conduce a una mayor automatización industrial porque genera escasez de trabajadores jóvenes especializados en tareas manuales de producción.

La principal contribución de este capítulo es extender el análisis del impacto del proceso de robotización al mundo en desarrollo. Si bien la mayor parte de la evidencia sobre el impacto de los robots se centra en las economías desarrolladas, o sus efectos en terceros países a través de la relocalización y el comercio (Faber, 2020, Artuc et al., 2020, Kugler et al., 2020), la adopción de robots se ha acelerado durante las últimas décadas también en los países en desarrollo, y esta tendencia puede continuar en el futuro cercano. Al extender el análisis a los países en desarrollo, es posible resaltar un margen de ajuste diferente al *shock* tecnológico generado por la incorporación de robots al proceso productivo: la informalidad laboral. En particular, se muestra que los robots reemplazan en su mayoría trabajos asalariados formales y que algunos trabajadores encuentran refugio en el sector informal, amortiguando el impacto del *shock* tecnológico en el empleo.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente manera. La Sección 2 describe los datos y la medida de la exposición a los robots. La Sección 3 analiza la estrategia empírica y los supuestos de identificación. La Sección 4 presenta los resultados empíricos, pruebas de pre-tendencias y ejercicios de robustez. La Sección 5 concluye. En el apéndice se muestran tablas y figuras adicionales.

2. Datos

Las variables de resultado del mercado laboral se construyen a partir de encuestas de hogares de 2004 a 2016. Los años disponibles son 2004–2016 para Argentina (*Encuesta Permanente de Hogares*, EPH); 2004–2009 y 2011–2015 para Brasil (*Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios*, PNAD); 2004, 2005, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014 y 2016 para México (*Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares*, ENIGH). Las encuestas de hogares forman parte de la Base de Datos Socioeconómicos para América Latina y el Caribe (SEDLAC). Las bases cuentan con información a nivel individual sobre características demográficas, características laborales, ingresos, industria de afiliación y ocupación, todo homogeneizado y comparable entre países y años.

Los datos individuales se agregan para construir la tasa de desempleo, la tasa de informalidad, el número de trabajos asalariados informales, el número de trabajos asalariados formales, el número de trabajos por cuenta propia, el salario promedio de los trabajadores asalariados informales, el salario promedio de los trabajadores asalariados formales y el ingreso promedio del trabajo por cuenta propia, todos a nivel distrito. La tasa de desempleo es la proporción de adultos en la fuerza laboral que han estado buscando trabajo activamente en el último mes. La tasa de informalidad laboral es la fracción de trabajadores asalariados que no cotizan a ningún fondo de pensiones y no tienen derecho a recibir una pensión contributiva al jubilarse. Los ingresos laborales se expresan en USD constantes PPA de 2011. Los ponderadores individuales se utilizan para calcular todas las variables a nivel de distrito y son representativas a nivel de distrito.

La Tabla A1 en el apéndice muestra las estadísticas descriptivas del primer y último año de cada encuesta. Se reporta el promedio y la desviación estándar (entre paréntesis) en todos los distritos. Hay 32 distritos en Argentina, 27 en Brasil y 32 en México. Las unidades de análisis son los aglomerados de Argentina y los estados federales de Brasil y México. Se restringe la muestra a áreas urbanas, donde se ha producido la concentración de adopción de robots. En los casos de Argentina y Brasil se han producido caídas en la informalidad laboral, caídas en el número de empleos asalariados informales y aumentos significativos en los salarios medios. En México ha habido incrementos en la tasa de ocupación y también en la tasa de informalidad. Los salarios han aumentado moderadamente y los ingresos del trabajo por cuenta propia han disminuido notablemente. En los tres países ha habido incrementos tanto en el número de empleos asalariados formales como en el número de empleos por cuenta propia. Al comienzo de la muestra, las tasas de desempleo eran 12.3,

9.8 y 3.8 por ciento en Argentina, Brasil y México, respectivamente. La informalidad es un fenómeno prevalente en América Latina con tasas de 47.3, 30.6 y 53.7 por ciento al inicio de la muestra. El salario formal promedio mensual era de 941, 651 y 871 USD constantes de 2011 corregido por PPA. El ingreso promedio mensual del trabajo por cuenta propia era de 669, 573 y 581 USD, y los salarios informales aún menores (482, 322 y 516 USD).

Una segunda fuente de información utilizada son datos compilados por la Federación Internacional de Robótica (IFR). IFR realiza encuestas anuales sobre la cantidad de robots industriales que los fabricantes de robots envían a empresas de todo el mundo. Un robot industrial es definido por IFR de acuerdo con la Organización Internacional de Normalización (ISO 8373:2012) como un “manipulador multipropósito controlado automáticamente, (re)programable en tres o más ejes, que puede ser fijo en su lugar o móvil para uso en aplicaciones de automatización industrial”. Estos dispositivos pueden realizar una amplia gama de tareas, como soldadura, pintura, embalaje y transporte, con muy poca participación humana. La IFR utiliza su propia clasificación industrial, que sigue de cerca la revisión 4 de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU). Hay seis sectores no manufactureros: agricultura, silvicultura y pesca; minas y canteras; suministro de electricidad, gas y agua; construcción; educación, investigación y desarrollo; y otros no manufactureros; y hay quince sectores manufactureros: alimentos y bebidas; textiles y prendas de vestir; madera y muebles; papel e imprenta; productos farmacéuticos y cosméticos; productos químicos; caucho y plásticos; vidrio, piedra y minerales; metales básicos; productos metálicos; electrónica; maquinaria industrial; automotor; industrias aeroespacial y de construcción naval; y fabricación miscelánea.

La automotriz es la industria con mayor adopción de robots en todos los países, hecho que será considerado en el análisis empírico. Otras industrias, como la del caucho y los plásticos, la maquinaria industrial, los productos metálicos y los alimentos y bebidas, también emplean una gran cantidad de robots. Por otro lado, sectores como agricultura, minería, textiles, madera y muebles, papel e impresión, construcción y servicios no son intensivos en el uso de robots.²⁰

Se juntan las encuestas de hogares con los datos de IFR a nivel de industria. Esta combinación permite construir una medida de exposición a los robots a nivel de industria, definida como el stock de robots por cada mil trabajadores. Se explota el hecho de que la composición del empleo industrial varía entre distritos para construir una medida de

²⁰La Figura A1 en el apéndice muestra el stock de robots a nivel de industria para el año 2016 en cada país.

exposición a los robots a nivel de distrito. Se define la exposición a los robots a nivel de distrito como un promedio ponderado de robots por cada mil trabajadores en todas las industrias, donde las participaciones de la industria en el empleo total del distrito se utilizan como ponderaciones.

Formalmente, la exposición a robots en el distrito i del país c en el momento t se define como:

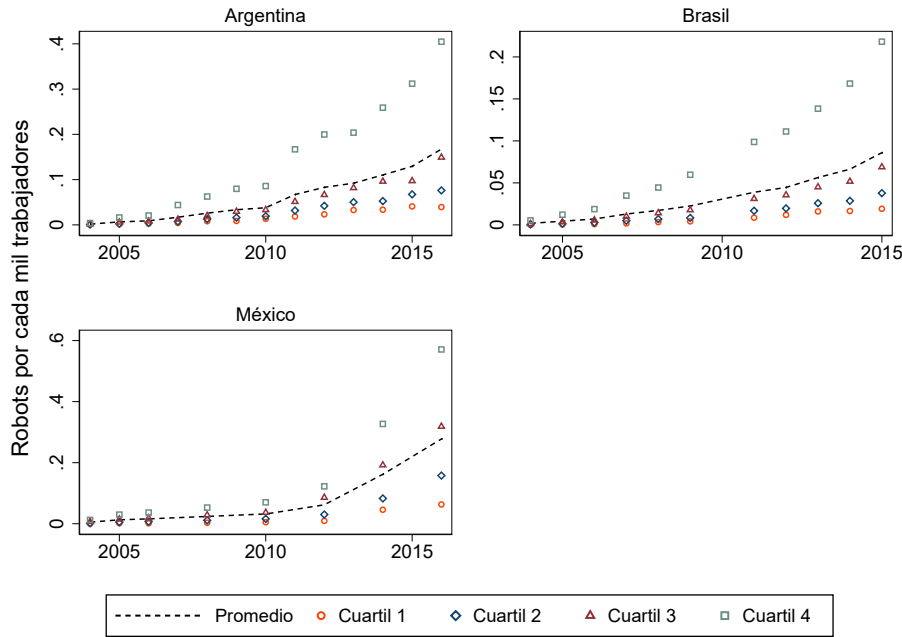
$$ER_{ict} = \sum_j \left(\frac{L_{jic,t=0}}{L_{ic,t=0}} \right) \left(\frac{Stock\ Robots_{jct}}{L_{jct}/1000} \right) \quad (2.1)$$

donde j indexa industrias. $Stock\ Robots_{jct}$ es el stock de robots de la industria a nivel país-año, L_{jic} es el número de trabajadores de la industria j en el distrito i del país c y L_{ic} es el número de trabajadores a nivel distrital en cada país. Las ponderaciones se calculan como la participación *inicial* de la industria en el empleo del distrito, y no varían a lo largo del tiempo para que la medida de exposición a los robots no refleje cambios temporales en la composición del empleo.²¹

La Figura 1 presenta la evolución de la exposición a los robots en cada país. Esta muestra la exposición promedio a los robots en todos los distritos y por separado por cuartiles de exposición. La exposición a robots creció significativamente entre 2004 y 2016, desde valores cercanos a cero hasta 0.17, 0.09 y 0.28 robots por cada mil trabajadores en Argentina, Brasil y México, respectivamente. Si bien algunos distritos experimentaron un fuerte aumento en la exposición a los robots, otros permanecieron apenas expuestos. Las diferencias en la exposición promedio a robots entre distritos en el primer y cuarto cuartil en 2016 oscilan entre 0.04 y 0.40 en Argentina, 0.02 y 0.22 en Brasil y 0.06 y 0.57 en México.

²¹La participación de la industria en el empleo se construye con datos previos a la muestra de 1992–1994. Los resultados son robustos a usar diferentes años de datos o solo un año de datos.

Figura 1
Exposición Media a Robots por País y Cuartiles de Exposición



Notas: Exposición a robots calculada a partir de la ecuación (2.1) y promediada en todos los distritos de cada país y por separado por país-cuartil de exposición. La exposición del distrito a los robots está ponderada por la participación del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. Cálculos propios utilizando datos de IFR y encuestas de hogares.

3. Estrategia Empírica

Se estiman regresiones a nivel de distrito que explotan la variabilidad en los resultados del mercado laboral y la exposición a los robots a lo largo del tiempo y entre distritos dentro de cada país. La ecuación de regresión de base es:

$$Y_{ict} = \beta_0 + \beta_1 ER_{ict} + x'_{ict} \beta_2 + \alpha_i + \delta_{ct} + \varepsilon_{ict} \quad (3.1)$$

donde i , c y t indexan distritos, países y tiempo, respectivamente. Las variables de resultado, representadas por Y , son la tasa de desempleo, la tasa de informalidad laboral, el (log) número de empleos formales asalariados, el (log) número de empleos informales asalariados, el (log) número de empleos por cuenta propia, el (log) salario medio formal, el (log) salario medio informal y el (log) ingreso medio del trabajo por cuenta propia. La variable explicativa ER es la exposición a robots por cada mil trabajadores a nivel distrital; x son variables de control, α_i son efectos fijos de distrito, δ_{ct} son efectos fijos de año interactuados con las *dummies* de los países y ε_{it} es un error con media cero. Los efectos fijos a nivel de distrito capturan la heterogeneidad no observada invariante en el

tiempo entre los distritos. Los efectos fijos por país×año controlan por *shocks* variables en el tiempo entre países. Los resultados se identifican mediante la explotación de la variación del tipo *within* del distrito en la exposición a los robots y los resultados en cada país a lo largo del tiempo.

Si bien el impacto de la exposición a los robots en los resultados del mercado laboral puede variar según el país, la cantidad de distritos en cada país no es lo suficientemente grande como para estimar efectos heterogéneos entre países. Por lo tanto, se agrupan los distritos de Argentina, Brasil y México y se estiman los efectos promedio en los tres países.

La exposición a los robots es potencialmente endógena porque las condiciones del mercado laboral pueden tener un impacto en las decisiones de las firmas de invertir en robótica.²² Para dar cuenta de este problema, se adopta un diseño de variables instrumentales similar al de Acemoglu y Restrepo (2020). Para identificar el componente de exposición a los robots impulsado por cambios exógenos en la tecnología, se instrumenta la variable independiente con la exposición promedio de la industria a los robots en 23 países europeos, que son todos los países con información completa y comparable en los conjuntos de datos de IFR y EU KLEMS.²³ Esta medida se construye como:

$$ER_{ict}^{VI} = \sum_j \left(\frac{L_{jic,t=0}}{L_{ic,t=0}} \right) \left(\frac{1}{23} \sum_{k \in Europe} \frac{Stock\ Robots_{kjt}}{L_{kjt}/1000} \right), \quad (3.2)$$

donde j y k indexan industrias y países europeos, respectivamente; $\frac{Robot\ Stock_{kjt}}{L_{kjt}/1000}$ es el stock de robots por cada mil trabajadores en cada par industria-país. Se construye la variable instrumental a nivel de distrito como la exposición promedio de la industria a los robots en los 23 países europeos ponderada por la participación inicial de la industria en el empleo del distrito i . Los datos de empleo a nivel de industria para los países europeos se obtuvieron de la base de datos EU KLEMS (Versión 2019). La correlación no condicionada de la primera etapa entre ER_{it} y ER_{it}^{VI} es fuerte, con un coeficiente lineal de 0.174, un error estándar de 0.022 y un R-cuadrado de 0.773 (Figura A2 en el apéndice).

La idea de la estrategia de identificación es explotar el hecho de que los países europeos están por delante de América Latina en términos de robotización. La variación

²² Además, la exposición a los robots puede estar sujeta a errores de medición y el modelo de regresión puede estar expuesto al sesgo de variables omitidas. Los resultados del trabajo son consistentes con la existencia de *shocks* locales no observados que afectan positivamente tanto las condiciones del mercado laboral como la adopción de robots. Se retrasa esta discusión para más adelante.

²³ Los países son Austria, Bélgica, República Checa, Dinamarca, Estonia, Finlandia, Francia, Alemania, Grecia, Hungría, Irlanda, Italia, Lituania, Letonia, Países Bajos, Polonia, Portugal, Rumania, Eslovaquia, Eslovenia, España, Suecia y Reino Unido.

en la adopción de robots en Europa entre industrias y a lo largo del tiempo captura avances en tecnología, disponibilidad y precios que son factores de cambio exógenos en la oferta para la adopción de robots en América Latina. Los supuestos de identificación son: (i) que la evolución de la exposición promedio de la industria a los robots en los países europeos no está correlacionada con los *shocks* en América Latina; y (ii) que los distritos con una mayor participación inicial de mano de obra asignada a industrias con mayores avances en tecnología robótica no se vean afectados de manera diferente por otras perturbaciones o tendencias del mercado laboral.

Como ejercicios de robustez, se construyen dos instrumentos alternativos. Primero, se calcula una medida ponderada de la exposición a los robots en Europa con ponderaciones dadas por la inversa de la participación exportadora de cada país europeo a cada país latinoamericano, para abordar parcialmente la preocupación de que la adopción de robots en Europa pueda afectar a América Latina a través de la competencia comercial y la reducción del fenómeno de *offshoring*. En segundo lugar, se calcula la exposición promedio de la industria a los robots en los cinco países europeos utilizados por Acemoglu y Restrepo (2020): Dinamarca, Finlandia, Francia, Italia y Suecia. Los autores documentan que estos países son tecnológicamente más avanzados que los Estados Unidos en robótica y experimentan un rápido envejecimiento de la población, lo cual es un determinante importante de la adopción de robots.²⁴

Se incluyen varias especificaciones que controlan por un gran conjunto de tendencias preexistentes relacionadas con la composición demográfica, las condiciones económicas, la relevancia de la industria automotriz para el empleo local, la importancia de las industrias expuestas al aumento del comercio bilateral con China, la prominencia de las industrias expuestas al fenómeno de *offshoring* y la exposición a la rutinización de tareas de las ocupaciones. Estos controles permiten abordar la preocupación de que los resultados puedan representar la continuación de las tendencias locales que comenzaron antes del período bajo estudio. Además, se realiza un ejercicio de validez del tipo *pre-trend analysis* que prueba los cambios previos a la muestra en las variables observables a nivel de distrito.

Se pondera cada observación por la participación del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. Esta estrategia de estimación proporciona efectos de tratamiento promedio que son ponderados por los trabajadores en lugar de los mercados laborales locales. Los resultados de las regresiones no ponderadas se presentan y discuten

²⁴El envejecimiento crea una escasez de trabajadores jóvenes y de mediana edad especializados en tareas de producción manual que fomenta el desarrollo y la adopción de tecnología robótica, que luego se exporta a otros países que experimentan cambios demográficos menos rápidos (Acemoglu y Restrepo, 2021).

en la sección de ejercicios de robustez.

4. Resultados

4.1. Estimaciones Principales

En esta sección se analizan los principales hallazgos del capítulo. Se tiene interés en variables de resultados del mercado laboral a nivel de distrito: la tasa de desempleo, la tasa de informalidad laboral, el número de trabajos asalariados formales, el número de trabajos asalariados informales, el número de trabajos por cuenta propia, el salario formal promedio, el salario informal promedio y el salario promedio por cuenta propia.

Se presentan las estimaciones de base de la ecuación (3.1) en la Tabla 1. Todas las columnas muestran estimaciones por Mínimos Cuadrados en Dos Etapas con Efectos Fijos en las que la exposición a los robots se instrumenta utilizando la penetración de los robots en los países europeos como un *shifter* exógeno. Posteriormente, diferentes columnas dan cuenta de varias tendencias preexistentes.²⁵ La columna (1) en adelante controla por variables demográficas: logaritmo de la población con edad entre 0-17, 18-35, 36-49, 50-65 y mayores de 65 años, y las proporciones de la población en edad de trabajar sin secundaria, secundaria completa y universidad completa. La columna (2) agrega tendencias preexistentes para las variables económicas: el ingreso per cápita promedio en logaritmos, la tasa de empleo, la participación laboral femenina, la proporción de trabajadores asalariados, la participación del empleo en los sectores primario y manufacturero y las transferencias públicas como porcentaje del ingreso total del distrito. La columna (3) agrega una tendencia preexistente para la participación del empleo en la industria automotriz, que concentra la mayoría de los robots adoptados. La columna (4) agrega tendencias preexistentes para las exposiciones a las importaciones desde (y exportaciones a) China, calculadas como variables del tipo *shift-share*, interactuando la composición industrial inicial del empleo del distrito y la participación de importaciones (exportaciones) chinas a nivel de industria. De manera similar, las columnas (5) y (6) controlan por la exposición al fenómeno de *offshoring* aplicando el índice de *offshoring* a nivel de industria de Feenstra y Hanson (1999). La columna (6) además agrega una tendencia preexistente en la exposición del distrito a la rutinización del trabajo.²⁶ Todas las regresiones incluyen

²⁵Todas las tendencias preexistentes se calculan como el valor de la variable en 2004 interactuado con *dummies* por año.

²⁶La rutinización se define como una cuantificación de los trabajos del distrito que son repetitivos, codificables y, por lo tanto, susceptibles de ser reemplazados por tecnología de automatización. Se utiliza

efectos fijos por distrito y por país×año y, por lo tanto, explotan la variación dentro del distrito a lo largo del tiempo en cada país. Los errores estándar son robustos frente a la heteroscedasticidad y se *clusterizan* a nivel de distrito.

En el Panel A se muestra que el instrumento tiene un fuerte poder predictivo y es estadísticamente significativo al nivel del 1 por ciento en todas las especificaciones. Se rechaza la hipótesis de instrumento débil.

En el Panel B la variable dependiente es la tasa de desempleo. Los resultados sugieren que existe un efecto positivo y significativo de la exposición a los robots sobre el desempleo. Un aumento en el ratio de robots por cada mil trabajadores de 0.027 (es decir, el crecimiento anual promedio de la exposición a los robots) da como resultado un aumento en la tasa de desempleo local de alrededor de 0.10 puntos porcentuales (columna (7)), en comparación con un distrito sin exposición a robots, *ceteris paribus*.²⁷

En el Panel C se reportan las estimaciones para la informalidad laboral, definida como la fracción de trabajadores asalariados no registrados. La tasa de informalidad sube como resultado de la exposición a los robots, lo que implica que entre los individuos que no pierden su trabajo por culpa de los robots, hay una pérdida en la calidad del trabajo. Un aumento en el ratio de robots por cada mil trabajadores de 0.027 conduce a un aumento relativo en la proporción de personas asalariadas que trabajan con acuerdos laborales informales de 0.23 puntos porcentuales. Notar que las tasas de desempleo e informalidad se calculan sobre diferentes poblaciones (individuos en la fuerza laboral versus trabajadores asalariados empleados) y, por lo tanto, los coeficientes en los Paneles B y C no son directamente comparables.

Las magnitudes económicas de los coeficientes estimados son grandes, por lo que deben interpretarse con cautela. Una posible explicación es que la medida de la exposición a los robots recoge no solo el efecto de la adopción de robots, sino también otros esfuerzos de automatización complementarios (por ejemplo, adopción de software, *outsourcing*).²⁸

Los paneles D, E y F presentan las estimaciones para los niveles de empleo

el índice de rutinización a nivel de distrito de Brambilla, César, Falcone y Gasparini (2021). El índice se define a nivel de ocupación utilizando información del Programa para la Evaluación Internacional de Competencias de los Adultos (PIAAC) de la OCDE y se agrega a nivel de distrito como un promedio ponderado donde las proporciones de ocupación en el empleo del distrito se usan como ponderaciones.

²⁷La mediana del cambio anual en la exposición a robots a nivel de distrito entre 2004 y 2016 fue 0.011; la media y la desviación estándar fueron 0.027 y 0.042, respectivamente.

²⁸El artículo seminal de Milgrom, Qian y Roberts (1991) demuestra teóricamente que el problema de la firma (adoptar alguno o todos los avances tecnológicos) exhibe importantes no convexidades y que existen fuertes complementariedades entre las decisiones de la firma que se extienden más allá de la producción manufacturera hacia la organización, la ingeniería y la distribución.

del distrito: número de empleos asalariados formales, número de empleos asalariados informales y número de empleos por cuenta propia, respectivamente. Las tres variables se expresan en logaritmos, por lo que las estimaciones puntuales se pueden interpretar como semielasticidades.²⁹ Los resultados muestran que los robots tienen un fuerte efecto de desplazamiento de los trabajos asalariados formales. Presuntamente, los robots realizan tareas de producción riesgosas e insalubres que antes realizaban trabajadores formales cubiertos por seguros de salud y protección social. Además, es probable que los adoptantes de robots sean grandes empresas que muestren tasas más altas de formalización laboral que los no adoptantes. Los coeficientes estimados para trabajos asalariados informales y trabajos por cuenta propia son positivos pero no estadísticamente significativos, lo que sugiere que estas formas de empleo actúan como amortiguadores del desempleo en respuesta a la adopción de robots, pero solo para algunos trabajadores.

La Tabla 2 muestra las estimaciones de base del impacto de los robots en los ingresos laborales. Los paneles A, B y C reportan las estimaciones para el logaritmo del salario mensual promedio de los trabajadores asalariados formales, el logaritmo del salario mensual promedio de los trabajadores asalariados informales y el logaritmo del ingreso promedio del trabajo por cuenta propia, respectivamente. Las estimaciones puntuales para salarios formales e informales son negativas pero no estadísticamente significativas.³⁰ La magnitud del coeficiente estimado para los salarios formales es aproximadamente dos veces mayor que para los informales, en línea con la idea de que los robots reemplazan en su mayoría los trabajos formales. Los resultados en el Panel C sugieren que los robots no tienen ningún efecto sobre los ingresos promedio del trabajo por cuenta propia.

La Tabla A2 del apéndice presenta estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios con efectos fijos, siguiendo de cerca el formato de las Tablas 1 y 2.³¹

Las principales contribuciones de este capítulo son las ideas de que los robots industriales reemplazan en mayor medida los trabajos formales y que la mayor flexibilidad introducida por los arreglos laborales informales y los trabajos por cuenta propia amortigua

²⁹ Como ejercicio de robustez, se calculan estos tres resultados de empleo como una fracción de la población en edad de trabajar (Tabla A3).

³⁰ Las estimaciones se vuelven estadísticamente significativas bajo diferentes cálculos de los errores estándar: no *clusterizados* o *clusterizados* a nivel de país o región. Dado el diseño muestral de las encuestas de hogares, se considera que la forma más apropiada y conservadora de calcular los errores estándar es con *clusters* a nivel de distrito.

³¹ Las estimaciones por MCO para desempleo, informalidad laboral y el número de empleos asalariados formales son robustas y estadísticamente significativas. La comparación de las magnitudes económicas de las estimaciones por MCO y MC2E sugiere que existen *shocks* no observados a nivel de distrito que han afectado positivamente tanto el empleo formal como la adopción de robots. Por ejemplo, es más probable que las empresas inviertan en robótica en años de mayor crecimiento económico en la economía local que se traduzca en una mayor demanda laboral formal.

el efecto impulsado por la automatización en el desempleo. El último hallazgo está en línea con la evidencia reciente para los países en desarrollo que señala que el sector informal actúa como un amortiguador en el contexto de mercados laborales más débiles. Se han esgrimido argumentos similares para los efectos del comercio internacional y la globalización (Dix-Carneiro y Kovak, 2019; César, Falcone y Gasparini, 2021; Dix-Carneiro, Goldberg, Meghir y Ulyssea, 2021; Ponczek y Ulyssea, 2022).

4.2. Efectos Heterogéneos por Edad y Habilidad

En esta sección se exploran los efectos heterogéneos de la penetración de los robots por edad y nivel de habilidad del trabajador.

La Figura 2 muestra los coeficientes estimados y los intervalos de confianza de correr la regresión (3.1) por separado para diferentes grupos de edad: jóvenes (18 a 35), de mediana edad (36–49) y trabajadores con antigüedad (50–65).

Los resultados señalan que los efectos de los robots en el desempleo y la informalidad disminuyen con la edad y prácticamente no son significativos para los trabajadores mayores de 50 años. Los trabajadores mayores tienen una permanencia más prolongada en sus trabajos, una inversión hundida en habilidades específicas y son más costosos de reemplazar para las firmas; también es más probable que estén en puestos de supervisión. En cambio, los trabajadores jóvenes son los más afectados por la robotización. En un contexto de automatización laboral, los trabajadores jóvenes encuentran menos oportunidades laborales en el sector formal y permanecen desempleados, terminan aceptando arreglos laborales informales o trabajando por cuenta propia. Es probable que la creciente disponibilidad de plataformas de trabajo digitales permita a los jóvenes trabajar en trabajos flexibles con costos de entrada relativamente bajos pero, presumiblemente, con salarios más bajos.

Las pérdidas salariales en los empleos asalariados formales se concentran en el grupo de edad media, lo que sugiere que la mayoría de estos trabajadores mantienen sus empleos formales a pesar de perder algo de salario. Los trabajadores jóvenes experimentan pérdidas salariales relativas en los tres tipos de formas laborales, pero los coeficientes estimados no son significativos. La estimación puntual para los salarios formales de los trabajadores mayores de 50 años es positiva pero no estadísticamente significativa. Los trabajadores mayores en empleos asalariados informales muestran fuertes pérdidas salariales probablemente porque este grupo tiene poca movilidad laboral y poca flexibilidad

Tabla 1
Efecto de los Robots en Variables de Empleo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Resultados de la Primera Etapa						
Exposición a los robots (IV)	0.269*** (0.037)	0.267*** (0.039)	0.253*** (0.033)	0.251*** (0.031)	0.249*** (0.031)	0.251*** (0.031)
KP Estadístico F	49.6	39.7	48.0	52.6	49.7	50.9
R-cuadrado	0.938	0.958	0.963	0.965	0.965	0.967
Panel B: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.013 (0.016)	0.031*** (0.012)	0.035*** (0.012)	0.036*** (0.011)	0.036*** (0.012)	0.038*** (0.012)
Panel C: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.054 (0.033)	0.062** (0.032)	0.078** (0.033)	0.080** (0.031)	0.084*** (0.030)	0.087*** (0.031)
Panel D: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.219** (0.112)	-0.179 (0.125)	-0.236* (0.129)	-0.246** (0.118)	-0.260** (0.119)	-0.265** (0.113)
Panel E: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	0.006 (0.121)	0.104 (0.115)	0.117 (0.123)	0.114 (0.124)	0.119 (0.122)	0.132 (0.108)
Panel F: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.070 (0.120)	0.163 (0.143)	0.218 (0.152)	0.201 (0.155)	0.180 (0.144)	0.194 (0.147)
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Todas las regresiones incluyen efectos fijos por distrito y país-año, y son estimadas por MC2E utilizando la exposición de la industria a los robots en 23 países europeos ponderadas por la composición industrial a nivel de distrito como instrumento. Las tendencias preexistentes son: logaritmo de la población con edad entre 0 y 17 años, 18 y 35, 36 y 49, 50 y 65 años y mayores de 65 años, la proporción de la población en edad de trabajar sin educación secundaria, escuela completa y universidad completa (columna (1) y siguientes); logaritmo del ingreso per cápita promedio, tasa de empleo, participación femenina en la fuerza laboral, proporción de trabajadores asalariados, participación del empleo en los sectores primario y manufacturero y transferencias públicas como porcentaje del ingreso total del distrito (columna (2) y siguientes); participación del empleo en la industria automotriz (columna (3) y siguientes); exposición a las importaciones y exportaciones de China (columna (4) y siguientes); exposición al fenómeno de *offshoring* (columna (5) y siguientes); y exposición al contenido de tareas rutinarias de los trabajos (columna (6)). Los errores estándar robustos y *clusterizados* a nivel de distrito se muestran entre paréntesis. Regresiones ponderadas por la proporción del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. Significatividad a los niveles de 1, 5 y 10 por ciento indicadas con ***, ** y *.

Tabla 2
Efecto de los Robots en Ingresos Laborales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.050 (0.082)	-0.129 (0.086)	-0.115 (0.088)	-0.106 (0.088)	-0.096 (0.083)	-0.097 (0.083)
Panel B: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.084 (0.065)	-0.046 (0.079)	-0.047 (0.087)	-0.037 (0.090)	-0.041 (0.094)	-0.045 (0.085)
Panel C: Log (ingreso promedio de los trabajadores por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.178 (0.134)	-0.163 (0.134)	-0.063 (0.143)	-0.032 (0.129)	-0.023 (0.128)	-0.007 (0.117)
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Todas las regresiones incluyen efectos fijos por distrito y país-año, y son estimadas por MC2E utilizando la exposición de la industria a los robots en 23 países europeos ponderadas por la composición industrial a nivel de distrito como instrumento. Las tendencias preexistentes son: logaritmo de la población con edad entre 0 y 17 años, 18 y 35, 36 y 49, 50 y 65 años y mayores de 65 años, la proporción de la población en edad de trabajar sin educación secundaria, escuela completa y universidad completa (columna (1) y siguientes); logaritmo del ingreso per cápita promedio, tasa de empleo, participación femenina en la fuerza laboral, proporción de trabajadores asalariados, participación del empleo en los sectores primario y manufacturero y transferencias públicas como porcentaje del ingreso total del distrito (columna (2) y siguientes); participación del empleo en la industria automotriz (columna (3) y siguientes); exposición a las importaciones y exportaciones de China (columna (4) y siguientes); exposición al fenómeno de *offshoring* (columna (5) y siguientes); y exposición al contenido de tareas rutinarias de los trabajos (columna (6)). Los errores estándar robustos y *clusterizados* a nivel de distrito se muestran entre paréntesis. Regresiones ponderadas por la proporción del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. Significatividad a los niveles de 1, 5 y 10 por ciento indicadas con ***, ** y *.

para adaptarse a los rápidos cambios que ocurren en el entorno laboral. Este no es el caso de los trabajadores por cuenta propia mayores de 50 años (la estimación puntual es positiva pero no significativa), quienes probablemente tengan un oficio y suficiente experiencia laboral para protegerse del debilitamiento de las condiciones del mercado laboral local.

La Figura 3 muestra los coeficientes estimados y los intervalos de confianza de ejecutar la regresión (3.1) por separado para diferentes grupos educativos: poco calificados (educación primaria o inferior), semicalificados (educación secundaria) y altamente calificados (educación terciaria).

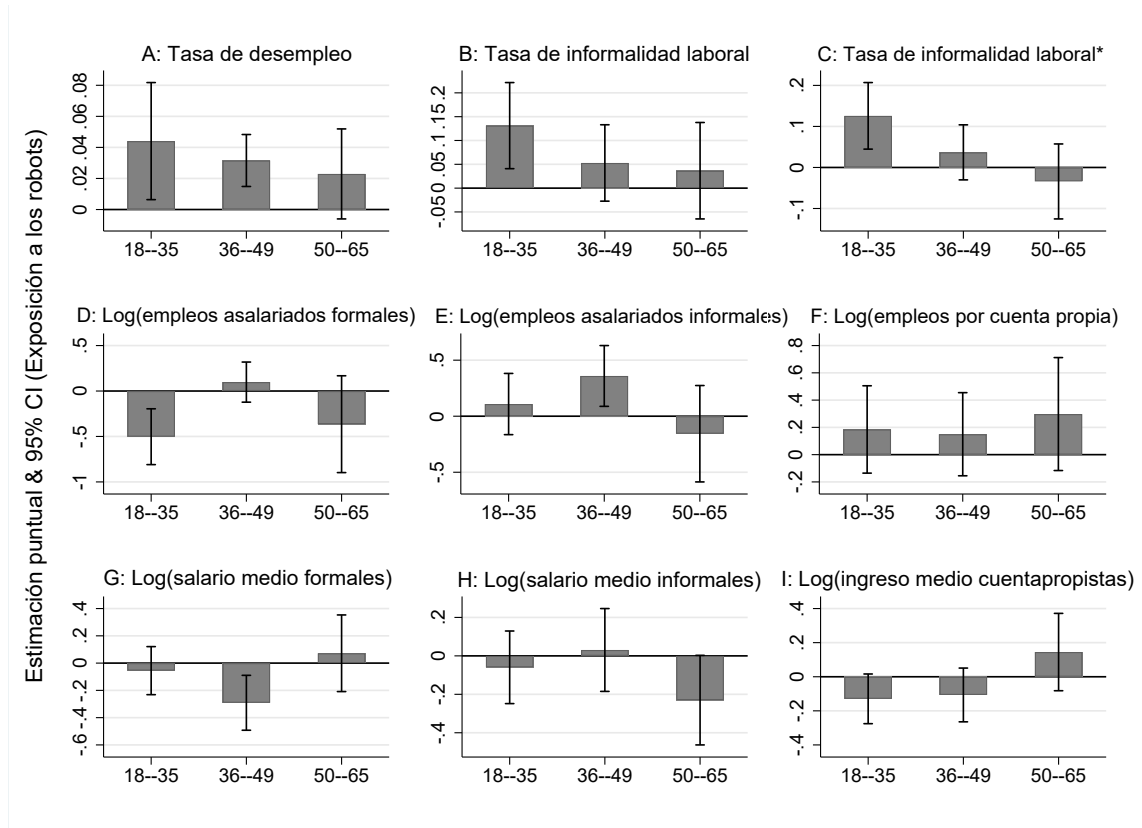
El impacto de los robots en el desempleo disminuye con la educación y es negativo para las personas altamente calificadas. Esto es de esperar, ya que los trabajadores altamente calificados no tienden a ser empleados en trabajos de producción manual que puedan ser realizados por robots. En cambio, es probable que trabajen con los robots de manera complementaria. Solo las personas poco calificadas experimentan un aumento relativo del desempleo como resultado de la adopción de robots. El efecto sobre la informalidad se concentra en el grupo de trabajadores semicalificados, lo que sugiere que la informalidad es un amortiguador más efectivo para los trabajadores de calificación media que para los poco calificados. La diferencia entre estos grupos es probable que se deba a sus diferentes tasas promedio de informalidad, de 28 y 48 por ciento respectivamente. La menor tasa de informalidad dentro de los semicalificados implica que hay más margen para que funcione como un margen de ajuste relativo que para los trabajadores poco calificados.

En esta línea, los resultados muestran que las personas semicalificadas son las más afectadas por las pérdidas de empleo inducidas por la robotización en el sector formal, y que algunos de estos trabajadores encuentran refugio en el sector asalariado informal. Pareciera ser que los trabajadores altamente calificados se mueven hacia trabajos por cuenta propia como resultado de la robotización, pero la estimación puntual no es significativa.

Los cambios salariales relativos inducidos por la robotización no son significativos, pero se pueden inferir algunas ideas analizando la dirección de los coeficientes estimados. Las disminuciones salariales en el sector formal son mayores para los trabajadores poco calificados y semicalificados. Estos grupos también sufren pérdidas de ingresos en trabajos asalariados informales y trabajos por cuenta propia. Se encuentra un impacto positivo de los robots en los salarios de los trabajadores altamente calificados en trabajos asalariados informales. Sin embargo, estas ganancias no se extienden a las personas altamente calificadas empleadas en el sector formal, lo que presumiblemente está relacionado con

la subdeclaración de ingresos. De hecho, las encuestas de hogares latinoamericanas tienen muchas limitaciones para encuestar a los trabajadores más ricos y capturar los ingresos más altos (*top incomes*).

Figura 2
Efectos Heterogéneos de los Robots por Edad

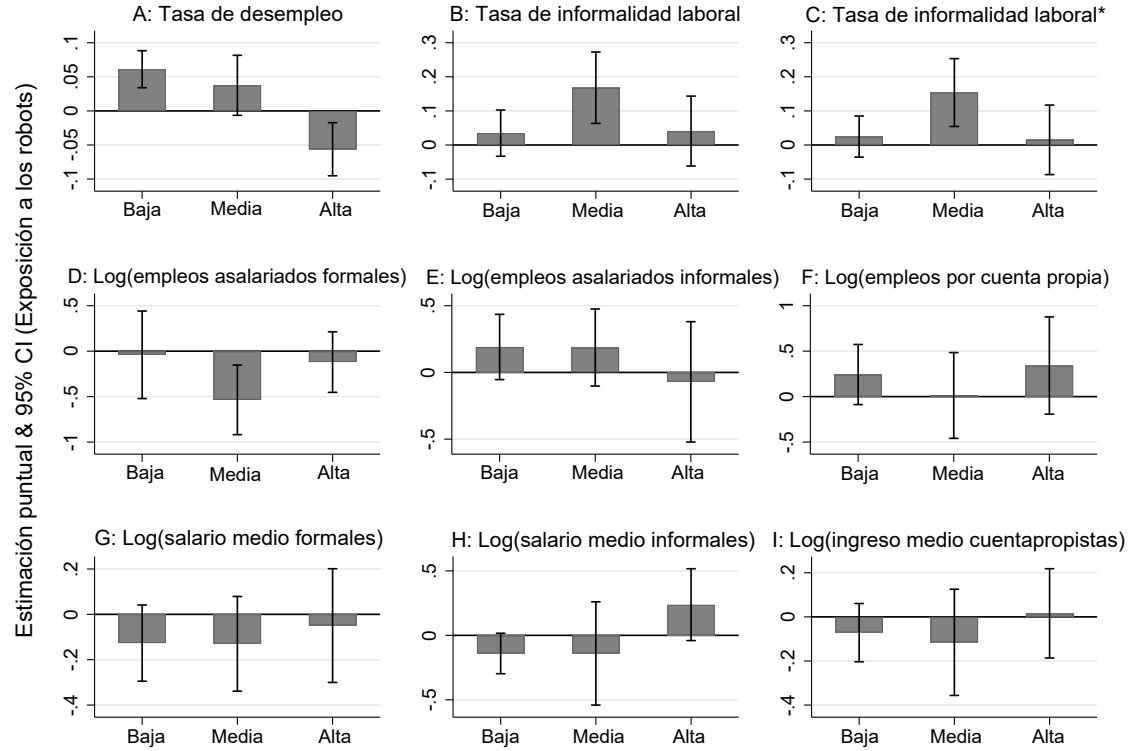


Notas: Observaciones = 963. Las regresiones son análogas a las Tablas 1 y 2, columna (6). Las estimaciones puntuales corresponden a regresiones separadas para tres muestras mutuamente excluyentes basadas en la edad: 18-35, 36-49, 50-65. Las líneas proporcionan intervalos de confianza del 95 por ciento.

4.3. Análisis de Tendencias Preexistentes

Una posible preocupación acerca de la estrategia empírica, compartida por la mayoría de los ejercicios de estimación de efectos de tratamientos, es si la exposición a los robots a nivel de distrito se correlaciona con tendencias preexistentes a nivel local. Si ese fuera el caso, las estimaciones podrían estar sesgadas por tendencias preexistentes que persistieron durante el período de exposición. La estrategia empírica utilizada en este capítulo controla por un gran conjunto de tendencias basadas en variables observables en el año inicial de los datos, lo que mejora sustancialmente posibles problemas generados por esta preocupación. Como prueba de robustez, se analizan las variables observables en un período previo a la muestra para descartar que sus cambios pasados estén correlacionados

Figura 3
Efectos Heterogéneos de los Robots por Educación



Notas: Observaciones = 963. Las regresiones son análogas a las Tablas 1 y 2, columna (6). Las estimaciones puntuales corresponden a regresiones separadas para tres muestras mutuamente excluyentes basadas en la educación: baja calificación son aquellos con menos que escuela secundaria, calificación media son aquellos con escuela secundaria completa y calificación alta son aquellos con universidad completa. Las líneas proporcionan intervalos de confianza del 95 por ciento.

con la exposición posterior a los robots.

Se define un período previo a la muestra de 1998 a 2004 y se ejecuta la siguiente regresión por MCO:

$$\Delta x_{ict0} = \gamma_0 + \gamma_1 \Delta ER_{ict} + \delta_c + \Delta \varepsilon_{ict0} \quad (4.1)$$

Para cada variable x se regresa el cambio entre 1998 y 2004 (Δx_{i0}) en el cambio en la exposición a la robotización durante 2004-2016 (ΔER_{it}); donde x son variables observables a nivel de distrito durante el período previo a la muestra. Se consideran las siguientes variables observables a nivel de distrito: tasa de desempleo, tasa de informalidad, salario promedio, participación de trabajadores no primarios en el empleo total del distrito, exposición a la rutinización de tareas (definida como en la Tabla 1), participación de trabajadores asalariados en empleo total del distrito, porcentaje de trabajadores semicalificados (diploma de secundaria), porcentaje de trabajadores altamente calificados

(diploma de educación terciaria) y porcentaje del distrito en la población del país en edad de trabajar.

Los resultados se informan en la Tabla 3, columna (1). Todas las estimaciones no son significativas, lo que muestra que no existe una correlación entre las tendencias pasadas en los observables del distrito y el cambio posterior en la exposición a los robots. Las tres primeras líneas de la Tabla 3 se refieren a los tres resultados principales del análisis empírico del capítulo (desempleo, informalidad y salarios), aunque calculados para un período previo a la muestra. La estimación puntual del efecto sobre el desempleo, además de no ser significativa, es considerablemente más baja que el coeficiente del análisis dentro de la muestra reportado en la Tabla 1. Además, las estimaciones puntuales para la informalidad son de signo opuesto cuando se comparan con la Tabla 1.

Para completar, se realizan ejercicios adicionales en las columnas (2) a (4). En la columna (2), se reemplaza ΔER con el instrumento ΔER^{IV} . En la columna (3), se reemplaza ΔER con una variable *dummy* que indica si ΔER está por encima de la mediana calculada a nivel distrito. La columna (4) es análoga a la columna (3) con la diferencia de que la variable *dummy* se calcula en función de ΔER^{IV} . Todos los resultados siguen siendo no significativos.

Tabla 3
Tests de Tendencias Preexistentes

	Cambio en la exposición a los robots	Cambio en la exposición la exposición (IV)	Alta exposición a los robots	Alta exposición a los robots (IV)
Tasa de desempleo	-0.015 (0.012)	-0.006 (0.005)	-0.003 (0.006)	-0.006 (0.007)
Tasa de informalidad laboral	-0.050 (0.098)	-0.010 (0.025)	0.001 (0.019)	-0.002 (0.018)
Log salario promedio	-0.056 (0.178)	-0.026 (0.068)	-0.055 (0.036)	-0.046 (0.042)
Proporción de trabajadores no primarios	-0.021 (0.044)	-0.004 (0.014)	0.002 (0.012)	0.008 (0.010)
Exposición a la rutinización de tareas	-0.002 (0.005)	-0.000 (0.002)	0.004 (0.003)	-0.001 (0.002)
Porcentaje de trabajadores asalariados	-0.018 (0.038)	-0.001 (0.013)	0.003 (0.013)	0.011 (0.007)
Porcentaje de trabajadores semicalificados	0.029 (0.029)	0.011 (0.011)	0.003 (0.012)	0.001 (0.015)
Porcentaje de trabajadores altamente calificados	-0.017 (0.019)	-0.004* (0.002)	0.000 (0.002)	0.010 (0.009)
Porcentaje de la población en edad de trabajar	0.010 (0.022)	-0.000 (0.007)	-0.003 (0.007)	-0.003 (0.007)
Observaciones	88	88	88	88

Notas: Todas las variables se expresan como cambios anuales promedio. Cada coeficiente corresponde a una regresión separada. Variables dependientes en paneles de fila. Los cambios en las variables de las filas se refieren a los años 1998-2004. Variables explicativas en columnas. Los cambios en las variables de las columnas se refieren a los años 2004-2016. Columna (1): Cambio en ER ; Columna (2): Cambio en ER^{VI} ; Columna (3): Cambio en ER por encima de la mediana; Columna (4): Cambio en ER^{VI} por encima de la mediana. Las regresiones controlan por efectos fijos por país y están ponderadas por la participación del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. Errores estándar robustos *clusterizados* a nivel de distrito. Significatividad a los niveles de 1, 5 y 10 por ciento indicadas con ***, ** y *.

4.4. Ejercicios de Robustez

En esta sección se realizan una serie de ejercicios de robustez. Se estiman varias alternativas a la regresión de línea de base para verificar la robustez de los resultados a: diferentes variables de resultados laborales, definiciones alternativas del instrumento, eliminación de *outliers*, omisión de los años de la crisis financiera mundial, exclusión de distritos capitales, no uso de ponderaciones en la regresión, no uso de los distritos con mayor importancia de la industria automotriz (que exhibe la mayor adopción de robótica) y estimación de intervalos de confianza conservadores con *clusters* a nivel de industria. A continuación se describen estas pruebas. Todos los resultados, a menos que se indique lo contrario, son cuantitativamente muy similares a las estimaciones de línea de base en la Tabla 1. Los resultados se muestran en el apéndice.

Robustez frente al uso de variables laborales alternativas. La Tabla A3 presenta las estimaciones del impacto de los robots en la tasa de empleo (Panel A), las proporciones (sobre la población en edad de trabajar) de empleos asalariados formales

(Panel B), empleos asalariados informales (Panel C) y empleos por cuenta propia (Panel D), y la tasa de inactividad (Panel E). Las estimaciones principales de desempleo se calculan para personas económicamente activas (es decir, empleadas o desempleadas), mientras que las estimaciones de la Tabla A3 incluyen también a personas inactivas. En línea con las estimaciones principales, los resultados muestran que los distritos más expuestos a los robots exhiben una disminución relativa en la participación de los empleos asalariados formales y un aumento relativo en la fracción de empleos asalariados informales. Las estimaciones puntuales de la tasa de empleo son negativas pero estadísticamente indistinguibles de cero. El impacto de los robots en la inactividad es negativo pero no significativo, lo que sugiere que algunas personas inactivas ingresan a la fuerza laboral en respuesta a la adopción de robots.

Robustez a definiciones alternativas del instrumento. El instrumento en las estimaciones principales se calcula utilizando información de 23 países europeos, que son todos los países con información completa disponible en los conjuntos de datos EU KLEMS e IFR. Se explora ahora la robustez de los resultados a través del cálculo de dos instrumentos alternativos. (1) Una medida ponderada de exposición a robots con ponderaciones dadas por la participación de exportación inversa de cada país europeo a cada país latinoamericano. El objetivo es abordar parcialmente la preocupación de que la adopción de robots en Europa pueda afectar a América Latina a través de la competencia comercial y la reducción de *offshoring*. Los resultados se muestran en la Tabla A4. (2) La exposición promedio de la industria a los robots en Europa en los mismos cinco países utilizados por Acemoglu y Restrepo (2020), que son Dinamarca, Finlandia, Francia, Italia y Suecia. Los autores argumentan que estas economías son las más avanzadas tecnológicamente y experimentan un rápido envejecimiento de la población, un determinante importante de la adopción de robots (Acemoglu y Restrepo, 2021). Los resultados están en la Tabla A5. En este caso, las estimaciones puntuales sobre el número de trabajos por cuenta propia y los salarios formales se vuelven estadísticamente significativas, lo que sugiere que la elección de los países incluidos en el instrumento no es una decisión trivial.

Robustez a eliminación de *outliers* en la exposición a robots. Debido a que la adopción de robots es muy desigual entre industrias, existen valores atípicos en la exposición de determinados distritos a la adopción de robots. Para descartar que los resultados se deban a valores atípicos, se realiza un ejercicio de robustez en el que se excluyen los valores extremos definidos como el 1 por ciento superior e inferior de la

distribución de la exposición a los robots. Los resultados se muestran en la Tabla A6.

Robustez a excluir la crisis financiera global, 2008–2010. El efecto de la crisis financiera global podría estar correlacionado con la intensidad robótica de las industrias. Para tener en cuenta este sesgo potencial, se estima la regresión de línea de base excluyendo los años 2008-2010. Los resultados están en la Tabla A7.

Robustez a excluir distritos capitales. Los distritos capitales pueden estar sujetos a dinámicas de mercado de trabajo diferenciales respecto del resto del país. Para tomar en cuenta este sesgo potencial, se estima la regresión base excluyendo el distrito capital de cada país (Buenos Aires, San Paulo y Ciudad de México). Los resultados se muestran en la Tabla A8. El impacto de los robots en los salarios formales se vuelve estadísticamente significativo en la especificación preferida, lo que sugiere que las pérdidas de salarios formales son menores en los distritos capitales que en el resto del país. Las estimaciones puntuales del número de trabajos por cuenta propia también se vuelven significativas.

Robustez a no usar ponderaciones por distrito. La especificación principal es una regresión ponderada utilizando ponderaciones dadas por la participación del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. Esta estrategia de estimación brinda efectos de tratamiento promedio que son ponderados por trabajadores en lugar de unidades geográficas (es decir, mercados laborales locales). Se explora una especificación alternativa en la que todos los distritos tienen el mismo peso, independientemente de su tamaño. Los resultados se muestran en la Tabla A9. Nuevamente, los coeficientes estimados para el número de trabajos por cuenta propia se vuelven significativos, lo que sugiere que la reasignación hacia el trabajo por cuenta propia es más común en áreas menos densamente pobladas.

Robustez a excluir distritos con mayor importancia de la industria automotriz. En su discusión de los instrumentos del tipo *Bartik*, Goldsmith-Pinkham, Sorkin y Swift (2020) recomiendan reportar las industrias con las ponderaciones de Rotemberg más altas (es decir, aquellas que explican una mayor fracción de la variación en el instrumento). Se reportan estas estadísticas en la Tabla A10. La primera columna del Panel A muestra que la industria automotriz tiene la mayor ponderación de Rotemberg (86.5 por ciento), lo que indica que las estimaciones de forma reducida pueden ser sensibles a *shocks* no observables que afectan los mercados laborales locales especializados en esta industria. Esta es la razón principal detrás de la inclusión de una tendencia preexistente

para la participación del empleo en la industria automotriz en el análisis de regresión principal. Además, se realiza un ejercicio de robustez excluyendo aquellos distritos con mayor participación de la industria automotriz en el empleo local.³² Los resultados se muestran en la Tabla A11.

Robustez a usar *clusters* a nivel industria. En los modelos de regresión del tipo *Bartik* (*shift-share*) como el de este capítulo, los errores podrían compartir impactos comunes en distritos con composiciones industriales similares. Adão, Kolesár y Morales (2019) y Borusyak, Hull y Jaravel (2021) analizan escenarios de diseños *shift-share* en los que los intervalos de confianza obtenidos siguiendo los métodos habituales tienden a ser demasiado liberales. Se realiza un ejercicio de robustez en el que se aplica el método de Adão et al. (2019) para corregir errores estándar por *clusters* al nivel original de la variable de *shock*, es decir, a nivel industria. Bajo esta metodología, las estimaciones puntuales de los coeficientes son iguales por construcción, mientras que los intervalos de confianza se estiman de manera más conservadora. Se muestran los resultados en la Tabla A12. Los resultados sobre el desempleo y la informalidad siguen siendo robustos, mientras que los relativos al número de empleos formales asalariados ya no son estadísticamente significativos. Una posible explicación es que el aumento del comercio bilateral entre distritos con una estructura industrial similar puede conducir a una mayor productividad y empleo de la industria (y presumiblemente salarios), lo que genera una correlación positiva en los errores de los distritos con mayor exposición a la robotización.³³

Robustez a cambios en la población. La migración entre distritos representa una amenaza potencial para la estrategia empírica. Las estimaciones pueden estar sesgadas si los trabajadores migran entre unidades geográficas en respuesta a la adopción de robots y a cambios en las condiciones económicas locales. Para abordar esta posible preocupación, se estiman regresiones utilizando el logaritmo de la población como variable dependiente, cuyos resultados se encuentran en la Tabla A13. El Panel A corresponde a la población total y el Panel B a la población en edad de trabajar (15-65). Las estimaciones puntuales son positivas pero no estadísticamente significativas, lo cual es tranquilizador ya que indica que los cambios de población entre distritos no impulsan los principales resultados.

³²Estos distritos son Gran Córdoba (Argentina), San Nicolás (Argentina), San Paulo (Brasil), Amazonas (Brasil), Chihuahua (México) y Cohauila (México).

³³Contribuciones relacionadas han documentado que la adopción de robots fomenta el crecimiento del comercio internacional (Artuc et al., 2020; Koch et al., 2021) y el comercio bilateral es muy importante en la muestra utilizada en el capítulo, especialmente entre Brasil y Argentina, y también presumiblemente alto en diferentes distritos dentro de cada país.

5. Conclusiones

En este capítulo se presenta evidencia sobre los efectos de la adopción de robots en los mercados laborales locales de las tres economías más grandes de América Latina: Argentina, Brasil y México; los principales usuarios de robots de la región.

Usando datos de encuestas nacionales de hogares, la Federación Internacional de Robótica y EU KLEMS, se muestra que los distritos con una mayor proporción de trabajadores asignados a industrias más expuestas a la adopción de robots exhibieron un peor desempeño relativo en términos de indicadores del mercado laboral, como el desempleo y la informalidad laboral, que aquellas localizaciones menos expuestas.

Se documenta que los robots reemplazan principalmente los trabajos formales. El sector informal actúa como amortiguador del desempleo, especialmente para las personas jóvenes y semicalificadas, que terminan en trabajos asalariados informales o trabajando por cuenta propia. Las pérdidas salariales relativas se concentran en los trabajadores de mediana edad en trabajos asalariados formales y en los trabajadores mayores en trabajos asalariados informales. Las personas altamente calificadas son las menos afectadas por la robotización.

Finalmente, hay que destacar que las presentes estimaciones arrojan efectos relativos entre distritos, pero no pueden dar cuenta del impacto agregado de la adopción de robots, el cual depende de los efectos indirectos entre industrias en diferentes ubicaciones geográficas y de otros efectos de equilibrio general (por ejemplo, cambios en los precios de insumos y productos, productividad de las empresas y efectos multiplicadores de la demanda agregada).

Referencias

- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2019). “Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor,” *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30.
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2020). “Robots and jobs: Evidence from US labor markets,” *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2021). “Demographics and Automation,” *forthcoming at the Review of Economic Studies*.
- Acemoglu, D., Lelarge, C., y Restrepo, P. (2020). “Competing with robots: Firm-level evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings*, 110, 383-388.
- Adão, R., Kolesár, M., y Morales, E. (2019). “Shift-share designs: Theory and inference,” *Quarterly Journal of Economics*, 134(4), 1949-2010.
- Autor, D., y Salomons, A. (2018). “Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share,” *Brookings Papers on Economic Activity*, 49(1), 1-87.
- Arias, J., Artuc, E., Lederman, D., y Rojas, D. (2018). “Trade, Informal Employment and Labor Adjustment Costs,” *Journal of Development Economics*, 133: 396-414.
- Artuc, E., Bastos, P., y Rijkers, B. (2020). “Robots, Tasks, and Trade,” Center for Economic Policy Research, Discussion Paper 14487.
- Borusyak, K., Hull, P., y Jaravel, X. (2021). “Quasi-Experimental Shift-Share Research Designs,” *forthcoming at the Review of Economic Studies*, 89(1), 181-213.
- Brambilla, I., César, A., Falcone, G., y Gasparini, L. (2021). “Automation Trends and Labor Markets in Latin America,” mimeo Universidad Nacional de La Plata.
- César, A., Falcone, G., y Gasparini, L. (2021). “Costs and Benefits of Trade Shocks: Evidence from Chilean Local Labor Markets,” *Labour Economics*, 73, 102075.
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., y Woessner, N. (2019). “The adjustment of labor markets to robots,” *Journal of the European Economic Association*, 1-50.
- Dix-Carneiro, R., y Kovak, B. (2019). “Margins of Labor Market Adjustment to Trade,” *Journal of International Economics*, 117: 125-142.
- Dix-Carneiro, R., Goldberg, P., Meghir, C., y Ulyssea, G. (2021). “Trade and Informality in the Presence of Labor Market Frictions and Regulations,” Working Paper.

- Faber, M. (2020). “Robots and reshoring: Evidence from Mexican local labor markets,” *Journal of International Economics*, 127, 103384.
- Feenstra, R., y Hanson, G. (1999). “The Impact of Outsourcing and High-Technology Capital on Wages: Estimates for the United States, 1979-1990,” *Quarterly Journal of Economics*, 114(3), 907-940.
- Goldberg, P., y Pavcnik, N. (2003). “The Response of the Informal Sector to Trade Liberalization,” *Journal of Development Economics*, 72(2), 463-496.
- Goldsmith-Pinkham, P., Sorkin, I., y Swift, H. (2020). “Bartik Instruments: What, When, Why, and How,” *American Economic Review*, 110(8), 2586-2624.
- Graetz, G., y Michaels, G. (2018). “Robots at work,” *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-768.
- Gregory, T., Salomons, A., y Zierahn, U. (2021). “Racing with or Against the Machine? Evidence on the Role of Trade in Europe,” *Journal of the European Economic Association*, 20(2), 869-906.
- Humlum, A. (2021). “Robot adoption and labor market dynamics,” Princeton University.
- Koch, M., Manuylov, I., y Smolka, M. (2021). “Robots and firms,” *The Economic Journal*, 131(638), 2553-2584.
- Kugler, A. D., Kugler, M., Ripani, L., y Rodrigo, R. (2020). “Us robots and their impacts in the tropics: Evidence from Colombian labor markets,” National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 28034.
- La Porta, R., y Shleifer, A. (2014). “Informality and Development,” *Journal of Economic Perspectives*, 28(3), 109-126.
- Moll, B., Rachel, L., y Restrepo, P. (2021). “Uneven Growth: Automation’s Impact on Income and Wealth Inequality,” National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 28440.
- Milgrom, P., Qian, Y., y Roberts, J. (1991). “Complementarities, Momentum, and the Evolution of Modern Manufacturing,” *American Economic Review*, 81(2), 84-88.
- Paz, L. S. (2014). “The Impacts of Trade Liberalization on Informal Labor Markets: A Theoretical and Empirical Evaluation of the Brazilian Case,” *Journal of International Economics*, 92(2), 330-348.

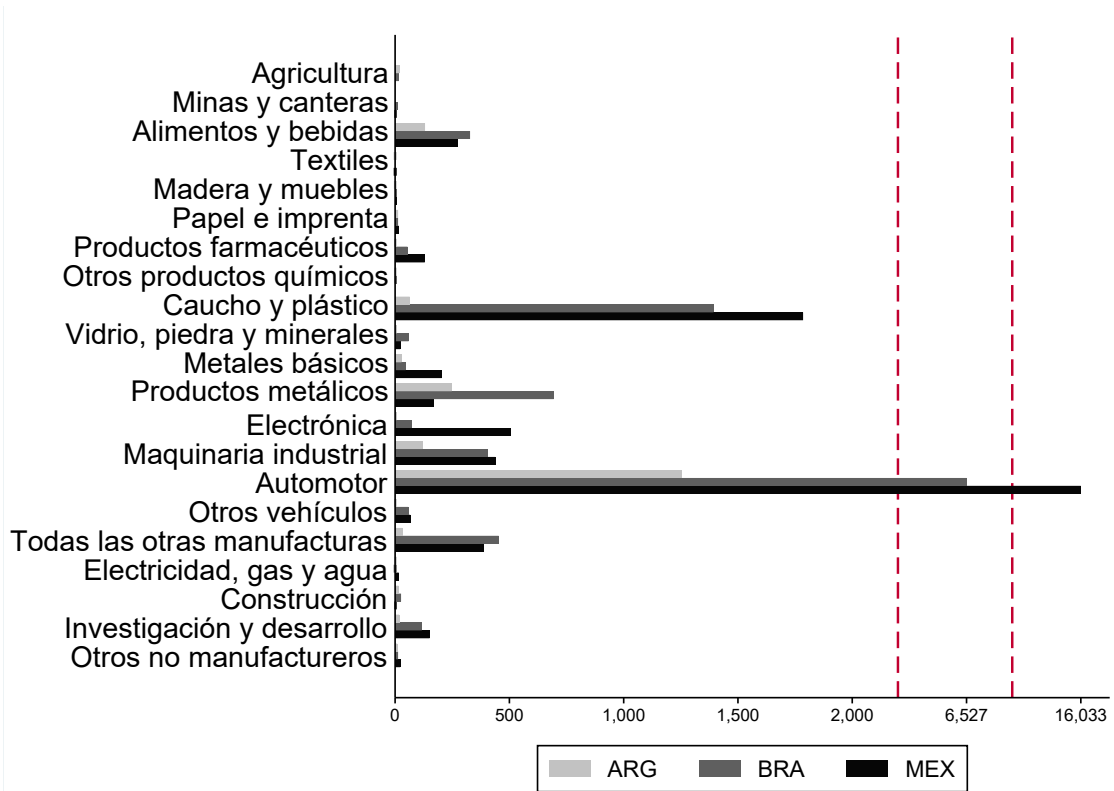
Ponczek, V., y Ulysea, G. (2022). "Enforcement of labour regulation and the labour market effects of trade: Evidence from Brazil," *The Economic Journal*, 132(641), 361-390.

Ulysea, G. (2020). "Informality: Causes and Consequences for Development," *Annual Review of Economics*, 12, 525-546.

Webb, M. (2020). "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market," Working Paper.

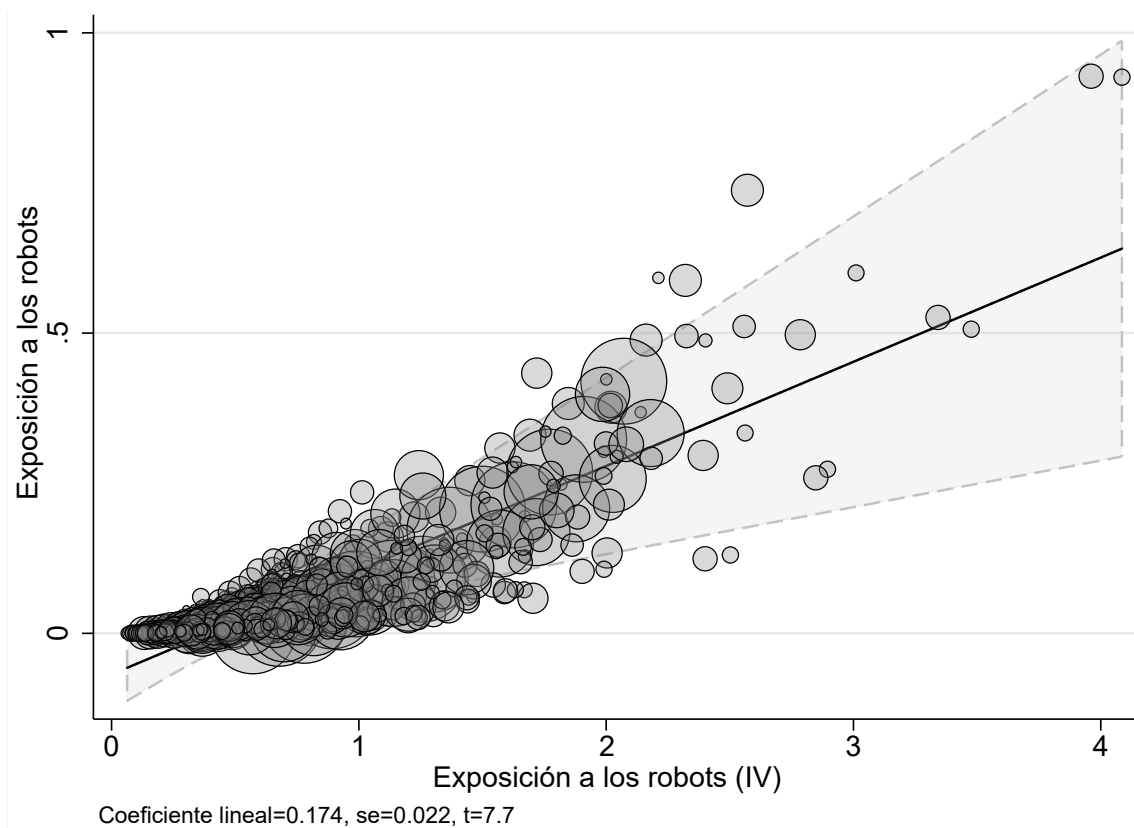
Apéndice: Figuras y Tablas Adicionales

Figura A1
Stock de Robots por Industria



Notas: Cálculos propios utilizando datos de la Federación Internacional de Robótica (IFR). Las líneas punteadas corresponden a cambios en la escala del eje.

Figura A2
Correlación no Condicionada de la Primera Etapa



Notas: Gráfico de dispersión sobre la exposición local a robots en la variable instrumental a nivel distrito-año. La línea ajustada es una predicción lineal de esta relación y el área sombreada representa intervalos de confianza del 95%. El tamaño del marcador indica la participación del distrito en la fuerza laboral del país en 2004.

Tabla A1
Estadísticas Descriptivas de los Mercados Laborales Locales

	Argentina		Brasil		México	
	2004	2016	2004	2015	2004	2016
Tasa de empleo	0.648 (0.041)	0.662 (0.050)	0.673 (0.038)	0.668 (0.035)	0.664 (0.035)	0.703 (0.027)
Tasa de desempleo	0.123 (0.031)	0.080 (0.024)	0.098 (0.025)	0.101 (0.020)	0.038 (0.012)	0.035 (0.010)
Tasa de informalidad laboral	0.473 (0.074)	0.328 (0.070)	0.306 (0.081)	0.192 (0.066)	0.537 (0.093)	0.591 (0.097)
Tasa de informalidad laboral*	0.548 (0.083)	0.428 (0.076)	0.444 (0.095)	0.345 (0.086)	0.602 (0.088)	0.624 (0.094)
Número de empleos asalariados formales	717.3 (615.1)	1140.8 (1038.7)	3630.2 (3522.1)	5028.2 (4793.8)	738.1 (620.8)	856.3 (661.9)
Número de empleos asalariados informales	697.9 (666.9)	604.0 (602.7)	1296.8 (1053.0)	946.9 (719.6)	826.7 (708.1)	1189.1 (924.1)
Número de empleos por cuenta propia	451.5 (399.1)	524.7 (493.2)	1682.8 (1274.1)	1910.7 (1500.6)	446.7 (319.8)	479.4 (364.6)
Salario formal	940.5 (168.0)	1181.3 (183.1)	650.6 (140.5)	840.2 (159.7)	871.1 (110.8)	969.1 (139.7)
Salario informal	481.9 (166.1)	612.6 (121.0)	322.3 (80.0)	478.1 (120.9)	515.5 (111.0)	534.8 (111.9)
Ingresos del trabajo por cuenta propia	668.7 (271.8)	760.2 (214.5)	573.2 (187.7)	771.3 (209.9)	580.7 (167.8)	440.1 (116.7)
Número de distritos	29	32	27	27	32	32
Número de observaciones	56032	72123	204251	409775	40039	97434

Notas: Cálculos propios a partir de la base de datos SEDLAC. Las estadísticas del mercado laboral están restringidas a adultos con edad entre 18 y 65 años. Cada valor representa el promedio ponderado entre distritos para cada país-año. La desviación estándar está entre paréntesis. Las ponderaciones son la proporción del distrito en la población del país en edad de trabajar en 2004. La tasa de empleo es la fracción de adultos empleados en la población adulta total. La tasa de desempleo es la proporción de adultos en la fuerza laboral que han estado buscando trabajo activamente en el último mes. La tasa de informalidad laboral es la fracción de trabajadores asalariados no registrados. La segunda definición (*) incluye a los trabajadores por cuenta propia sin título terciario como informales. Los niveles de empleo se expresan en miles de trabajadores. Salarios mensuales expresados en USD constantes PPA 2011.

Tabla A2
Estimaciones por MCO

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.026*	0.033***	0.041***	0.043***	0.045***	0.046***
	(0.014)	(0.011)	(0.011)	(0.011)	(0.011)	(0.011)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.024	0.030	0.047	0.056*	0.061**	0.063**
	(0.028)	(0.030)	(0.032)	(0.031)	(0.028)	(0.028)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.099	-0.065	-0.125	-0.152**	-0.173**	-0.159**
	(0.079)	(0.077)	(0.081)	(0.074)	(0.070)	(0.066)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	0.034	0.093	0.110	0.114	0.116	0.136
	(0.106)	(0.097)	(0.103)	(0.105)	(0.101)	(0.100)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.074	-0.004	0.024	-0.012	-0.028	-0.026
	(0.096)	(0.112)	(0.124)	(0.124)	(0.115)	(0.118)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.042	-0.110	-0.099	-0.092	-0.072	-0.061
	(0.064)	(0.067)	(0.070)	(0.069)	(0.061)	(0.065)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.026	-0.020	-0.019	-0.009	-0.012	0.005
	(0.046)	(0.053)	(0.059)	(0.060)	(0.060)	(0.060)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajadores por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.143**	-0.172**	-0.051	-0.033	-0.030	-0.022
	(0.072)	(0.080)	(0.082)	(0.070)	(0.066)	(0.067)
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Regresiones ejecutadas por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) con efectos fijos.

Tabla A3
El Efecto de los Robots en los Resultados Laborales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de empleo						
Exposición a los robots	0.025 (0.024)	0.005 (0.027)	-0.004 (0.028)	-0.008 (0.026)	-0.009 (0.027)	-0.007 (0.026)
Panel B: Proporción de empleos asalariados formales						
Exposición a los robots	-0.043 (0.030)	-0.029 (0.031)	-0.050 (0.031)	-0.052* (0.029)	-0.056* (0.029)	-0.054** (0.027)
Panel C: Proporción de empleos asalariados informales						
Exposición a los robots	-0.004 (0.039)	0.049 (0.038)	0.056 (0.041)	0.056 (0.041)	0.058 (0.040)	0.061 (0.037)
Panel D: Proporción de empleos por cuenta propia						
Exposición a los robots	0.002 (0.019)	0.010 (0.023)	0.015 (0.025)	0.012 (0.025)	0.009 (0.024)	0.011 (0.025)
Panel E: Tasa de inactividad						
Exposición a los robots	-0.035 (0.025)	-0.027 (0.028)	-0.020 (0.029)	-0.017 (0.028)	-0.016 (0.028)	-0.020 (0.027)
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
Deslocalización	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. La tasa de empleo es la fracción de la población en edad de trabajar (18-65) que está empleada. Las proporciones de empleos asalariados formales, empleos asalariados informales y empleos por cuenta propia se calculan sobre la población en edad de trabajar. La tasa de inactividad es la fracción de la población en edad de trabajar que está económicamente inactiva (es decir, fuera de la fuerza laboral).

Tabla A4
Instrumento basado en la Exposición Media (ponderada) a los Robots

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.022 (0.018)	0.037*** (0.012)	0.044*** (0.013)	0.046*** (0.012)	0.045*** (0.013)	0.048*** (0.013)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.046 (0.030)	0.054* (0.029)	0.075** (0.031)	0.082*** (0.031)	0.081*** (0.030)	0.086*** (0.030)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.187* (0.102)	-0.166 (0.105)	-0.238** (0.111)	-0.251** (0.104)	-0.250** (0.104)	-0.240** (0.098)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	0.020 (0.126)	0.095 (0.109)	0.120 (0.119)	0.130 (0.120)	0.126 (0.119)	0.156 (0.113)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.053 (0.113)	0.139 (0.146)	0.195 (0.158)	0.160 (0.163)	0.132 (0.149)	0.142 (0.151)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.039 (0.079)	-0.095 (0.086)	-0.075 (0.089)	-0.069 (0.089)	-0.068 (0.085)	-0.060 (0.088)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.081 (0.061)	-0.046 (0.066)	-0.053 (0.076)	-0.040 (0.080)	-0.050 (0.084)	-0.037 (0.076)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajadores por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.210* (0.113)	-0.218* (0.118)	-0.099 (0.131)	-0.077 (0.121)	-0.056 (0.120)	-0.036 (0.116)
KP Estadístico F	190.4	191.7	186.6	219.1	187.4	202.4
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. El instrumento se basa en 23 países europeos ponderados por la composición industrial a nivel de distrito como instrumento; y la exposición a los robots a nivel de año-industria se pondera por la participación de exportación inversa de cada país europeo.

Tabla A5
Instrumento basado en 5 Países Europeos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	-0.002 (0.022)	0.032** (0.016)	0.029* (0.016)	0.029* (0.016)	0.030* (0.016)	0.033** (0.016)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.103** (0.047)	0.090** (0.041)	0.093** (0.039)	0.089** (0.036)	0.090** (0.035)	0.094*** (0.036)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.394** (0.177)	-0.309 (0.195)	-0.319* (0.192)	-0.308* (0.176)	-0.307* (0.176)	-0.323** (0.162)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	0.031 (0.161)	0.099 (0.162)	0.103 (0.165)	0.095 (0.161)	0.100 (0.157)	0.108 (0.126)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.239 (0.174)	0.358** (0.183)	0.395** (0.177)	0.381** (0.181)	0.374** (0.174)	0.396** (0.177)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.094 (0.090)	-0.216** (0.094)	-0.204** (0.094)	-0.194** (0.093)	-0.185** (0.094)	-0.190** (0.096)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.182* (0.107)	-0.127 (0.122)	-0.124 (0.125)	-0.113 (0.129)	-0.113 (0.131)	-0.126 (0.119)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.152 (0.213)	-0.048 (0.201)	-0.045 (0.200)	-0.003 (0.176)	-0.006 (0.176)	0.015 (0.155)
KP Estadístico F	19.7	20.1	25.3	28.3	28.9	29.1
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. El instrumento se basa en los 5 países europeos ponderados por composición industrial a nivel de distrito como instrumento. Estos 5 países son el mismo grupo utilizado en Acemoglu y Restrepo (2021): Dinamarca, Finlandia, Francia, Italia y Suecia.

Tabla A6
Exclusión de *outliers* en la Exposición a Robots

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.016	0.043**	0.044**	0.041**	0.039**	0.042**
	(0.022)	(0.018)	(0.019)	(0.018)	(0.020)	(0.021)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.056	0.080*	0.092**	0.088**	0.086**	0.098**
	(0.046)	(0.045)	(0.045)	(0.043)	(0.042)	(0.043)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.325**	-0.319*	-0.350*	-0.336*	-0.319*	-0.302*
	(0.161)	(0.191)	(0.195)	(0.181)	(0.182)	(0.176)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	-0.101	0.053	0.076	0.074	0.083	0.151
	(0.155)	(0.154)	(0.164)	(0.153)	(0.147)	(0.129)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.115	0.183	0.210	0.196	0.167	0.205
	(0.173)	(0.190)	(0.209)	(0.214)	(0.200)	(0.214)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.011	-0.087	-0.067	-0.058	-0.064	-0.063
	(0.089)	(0.098)	(0.098)	(0.098)	(0.098)	(0.099)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.156	-0.073	-0.079	-0.064	-0.061	-0.046
	(0.109)	(0.115)	(0.119)	(0.120)	(0.124)	(0.118)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.192	-0.134	-0.041	-0.020	-0.010	-0.025
	(0.228)	(0.236)	(0.252)	(0.219)	(0.213)	(0.196)
KP Estadístico F	53.1	49.0	57.0	58.5	58.1	55.6
Observaciones	943	943	943	943	943	943
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Las observaciones en el 1 por ciento inferior y superior de la distribución de exposición a los robots se excluyen de la muestra.

Tabla A7
Exclusión de la Crisis Financiera Global, 2008–2010

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.011 (0.017)	0.029** (0.012)	0.031** (0.013)	0.032*** (0.012)	0.032** (0.012)	0.033*** (0.013)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.050 (0.036)	0.061* (0.036)	0.081** (0.036)	0.083** (0.033)	0.088*** (0.034)	0.090*** (0.034)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.198 (0.122)	-0.167 (0.138)	-0.233* (0.140)	-0.246* (0.128)	-0.265** (0.131)	-0.268** (0.124)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	0.012 (0.116)	0.112 (0.115)	0.135 (0.122)	0.127 (0.124)	0.130 (0.124)	0.141 (0.109)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.012 (0.123)	0.118 (0.137)	0.173 (0.147)	0.158 (0.147)	0.140 (0.137)	0.151 (0.141)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.060 (0.086)	-0.137 (0.090)	-0.130 (0.092)	-0.121 (0.090)	-0.106 (0.086)	-0.104 (0.085)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.100 (0.070)	-0.059 (0.085)	-0.057 (0.095)	-0.040 (0.096)	-0.038 (0.099)	-0.039 (0.091)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.153 (0.136)	-0.111 (0.137)	-0.023 (0.142)	0.010 (0.129)	0.008 (0.129)	0.019 (0.119)
KP Estadístico F	51.6	42.3	50.8	56.1	52.9	54.1
Observaciones	749	749	749	749	749	749
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Se excluyen de la muestra los años 2008 a 2010.

Tabla A8
Exclusión de Distritos Capitales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.030**	0.044***	0.045***	0.044***	0.041***	0.044***
	(0.012)	(0.011)	(0.011)	(0.011)	(0.012)	(0.012)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.039	0.062*	0.072**	0.072**	0.078***	0.084***
	(0.032)	(0.035)	(0.033)	(0.031)	(0.028)	(0.027)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.206*	-0.251*	-0.273**	-0.275**	-0.288**	-0.320***
	(0.109)	(0.135)	(0.137)	(0.125)	(0.125)	(0.114)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	-0.033	0.016	0.038	0.037	0.049	0.046
	(0.122)	(0.120)	(0.124)	(0.127)	(0.124)	(0.109)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.142	0.267	0.281*	0.286*	0.271*	0.300*
	(0.124)	(0.164)	(0.162)	(0.160)	(0.163)	(0.168)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.043	-0.132	-0.126	-0.121	-0.125	-0.138*
	(0.081)	(0.085)	(0.088)	(0.084)	(0.080)	(0.080)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.069	-0.073	-0.068	-0.062	-0.061	-0.067
	(0.063)	(0.096)	(0.102)	(0.104)	(0.109)	(0.103)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajadores por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.095	-0.073	-0.040	-0.032	-0.028	-0.030
	(0.144)	(0.155)	(0.156)	(0.141)	(0.135)	(0.116)
KP Estadístico F	49.0	38.3	48.1	53.0	52.4	56.4
Observaciones	931	931	931	931	931	931
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Se excluye de la muestra el distrito capital de cada país.

Tabla A9
Regresiones no Ponderadas

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.015 (0.015)	0.027*** (0.010)	0.029*** (0.010)	0.028*** (0.010)	0.027** (0.011)	0.028** (0.011)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.045 (0.044)	0.067 (0.044)	0.076* (0.042)	0.081** (0.037)	0.085** (0.036)	0.090*** (0.031)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.265*** (0.093)	-0.252** (0.123)	-0.273** (0.119)	-0.270** (0.117)	-0.275** (0.118)	-0.280** (0.115)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	-0.082 (0.171)	0.018 (0.170)	0.037 (0.173)	0.063 (0.161)	0.074 (0.160)	0.093 (0.130)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.097 (0.121)	0.308** (0.151)	0.338** (0.148)	0.319** (0.143)	0.313** (0.146)	0.312** (0.146)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	0.013 (0.094)	-0.016 (0.099)	-0.004 (0.102)	-0.005 (0.100)	-0.000 (0.099)	-0.008 (0.097)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.116 (0.085)	-0.047 (0.109)	-0.052 (0.117)	-0.040 (0.112)	-0.051 (0.116)	-0.045 (0.108)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.096 (0.134)	-0.019 (0.154)	0.009 (0.151)	0.002 (0.140)	-0.010 (0.133)	-0.035 (0.133)
KP Estadístico F	86.6	57.6	75.7	75.0	76.2	73.9
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Las regresiones no incluyen ponderadores a nivel distrito.

Tabla A10
Descripción de los Ponderadores de Rotemberg

Panel A: Ponderadores negativos y positivos				
	Suma	Media	Proporción	
Negativos	-0.003	-0.000	0.003	
Positivos	1.003	0.100	0.997	

Panel B: Top 5 Ponderadores de Rotemberg por Industria				
	$\hat{\alpha}_k$	g_k	$\hat{\beta}_k$	Proporción Ind.
Automotriz	0.865	6.462	0.011	1.098
Productos metálicos	0.060	0.723	-0.550	2.165
Caucho y plástico	0.045	0.303	-0.457	2.090
Maquinaria industrial	0.011	0.418	0.012	0.872
Alimentos y bebidas	0.008	0.168	-0.201	4.273

Notas: Estadísticas para los ponderadores de Rotemberg. Las estadísticas corresponden a ponderadores agregados para una industria determinada a lo largo de los años (Panel B). El Panel A informa la participación y la suma de los ponderadores negativos de Rotemberg. El Panel B informa las cinco industrias principales con los ponderadores de Rotemberg más altos. g_k es la exposición de la industria nacional a los robots, $\hat{\beta}_k$ es el coeficiente de la regresión identificada-justa y Proporción Ind. es la participación de la industria (multiplicada por 100).

Tabla A11
Exclusión de Distritos con Mayor Importancia de Industria Automotriz

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	-0.006 (0.013)	0.020 (0.012)	0.027* (0.014)	0.026** (0.012)	0.028** (0.012)	0.028** (0.012)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.064 (0.043)	0.066 (0.046)	0.080* (0.046)	0.071 (0.045)	0.078* (0.044)	0.083* (0.044)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.328** (0.138)	-0.298* (0.174)	-0.377** (0.177)	-0.350** (0.169)	-0.367** (0.169)	-0.359** (0.155)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	-0.087 (0.135)	0.020 (0.143)	0.013 (0.156)	0.008 (0.154)	0.027 (0.155)	0.058 (0.129)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.118 (0.145)	0.254 (0.156)	0.148 (0.163)	0.146 (0.162)	0.139 (0.164)	0.160 (0.163)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.009 (0.106)	-0.120 (0.115)	-0.117 (0.104)	-0.114 (0.099)	-0.103 (0.101)	-0.107 (0.101)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.102 (0.079)	-0.109 (0.105)	-0.106 (0.124)	-0.101 (0.124)	-0.104 (0.128)	-0.099 (0.106)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.129 (0.164)	-0.140 (0.197)	-0.068 (0.216)	-0.037 (0.184)	-0.037 (0.177)	-0.039 (0.157)
KP Estadístico F	56.6	47.3	71.1	72.2	77.8	78.6
Observaciones	901	901	901	901	901	901
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Las regresiones no incluyen los dos distritos de cada país con mayor participación de la industria automotriz, que exhibe el mayor ponderador de Rotemberg.

Tabla A12
Inferencia Basada en Intervalos de Confianza de AKM

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Tasa de desempleo						
Exposición a los robots	0.013*** (0.001)	0.031* (0.018)	0.035 (0.026)	0.036** (0.017)	0.036*** (0.013)	0.038*** (0.015)
Panel B: Tasa de informalidad laboral						
Exposición a los robots	0.054*** (0.004)	0.062 (0.088)	0.078 (0.080)	0.080 (0.052)	0.084** (0.033)	0.087** (0.039)
Panel C: Log (número de empleos asalariados formales)						
Exposición a los robots	-0.219** (0.099)	-0.179 (0.752)	-0.236 (0.933)	-0.246 (0.886)	-0.260 (0.703)	-0.265 (0.755)
Panel D: Log (número de empleos asalariados informales)						
Exposición a los robots	0.006 (0.112)	0.104 (0.717)	0.117 (0.885)	0.114 (0.859)	0.119 (0.678)	0.132 (0.724)
Panel E: Log (número de empleos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	0.070 (0.102)	0.163 (0.714)	0.218 (0.919)	0.201 (0.851)	0.180 (0.677)	0.194 (0.717)
Panel F: Log (salario formal promedio)						
Exposición a los robots	-0.050 (0.048)	-0.129 (0.418)	-0.115 (0.516)	-0.106 (0.504)	-0.096 (0.397)	-0.097 (0.431)
Panel G: Log (salario informal promedio)						
Exposición a los robots	-0.084* (0.045)	-0.046 (0.509)	-0.047 (0.601)	-0.037 (0.578)	-0.041 (0.452)	-0.045 (0.509)
Panel H: Log (ingreso promedio de los trabajos por cuenta propia)						
Exposición a los robots	-0.178*** (0.044)	-0.163 (0.469)	-0.063 (0.510)	-0.032 (0.477)	-0.023 (0.377)	-0.007 (0.414)
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2. Los coeficientes son los mismos que en la tabla de referencia. Los errores estándar se basan en Adão, Kolesár y Morales (2019) y se *clusterizan* a nivel industria.

Tabla A13
Dinámica Poblacional

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A: Log (población total)						
Exposición a los robots	-0.072 (0.046)	0.026 (0.041)	0.021 (0.046)	0.017 (0.047)	0.013 (0.046)	0.019 (0.041)
Panel B: Log (población en edad de trabajar)						
Exposición a los robots	-0.104* (0.053)	0.003 (0.050)	0.006 (0.055)	0.006 (0.056)	0.001 (0.055)	0.007 (0.050)
KP Estadístico F	49.6	39.7	48.0	52.6	49.7	50.9
Observaciones	963	963	963	963	963	963
Tendencias Preexistentes						
Demográficas	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Condiciones Económicas	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Industria Automotriz	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
Comercio con China	-	-	-	Sí	Sí	Sí
<i>Offshoring</i>	-	-	-	-	Sí	Sí
Rutinización	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 1 y 2.

Parte III

TERCER CAPÍTULO:

Robots y Desigualdad en Top Incomes:

Evidencia para Estados Unidos

1. Introducción

La desigualdad ha aumentado considerablemente en los Estados Unidos y otras economías industrializadas durante los últimos cuarenta años. La evolución de la distribución del ingreso muestra tanto la polarización como la concentración de la riqueza entre los más ricos. Mientras que algunos autores documentan que los conflictos distributivos son perjudiciales para el crecimiento, otros relacionan la desigualdad con la inestabilidad política y los temores de que los “super ricos” los capturen políticamente.³⁴ Al mismo tiempo, las últimas décadas han sido testigo de una revolución en la producción manufacturera caracterizada por la caída de costos de varias tecnologías como redes de comunicación, diseño asistido por computadora, robots industriales y *manufactura flexible*. Tanto el debate público como la literatura académica señalan que las tecnologías de automatización amenazan las posibilidades de los trabajadores de baja y mediana calificación para competir contra las máquinas (Acemoglu y Restrepo, 2020; 2022). Simultáneamente, las personas altamente calificadas que trabajan en conjunto con las nuevas tecnologías, como gerentes e ingenieros, se apropian de una fracción considerable de las ganancias de ingresos impulsadas por la productividad. Además, los beneficios de las tecnologías de automatización se acumulan no solo para la mano de obra altamente calificada sino también para los propietarios del capital en forma de mayores ganancias de capital (Moll, Rachel y Restrepo, 2022).

En este capítulo se documenta empíricamente que la adopción de tecnologías de automatización (específicamente, robots industriales) conduce a una creciente desigualdad en la distribución del ingreso personal y, en particular, a una creciente desigualdad entre los contribuyentes más ricos (“*top income inequality*”) en los Estados Unidos. En otras palabras, se muestra que la automatización industrial aumenta el nivel de ingresos -y la participación en los ingresos- del 1 por ciento de individuos que más ganan, lo que conduce a una mayor desigualdad de ingresos, y que las ganancias de ingresos son aún mayores para los fractiles de ingresos más altos (es decir, el 0.1 por ciento superior y el 0.01 por ciento superior de los contribuyentes), lo que alimenta la desigualdad particularmente en la cola derecha de la distribución del ingreso. Se identifican varios argumentos económicos, mecanismos y evidencias que son consistentes con estos hallazgos.

³⁴Para más evidencia sobre el aumento de la desigualdad de ingresos en los Estados Unidos, ver Piketty y Saez (2003), Goldin y Katz (2008), Acemoglu y Autor (2011), Saez y Zucman (2016), Autor (2019), entre muchos otros. Ver Galor y Zeira (1993) y Persson y Tabellini (1994) para argumentos de desigualdad y crecimiento. Para debates sobre la desigualdad e inestabilidad política, ver Farhi et al. (2012), Piketty (2014), Scheuer y Wolitzky (2016), Gilens (2014), Bartels (2016).

El artículo seminal de Milgrom, Qian y Roberts (1991) demuestra teóricamente que el problema de la firma (ya sea adoptar cualquiera o todos los avances tecnológicos disponibles) exhibe importantes no convexidades y existen fuertes complementariedades entre las decisiones de la firma que se extienden más allá de la producción manufacturera hacia *marketing*, ingeniería, organización y distribución. Spence (2022) argumenta que la jerarquía de información, coordinación y decisión es el mecanismo de gobierno y control en la economía y el sistema de mercado, y esta jerarquía tiene hoy en día poderosas máquinas que automatizan y superan a los trabajadores en muchas tareas mientras, al mismo tiempo, aumentan el desempeño humano en otros procesos. Las firmas que incorporan robots obtienen ciclos de producción más cortos, inventarios más bajos y rediseños de productos menos costosos que mejoran la productividad, la flexibilidad para adaptar los productos a diferentes estándares de calidad y la capacidad para atraer a más consumidores a nivel nacional e internacional (Acemoglu, Lelarge y Restrepo, 2020; Koch, Manuylov y Smolka, 2021). La automatización también permite que las firmas aumenten su intensidad de exportación e importación (Artuc, Bastos y Rijkers, 2020; Acemoglu y Restrepo, 2021).³⁵

Todas estas decisiones demandan fuertes capacidades gerenciales y de inversión, lo que coloca a las firmas grandes y más eficientes un paso adelante (Bloom, Sadun y Van Reenen, 2015; Bender, Bloom, Card, Van Reenen y Wolter, 2018). El cambio tecnológico que favorece la expansión de las firmas más productivas se traduce en una caída permanente de la participación del trabajo en el valor agregado y una mayor concentración de la actividad económica entre las firmas de baja participación laboral (Autor, Dorn, Katz, Patterson y Van Reenen, 2020, Martinez, 2021; Kehrig y Vincent, 2021). En relación con esto, la teoría de las jerarquías basadas en el conocimiento argumenta que las disminuciones en los costos de comunicación llevan a las firmas a aumentar su rango de control y confiar más en los solucionadores de problemas en la parte superior, aumentando la centralización de la economía (Rosen, 1981; Garicano y Rossi-Hansberg, 2006). En términos de automatización, existe evidencia de que la manufactura asistida por computadora se relaciona con un rango de control más amplio, lo que genera mayores retornos en las habilidades gerenciales (Bloom et al., 2012). Como resultado, la adopción de tecnología aumenta la desigualdad salarial entre los altos directivos, así como también entre ellos y los trabajadores de producción.³⁶

³⁵Presuntamente, los propietarios y gerentes de las firmas que las adoptan disfrutan de ganancias considerables en sus ingresos. Mion y Opromolla (2014) documentan que la experiencia exportadora previa de los gerentes tiene un impacto de primer orden en el desempeño exportador de sus firmas actuales y esto se traduce en primas salariales considerables.

³⁶En un modelo estrechamente relacionado, Caliendo y Rossi-Hansberg (2012) muestran que *shocks* de

Acemoglu y Restrepo (2022) documentan que entre el 50 y el 70 por ciento de los cambios en la estructura salarial de los Estados Unidos durante las últimas cuatro décadas se explican por las disminuciones salariales relativas de grupos de trabajadores especializados en tareas rutinarias en industrias que experimentan una rápida automatización. Simultáneamente, hubo ganancias salariales y de capital considerables para las personas de mayores ingresos. Por ejemplo, los datos del impuesto sobre la renta de los Estados Unidos muestran que los ejecutivos, gerentes, supervisores y profesionales financieros representan alrededor del 60 por ciento del 0.1 por ciento superior de los perceptores de ingresos y alrededor del 70 por ciento del aumento en la participación del ingreso nacional capturado por este segmento de ingresos superior entre 1979 y 2005 (Bakija, Cole y Heim, 2012).

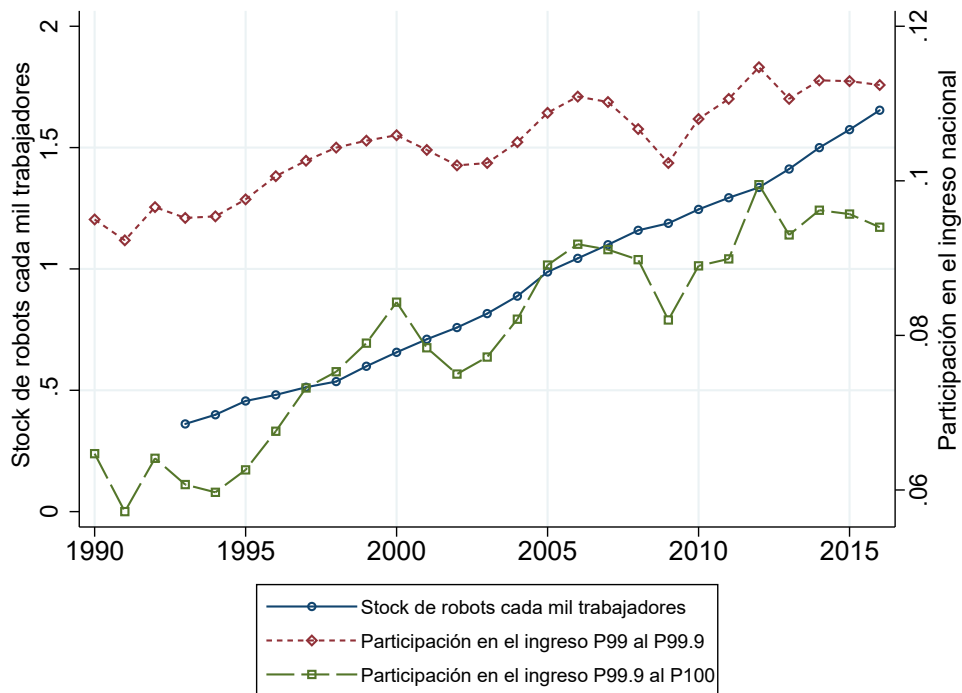
La Figura 1 muestra la evolución de la participación en los ingresos del 1 % superior y el número de robots por cada mil trabajadores en Estados Unidos entre 1990 y 2016. Ambas variables aumentaron notablemente durante este período. Es importante para la pregunta de investigación de este capítulo notar que los ingresos acumulados por el 0.1 % superior crecieron más rápido que la participación en los ingresos del siguiente fractil de ingresos superiores (P99 a P99.9). El análisis empírico de este capítulo investiga si la adopción de robots explica parte de los aumentos observados tanto en *top income shares* como en *top income inequality*.

Para estudiar el impacto causal de los robots sobre *top incomes*, se combinan cuatro fuentes de datos. En primer lugar, para medir la adopción de robots a nivel de país-industria, se utilizan datos de la Federación Internacional de Robótica (IFR).³⁷ IFR informa la cantidad de robots industriales enviados por los productores de robots a cada industria en los Estados Unidos y otros países. En segundo lugar, se utilizan datos de *top incomes* de World Inequality Database (WID) que fueron proporcionados amablemente por Sommeiller y Price (2018) y se desglosan a nivel de áreas metropolitanas para el período 2010-2015. Estos datos se basan en los cálculos del IRS (el Servicio Interno de Impuestos de Estados Unidos) y tienen menos subregistro en la cola superior de la distribución de ingresos, siendo más precisos para medir la desigualdad de ingresos superior

productividad (o demanda) inducen a las firmas a estratificarse y así convertirse en organizaciones más complejas. Trabajos relacionados documentan empíricamente que la reorganización de la firma, a través de cambios en el número de jerarquías gerenciales, es esencial para comprender tanto cómo crecen las firmas como la desigualdad dentro de la firma (Caliendo, Monte y Rossi-Hansberg, 2015; Friedrich, 2022; Caliendo, Mion, Opromolla y Rossi-Hansberg, 2020).

³⁷Recordando el capítulo previo, el uso que hace la IFR del término “robot industrial” se basa en la definición de la Organización Internacional de Normalización: un “manipulador multipropósito reprogramable, controlado automáticamente y programable en tres o más ejes, que puede ser fijo o móvil para su uso en aplicaciones de automatización industrial (ISO 8373:2012)”.

Figura 1
Adopción de Robots y Participación en los Ingresos del Top 1 por ciento en los Estados Unidos



Notas: Participación en el ingreso nacional antes de impuestos obtenida de World Inequality Database. La participación en el ingreso del top 1 por ciento se divide entre dos muestras mutuamente excluyentes de unidades tributarias: percentil 99 a percentil 99.9 (diamantes-guión corto) y percentil 99.9 a percentil 100 (cuadrados-guión largo). El stock de robots en los Estados Unidos se obtiene de la Federación Internacional de Robótica (IFR) y el número de trabajadores se obtiene de la Oficina de Estadísticas Laborales de los Estados Unidos.

que las encuestas de hogares y especialmente útiles para nuestros propósitos. En tercer lugar, se utilizan datos del Censo de los Estados Unidos de los años 80 y 90 para calcular las variables económicas y demográficas a nivel de área metropolitana. Por último, se usan datos de empleo a nivel industria de EU KLEMS para calcular la penetración de robots tanto en los Estados Unidos como en países europeos.

Se sigue a Acemoglu y Restrepo (2020) y se mide la exposición a los robots a nivel de mercado laboral local asignando la adopción de robots industriales de acuerdo con la composición de empleo industrial inicial en las áreas metropolitanas.³⁸ Se realizan regresiones a nivel mercado laboral local (MLL) donde la variable dependiente es una medida de *top income inequality* (por ejemplo, la participación en los ingresos capturado por el top 1%) en la exposición local a los robots, que en última instancia depende de la composición industrial inicial de los MLLs y la evolución de la adopción de robots a nivel

³⁸Acemoglu y Restrepo (2020) muestran que los mercados laborales locales de Estados Unidos más expuestos a la adopción de robots experimentan disminuciones relativas en el empleo y los salarios promedio entre 1993 y 2014.

industria. La penetración de robots es potencialmente endógena porque las condiciones económicas locales pueden tener un impacto en las decisiones de las firmas de invertir en robótica y, al mismo tiempo, en los ingresos. Para abordar esta preocupación, se utiliza un diseño de variables instrumentales que tiene como objetivo capturar las mejoras exógenas en la tecnología que surgen del uso generalizado de robots industriales en las economías industrializadas. En particular, se instrumenta la adopción de robots en las industrias de Estados Unidos utilizando la adopción promedio de robots en países europeos. El instrumento debería recoger la fracción de las compras de robots en Estados Unidos que se explica por los cambios en la oferta de la industria, como los avances en tecnología, disponibilidad y precios. El instrumento aísla el crecimiento en el uso de robots que se debe al cambio tecnológico exógeno. El principal supuesto de identificación es que la adopción de robots en los países europeos no está correlacionada con los *shocks* en los Estados Unidos.

Los hallazgos sugieren que las áreas metropolitanas más expuestas a la creciente adopción de robots experimentan un aumento relativo en el ingreso total imponible obtenido por el 1 por ciento superior de los contribuyentes, y ningún impacto en el ingreso total del 99 por ciento inferior. Dentro del segmento del 1 por ciento superior, las ganancias de ingresos son mayores a medida que nos enfocamos en los fractiles mejor pagados. Concretamente, un aumento de un robot por cada mil trabajadores eleva la base imponible total devengada a los fractiles P99 a P99.9, P99.9 a P99.99 y P99.99 a P100 en 2.1 por ciento, 3.7 por ciento y 6.2 por ciento, respectivamente. Luego se dirige la atención a dos medidas de desigualdad de ingresos: (i) índices de ingresos entre fractiles, y (ii) participación en los ingresos de cada segmento. Se documenta que las unidades geográficas expuestas exhiben incrementos relativos robustos en la desigualdad de ingresos y, en particular, en la desigualdad de ingresos superior. Un robot más por cada mil trabajadores conduce a una disminución relativa en la participación de los ingresos del 90 por ciento inferior de los contribuyentes de 0.43 puntos porcentuales (-0.8 por ciento) y, por el contrario, aumenta la participación de los ingresos de los fractiles de ingresos antes mencionados en 0.12 p.p. (1.3 por ciento), 0.13 p.p. (3.4 por ciento) y 0.17 p.p. (9.2 por ciento), respectivamente.

Este trabajo pertenece a la creciente literatura que estudia la relación entre cambio tecnológico, salarios y desigualdad de ingresos (Autor, Levy y Murnane, 2003; Autor, Katz y Kearney, 2006; Acemoglu y Autor, 2011; Acemoglu y Restrepo, 2022; Hémous y Olsen, 2022). La mayoría de los trabajos documentan un impacto negativo de los robots

en el empleo y los salarios de los trabajadores no calificados. Dauth, Findeisen, Suedekum y Woessner (2021) documentan que los robots han beneficiado a los trabajadores en ocupaciones como gerentes, profesionales del derecho y científicos técnicos. Por el lado de los determinantes, Acemoglu y Restrepo (2021) descubren que el envejecimiento conduce a una mayor automatización industrial porque genera escasez de trabajadores jóvenes especializados en tareas manuales de producción. Acemoglu, Manera y Restrepo (2020) argumentan que la baja tributación del capital de equipos y software en los Estados Unidos (principalmente debido a la generosidad de las asignaciones de depreciación) ha llevado a niveles de automatización socialmente ineficientes. Como el trabajo está más gravado que el capital, la automatización de tareas marginales genera ganancias de productividad limitadas pero desplaza a los trabajadores por debajo del nivel socialmente óptimo.

Moll et al. (2022) argumentan que los beneficios de la automatización se concentran en los trabajadores altamente calificados y también en los propietarios del capital, lo que aumenta la desigualdad al aumentar los rendimientos de la riqueza y provocar el estancamiento de los salarios en la parte inferior de la distribución del ingreso. Koru (2020) propone un marco basado en tareas con fricciones de información (es decir, con costos de mano de obra convexos) que genera una función de producción con rendimientos decrecientes a escala. En este modelo, la automatización permite a los empresarios sustituir la mano de obra por capital y disminuye la gravedad de las diseconomías de escala, aumentando los rendimientos de las habilidades empresariales y la desigualdad de ingresos entre los más ricos (*top income inequality*). Ambos trabajos representan importantes contribuciones teóricas que pueden racionalizar parte de los aumentos observados en la desigualdad de ingresos y riqueza en las últimas décadas.

Este capítulo complementa y contribuye a esta literatura muy reciente al proporcionar evidencia empírica robusta sobre la relación entre la automatización industrial y la desigualdad de ingresos. Hasta donde se conoce, este es el primer trabajo que combina robots y datos de *top incomes* para investigar el efecto causal de la adopción de robots en la desigualdad de ingresos. Las estimaciones del trabajo respaldan la idea de que una forma particular de automatización, los robots industriales, conduce a una mayor concentración en la cola derecha de la distribución del ingreso a corto plazo en las áreas metropolitanas de Estados Unidos más expuestas.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente manera. La Sección 2 presenta una breve discusión teórica. La Sección 3 describe los datos y la construcción de la medida de exposición a los robots. La Sección 4 analiza la estrategia empírica y los supuestos de

identificación. La Sección 5 presenta los resultados empíricos del artículo y la Sección 6 concluye.

2. Discusión Teórica

El impacto teórico de los robots en la desigualdad de ingresos es *a priori* ambiguo, lo que subraya la relevancia de estudiar esta relación empíricamente.

El marco de tareas de Acemoglu y Restrepo (2020) describe dos mecanismos compensatorios principales: (i) un *efecto desplazamiento* que tiende a reducir la demanda de mano de obra y los salarios porque los robots realizan tareas que antes realizaban los trabajadores, presumiblemente de baja y mediana calificación que realizan tareas de producción manual; mientras que también tenemos (ii) un *efecto restablecedor* que surge de las ganancias de productividad y aumenta la demanda de mano de obra tanto en los sectores de automatización como en los que no lo son.³⁹ Estos efectos dependen crucialmente del grado de movilidad laboral y, también, de la distribución de ganancias de las tecnologías de automatización (Gregory, Salomons y Zierahn, 2021).

Las firmas que adoptan robots aumentan su productividad, mejoran la calidad del producto y aumentan las ventas y las ganancias.⁴⁰ Si este es el caso, los gerentes y las personas altamente calificadas que trabajan en complemento con las nuevas tecnologías de automatización pueden lograr ganancias de ingresos considerables.

Finalmente, la automatización también puede cambiar los precios relativos, lo que generaría cambios en los patrones de consumo y efectos de equilibrio general que, en última instancia, dependerían de las elasticidades de la oferta y la demanda. No se pretende estimar ninguno de estos parámetros estructurales. En su lugar, se estudia empíricamente el efecto causal de la adopción de robots en la desigualdad de ingresos, asumiendo que el efecto de equilibrio general de la robótica opera a nivel del mercado laboral local y no hay efectos indirectos entre las unidades geográficas.

3. Datos

Esta sección describe los diferentes conjuntos de datos usados para realizar el análisis.

³⁹ Autor y Salomons (2018) desglosan este efecto en cuatro componentes: producción propia de la industria, efectos de insumo-producto entre industrias, cambios entre industrias y efectos de demanda final.

⁴⁰ Además, las firmas que adoptan robots pueden potencialmente expandirse a expensas de sus competidores, lo que lleva a cambios en la estructura del mercado (Acemoglu et al., 2020).

Top incomes. Estos datos provienen de World Inequality Database (WID) y fueron amablemente proporcionados por Estelle Sommeiller y Mark Price en 2018. Estos datos se basan en registros administrativos del Servicio Interno de Impuestos (IRS) de Estados Unidos. Una característica importante de estos datos es que tienen menos subregistro en la cola superior de la distribución de ingresos, por lo que son más precisos para medir *top income inequality* que las encuestas de hogares. Desafortunadamente, no es posible distinguir entre diferentes fuentes de ingresos. El conjunto de datos informa los niveles de ingreso promedio y la participación en el ingreso a nivel estatal y de área metropolitana. Se utilizan las áreas metropolitanas como definición preferida de un mercado laboral local. Este conjunto de datos está disponible para los años 2010–2015. La Figura A1 en el Apéndice A muestra las distribuciones de los cambios anuales en las participaciones en el ingreso de los *top incomes*.

Robots industriales. Los datos de robótica provienen de la Federación Internacional de Robótica (IFR). Como se explicó en el capítulo anterior, el uso que hace IFR del término “robot industrial” se basa en la definición de la Organización Internacional para la Estandarización: un “manipulador multipropósito reprogramable, controlado automáticamente, programable en tres o más ejes, que puede ser fijo en su lugar o móvil para su uso en procesos de automatización industrial (ISO 8373:2012)”. Este tipo de robots se utilizan principalmente en tareas de fabricación como soldadura, pintura, montaje, embalaje, almacenamiento y transporte. Por ejemplo, durante 2010–2015 se enviaron cerca de 137 mil robots a Estados Unidos, alrededor del 45 % de estos envíos pertenecen a la industria automotriz, el 17.5 % a productos eléctricos y electrónicos, el 5.6 % a productos metálicos, el 5.4 % a productos de caucho y plástico, un 4.2 % a alimentos y bebidas, un 2.2 % a productos farmacéuticos y cosméticos. El precio promedio de los robots es de USD \$50 mil, y las unidades más caras rondan los USD \$500 mil (uso médico). IFR informa la cantidad de robots industriales enviados por los principales productores de robots a cada industria en los Estados Unidos y varios otros países en todo el mundo. La Federación utiliza su propia clasificación industrial, que sigue de cerca la revisión 4 de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (ISIC, por sus siglas en inglés).⁴¹ IFR obtiene información de proveedores de robots, que cubren alrededor del 90 % del mercado. Estados Unidos importa más del 50 % de sus robots de Europa y Japón. El conjunto de datos solo proporciona cantidades y no hay forma de medir la calidad de las máquinas que

⁴¹Para Estados Unidos, no hay un desglose por industria de los envíos antes de 2000. Además, los datos de Estados Unidos incluían a México y Canadá hasta 2010. Se debe tener en cuenta que estos temas no representan un problema para las estimaciones de este trabajo porque se utiliza el período 2010–2015.

utilizan estos datos. Por último, el conjunto de datos no incluye un desglose geográfico de los envíos dentro de los Estados Unidos, por lo que se asignan los robots de acuerdo con la distribución del empleo sectorial en cada área metropolitana en 1980 o 1990, calculada utilizando los datos del censo de los Estados Unidos.

Datos del censo. Como se mencionó anteriormente, se asigna la intensidad de los robots de acuerdo con la participación en el empleo de diferentes industrias en cada área metropolitana. Se utilizan las muestras del cinco por ciento de IPUMS para los años 1980 y 1990 para obtener la participación del empleo por industria en cada área metropolitana. Estos porcentajes no varían a lo largo del tiempo, por lo que la medida de la exposición a los robots no refleja cambios temporales en la composición del empleo. Se construye una concordancia para poder hacer *matching* de las áreas metropolitanas de los datos del censo de Estados Unidos con las de la base de datos de *top incomes*. La muestra utilizada cubre el 86.4 por ciento del ingreso total imponible y el 83.2 por ciento de todos los contribuyentes durante 2010–2015 (ver la Tabla A1 en el Apéndice A). También se usan datos del Censo para construir tendencias preexistentes a nivel de área metropolitana en 1990. En particular, las variables que se utilizan son: participación de la fuerza laboral (PFL), participación laboral femenina, participación en el empleo en los sectores manufacturero, de servicios y financiero, participación femenina en la población adulta, fracciones de la población adulta con edad entre 36 y 49 años y entre 50 y 65 años, porcentajes de población adulta con alguna educación secundaria y alguna educación universitaria, y participación de inmigrantes en la población adulta.

EU KLEMS. Para construir la medida de penetración de robots, se juntan los datos de IFR con datos de empleo por país e industria del conjunto de datos EU KLEMS.⁴² EU KLEMS permite trabajar con 17 sectores, por lo que se recodifican los sectores de IFR para que coincidan con la clasificación utilizada por EU KLEMS. Una vez que se combinan los datos de robots con los de empleo a nivel de industria y país, es posible construir las variables de interés para las regresiones: (i) penetración de robots en Estados Unidos y (ii) penetración de robots en países europeos (la variable instrumental).⁴³ La Figura A2 en el Apéndice A grafica el cambio anual promedio en ambas variables y muestra que la industria con la adopción más rápida de robótica es la de automotores y otros vehículos,

⁴²La base de datos EU KLEMS incluye medidas de crecimiento económico, productividad, empleo, formación de capital y cambio tecnológico en la industria para todos los estados miembros de la Unión Europea (Jägger, 2016).

⁴³Estos países son Austria, Bélgica, República Checa, Dinamarca, Estonia, Finlandia, Francia, Alemania, Grecia, Hungría, Irlanda, Italia, Lituania, Letonia, Países Bajos, Polonia, Portugal, Rumania, Eslovaquia, Eslovenia, España, Suecia y Reino Unido.

seguida por productos eléctricos y electrónicos y luego la industria de productos de caucho y plástico.

Se construye una medida de exposición a los robots a nivel de mercado laboral local (MLL). Como proxy de MLL se usan las áreas metropolitanas definidas en los datos de ingresos principales. Dado que no se tiene un desglose geográfico de los envíos de robots dentro de los Estados Unidos, se asigna la intensidad de los robots de acuerdo con la participación de empleo de diferentes industrias en cada MLL. Estos porcentajes no varían a lo largo del tiempo, por lo que la medida de la exposición a los robots no refleja cambios temporales en la composición del empleo.

La exposición a robots de un MLL de tipo s en el año t (ER_{st}) cuantifica la exposición del MLL de tipo s a la creciente adopción de robots industriales de acuerdo con su composición inicial de empleo en todas las industrias (dada por la estructura de empleo del MLL de 1990, calculada usando microdatos del censo).⁴⁴ Formalmente:

$$ER_{st} = \sum_j \frac{Emp_{sj1990}}{Emp_{s1990}} \times \frac{Stock\ Robots_{jt}}{Emp_{jt}/1000}$$

donde j indexa industrias. Emp_{sj1990} es el número de trabajadores en la industria j en el MLL s en 1990, Emp_{s1990} es el número total de trabajadores en el MLL s en 1990, $Stock\ Robots_{jt}$ es el stock de robots a nivel industria-año, y EMP_{jt} es el número de trabajadores a nivel industria-año. La relación $\frac{Stock\ Robots_{jt}}{Emp_{jt}/1000}$ es la cantidad de robots de la industria por cada mil trabajadores en los Estados Unidos. Se computa esta relación juntando datos IFR y EU KLEMS, que permiten trabajar con 17 industrias. Hay seis sectores no manufactureros: agricultura, silvicultura y pesca; minas y canteras; suministro de electricidad, gas y agua; construcción; educación, investigación y desarrollo; y otros no manufactureros; y hay once sectores manufactureros: alimentos y bebidas; textiles y prendas de vestir; papel, madera y muebles; productos farmacéuticos y cosméticos; productos químicos; caucho y plásticos; productos metálicos; productos eléctricos y electrónicos; maquinaria industrial; industrias automotriz, naval y aeroespacial; y otra manufactura.

⁴⁴Los resultados son robustos al uso de los datos del censo de 1980 en lugar de los de 1990 para estimar la estructura de empleo industrial y la exposición a los robots. Ver la Tabla B6 en el Apéndice B.

3.1. Estadísticas Descriptivas

La Tabla 1 presenta estadísticas descriptivas para el conjunto de datos principal utilizado en este documento, que es un panel casi perfectamente balanceado de 230 áreas metropolitanas a lo largo de 6 años (período 2010–2015).⁴⁵ Los paneles corresponden a diferentes variables y las columnas presentan estadísticos descriptivos de la distribución de cada una de estas variables durante el periodo de estudio. El Panel A se refiere a ingreso total imponible anual (expresado en miles de millones de dólares estadounidenses de 2015) correspondiente a diferentes fractiles de ingreso. El ingreso total anual promedio del 90 por ciento inferior de los contribuyentes es de USD 91.2 millones. Este número equivale a USD 58.1 millones, USD 26.1 millones, USD 12.5 millones, USD 10.1 millones, para los percentiles 90 a 99, percentiles 99 a 99.9, percentiles 99.9 a 99.99 y percentiles 99.99 a 100, respectivamente. El Panel B corresponde al ingreso gravable anual (expresado en miles de dólares estadounidenses de 2015) del contribuyente promedio en cada fractil de renta. El ingreso anual promedio del 90 por ciento inferior de los contribuyentes es de USD 37 mil. Por construcción, el ingreso anual promedio aumenta al moverse hacia la cola derecha de la distribución del ingreso: USD 220 mil para los percentiles 90 a 99, USD 902 mil para los percentiles 99 a 99.9, USD 3,889 mil para los percentiles 99.9 a 99.99 y USD 25,874 mil para el top 0.01 por ciento. Los siguientes paneles de la Tabla 1 presentan diferentes medidas de desigualdad de ingresos: índices de ingresos imponibles totales entre los fractiles (Panel C), índices de ingresos imponibles promedio entre los fractiles (Panel D) y participación en los ingresos imponibles de cada fractil de ingresos (Panel E). Por ejemplo, el 0.01 por ciento superior de los contribuyentes gana en promedio 5.9 veces el ingreso promedio de los contribuyentes en los percentiles 99.9 a 99.99; y el 90 por ciento inferior de los contribuyentes acumulan en promedio el 50.8 por ciento del ingreso imponible total, mientras que el 1 por ciento superior capta alrededor del 20.2 por ciento del ingreso imponible total.

La Tabla A2 en el Apéndice A muestra que el ingreso promedio del 90 por ciento inferior aumentó en promedio un 11.1 por ciento entre 2010 y 2015, mientras que los ingresos promedio de P90 a P99, P99 a P99.9, P99.9 a P99.99, y P99.99 a P100 crecieron en promedio un 14.4 por ciento, 19.2 por ciento, 20.5 por ciento y 21.8 por ciento, respectivamente. En esta línea, los Paneles B y C destacan que el período bajo estudio exhibe un aumento en la desigualdad de ingresos entre los contribuyentes estadounidenses.

⁴⁵Faltan datos de ingresos para cuatro áreas metropolitanas en el año 2010, lo que arroja un total de 1376 observaciones.

Tabla 1
Estadísticas Descriptivas

	Media	SD	P10	P25	P50	P75	P90
Panel A: Ingreso Total Imponible (miles de millones de USD de 2015 USD)							
percentiles 0 a 90	91.2	99.7	6.3	17.4	55.1	119.3	305.5
percentiles 90 a 99	58.1	70.8	3.4	9.2	31.3	69.3	214.3
percentiles 99 a 99.9	26.1	35.0	1.1	3.4	11.7	29.2	104.2
percentiles 99.9 a 99.99	12.5	18.2	0.4	1.3	4.8	14.0	53.1
percentiles 99.99 a 100	10.1	16.2	0.2	0.8	2.9	10.7	44.5
Panel B: Ingreso Promedio Imponible (miles de dólares de 2015 USD)							
percentiles 0 a 90	37	8	27	32	36	41	47
percentiles 90 a 99	220	60	157	178	212	254	292
percentiles 99 a 99.9	902	376	510	646	836	1067	1364
percentiles 99.9 a 99.99	3889	2262	1775	2401	3320	4805	6482
percentiles 99.99 a 100	25874	24824	7744	11876	17888	35235	52486
Panel C: Ratios de Ingreso Total Imponible							
90-99 con 0-90 percentiles	0.58	0.09	0.47	0.51	0.57	0.63	0.71
99-99.9 con 90-99 percentiles	0.40	0.07	0.32	0.35	0.39	0.44	0.49
99.9-99.99 con 99-99.9 percentiles	0.43	0.07	0.34	0.38	0.42	0.47	0.51
99.99-100 con 99.9-99.99 percentiles	0.66	0.17	0.47	0.53	0.63	0.76	0.87
Panel D: Ratios de Ingreso Promedio Imponible							
90-99 con 0-90 percentiles	6.00	0.99	4.88	5.25	5.87	6.55	7.38
99-99.9 con 90-99 percentiles	3.99	0.66	3.20	3.48	3.89	4.46	4.86
99.9-99.99 con 99-99.9 percentiles	4.12	0.65	3.33	3.64	4.05	4.57	4.94
99.99-100 con 99.9-99.99 percentiles	5.91	1.54	4.19	4.77	5.64	6.86	7.84
Panel E: Participación en el Ingreso Imponible							
percentiles 0 a 90	50.82	6.21	42.07	46.89	51.70	55.48	57.98
percentiles 90 a 99	29.03	1.63	27.12	28.09	29.08	29.96	30.81
percentiles 99 a 99.9	11.53	2.01	9.13	9.96	11.27	12.98	14.47
percentiles 99.9 a 99.99	5.04	1.66	3.17	3.74	4.63	6.13	7.35
percentiles 99.99 a 100	3.59	2.20	1.48	1.99	2.90	4.73	6.42
Panel F: Exposición a los robots							
Exposición a los robots	2.63	1.84	1.04	1.44	2.07	3.21	5.00
Exposición a los robots (IV)	1.59	1.05	0.72	0.92	1.27	1.91	2.84
Número de observaciones				1376			
Número de áreas metropolitanas				230			
Número de estados				45			

Notas: Tramos de ingresos calculados utilizando muestras mutuamente excluyentes de la distribución de ingresos (reportada) en cada área metropolitana. Los ingresos promedio en cada tramo se expresan en miles de dólares estadounidenses de 2015 (Panel A). El Panel B presenta las proporciones de ingreso promedio entre los grupos. El panel C corresponde a la porción del ingreso total del área metropolitana captada por cada grupo de ingreso. Las estadísticas descriptivas están ponderadas por la participación del área metropolitana en el ingreso total imponible anual. Las estadísticas corresponden al período 2010-2015, que es el período disponible a nivel de áreas metropolitanas. La base de datos fue proporcionada amablemente por Estelle Sommeiller y Mark Price en 2018.

Los cuatro índices de ingreso exhiben en promedio un incremento. La participación en los ingresos del 90 por ciento inferior de las unidades tributarias disminuye de 51.94 en 2010 a 50.85 en 2015 (-1.09 p.p.); en cambio, las participaciones en los ingresos de P99 a P99.9, P99.9 a P99.99 y P99.99 a P100 aumentan en promedio 0.52 p.p. (4.7 por ciento), 0.28 p.p. (5.8 por ciento) y 0.27 p.p. (8.1 por ciento), respectivamente. Los *boxplots* en la Figura 2 ilustran este mismo patrón. Estas estadísticas están en línea con la tendencia de 1990 a 2016 representada en la Figura 1, ya que ambas muestran que la participación de los ingresos de los “super ricos” aumentó más rápidamente que la participación de los ingresos de los ricos.

4. Estrategia Empírica

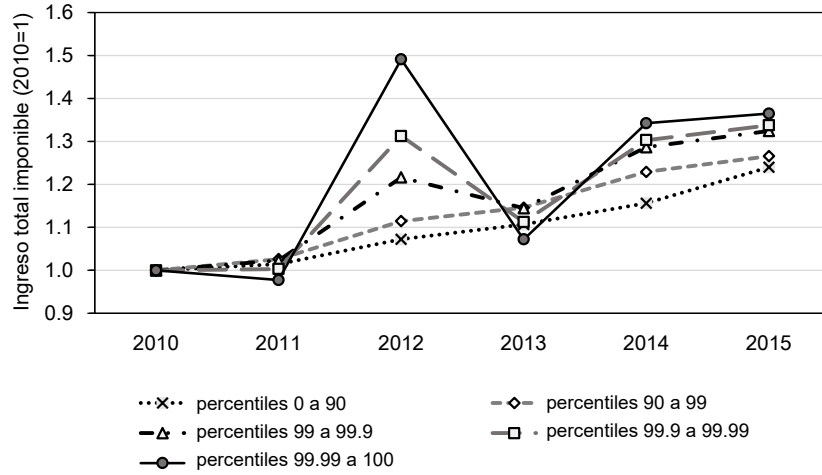
Se realizan regresiones a nivel MLL con la siguiente forma:

$$Y_{st} = \beta ER_{st} + \mathbf{X}'_{s1990}\gamma + \delta_s + \eta_{rt} + \varepsilon_s \quad (4.1)$$

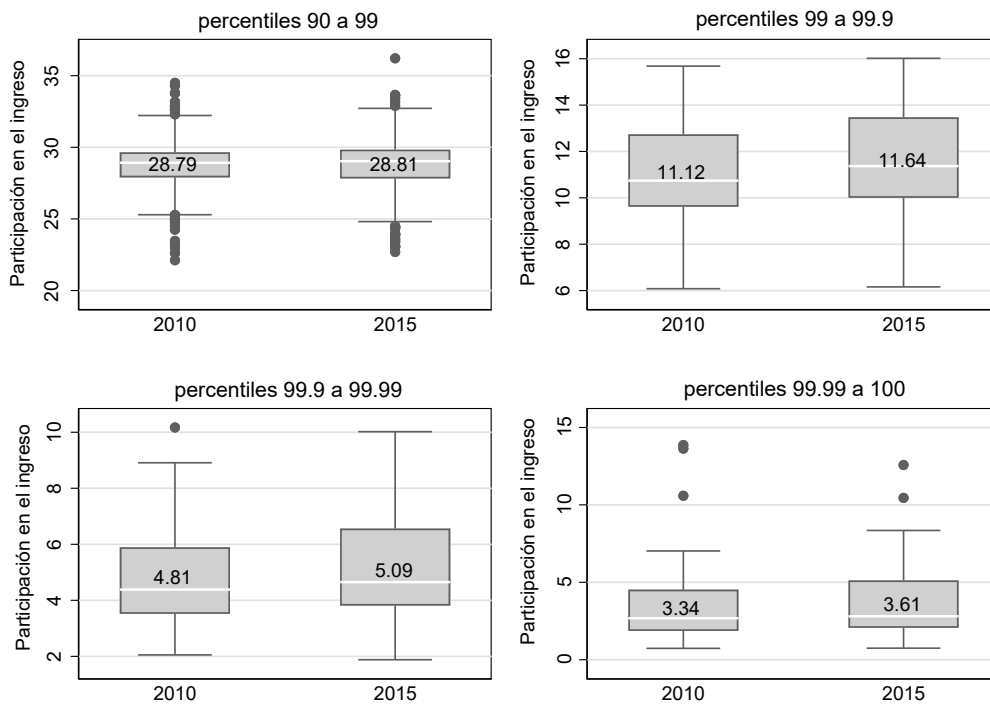
donde Y_{st} son: (i) el ingreso imponible total logarítmico de cinco fractiles de ingreso diferentes (percentiles 0 a 90, percentiles 90 a 99, percentiles 99 a 99.9, percentiles 99.9 a 99.99 y percentiles 99.99 a percentil 100); (ii) las proporciones de ingreso total entre fractiles consecutivos; y (iii) la participación en el ingreso de cada fractil. El vector \mathbf{X}_{s1990} incluye covariables económicas y demográficas medidas en el período inicial; δ_s y η_{rt} son efectos fijos por MLL y estado×año para controlar por *shocks* no observables a nivel estatal (por ejemplo, cambios en las tasas impositivas marginales estatales). Por ejemplo, β captura el efecto de un aumento de una unidad en la exposición a los robots en el ingreso total de diferentes fractiles de ingresos de un MLL.

Una preocupación potencial para estimar esta ecuación por MCO es que la decisión de invertir en robótica no es exógena. La exposición a los robots es un regresor potencialmente endógeno ya que las condiciones de los MLL pueden tener un impacto en las decisiones de las firmas de invertir en robótica y en los ingresos y la desigualdad de ingresos al mismo tiempo. Para abordar esta preocupación de endogeneidad se sigue un enfoque de variables instrumentales que también ha sido utilizado por algunos artículos en esta literatura (Acemoglu y Restrepo, 2021; Dauth et al., 2021). La idea es predecir la penetración de los robots de la industria en los Estados Unidos utilizando la penetración promedio de robots en la misma industria en países europeos. Formalmente, la variable

Figura 2
Crecimiento del Ingreso Total Imponible en Estados Unidos
Evolución del Ingreso Total Imponible



Distribución de la Participación del Top 10 por ciento (promedio entre MLL)



Notas: El Panel A grafica la evolución del ingreso total imponible por fractiles de ingreso durante 2010–2015. Ingresos totales imponibles normalizados a 1 en 2010. El Panel B traza las distribuciones del 10 por ciento superior de ingresos totales imponibles en áreas metropolitanas por separado para 2010 y 2015. Cada subgráfico corresponde a un fractil de ingresos totales imponibles en áreas metropolitanas por separado para 2010 y 2015. Cada subgráfico corresponde a un fractil de ingresos totales imponibles en áreas metropolitanas por separado para 2010 y 2015. Cada subgráfico corresponde a un fractil de ingresos totales imponibles en áreas metropolitanas por separado para 2010 y 2015. Los recuadros delimitan los percentiles 25 y 75 y los paréntesis marcan los percentiles 5 y 95. Los números corresponden a la participación promedio en el ingreso.

instrumental es:

$$ER_{st}^{VI} = \sum_j \frac{\text{Emp}_{sj1990}}{\text{Emp}_{s1990}} \times \left(\frac{1}{23} \sum_{k \in \text{Europe}} \frac{\text{Stock Robots}_{kjt}}{\text{Emp}_{kjt}/1000} \right) \quad (4.2)$$

donde j y k indexan industrias y países europeos, respectivamente; y $\frac{\text{Stock Robots}_{kjt}}{\text{Emp}_{kjt}/1000}$ es el stock de robots por cada mil trabajadores en cada par industria-país. Se debe tener en cuenta que s es un promedio simple en 23 países europeos, que son todos los países de la OCDE con información completa en los conjuntos de datos IFR y EU KLEMS.⁴⁶

El instrumento debería recoger la parte de las compras de robots de Estados Unidos que se deben a cambios exógenos en la oferta global de ventas de robots. Presumiblemente, la variación en la adopción de robots en las industrias europeas y a lo largo del tiempo capta los avances en tecnología, disponibilidad y precios. Los principales supuestos de identificación son: (i) que la evolución de la exposición promedio de la industria a los robots en los países europeos no está correlacionada con los *shocks* en los Estados Unidos; y (ii) que los MLL con una mayor proporción inicial de mano de obra asignada a industrias con mayores avances en tecnología robótica no se ven afectados de manera diferencial por otros *shocks* o tendencias del mercado laboral. La primera etapa entre ER_{st} y ER_{st}^{VI} es muy fuerte, con un coeficiente lineal de 2.2, un error estándar de 0.12 y un R-cuadrado de 0.978 (Figura 3).

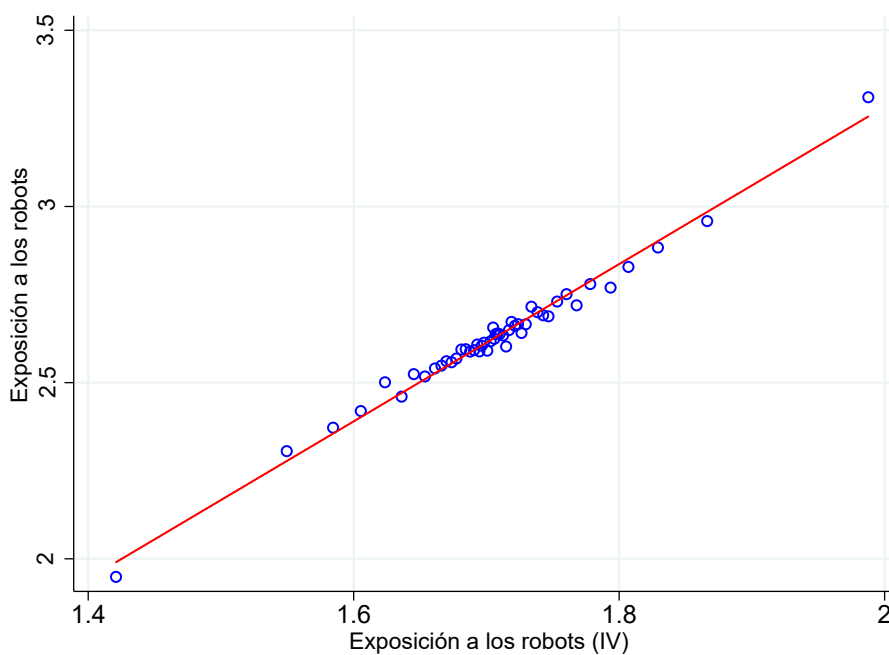
5. Resultados

Esta sección analiza los principales hallazgos del documento. Se tiene interés en los ingresos totales imposables, las proporciones de ingresos y las participaciones en los ingresos para diferentes fractiles de la distribución del ingreso: percentiles 0 a 90, percentiles 90 a 99, percentiles 99 a 99.9, percentiles 99.9 a 99.99 y percentiles 99.99 a 100, a nivel de área metropolitana.

Se presentan las estimaciones de referencia de la ecuación (4.1) en las Tablas 2 y 3. La primera columna presenta estimaciones de mínimos cuadrados ordinarios con efectos fijos y las columnas (2) a (7) muestran estimaciones de mínimos cuadrados en dos etapas con efectos fijos, en las cuales la exposición a robots está instrumentada utilizando la penetración de robots en países europeos como un *shifter* exógeno. Posteriormente,

⁴⁶Consultar la nota al pie 43 para obtener una lista completa de estos países.

Figura 3
Regresión de la Primera Etapa



Notas: La figura muestra la regresión de la primera etapa para la especificación preferida en las Tablas 2 y 3, columna (7). Las variables instrumentales se construyen como la interacción de la composición del empleo industrial del área metropolitana en 1990 y la exposición promedio de la industria a los robots en los países europeos. Las observaciones se agrupan en 50 segmentos de igual tamaño para facilitar la interpretación gráfica. Cada punto representa el promedio (condicional) de exposición a robots dentro de cada segmento y la línea roja representa la predicción lineal de exposición a robots en los Estados Unidos en el instrumento.

diferentes columnas dan cuenta de varias tendencias preexistentes.⁴⁷ En la columna (3) se controla por efectos fijos estado×año para dar cuenta de *shocks* no observados a nivel estatal. La columna (4) agrega las tendencias preexistentes para la participación en la fuerza laboral (PFL) del área metropolitana y la PFL femenina. La columna (5) incorpora tendencias preexistentes para las proporciones de empleo local en los sectores manufacturero y de servicios. La columna (6) agrega una tendencia preexistente para la participación del empleo local en el sector financiero. Finalmente, la columna (7) controla por variables demográficas: participación femenina en la población adulta, fracciones de la población con edad entre 36 y 49 años y entre 50 y 65 años, porcentajes de la población adulta con alguna educación secundaria o inferior y con algo de educación universitaria, y la población inmigrante como relación de la población adulta. Los errores estándar son robustos frente a la heteroscedasticidad y se *clusterizan* a nivel estatal. Todas las regresiones incluyen efectos fijos de distrito y año (o, desde la columna (3), estado×año) y, por lo tanto, explotan la variación dentro del distrito a lo largo del tiempo.

El Panel A en la Tabla 2 muestra que el instrumento tiene un fuerte poder predictivo y es estadísticamente significativo al nivel del 1 por ciento en todas las especificaciones; Se rechaza rotundamente la hipótesis de instrumento débil.

En el Panel B, la variable dependiente es el logaritmo del ingreso total imponible en diferentes fractiles. Los resultados sugieren que no existe un efecto de la exposición a los robots en el ingreso total imponible del 99% inferior de las unidades tributarias (Paneles B.1 y B.2). Por el contrario, los coeficientes estimados son positivos y estadísticamente significativos para las unidades tributarias más ricas (es decir, el 1% superior). La magnitud económica de los coeficientes estimados es creciente en los ingresos. Concretamente, un aumento de un robot por cada mil trabajadores eleva la base imponible total devengada a los fractiles P99 a P99.9, P99.9 a P99.99, y P99.99 a P100 en 2.1 por ciento, 3.7 por ciento y 6.2 por ciento, respectivamente.⁴⁸

Se reportan las estimaciones para dos medidas de desigualdad en la Tabla 3. El Panel A corresponde a los ratios de ingreso total imponible en los fractiles de ingreso subsiguientes y el Panel B a las participaciones en el ingreso de cada fractil. Las estimaciones del Panel A muestran que la desigualdad de ingresos aumenta como resultado de la exposición a los robots y, en particular, que la desigualdad de ingresos aumenta con

⁴⁷Todas las tendencias preexistentes se calculan como el valor de la variable en 1990 interactuadas con dummies de años para el período 2010–2015.

⁴⁸El cambio anual promedio en la exposición a robots a nivel de área metropolitana entre 2010 y 2015 fue de 0.28; la media y la desviación estándar fueron 0.34 y 0.23, respectivamente. Ver la Figura 4.

mayor fuerza entre los contribuyentes más ricos. El Panel B presenta las estimaciones de referencia para las participaciones en los ingresos, definidas como la participación en el ingreso total imponible del área metropolitana de cada fractil de ingresos. Los coeficientes estimados son negativos y estadísticamente significativos para el 90 % inferior de las unidades tributarias. Este efecto, combinado con el del Panel (A.1) de la Tabla 2, sugiere que la gran mayoría de los trabajadores no disfrutaron de aumentos de ingresos relativos como resultado de la adopción de robots, al menos a corto plazo. Los coeficientes estimados para unidades tributarias en P90 a P99 son estadísticamente indistinguibles de cero; mientras que las de las unidades tributarias del 1 % superior son positivas y estadísticamente significativas. Un robot más por cada mil trabajadores conduce a una disminución relativa en la participación de los ingresos del 90 por ciento inferior de los contribuyentes de 0.43 puntos porcentuales (-0.8 por ciento) y, por el contrario, aumenta la participación de los ingresos de los fractiles de ingresos P99 a P99.9, P99.9 a P99.99 y P99.99 a P100 en 0.12 p.p. (1.3 por ciento), 0.13 p.p. (3.4 por ciento) y 0.17 p.p. (9.2 por ciento), respectivamente. La Figura 5 representa los resultados del Panel B de la Tabla 3 en términos de los efectos marginales de los robots sobre la participación en los ingresos, expresando las derivadas como elasticidades: $dy/dx (x/y)$.

Los resultados sugieren que el aumento de la adopción de robots genera ganancias de ingresos para el 1 % superior de los contribuyentes *solamente*, y que estas ganancias son crecientes en los ingresos. Como resultado, la automatización aumenta la desigualdad de ingresos y, especialmente, la desigualdad de ingresos entre los que más ganan (*top income inequality*).

5.1. Análisis de Tendencias Preexistentes

Una preocupación de la estrategia empírica, compartida con la mayoría de los ejercicios de estimación de efectos de tratamiento, al igual que en el capítulo previo, es si la exposición al nivel de MLL a los robots se correlaciona con las tendencias preexistentes a nivel local. Si ese fuera el caso, las estimaciones podrían estar sesgadas por tendencias preexistentes que persistieron durante el período de exposición. La estrategia empírica del capítulo controla por un gran conjunto de tendencias basadas en variables observadas en 1990, lo que mejora sustancialmente esta preocupación. Como prueba de robustez, se analizan las variables observables en un período previo a la muestra para descartar que sus cambios pasados estén correlacionados con la exposición posterior a los robots.

Tabla 2
Efectos de los Robots en los Ingresos

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Panel A: Regresiones de primera etapa							
Exposición a los robots (IV)	-	2.226***	2.274***	2.437***	2.424***	2.231***	2.232***
	-	(0.045)	(0.106)	(0.106)	(0.093)	(0.114)	(0.115)
KP Estadístico F	-	2370.8	378.2	425.1	534.7	302.0	294.0
R-cuadrado	-	0.952	0.968	0.974	0.975	0.978	0.978
Panel B: Log (Ingreso Total Imponible)							
B.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.006	-0.012*	-0.011	-0.001	-0.003	-0.000	0.001
	(0.006)	(0.006)	(0.008)	(0.007)	(0.006)	(0.006)	(0.007)
B.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.010*	-0.020***	-0.006	0.005	0.004	0.007	0.008
	(0.005)	(0.005)	(0.008)	(0.007)	(0.006)	(0.007)	(0.007)
B.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	-0.000	-0.010	0.009	0.017**	0.016**	0.019**	0.021**
	(0.007)	(0.007)	(0.009)	(0.008)	(0.007)	(0.009)	(0.009)
B.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.008	-0.005	0.020	0.030***	0.030***	0.034**	0.037***
	(0.012)	(0.012)	(0.015)	(0.012)	(0.011)	(0.013)	(0.013)
B.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.023	0.004	0.040*	0.053***	0.054***	0.057***	0.062***
	(0.020)	(0.020)	(0.024)	(0.018)	(0.018)	(0.022)	(0.020)
Observaciones	1376	1376	1376	1376	1376	1376	1376
Efectos fijos Año x Estado	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
TP Demográficas	-	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
TP Tasas de PFL	-	-	-	-	Sí	Sí	Sí
TP Participación del empleo en el sector	-	-	-	-	-	Sí	Sí
TP Participación del empleo en el sector financiero	-	-	-	-	-	-	Sí

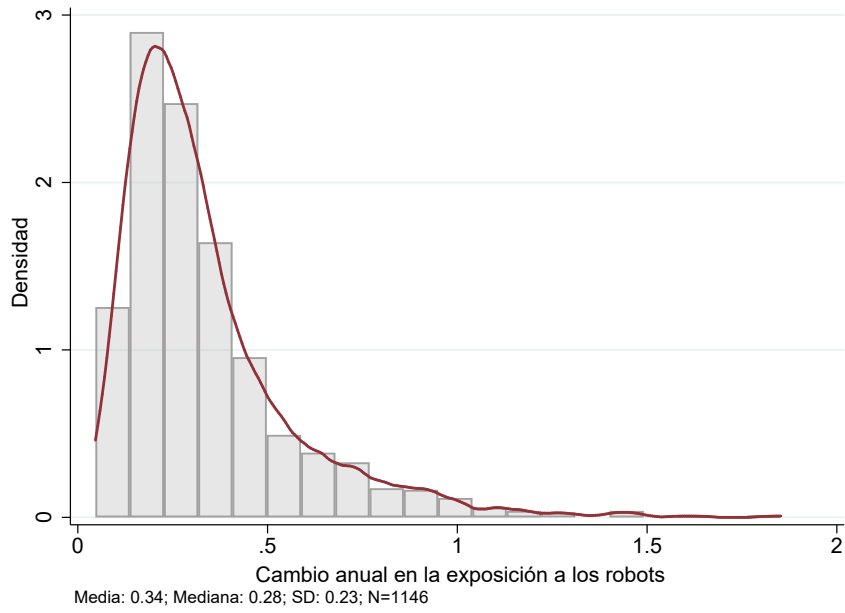
Notas: Las variables dependientes son los logaritmos de la renta imponible total (TTI) en cada fractil de renta. Todas las regresiones incluyen efectos fijos por área metropolitana y año. Columna (1): MCO. Columnas (2) a (7): MC2E utilizando la exposición de la industria a los robots en los países europeos ponderada por la composición industrial a nivel de área metropolitana como instrumento. Las tendencias preexistentes a nivel de área metropolitana en 1990 son: participación de mujeres en la población adulta (16-65), porcentajes de población adulta con edades entre 36-49 y 50-65 años, participación de trabajadores de mediana calificación (educación secundaria) y de alta calificación (educación universitaria) como porcentaje de la población adulta y fracción de inmigrantes en población adulta (columna (4) en adelante); participación en la fuerza laboral (PFL) y PFL femenina (columna (5) en adelante); porcentajes de empleo en los sectores manufacturero y de servicios (columnas (6) y (7)); participación del empleo en el sector financiero (columna (7)). Los errores estándar *clusterizados* a nivel estatal están entre paréntesis. Significatividad a los niveles de 1, 5 y 10 por ciento indicadas con ***, ** y *.

Tabla 3
Efectos de los Robots en la Desigualdad de Ingresos

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Panel A: Ratios Ingreso Total Imponible							
A.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.002 (0.004)	-0.005 (0.004)	0.002 (0.002)	0.003* (0.002)	0.004* (0.002)	0.004 (0.002)	0.004* (0.002)
A.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.003* (0.002)	0.003* (0.002)	0.006*** (0.002)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.002)	0.004*** (0.002)	0.005*** (0.002)
A.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.004* (0.002)	0.003 (0.002)	0.006** (0.003)	0.007*** (0.002)	0.007*** (0.002)	0.007*** (0.002)	0.007*** (0.002)
A.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.011* (0.006)	0.008 (0.006)	0.019** (0.008)	0.020*** (0.006)	0.021*** (0.006)	0.017*** (0.006)	0.018*** (0.006)
Panel B: Participación en el Ingreso Total Imponible							
B.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	-0.064 (0.209)	0.061 (0.209)	-0.395*** (0.128)	-0.422*** (0.107)	-0.439*** (0.108)	-0.407*** (0.113)	-0.429*** (0.102)
B.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.151* (0.080)	-0.187** (0.094)	-0.061 (0.071)	-0.034 (0.066)	-0.030 (0.066)	0.013 (0.068)	0.008 (0.072)
B.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.040 (0.055)	0.016 (0.055)	0.114*** (0.034)	0.108*** (0.028)	0.111*** (0.030)	0.118*** (0.030)	0.124*** (0.028)
B.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.064 (0.048)	0.036 (0.044)	0.124*** (0.042)	0.128*** (0.036)	0.131*** (0.036)	0.117*** (0.035)	0.125*** (0.033)
B.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.111 (0.068)	0.074 (0.060)	0.219*** (0.076)	0.221*** (0.065)	0.226*** (0.065)	0.159*** (0.047)	0.172*** (0.051)
Observaciones	1376	1376	1376	1376	1376	1376	1376
Efectos fijos Año x Estado	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
TP Demográficas	-	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
TP Tasas de PFL	-	-	-	-	Sí	Sí	Sí
TP Participación del empleo en el sector	-	-	-	-	-	Sí	Sí
TP Participación del empleo en el sector financiero	-	-	-	-	-	-	Sí

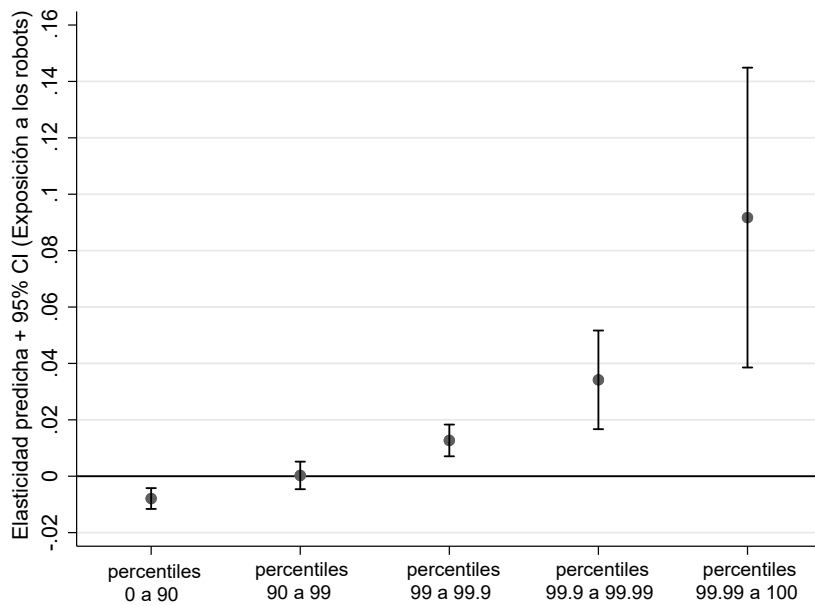
Notas: Las variables dependientes en los Paneles A.1-A.4 corresponden a los ratios de ingresos totales imposables (TTI) entre los fractiles de ingresos. Las variables dependientes en los Paneles B.1-B.5 son las participaciones de cada fractil de ingreso en el ingreso total imponible. Los errores estándar *clusterizados* a nivel estatal están entre paréntesis. Significatividad a los niveles de 1, 5 y 10 por ciento indicadas con ***, ** y *.

Figura 4
Cambio anual en exposición a robots durante 2010-2015



Notas: La figura muestra la distribución del cambio anual en la exposición a los robots en las áreas metropolitanas. Cálculos propios a partir de datos de IFR y del censo de los 90.

Figura 5
Efecto Marginal de los Robots en las Participaciones en el Ingreso Total Imponible



Notas: La figura muestra la distribución del cambio anual en la exposición a los robots en las áreas metropolitanas. Cálculos propios a partir de datos de IFR y del censo de los 90.

Se define un período previo a la muestra de 1980 a 1990 y se ejecuta la siguiente regresión por MCO:

$$\Delta x_{s0} = \gamma_0 + \gamma_1 \Delta ER_{st} + \delta_r + \Delta \varepsilon_{s0} \quad (5.1)$$

Para cada variable x se realiza una regresión del cambio entre 1980 y 1990 (Δx_{s0}) en el cambio en la exposición a la robotización durante 2010–2015 (ΔER_{st}); donde x son observables a nivel MLL durante el período previo a la muestra. Se consideran los siguientes observables a nivel MLL: proporción de la población, proporción de la población en edad de trabajar, proporción de mujeres en la población en edad de trabajar, proporción de migrantes en la población en edad de trabajar, fracciones de la población en edad de trabajar con educación baja, media y alta, proporción de población menor entre 16 y 34 años, entre 35 y 49 y entre 50 y 65 años, tasa de participación en la fuerza laboral (PFL), tasa de PFL femenina, participación de empleo en agricultura, manufactura, servicios y finanzas.

Los resultados se reportan en la Tabla 4, columna (1). Para completar, se realizan ejercicios adicionales en las columnas (2) a (4). En la columna (2), se reemplaza ΔER con el instrumento ΔER^{VI} . En la columna (3), se reemplaza ΔER con una variable *dummy* que indica si ΔER está por encima de la mediana en todos los distritos. La columna (4) es análoga a la columna (3) con la diferencia de que la variable *dummy* se calcula en función de ΔER^{VI} .

Surgen algunas preocupaciones. En primer lugar, los MLL más expuestos posteriormente a los robots exhibieron un aumento en los niveles de educación y reasignación de empleo de manufactura a servicios entre 1980 y 1990. En segundo lugar, los MLL más expuestos a los robots en el futuro representaron una proporción creciente de individuos jóvenes y una disminución de individuos de mediana edad. Para solucionar parcialmente estos problemas, se controla por las tendencias preexistentes en todas estas variables, interactuando su nivel de 1990 con efectos fijos anuales.

5.2. Ejercicios de Robustez

En esta sección se realizan una serie de ejercicios de robustez. Se estiman varias alternativas a la regresión de referencia para comprobar la robustez de los resultados a: una especificación alternativa utilizando el primer y último año de los datos, descartar la

Tabla 4
Tests de Tendencias Preexistentes

	Cambio en la exposición a los robots	Cambio en la exposición a los robots (IV)	Alta exposición a los robots	Alta exposición a los robots (IV)
Porcentaje de la población total	0.0001 (0.0001)	0.0002 (0.0002)	0.0003 (0.0002)	0.0001 (0.0002)
Porcentaje de la población adulta	0.0001 (0.0001)	0.0002 (0.0002)	0.0003 (0.0002)	0.0001 (0.0002)
Proporción de mujeres en la población adulta	0.0001 (0.0008)	0.0002 (0.0019)	-0.0018 (0.0013)	-0.0008 (0.0017)
Proporción de inmigrantes en la población adulta	0.0022 (0.0021)	-0.0005 (0.0049)	0.0073** (0.0036)	0.0037 (0.0029)
Proporción con bajas habilidades	0.0008 (0.0011)	-0.0018 (0.0025)	0.0038 (0.0026)	-0.0015 (0.0021)
Proporción con habilidades intermedias	-0.0038** (0.0019)	-0.0002 (0.0042)	-0.0113** (0.0048)	-0.0019 (0.0044)
Proporción con altas habilidades	0.0031* (0.0017)	0.0019 (0.0048)	0.0075* (0.0043)	0.0034 (0.0038)
Proporción de jóvenes (16-34)	0.0028* (0.0016)	0.0065 (0.0041)	0.0077*** (0.0026)	0.0063** (0.0029)
Proporción de mediana edad (35-49)	-0.0033** (0.0014)	-0.0080** (0.0038)	-0.0051* (0.0027)	-0.0073** (0.0031)
Proporción de mayor edad (50-65)	0.0004 (0.0012)	0.0016 (0.0028)	-0.0026 (0.0028)	0.0010 (0.0027)
Tasa de PFL	-0.0003 (0.0018)	-0.0061 (0.0042)	0.0043 (0.0032)	-0.0014 (0.0019)
Tasa de PFL en las mujeres	-0.0011 (0.0014)	-0.0029 (0.0035)	0.0007 (0.0028)	-0.0007 (0.0028)
Proporción de empleo en la agricultura	0.0011 (0.0009)	0.0009 (0.0021)	0.0028 (0.0018)	0.0016 (0.0015)
Proporción de empleo en manufacturas	-0.0060** (0.0024)	-0.0191*** (0.0072)	-0.0062 (0.0043)	-0.0126*** (0.0046)
Proporción de empleo en servicios	0.0049* (0.0026)	0.0182** (0.0074)	0.0034 (0.0038)	0.0110*** (0.0037)
Proporción de empleo en finanzas	-0.0003 (0.0005)	-0.0007 (0.0014)	0.0009 (0.0010)	-0.0000 (0.0010)
Observaciones	230	230	230	230

Notas: Todas las variables se expresan en cambios del periodo. Cada coeficiente corresponde a una regresión separada. Variables dependientes en paneles de fila. Los cambios en las variables de fila se refieren a los años 1980-1990. Variables explicativas en columnas. Los cambios en las variables de la columna se refieren a los años 2010-2015. Columna (1): Cambio en ER ; Columna (2): Cambio en ER^{VI} ; Columna (3): Cambio en ER por encima de la mediana; Columna (4): Cambio en ER^{VI} por encima de la mediana. Las regresiones controlan por efectos fijos a nivel estado. Los errores estándar *clusterizados* a nivel estatal están entre paréntesis. Significatividad a los niveles de 1, 5 y 10 por ciento indicadas con *, ** y *.

influencia de valores atípicos (*outliers*), dejar de lado las áreas metropolitanas con mayor importancia de la industria automotriz (que exhibe la mayor adopción de robótica), excluir cualquier año en particular del período 2010–2015, usar los datos del censo de 1980 en lugar de los de 1990, aplicar ponderaciones de población en la regresión y estimar intervalos de confianza conservadores con *clusters* a nivel de industria. Todos los resultados, a menos que se indique lo contrario, son cuantitativamente muy similares a las estimaciones de referencia en las Tablas 2 y 3. Se informan en el Apéndice B.

Robustez a variables de resultado alternativas. Las variables de resultado en los Paneles A y B de la regresión principal se calculan utilizando el ingreso total imponible en cada fractil de ingreso. En cambio, en este ejercicio se calculan los resultados usando el promedio de ingresos imponibles en cada grupo de ingresos. Se mantiene el mismo diseño de regresión con efectos fijos por año y distrito. Los resultados están en la Tabla B1, y muestran que trabajar con el ingreso promedio arroja conclusiones similares: los fractiles más ricos son los que aumentaron su ingreso promedio (Panel A), y los “super ricos” lo hicieron de una manera más acentuada (Panel B).

Robustez a una especificación alternativa (2010 versus 2015). La especificación principal define observaciones a nivel anual para el período 2010 a 2015, lo que permite estimar los efectos de ingresos de los robots en el corto plazo. En esta especificación alternativa se mantienen solo los años 2010 y 2015. Los resultados se encuentran en la Tabla B2. Aunque se pierde una considerable variabilidad y poder estadístico, la mayoría de las estimaciones siguen siendo robustas para esta especificación alternativa.

Robustez a outliers en la exposición a robots. Debido a que la adopción de robots es muy desigual entre industrias, existen valores atípicos (*outliers*) en la exposición de las áreas metropolitanas a la adopción de robots. Para descartar que los resultados se deban a estos valores atípicos, se realiza un ejercicio de robustez en el que se excluyen los valores extremos definidos como el 1 por ciento superior e inferior de la distribución de la exposición a los robots.⁴⁹ Los resultados se encuentran en la Tabla B3. Las estimaciones en el Panel A (ingresos totales logarítmicos) son algo más pequeñas que las estimaciones de referencia. En el Panel A y B los resultados son levemente menos significativos que en los resultados principales. En el Panel C, los resultados son fuertemente robustos.

⁴⁹Las áreas metropolitanas más expuestas son Flint (MI), Wichita (KS) y Elkhart-Goshen (IN) con una exposición promedio a los robots de 14.1, 11.1 y 9.3, respectivamente. En el otro extremo, las áreas menos expuestas son Anchorage (AK), Urban Honolulu (HI) y Billings (MT).

Robustez a excluir áreas metropolitanas con mayor importancia de la industria automotriz. Dado que la industria automotriz representa la mayor adopción de robots, existe la preocupación de que los resultados puedan ser impulsados por *shocks* específicos de la industria. Para abordar este problema, se lleva a cabo un ejercicio de robustez que excluye las áreas metropolitanas con la mayor participación de la industria automotriz en el empleo local.⁵⁰ Los resultados se encuentran en la Tabla B4.

Robustez para excluir cualquier año en particular. El año 2012 podría ser problemático porque exhibe un gran incremento en los ingresos más altos (niveles y participaciones) y esto podría estar correlacionado con la intensidad robótica de las industrias. Ver, por ejemplo, la Figura 2. Para tener en cuenta este sesgo potencial, se estima la regresión de referencia excluyendo el año 2012. Los resultados se encuentran en la Tabla B5. Los resultados son robustos también para excluir cualquier otro año en particular del período bajo estudio.

Robustez a usar los datos del censo de 1980. En la especificación principal, se construye la medida de exposición a robots y variables de control a nivel de área metropolitana utilizando microdatos del censo estadounidense de 1990. Alternativamente, se pueden calcular estas medidas utilizando los microdatos del censo de Estados Unidos de 1980. Los resultados están en la Tabla B6 y son robustos a este ejercicio.

Robustez a utilizar ponderadores a nivel área metropolitana. La especificación de referencia es una regresión no ponderada, que proporciona efectos de tratamiento promedio ponderados por unidades geográficas (es decir, mercados laborales locales). Alternativamente, podemos usar ponderaciones dadas por la proporción del distrito en la población del país en edad de trabajar en 1990. Esta estrategia de estimación brinda efectos de tratamiento promedio que se ponderan por el número de personas o población. Los resultados están en la Tabla B7. Las estimaciones en los Paneles B y C siguen siendo robustas. Las estimaciones en el Panel A (ingresos totales logarítmicos) son algo más pequeñas que las estimaciones de referencia y ya no son estadísticamente significativas.

Robustez a *clusterizar* los errores a nivel industria. En los modelos de regresión del tipo Bartik (*shift-share*) como el de este capítulo, los errores podrían compartir *shocks* comunes en distritos con composiciones industriales similares. Adão,

⁵⁰Estas áreas metropolitanas son Flint (MI), Wichita (KS) y Saginaw (MI), que en 1990 habían empleado al 19.1 por ciento, 14.3 por ciento y 11.7 por ciento del total de trabajadores en la industria automotriz, respectivamente; y muestran una exposición promedio a los robots de 14.1, 11.1 y 9.3, respectivamente.

Kolesár y Morales (2019) y Borusyak, Hull y Jaravel (2021) analizan escenarios de diseños *shift-share* en los que los intervalos de confianza obtenidos siguiendo los métodos habituales tienden a ser demasiado liberales. Se realiza un ejercicio de robustez en el que se aplica el método de Adão et al. (2019) para corregir errores estándar por *clusters* en el nivel original de la variable de *shock*, es decir, el nivel de la industria. Bajo esta metodología, las estimaciones puntuales de los coeficientes son iguales por construcción, mientras que los intervalos de confianza se estiman de manera más conservadora. Se reportan los resultados en la Tabla B8. Se obtiene una reducción en los errores estándar, lo que a priori es sorprendente. Una posible explicación es que los usuarios de robots son más grandes y crecen más rápido que sus competidores porque la automatización reduce sus costos relativos (Acemoglu y Restrepo, 2020; Acemoglu et al., 2022). En este contexto, los determinantes no observables de los ingresos (es decir, los *mark-ups* y *mark-downs*) pueden estar correlacionados negativamente entre las áreas metropolitanas con una composición industrial similar.

6. Conclusiones

Durante las últimas décadas, Estados Unidos experimentó dos fenómenos económicos que han tenido un fuerte impacto en la sociedad, los debates públicos y la literatura académica. Por un lado, la desigualdad ha aumentado considerablemente en los últimos cuarenta años. Por otro lado, las últimas décadas han sido testigos de una revolución caracterizada por la caída de los costos de varias tecnologías de automatización. Un creciente número de trabajos en la literatura ahora están investigando los efectos potenciales de los nuevos avances tecnológicos en el mercado laboral, la productividad a nivel firma y los ingresos.

Combinando diferentes fuentes de datos (robótica, *top incomes*, censo y empleo a nivel industria), en este capítulo se documentó empíricamente que la adopción de robots industriales ha llevado a una creciente desigualdad en la distribución del ingreso personal y, en particular, a una creciente desigualdad entre los contribuyentes más ricos (*“top income inequality”*) en los Estados Unidos. En otras palabras, se mostró que el aumento de la automatización aumenta el nivel de ingresos -y la participación en los ingresos- de los que más ganan, lo que lleva a una mayor desigualdad, especialmente en la cola derecha de la distribución de ingresos. Además, se discutieron varios argumentos, mecanismos y evidencias que son consistentes con estos hallazgos.

Los hallazgos de este capítulo son de creciente relevancia debido a la constante mejora en las tecnologías de automatización y robótica. En particular, los países en desarrollo, que se encuentran muy atrasados en la adopción de tecnología respecto a los países desarrollados, son los que más tienen para aprender sobre las consecuencias futuras del cambio tecnológico y la globalización. El diseño de políticas efectivas para una mejor inserción en el nuevo mundo de la automatización (importación de tecnologías de punta, educación y preparación de la mano de obra para trabajar en complemento con estas tecnologías, reasignación gradual de empleos con mayor riesgo de automatización, entre otras) va a resultar de extrema relevancia para las próximas décadas en los países en desarrollo.

Referencias

Acemoglu, D., y Autor, D. H. (2011). “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” en *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, 1043-1171. Elsevier.

Acemoglu, D., Lelarge, C., y Restrepo, P. (2020). “Competing With Robots: Firm-level Evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings*, 110, 383-388.

Acemoglu, D., Manera, A., y Restrepo, P. (2020). “Does the US Tax Code Favor Automation?,” National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 27052.

Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2020). “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.

Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2021). “Demographics and Automation,” *Review of Economic Studies*, 89(1), 1-44.

Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2022). “Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality,” *forthcoming in Econometrica*.

Adão, R., Kolesár, M., y Morales, E. (2019). “Shift-share designs: Theory and inference,” *Quarterly Journal of Economics*, 134(4), 1949-2010.

Artuc, E., Bastos, P., y Rijkers, B. (2020). “Robots, Tasks, and Trade,” Centre for Economic Policy Research, Discussion Paper 14487.

Autor, D. H., Levy, F., y Murnane, R. J. (2003). “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.

Autor, D. H., Katz, L. F., y Kearney, M. S. (2006). “The Polarization of the US Labor Market,” *American Economic Review*, 96(2), 189-194.

Autor, D., y Salomons, A. (2018). “Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share,” *Brookings Papers on Economic Activity*, 49(1), 1-87.

Autor, D. H. (2019). “Work of the Past, Work of the Future,” *AEA Papers and Proceedings*, 109, 1–32.

Autor, D. H., Dorn, D., Katz, L. F., Patterson, C., y Van Reenen, J. (2020). “The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms,” *The Quarterly Journal of*

Economics, 135(2), 645-709.

Bakija, J., Cole, A., y Heim, B. T. (2012). "Jobs and Income Growth of Top Earners and the Causes of Changing Income Inequality: Evidence from U.S. Tax Return Data," <http://web.williams.edu/Economics/wp/BakijaColeHeimJobsIncomeGrowthTopEarners.pdf>.

Bartels, L. (2016). "Unequal Democracy: The Political Economy of the New Gilded Age," Princeton University Press.

Bender, S., Bloom, N., Card, D., Van Reenen, J., y Wolter, S. (2018). "Management Practices, Workforce Selection, and Productivity," *Journal of Labor Economics*, 36(S1), S371-S409.

Bloom, N., Sadun, R., y Van Reenen, J. (2012). "Americans do IT Better: US Multinationals and the Productivity Miracle," *American Economic Review*, 102(1), 167-201.

Bloom, N., Sadun, R., y Van Reenen, J. (2015). "Do Private Equity owned Firms Have Better Management Practices?," *American Economic Review*, 105(5), 442-446.

Caliendo, L., y Rossi-Hansberg, E. (2012). "The Impact of Trade on Organization and Productivity," *The Quarterly Journal of Economics*, 127(3), 1393-1467.

Caliendo, L., Monte, F., y Rossi-Hansberg, E. (2015). "The Anatomy of French Production Hierarchies," *Journal of Political Economy*, 123(4), 809-852.

Caliendo, L., Mion, G., Opromolla, L. D., y Rossi-Hansberg, E. (2020). "Productivity and Organization in Portuguese Firms," *Journal of Political Economy*, 128(11), 4211-4257.

Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., y Woessner, N. (2021). "The Adjustment of Labor Markets to Robots," *Journal of the European Economic Association*, 19(6), 3104-3153.

Farhi, E., Sleet, C., Werning, I., y Yeltekin, S. (2012). "Non-linear Capital Taxation Without Commitment," *Review of Economic Studies*, 79(4), 1469-1493.

Friedrich, B. U. (2022). "Trade Shocks, Firm Hierarchies, and Wage Inequality," *The Review of Economics and Statistics*, 104(4), 652-667.

Galor, O., y Zeira, J. (1993). "Income Distribution and Macroeconomics," *The Review of Economic Studies*, 60(1), 35-52.

Garicano, L., y Rossi-Hansberg, E. (2006). "Organization and Inequality in a Knowledge Economy," *The Quarterly Journal of Economics*, 121(4), 1383-1435.

Gilens, M. (2014). “Affluence and Influence: Economic Inequality and Political Power in America,” Princeton University Press.

Gregory, T., Salomons, A., y Zierahn, U. (2021). “Racing with or Against the Machine? Evidence on the Role of Trade in Europe,” *Journal of the European Economic Association*, 20(2), 869-906.

Goldin, C., y Katz, L. F. (2008). “Transitions: Career and Family Life Cycles of the Educational Elite,” *American Economic Review*, 98(2), 363-369.

Hémous, D., y Olsen, M. (2022). “The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation, and Income Inequality,” *American Economic Journal: Macroeconomics*, 14(1), 179-223.

Jäger, K. (2016). “EU KLEMS Growth and Productivity Accounts 2016 release - Description of Methodology and General Notes.”

Kehrig, M., y Vincent, N. (2021). “The Micro-level Anatomy of the Labor Share Decline,” *The Quarterly Journal of Economics*, 136(2), 1031-1087.

Koch, M., Manuylov, I., y Smolka, M. (2021). “Robots and Firms,” *The Economic Journal*, 131(638), 2553-2584.

Koru, O. F. (2020). “Automation and Top Income Inequality,” Working Paper.

Martinez, J. (2021). “Putty-Clay Automation,” DP16022.

Milgrom, P., Qian, Y., y Roberts, J. (1991). “Complementarities, Momentum, and the Evolution of Modern Manufacturing,” *American Economic Review*, 81(2), 84-88.

Mion, G., y Opromolla, L. D. (2014). “Managers’ Mobility, Trade Performance, and Wages,” *Journal of International Economics*, 94(1), 85-101.

Moll, B., Rachel, L., y Restrepo, P. (2022). “Uneven Growth: Automation’s Impact on Income and Wealth Inequality,” *forthcoming in Econometrica*.

Persson, T., y Tabellini, G. (1994). “Representative Democracy and Capital Taxation,” *Journal of Public Economics*, 55(1), 53-70.

Piketty, T., y Saez, E. (2003). “Income Inequality in the United States, 1913–1998,” *The Quarterly Journal of Economics*, 118(1), 1-41.

Piketty, T. (2014). “Capital in the Twenty-First Century,” Harvard University Press.

Rosen, S. (1981). “The Economics of Superstars,” *American Economic Review*,

71(5), 845-858.

Saez, E., y Zucman, G. (2016). “Wealth Inequality in the United States Since 1913: Evidence From Capitalized Income Tax Data,” *The Quarterly Journal of Economics*, 131(2), 519-578.

Scheuer, F., y Woltzky, A. (2016). “Capital Taxation Under Political Constraints,” *American Economic Review*, 106(8), 2304-28.

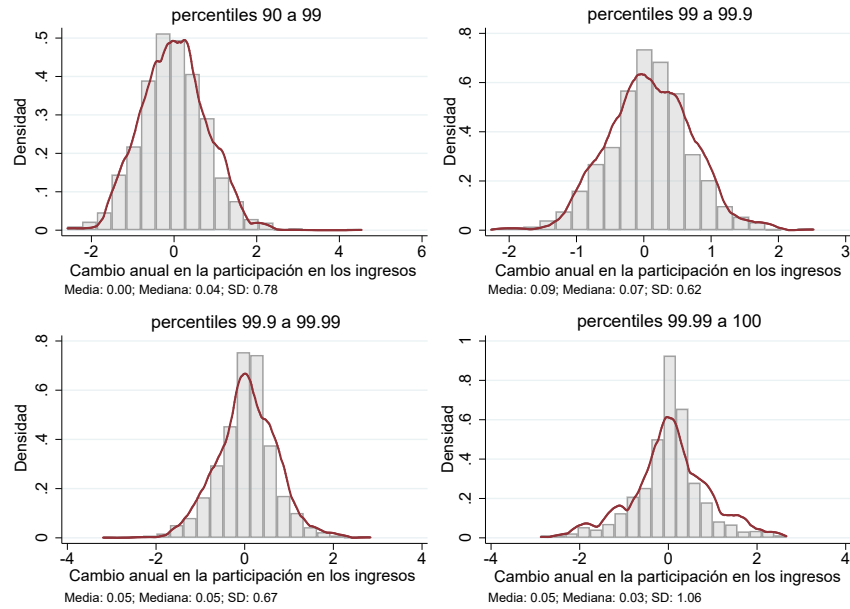
Sommeiller, E., y Price, M. (2018). “The New Gilded Age : Income Inequality in the U.S. by State, Metropolitan Area, and County,” *Economic Policy Institute*.
<https://policycommons.net/artifacts/1409690/the-new-gilded-age/2023953/>

Spence, M. (2022). “Automation, Augmentation, Value Creation and the Distribution of Income and Wealth,” *Daedalus*, 151(2), 244-255.

Apéndice A

Figura A1

Distribuciones de los cambios anuales en los *shares* de los *top incomes* de mayor ingreso



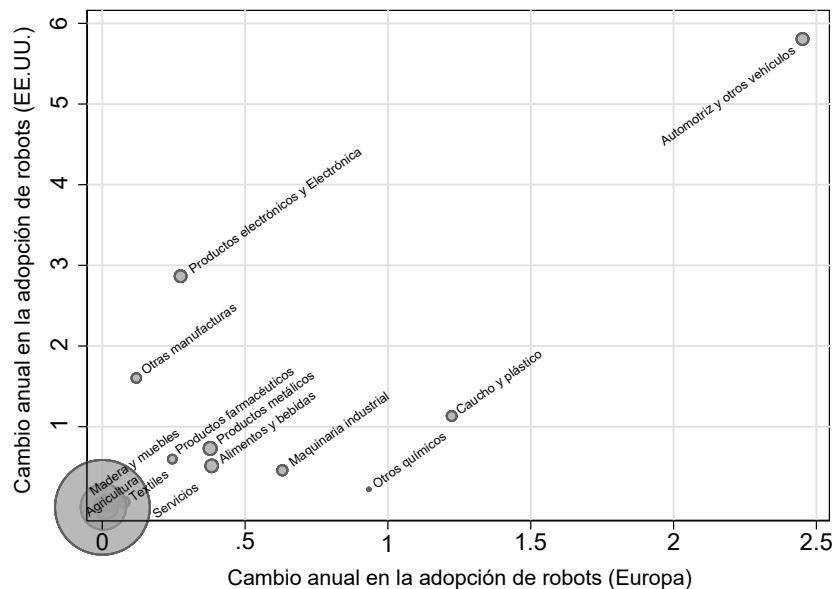
Notas: La figura muestra la distribución de los cambios anuales en la participación de los ingresos de los grupos de ingresos más altos mutuamente excluyentes (decil 10) en las áreas metropolitanas. Cálculos propios a partir de datos de IFR y del censo de los 90. El panel inferior derecho (top 0.01) excluye los valores extremos del 1 por ciento.

Tabla A1
Estadísticas del IRS y muestra de estimación

	(1)	(2)	(3)
	IRS	Áreas Metropolitanas	Ratio
	<i>Muestra completa</i>	<i>Muestra de estimación</i>	<i>(2)/(1)</i>
Número total de contribuyentes (millones)	137	114	0.832
Ingreso imponible total (miles de millones de USD)	8634	7464	0.864
Ingreso Total Imponible por fractiles de ingreso (miles de millones de USD)			
0 a 90 percentiles	4446	3790	0.852
90 a 99 percentiles	2502	2167	0.866
99 a 99.9 percentiles	970	862	0.888
99.9 a 99.99 percentiles	419	377	0.899
99.99 a 100 percentiles	297	269	0.905

Notas: Los números se promedian para el período 2010–2015. La columna (1) cubre la lista completa de distritos disponibles en los datos del Servicio Interno de Impuestos (IRS). La columna (2) cubre las áreas metropolitanas que se *matchearon* con éxito entre el IRS y los datos del censo de Estados Unidos de 1990, que es la muestra utilizada para realizar las estimaciones. La columna (3) presenta una relación simple entre las columnas (1) y (2) que indica la cobertura de la muestra de estimación.

Figura A2
Adopción de robots industriales en Estados Unidos y Europa durante 2010-2015



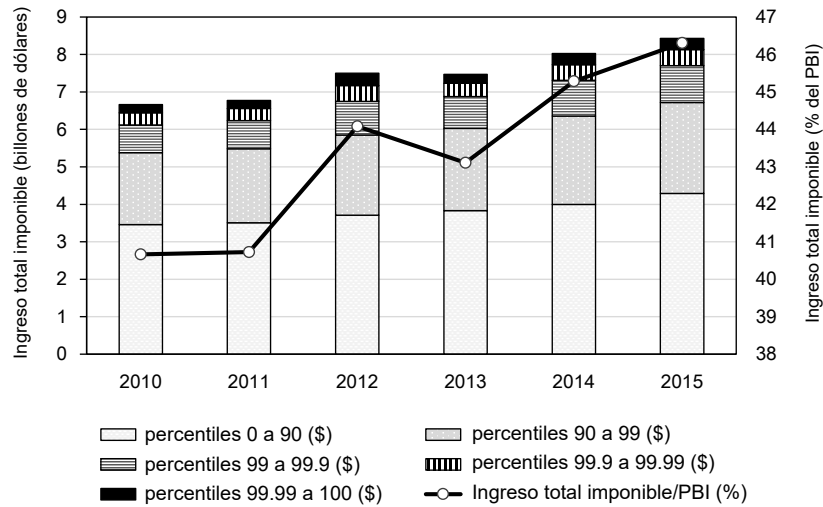
Notas: La figura muestra las industrias según su crecimiento anual promedio en robots por cada mil trabajadores entre 2010 y 2015 en los Estados Unidos (eje vertical) y los países europeos (eje horizontal). El tamaño de los marcadores indica el empleo promedio de Estados Unidos en la industria durante 2010-2015. N=17 (11 industrias manufactureras). Fuentes: IFR y EU KLEMS.

Tabla A2
Estadísticas Descriptivas: por año

	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Panel A: Ingreso Total Imponible (miles de millones de USD de 2015)						
Percentiles 0 a 90	82.5	85.8	88.7	91.4	95.7	103.1
Percentiles 90 a 99	51.1	54.0	56.6	58.1	63.4	65.2
Percentiles 99 a 99.9	22.5	23.5	26.7	25.4	28.9	29.5
Percentiles 99.9 a 99.99	10.7	10.9	13.5	11.8	14.0	14.1
Percentiles 99.99 a 100	8.4	8.3	11.9	9.1	11.4	11.3
Panel B: Ingreso Imponible Promedio (miles de USD de 2015)						
Percentiles 0 a 90	36	36	36	36	37	40
Percentiles 90 a 99	208	209	219	218	228	238
Percentiles 99 a 99.9	830	827	951	865	950	989
Percentiles 99.9 a 99.99	3535	3454	4372	3594	4122	4258
Percentiles 99.99 a 100	23051	21691	32237	22526	27670	28066
Panel C: Ratios Ingresos Imponibles Totales						
Percentiles 90-99 con 0-90	0.56	0.57	0.59	0.59	0.60	0.58
Percentiles 99-99.9 con 90-99	0.39	0.38	0.42	0.39	0.40	0.40
Percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9	0.42	0.41	0.46	0.41	0.43	0.43
Percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99	0.65	0.63	0.73	0.62	0.66	0.66
Panel D: Ratios de Ingresos Imponibles Promedio						
Percentiles 90-99 con 0-90	5.79	5.88	6.09	6.03	6.25	5.98
Percentiles 99-99.9 con 90-99	3.89	3.85	4.23	3.87	4.04	4.04
Percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9	4.08	4.01	4.40	3.97	4.13	4.12
Percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99	5.82	5.65	6.60	5.57	5.95	5.91
Panel E: Participación en el Ingreso Imponible						
Percentiles 0 a 90	51.94	51.76	49.40	51.23	49.76	50.85
Percentiles 90 a 99	28.79	29.13	28.54	29.44	29.44	28.81
Percentiles 99 a 99.9	11.12	11.17	12.01	11.35	11.86	11.64
Percentiles 99.9 a 99.99	4.81	4.74	5.61	4.78	5.21	5.09
Percentiles 99.99 a 100	3,34	3,20	4,43	3,20	3,73	3,61
Panel F: Exposición a los robots						
Exposición a los robots	1.81	2.12	2.42	2.75	3.14	3.54
Exposición a los robots (IV)	1.28	1.40	1.52	1.67	1.78	1.91
Número de observaciones				1376		
Número de áreas metropolitanas				230		
Número de estados				45		

Notas: Tramos de ingresos calculados utilizando muestras mutuamente excluyentes de la distribución de ingresos (reportada) en cada área metropolitana. Los ingresos totales en cada fractil se expresan en miles de millones de dólares estadounidenses de 2015 (Panel A). Los ingresos promedio en cada tramo se expresan en miles de dólares estadounidenses de 2015 (Panel B). Los Paneles C y D representan los ratios de ingreso total y promedio entre grupos. El panel E corresponde al *share* del ingreso total del área metropolitana captada por cada grupo de ingreso. Las cifras son promedios ponderados de la variable correspondiente en cada año utilizando como ponderación la participación del área metropolitana en el ingreso total imponible anual.

Figura A3
Evolución del Ingreso Total Imponible



Notas: El gráfico muestra la evolución del ingreso total imponible cubierto por la muestra de estimación de áreas metropolitanas para el período 2010–2015. Las barras se expresan en USD constantes de 2015 (eje izquierdo). Se desagregan en cinco fractiles de ingresos mutuamente excluyentes: (i) 90 por ciento inferior, (ii) percentiles 90 a 99, (iii) percentiles 99 a 99.9, (iii) percentiles 99.9 a 99.99 y (iii) 0.01 por ciento superior. La línea negra representa la evolución del ingreso total imponible expresado como porcentaje del producto interno bruto (eje derecho). Cálculos propios utilizando datos del IFR y del Banco Mundial.

Tabla A3
Descripción de los ponderadores de Rotemberg

Panel A: Ponderadores negativos y positivos				
	Suma	Media	Proporción	
Negativos	-0.002	-0.000	0.002	
Positivos	1.002	0.100	0.998	

Panel B: Industrias con ponderadores de Rotemberg positivos				
	$\hat{\alpha}_k$	g_k	$\hat{\beta}_k$	Proporción Ind.
Automotriz y otros vehículos	0.765	6.006	-0.013	2.921
Productos eléctricos y electrónica	0.157	3.517	0.276	3.688
Productos metálicos	0.031	1.025	-0.246	2.074
Otras manufacturas, reparación e instalación	0.020	1.582	0.112	1.415
Productos de caucho y plástico	0.015	1.197	-0.477	1.174
Maquinaria y equipamiento	0.007	0.279	-0.473	1.759
Farmacéutica	0.006	0.721	0.280	1.388
Productos de madera/papel, impresión y reproducción	0.000	0.026	-1.663	3.606
Suministro de electricidad, gas y agua	0.000	0.035	-0.039	1.093
Profesional, científico y técnico act.	0.000	0.008	0.335	2.035

Notas: Esta tabla reporta estadísticas sobre los pesos de Rotemberg. Las ponderaciones para una industria dada se agregan a lo largo de los años. El Panel A informa la participación y la suma de las ponderaciones negativas y positivas de Rotemberg por separado. El Panel B informa las diez industrias con los pesos de Rotemberg positivos más altos. g_k es el crecimiento de la industria nacional en exposición a robots durante 2010–2015, $\hat{\beta}_k$ es el coeficiente de la regresión recién identificada e Ind Share es el *share* de la industria (multiplicado por 100 para legibilidad).

Apéndice B

Tabla B1
Robustez a Variables de Resultado Alternativas

	MCO	MC2E					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Panel A: Log (Ingreso Promedio Imponible (IPI))							
A.1: Log (IPI de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	0.006 (0.008)	0.004 (0.008)	-0.006 (0.008)	-0.001 (0.007)	-0.002 (0.006)	-0.002 (0.006)	-0.002 (0.006)
A.2: Log (IPI de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	0.001 (0.005)	-0.005 (0.003)	-0.003 (0.008)	0.004 (0.007)	0.003 (0.006)	0.003 (0.007)	0.004 (0.007)
A.3: Log (IPI de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	0.011* (0.007)	0.006 (0.006)	0.013 (0.009)	0.018** (0.008)	0.017** (0.007)	0.018** (0.008)	0.019** (0.008)
A.4: Log (IPI de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.020* (0.011)	0.011 (0.011)	0.024* (0.014)	0.031*** (0.012)	0.031*** (0.011)	0.032** (0.013)	0.035*** (0.012)
A.5: Log (IPI de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.034* (0.019)	0.020 (0.019)	0.045* (0.024)	0.054*** (0.019)	0.055*** (0.019)	0.055*** (0.021)	0.060*** (0.020)
Panel B: Ratios Ingreso Promedio Imponible							
B.1: Ratio IPI percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.027 (0.038)	-0.054 (0.042)	0.015 (0.023)	0.030 (0.020)	0.032 (0.020)	0.029 (0.022)	0.030 (0.020)
B.2: Ratio IPI percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.037** (0.018)	0.037** (0.017)	0.063*** (0.019)	0.054*** (0.017)	0.055*** (0.017)	0.052*** (0.016)	0.054*** (0.016)
B.3: Ratio IPI percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.039* (0.022)	0.025 (0.021)	0.058** (0.026)	0.065*** (0.020)	0.067*** (0.021)	0.063*** (0.023)	0.067*** (0.022)
B.4: Ratio IPI percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.100* (0.054)	0.070 (0.051)	0.172** (0.070)	0.182*** (0.056)	0.186*** (0.056)	0.152*** (0.050)	0.163*** (0.051)
Observaciones	1376	1376	1376	1376	1376	1376	1376
Efectos fijos Año x Estado	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
TP Demográficas	-	-	-	Sí	Sí	Sí	Sí
TP Tasas de PFL	-	-	-	-	Sí	Sí	Sí
TP Participación del empleo en el sector	-	-	-	-	-	Sí	Sí
TP Participación del empleo en el sector financiero	-	-	-	-	-	-	Sí

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Las variables de resultado son el logaritmo del ingreso promedio imponible en cada fractil de ingresos (Panel A) y los ratios del ingreso promedio imponible entre los fractiles de ingresos (Panel B).

Tabla B2
Robustez a la especificación del período 2010-2015

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.006 (0.006)	-0.012** (0.006)	-0.010 (0.008)	-0.001 (0.006)	-0.002 (0.005)	-0.001 (0.006)	0.000 (0.006)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.008 (0.006)	-0.018*** (0.005)	-0.004 (0.008)	0.006 (0.006)	0.006 (0.006)	0.008 (0.007)	0.009 (0.007)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	0.002 (0.009)	-0.008 (0.008)	0.010 (0.010)	0.018* (0.009)	0.017** (0.008)	0.016 (0.010)	0.018* (0.010)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.013 (0.015)	-0.001 (0.014)	0.023 (0.017)	0.031** (0.015)	0.031** (0.014)	0.026 (0.017)	0.028* (0.016)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.030 (0.025)	0.011 (0.023)	0.046 (0.030)	0.054** (0.026)	0.054** (0.024)	0.043 (0.029)	0.047* (0.028)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.001 (0.004)	-0.003 (0.004)	0.003 (0.002)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.004 (0.002)	0.004* (0.002)	0.006** (0.002)	0.005** (0.002)	0.005** (0.002)	0.003 (0.002)	0.003* (0.002)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.005* (0.003)	0.004 (0.003)	0.007* (0.004)	0.007** (0.003)	0.007** (0.003)	0.005 (0.003)	0.006 (0.003)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.013* (0.007)	0.010 (0.007)	0.023** (0.011)	0.022** (0.009)	0.022** (0.009)	0.015* (0.008)	0.016* (0.009)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	-0.135 (0.236)	-0.026 (0.232)	-0.453*** (0.153)	-0.460*** (0.132)	-0.475*** (0.126)	-0.392*** (0.137)	-0.414*** (0.132)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.124 (0.081)	-0.153* (0.090)	-0.055 (0.078)	-0.022 (0.079)	-0.019 (0.075)	0.047 (0.073)	0.042 (0.076)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.055 (0.064)	0.031 (0.061)	0.115*** (0.040)	0.106*** (0.037)	0.109*** (0.036)	0.092** (0.041)	0.098** (0.038)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.078 (0.059)	0.052 (0.054)	0.136** (0.054)	0.132*** (0.050)	0.135*** (0.046)	0.097** (0.048)	0.105** (0.047)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.125 (0.082)	0.098 (0.076)	0.257** (0.105)	0.245*** (0.091)	0.250*** (0.087)	0.156** (0.067)	0.170** (0.074)
Observaciones	460	460	460	460	460	460	460

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. La muestra se restringe al primer y último año de datos: 2010 y 2015.

Tabla B3
Robustez a la exclusión de *outliers*

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.007 (0.008)	-0.017** (0.008)	-0.014* (0.008)	-0.004 (0.006)	-0.005 (0.006)	-0.002 (0.006)	-0.001 (0.006)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.008 (0.007)	-0.023*** (0.006)	-0.007 (0.009)	0.005 (0.007)	0.003 (0.007)	0.007 (0.008)	0.009 (0.008)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	-0.003 (0.009)	-0.018** (0.007)	0.001 (0.009)	0.011 (0.008)	0.011 (0.008)	0.014 (0.010)	0.017* (0.010)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.002 (0.014)	-0.019 (0.012)	0.005 (0.015)	0.019 (0.013)	0.018 (0.013)	0.021 (0.016)	0.026* (0.015)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.012 (0.024)	-0.018 (0.019)	0.014 (0.025)	0.032 (0.022)	0.033 (0.022)	0.034 (0.026)	0.041 (0.025)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.001 (0.005)	-0.004 (0.005)	0.003 (0.003)	0.004* (0.002)	0.004* (0.002)	0.004 (0.003)	0.005* (0.003)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003** (0.002)	0.003* (0.002)	0.003* (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.003 (0.003)	0.001 (0.002)	0.003 (0.003)	0.004* (0.003)	0.005* (0.003)	0.004 (0.003)	0.005 (0.003)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.009 (0.007)	0.003 (0.006)	0.013 (0.009)	0.015* (0.008)	0.016** (0.008)	0.011 (0.007)	0.013* (0.007)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	-0.089 (0.266)	0.084 (0.269)	-0.348** (0.164)	-0.400*** (0.140)	-0.416*** (0.141)	-0.377*** (0.144)	-0.408*** (0.131)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.092 (0.100)	-0.129 (0.123)	0.007 (0.073)	0.030 (0.073)	0.035 (0.073)	0.088 (0.078)	0.080 (0.084)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.028 (0.072)	-0.009 (0.069)	0.080** (0.039)	0.084** (0.037)	0.086** (0.038)	0.089** (0.039)	0.098*** (0.036)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.051 (0.061)	0.008 (0.051)	0.084* (0.048)	0.097** (0.045)	0.100** (0.046)	0.081* (0.042)	0.092** (0.041)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.102 (0.081)	0.047 (0.066)	0.177* (0.092)	0.190** (0.081)	0.195** (0.081)	0.119** (0.057)	0.138** (0.065)
Observaciones	1340	1340	1340	1340	1340	1340	1340

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Las regresiones excluyen las áreas metropolitanas en el 1 por ciento inferior y superior de la distribución de la exposición a los robots.

Tabla B4
Robustez a excluir áreas con mayor importancia de la industria automotriz

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.004 (0.008)	-0.011 (0.009)	-0.007 (0.009)	0.001 (0.007)	-0.001 (0.007)	0.003 (0.006)	0.004 (0.007)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.007 (0.007)	-0.020*** (0.007)	-0.003 (0.009)	0.007 (0.007)	0.006 (0.007)	0.010 (0.008)	0.012 (0.008)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	0.003 (0.009)	-0.010 (0.010)	0.010 (0.011)	0.019** (0.009)	0.017* (0.009)	0.021** (0.010)	0.024** (0.010)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.012 (0.015)	-0.005 (0.016)	0.019 (0.018)	0.031** (0.014)	0.029** (0.014)	0.033** (0.016)	0.037** (0.015)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.028 (0.026)	0.003 (0.026)	0.036 (0.029)	0.052** (0.023)	0.050** (0.024)	0.053** (0.027)	0.060** (0.025)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.002 (0.004)	-0.005 (0.005)	0.002 (0.003)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.003)	0.003 (0.003)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.004 (0.002)	0.004 (0.002)	0.005** (0.002)	0.005** (0.002)	0.005** (0.002)	0.004** (0.002)	0.005** (0.002)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 90-99.9							
Exposición a los robots	0.005 (0.003)	0.003 (0.003)	0.006* (0.003)	0.007** (0.003)	0.007** (0.003)	0.006** (0.003)	0.007** (0.003)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.013* (0.007)	0.009 (0.007)	0.019** (0.009)	0.021*** (0.007)	0.021*** (0.008)	0.016** (0.007)	0.018** (0.007)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	-0.112 (0.256)	0.050 (0.263)	-0.377** (0.152)	-0.424*** (0.131)	-0.431*** (0.136)	-0.392*** (0.140)	-0.425*** (0.126)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.148 (0.101)	-0.197 (0.121)	-0.066 (0.083)	-0.033 (0.080)	-0.028 (0.081)	0.023 (0.086)	0.015 (0.090)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.044 (0.070)	0.012 (0.070)	0.098** (0.040)	0.100*** (0.037)	0.100** (0.039)	0.102*** (0.039)	0.112*** (0.037)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.076 (0.061)	0.040 (0.057)	0.116** (0.050)	0.125*** (0.044)	0.125*** (0.047)	0.107** (0.044)	0.118*** (0.042)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.139* (0.082)	0.095 (0.077)	0.229** (0.089)	0.232*** (0.075)	0.234*** (0.079)	0.160*** (0.058)	0.180*** (0.062)
Observaciones	1358	1358	1358	1358	1358	1358	1358

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Las regresiones excluyen las áreas metropolitanas en el 1 por ciento superior de la distribución de la participación del empleo de 1990 en la industria automotriz, que son Flint (MI), Saginaw (MI) y Wichita (KS).

Tabla B5
Robustez a excluir el año 2012

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.006 (0.006)	-0.012* (0.007)	-0.011 (0.008)	-0.001 (0.007)	-0.003 (0.006)	-0.000 (0.006)	0.001 (0.007)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.010* (0.005)	-0.020*** (0.005)	-0.006 (0.008)	0.005 (0.007)	0.004 (0.006)	0.007 (0.007)	0.008 (0.007)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	-0.001 (0.007)	-0.011 (0.007)	0.009 (0.010)	0.018** (0.008)	0.017** (0.007)	0.020** (0.009)	0.022** (0.009)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.007 (0.012)	-0.006 (0.012)	0.021 (0.015)	0.031*** (0.012)	0.031*** (0.011)	0.035** (0.014)	0.038*** (0.013)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.020 (0.021)	0.002 (0.020)	0.042* (0.024)	0.055*** (0.019)	0.055*** (0.019)	0.059*** (0.022)	0.064*** (0.021)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.003 (0.004)	-0.005 (0.004)	0.002 (0.002)	0.003* (0.002)	0.004* (0.002)	0.004 (0.002)	0.004* (0.002)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.003* (0.002)	0.003* (0.002)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.002)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.004 (0.002)	0.002 (0.002)	0.006** (0.003)	0.007*** (0.002)	0.007*** (0.002)	0.007*** (0.002)	0.007*** (0.002)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.010* (0.006)	0.007 (0.006)	0.020** (0.008)	0.021*** (0.007)	0.021*** (0.007)	0.017*** (0.006)	0.019*** (0.006)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	-0.043 (0.214)	0.079 (0.213)	-0.400*** (0.132)	-0.435*** (0.112)	-0.449*** (0.111)	-0.419*** (0.117)	-0.444*** (0.105)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.148* (0.081)	-0.178* (0.096)	-0.059 (0.072)	-0.033 (0.068)	-0.029 (0.067)	0.013 (0.068)	0.006 (0.072)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.036 (0.056)	0.012 (0.055)	0.113*** (0.035)	0.111*** (0.030)	0.114*** (0.031)	0.121*** (0.032)	0.128*** (0.030)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.058 (0.050)	0.029 (0.045)	0.125*** (0.044)	0.131*** (0.038)	0.134*** (0.038)	0.121*** (0.037)	0.130*** (0.034)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.098 (0.070)	0.059 (0.061)	0.221*** (0.083)	0.226*** (0.070)	0.230*** (0.069)	0.163*** (0.051)	0.179*** (0.054)
Observaciones	1146	1146	1146	1146	1146	1146	1146

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Las regresiones excluyen el año 2012.

Tabla B6
Robustez a utilizar 1980 como año de referencia

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.004 (0.004)	-0.008* (0.004)	-0.007 (0.005)	-0.002 (0.004)	-0.002 (0.004)	-0.001 (0.005)	-0.002 (0.005)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.010*** (0.003)	-0.017*** (0.004)	-0.002 (0.005)	0.004 (0.005)	0.004 (0.004)	0.007 (0.006)	0.006 (0.006)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	-0.003 (0.005)	-0.011* (0.006)	0.007 (0.005)	0.012** (0.005)	0.012** (0.005)	0.014** (0.007)	0.012* (0.007)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.005 (0.007)	-0.007 (0.009)	0.016** (0.007)	0.023*** (0.007)	0.024*** (0.007)	0.026*** (0.010)	0.024** (0.010)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.018 (0.012)	-0.000 (0.014)	0.033*** (0.012)	0.042*** (0.012)	0.043*** (0.012)	0.044*** (0.015)	0.041** (0.016)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.004 (0.003)	-0.006 (0.004)	0.002* (0.001)	0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.002** (0.001)	0.002 (0.001)	0.003*** (0.001)	0.003** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.002** (0.001)	0.002* (0.001)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.004** (0.001)	0.002 (0.001)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.002)	0.005*** (0.002)	0.005*** (0.002)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.010** (0.004)	0.006* (0.003)	0.014*** (0.005)	0.015*** (0.005)	0.015*** (0.004)	0.011*** (0.004)	0.010** (0.004)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	0.026 (0.143)	0.144 (0.171)	-0.280*** (0.081)	-0.301*** (0.077)	-0.302*** (0.079)	-0.310*** (0.082)	-0.300*** (0.083)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.150** (0.066)	-0.171** (0.086)	-0.019 (0.038)	-0.003 (0.037)	-0.002 (0.037)	0.052 (0.037)	0.060 (0.038)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.007 (0.038)	-0.022 (0.045)	0.071*** (0.022)	0.073*** (0.021)	0.075*** (0.021)	0.083*** (0.023)	0.080*** (0.024)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.039 (0.029)	0.010 (0.030)	0.083*** (0.025)	0.088*** (0.024)	0.089*** (0.024)	0.081*** (0.026)	0.076*** (0.027)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.078* (0.041)	0.040 (0.035)	0.144*** (0.056)	0.142*** (0.047)	0.140*** (0.045)	0.094** (0.038)	0.084** (0.040)
Observaciones	1374	1374	1374	1374	1374	1374	1374

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Exposición a robots y tendencias preexistentes calculadas utilizando datos del censo de 1980.

Tabla B7
Robustez a usar ponderadores de población

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.001 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.011*** (0.004)	-0.009*** (0.003)	-0.009*** (0.003)	-0.009 (0.006)	-0.010 (0.006)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.005 (0.006)	-0.012** (0.005)	-0.008 (0.007)	-0.003 (0.006)	-0.004 (0.007)	0.001 (0.009)	-0.001 (0.009)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	0.003 (0.007)	-0.005 (0.006)	-0.000 (0.007)	0.005 (0.007)	0.004 (0.007)	0.008 (0.010)	0.007 (0.011)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.009 (0.010)	-0.002 (0.008)	0.008 (0.011)	0.016 (0.011)	0.015 (0.012)	0.021 (0.016)	0.020 (0.016)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.019 (0.014)	0.001 (0.011)	0.020 (0.018)	0.032* (0.017)	0.031 (0.019)	0.041 (0.026)	0.040 (0.027)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.003 (0.004)	-0.006 (0.005)	0.001 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.003)	0.004* (0.002)	0.004* (0.002)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.003** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.002* (0.001)	0.003* (0.001)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.002* (0.001)	0.001 (0.001)	0.003* (0.002)	0.005** (0.002)	0.004** (0.002)	0.005* (0.003)	0.005* (0.003)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.005 (0.004)	0.001 (0.003)	0.008* (0.005)	0.011** (0.004)	0.010** (0.005)	0.010 (0.007)	0.010 (0.007)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	0.007 (0.199)	0.142 (0.198)	-0.218* (0.123)	-0.291** (0.116)	-0.273** (0.134)	-0.355** (0.140)	-0.353** (0.139)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.121* (0.068)	-0.142* (0.079)	-0.017 (0.047)	-0.002 (0.057)	0.001 (0.055)	0.084 (0.066)	0.074 (0.065)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.040 (0.052)	0.011 (0.051)	0.079*** (0.027)	0.095*** (0.023)	0.092*** (0.027)	0.106*** (0.032)	0.108*** (0.033)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.038 (0.040)	0.003 (0.035)	0.069** (0.030)	0.089*** (0.024)	0.084*** (0.031)	0.086* (0.047)	0.088* (0.048)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.036 (0.054)	-0.013 (0.045)	0.086** (0.040)	0.108*** (0.033)	0.096** (0.045)	0.079 (0.074)	0.082 (0.075)
Observaciones	1374	1374	1374	1374	1374	1374	1374

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Esta tabla proporciona efectos de tratamiento promedio que están ponderados por la población en edad de trabajar en lugar de la unidad de análisis. Cada área metropolitana está ponderada por su participación en la población en edad de trabajar en 1980.

Tabla B8
Inferencia basada en intervalos de confianza de AKM

	MCO		MC2E				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A.1: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90)							
Exposición a los robots	-0.006 (0.008)	-0.012** (0.006)	-0.011* (0.006)	-0.001 (0.006)	-0.003 (0.006)	-0.000 (0.007)	0.001 (0.006)
A.2: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99)							
Exposición a los robots	-0.010 (0.009)	-0.020*** (0.006)	-0.006 (0.007)	0.005 (0.006)	0.004 (0.006)	0.007 (0.007)	0.008 (0.007)
A.3: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9)							
Exposición a los robots	-0.000 (0.010)	-0.010 (0.007)	0.009 (0.008)	0.017** (0.007)	0.016** (0.007)	0.019** (0.008)	0.021*** (0.007)
A.4: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99)							
Exposición a los robots	0.008 (0.010)	-0.005 (0.007)	0.020** (0.008)	0.030*** (0.008)	0.030*** (0.008)	0.034*** (0.009)	0.037*** (0.007)
A.5: Log (Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100)							
Exposición a los robots	0.023** (0.011)	0.004 (0.008)	0.040*** (0.009)	0.053*** (0.008)	0.054*** (0.008)	0.057*** (0.009)	0.062*** (0.006)
B.1: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 90-99 con 0-90							
Exposición a los robots	-0.002*** (0.000)	-0.005*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.004*** (0.001)
B.2: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99-99.9 con 90-99							
Exposición a los robots	0.003*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.006*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.005*** (0.000)	0.004*** (0.000)	0.005*** (0.000)
B.3: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.9-99.99 con 99-99.9							
Exposición a los robots	0.004*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.006*** (0.000)	0.007*** (0.000)	0.007*** (0.000)	0.007*** (0.000)	0.007*** (0.000)
B.4: Ratio Ingreso Total Imponible percentiles 99.99-100 con 99.9-99.99							
Exposición a los robots	0.011*** (0.001)	0.008*** (0.000)	0.019*** (0.001)	0.020*** (0.001)	0.021*** (0.001)	0.017*** (0.001)	0.018*** (0.001)
C.1: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 0 a 90							
Exposición a los robots	-0.064** (0.027)	0.061*** (0.018)	-0.395*** (0.027)	-0.422*** (0.032)	-0.439*** (0.024)	-0.407*** (0.030)	-0.429*** (0.034)
C.2: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 90 a 99							
Exposición a los robots	-0.151*** (0.006)	-0.187*** (0.005)	-0.061*** (0.005)	-0.034*** (0.007)	-0.030*** (0.004)	0.013 (0.015)	0.008 (0.011)
C.3: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99 a 99.9							
Exposición a los robots	0.040*** (0.011)	0.016** (0.008)	0.114*** (0.010)	0.108*** (0.010)	0.111*** (0.009)	0.118*** (0.014)	0.124*** (0.009)
C.4: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.9 a 99.99							
Exposición a los robots	0.064*** (0.007)	0.036*** (0.005)	0.124*** (0.007)	0.128*** (0.007)	0.131*** (0.006)	0.117*** (0.006)	0.125*** (0.006)
C.5: Participación en el Ingreso Total Imponible de los percentiles 99.99 a 100							
Exposición a los robots	0.111*** (0.008)	0.074*** (0.005)	0.219*** (0.009)	0.221*** (0.009)	0.226*** (0.008)	0.159*** (0.006)	0.172*** (0.010)
Observaciones	1376	1376	1376	1376	1376	1376	1376

Notas: Análoga a las Tablas 2 y 3. Los errores estándar están *clusterizados* a nivel industria siguiendo a Adão, Kolesár y Morales (2019).