Banco de México
Documentos de Investigación

Banco de México
Working Papers

N° 2020-04

**Tecnologías de Automatización y Empleo Bajo
Riesgo: El Caso de México**

Alfonso Cebreros
Banco de México

Aldo Heffner-Rodríguez
Banco de México

René Livas
Massachusetts Institute of Technology

Daniela Puggioni
Banco de México

Junio 2020

La serie de Documentos de Investigación del Banco de México divulga resultados preliminares de trabajos de investigación económica realizados en el Banco de México con la finalidad de propiciar el intercambio y debate de ideas. El contenido de los Documentos de Investigación, así como las conclusiones que de ellos se derivan, son responsabilidad exclusiva de los autores y no reflejan necesariamente las del Banco de México.

The Working Papers series of Banco de México disseminates preliminary results of economic research conducted at Banco de México in order to promote the exchange and debate of ideas. The views and conclusions presented in the Working Papers are exclusively the responsibility of the authors and do not necessarily reflect those of Banco de México.

Automation Technologies and Employment at Risk: The Case of Mexico

Alfonso Cebreros[†]
Banco de México

Aldo Heffner-Rodríguez[‡]
Banco de México

René Livas[§]
Massachusetts Institute of Technology

Daniela Puggioni^{**}
Banco de México

Abstract: Based on the methodology proposed by Frey and Osborne (2017), we use their estimates for the probability of automation of occupations together with household survey data on the occupational distribution of employment to provide a risk assessment for the threat that automation may pose to the Mexican labor market. We find that almost two thirds of total employment is at high risk of automation; slightly more than half if we only consider employment in the formal sector. We argue that, while these estimates provide a useful benchmark to start thinking about the impact that automation may have on the labor market, they should be interpreted with care as they are solely based on the technical feasibility to automate and do not reflect the economic incentives, or other factors such as the accumulation of human capital through education, to adopt automation technologies.

Keywords: Automation; Human capital and occupational choice; Labor demand; Organization of production; Robots; Technological change.

JEL Classification: E24, E26, F16, J21, J23, J24, J62, L23, L86, O33, O38, N16.

Resumen: Con base en la metodología propuesta por Frey y Osborne (2017), utilizamos sus estimaciones de la probabilidad de automatización de ocupaciones junto con datos de encuestas de hogares sobre la distribución ocupacional del empleo para proporcionar una evaluación del riesgo que la automatización puede representar para el mercado laboral mexicano. Encontramos que casi dos tercios del empleo total está en alto riesgo de ser automatizado; un poco más de la mitad si nos enfocamos en el empleo formal. Sostenemos que, si bien estas estimaciones proporcionan un punto de referencia útil para comenzar a pensar en el posible impacto que la automatización puede tener en el mercado laboral, estas deben interpretarse con cuidado, ya que se basan únicamente en la viabilidad técnica para automatizar el empleo y no reflejan los incentivos económicos, u otros factores como la acumulación de capital humano a través de la educación, para adoptar tecnologías de automatización.

Palabras Clave: Automatización; Capital humano y elección ocupacional; Demanda de trabajo; Organización de la producción; Robots; Cambio tecnológico.

[†] Dirección General de Investigación Económica, Banco de México. Email: carlos.cebreros@banxico.org.mx.

[‡] Dirección General de Investigación Económica, Banco de México. Email: aldo.heffner@banxico.org.mx.

[§] Department of Economics, MIT. Email: rene.livas@gmail.com.

^{**} Dirección General de Investigación Económica, Banco de México. Email: dpuggionih@banxico.org.mx.

1. Introducción

En este documento usamos la distribución del empleo a través de ocupaciones —obtenida de encuestas de hogares— junto con estimaciones de la “automatizabilidad” —la probabilidad de automatización de las ocupaciones¹— para proporcionar una evaluación de riesgos para la economía mexicana con respecto a la disrupción potencial que las tecnologías de automatización podrían tener en el mercado laboral. Estimamos que el 65 por ciento del empleo total y el 57 por ciento del empleo del sector formal está en alto riesgo de ser automatizado. Documentamos una heterogeneidad considerable entre grupos demográficos con respecto a la proporción del empleo que está en alto riesgo de ser desplazado por tecnologías de automatización. En particular, encontramos que los trabajadores más jóvenes y con menor nivel educativo son los más expuestos a esta amenaza. Sostenemos que las evaluaciones de riesgo basadas únicamente en la viabilidad tecnológica de automatización son útiles como punto de partida, pero pueden sobrestimar la magnitud en que la mano de obra será desplazada por la automatización al no considerar los incentivos económicos para adoptar estas tecnologías. Es decir, dado que automatizar tareas/ocupaciones conlleva un costo, las empresas pueden decidir que no es rentable hacerlo, incluso si es tecnológicamente posible. Para el caso de mercados emergentes con alto grado de apertura comercial, como México, argumentamos que los factores clave que determinan el ritmo al que las tecnologías de automatización penetran en la economía, al menos en el corto plazo, son: el tamaño del mercado laboral informal; la estructura salarial de la economía a lo largo de todas las ocupaciones; y la interacción entre la adopción de tecnología y los procesos paralelos que afectan la reorganización de la actividad económica, como la deslocalización (“offshoring”). Dada la carencia de información detallada sobre la penetración de estas tecnologías en México y una cuantificación precisa de los costos y beneficios asociados con la adopción de estas tecnologías, el alcance de este documento se limita a explorar los canales potenciales a través de los cuales la automatización podría remodelar la estructura de producción e impactar los mercados laborales y a identificar qué tipos de trabajadores podrían estar más expuestos a la amenaza del desempleo tecnológico. Si bien creemos que nuestro análisis es interesante y un primer paso fundamental para comprender las posibles consecuencias socioeconómicas de la transición hacia nuevas tecnologías, reconocemos que las limitaciones de datos que enfrentamos en la actualidad no permiten una identificación más sofisticada de los factores causales y estructurales, así como de implicaciones de equilibrio general, de la adopción de tecnologías de automatización.

¹En la literatura reciente sobre automatización, la palabra “automatizabilidad” ha surgido para caracterizar la capacidad tecnológica que existe en términos de la posibilidad de automatizar una tarea/trabajo/ocupación.

Los avances sustanciales en los campos de robótica e inteligencia artificial (IA) han sido un fenómeno destacado que ha redefinido las fronteras tecnológicas en los años recientes.² El rápido progreso de la IA en la ejecución de tareas a niveles de capacidad similares a los humanos en reconocimiento de voz, traducción y reconocimiento visual de imágenes son solo algunos ejemplos, entre un gran número de avances, que pueden reestructurar la demanda por habilidades, las oportunidades laborales y la distribución de trabajadores entre industrias y ocupaciones. Como tal, la inminente integración de las tecnologías de automatización en nuestras actividades económicas y sociales cotidianas nos obliga a evaluar las implicaciones que la adopción de estas tecnologías puede tener para los mercados laborales y la organización de la actividad económica. A medida que estas tecnologías progresan, más investigadores se han enfocado en entender cómo se verán los mercados laborales en un mundo lleno de computadoras y robots industriales que puedan replicar, o incluso superar, muchas habilidades humanas. En este contexto, una preocupación clave, particularmente para los hacedores de política pública, es en qué grado las tecnologías de automatización reemplazarán a los humanos en la estructura productiva de la economía (“desempleo tecnológico”). Es decir, si la IA automatizará completamente todas las ocupaciones o si simplemente automatizará algunas de las tareas realizadas dentro de una ocupación, y en qué magnitud se dará esta automatización total o parcial de las ocupaciones.³

La discusión respecto a los costos y beneficios sociales de la automatización se puede dividir, a grandes rasgos, en dos temas clave: su efecto sobre el bienestar agregado y sus implicaciones distributivas. Si bien, a largo plazo las tecnologías de automatización, como las formas previas de cambio tecnológico, probablemente conducirán a un crecimiento económico sustancial y a ganancias de bienestar agregadas, la adopción de estas tecnologías podría resultar, en el corto plazo, en un impacto heterogéneo entre los diferentes tipos de trabajadores. Los trabajadores cuyas habilidades/tareas/trabajos sean complementarios a estas tecnologías se beneficiarán, mientras que los trabajadores que sean sustituibles con estas tecnologías serán perjudicados.⁴ No obstante, cabe señalar que la adopción de tecnologías de automatización induce varios cambios a la vez que dan lugar a dinámicas competitivas, algunas de las cuales conducen a la creación de empleo y otras a la destrucción del mismo. Es decir, incluso las tecnologías de automatización que reducen el empleo para algunos tipos de trabajos, también

²Agrawal, Gans, y Goldfarb (2019) sitúan el nacimiento de la IA comercial en 2012.

³Ver Autor (2015) para una discusión introductoria de estos y otros temas relacionados con el impacto del progreso tecnológico en los mercados laborales y el empleo.

⁴Los trabajadores que pierden con el progreso tecnológico, en el corto plazo, tienden a tener niveles educativos inferiores al promedio y residen en áreas sin fuentes diversificadas de empleo. Ver, por ejemplo, Smith (2018) para mayor discusión.

pueden crear nuevas oportunidades a través de la “destrucción creativa”.⁵

Las preocupaciones respecto al desplazamiento laboral inducido por el cambio tecnológico no son nuevas (ver Berg, Buffie, y Zanna, 2018; Mokyr, Vickers, y Ziebarth, 2015). Sin embargo, los hacedores de política pública aún carecen de mecanismos efectivos para prevenir o reducir los costos de los principales desplazamientos del mercado laboral. Dado que las tecnologías de automatización pueden redefinir la relación entre el trabajo humano y tecnología de formas más drásticas que lo observado previamente, no es sorprendente que exista una proliferación de investigaciones destinadas a comprender las diversas facetas de este problema. Se ha hecho especial hincapié en comprender cómo y cuándo estas tecnologías contribuirán a incrementar la productividad agregada y a nivel de empresa (ver, por ejemplo, Acemoglu y Restrepo, 2018a, 2018b; Aghion, Jones, y Jones, 2017; Aum, Lee, y Shin, 2018); las condiciones bajo las cuales la automatización complementa o sustituye la mano de obra (ver Acemoglu y Autor, 2011; Acemoglu y Restrepo, 2018b; Autor y Salomons, 2018; Lordan y Neumark, 2018, entre otros); y el tipo de políticas que podrían ayudar a mitigar la disrupción que la adopción de estas tecnologías puede tener en los mercados laborales (ver Agrawal y cols., 2019).⁶

Aunque no se ha alcanzado un consenso definitivo respecto a cómo debe ser conceptualizada y modelada la automatización, hasta ahora el enfoque de automatización basado en tareas (“tasks”) ha sido el marco conceptual principal para pensar sobre el papel de la automatización en la economía (ver Acemoglu y Autor, 2011). Desde esta perspectiva, la característica distintiva de la automatización es el uso de máquinas/tecnología para substituir el trabajo humano en una amplia gama de tareas. Así, desde este punto de vista, la automatización puede ser caracterizada como la expansión de un conjunto de tareas que pueden ser

⁵Ejemplos destacados de este fenómeno son la introducción de cajeros automáticos en la banca y el reemplazo de los viajes ecuestres por automóviles. En el primer caso, mientras que los cajeros automáticos automatizaron gran parte del trabajo de los cajeros, lo que resultó en una contracción del empleo a través del margen intensivo (es decir, menos cajeros humanos en cada sucursal), el empleo bancario total creció debido a las expansiones a lo largo del margen extensivo. Es decir, las ganancias de productividad logradas con la introducción de los cajeros automáticos aumentaron la rentabilidad de los bancos y llevaron a la apertura de más sucursales bancarias que compensaron con creces la pérdida de empleo en las sucursales preexistentes. En el segundo caso, la introducción de automóviles condujo a la creación de empleo a través de su efecto sobre la demanda de servicios en las carreteras, como moteles, gasolineras y comida rápida. Ver Frank y cols. (2019) para obtener detalles y discusión adicional. Ver también Madrigal (2018) para una discusión sobre el caso de los camiones de conducción autónoma.

⁶Algunas de las opciones de política pública que se han discutido en este contexto son: renta básica universal; mejores prestaciones por desempleo; y un fondo de riqueza social, donde el gobierno utilice impuestos para invertir en empresas que posean o se beneficien de la producción de robots/IA, de manera que cada persona participe en la propiedad de la producción generada por las tecnologías de automatización.

producidas por máquinas (ver Acemoglu y Restrepo, 2018b).⁷ Una característica importante del enfoque basado en tareas es que hace una distinción entre el margen intensivo y extensivo de la automatización. El margen intensivo se refiere a mejoras en la productividad de tareas que ya han sido automatizadas, mientras que el margen extensivo se refiere a la automatización de nuevas tareas previamente realizadas por humanos. En el centro de este enfoque de modelado hay dos canales separados a través de los cuales la automatización puede afectar el empleo agregado. Por un lado, el “efecto de desplazamiento” se refiere al efecto directo de ya no necesitar/desear a ciertos trabajadores. Por otro lado, el “efecto de productividad” es un efecto indirecto que resulta de un incremento de la escala de operación debido a una mayor productividad y conduce a un incremento en la demanda por mano de obra. Es decir, aunque la automatización sustituye a la mano de obra, también puede aumentar la producción de formas que conducen a una mayor demanda de mano de obra en el agregado. Adicionalmente, en un modelo multisectorial de la economía, independientemente del efecto que la automatización pueda tener en el empleo de una industria directamente impactada, la adopción tecnológica puede tener efectos indirectos en la mano de obra en las industrias proveedoras y transformadoras (“downstream” y “upstream”). Por ejemplo, Autor y Salomons (2018) encuentran que, si bien el empleo parece caer dentro de una industria a medida que aumenta la productividad específica de la industria, los efectos secundarios (“spillovers”) positivos a otros sectores más que compensan los efectos negativos sobre el empleo de la propia industria.

Hasta ahora, el artículo seminal de Acemoglu y Restrepo (2017) ha sido la principal referencia para la cuantificación del desplazamiento laboral inducido por las tecnologías de automatización. Usando datos de la Federación Internacional de Robótica (IFR por sus siglas en inglés), estos autores estudian el impacto de la introducción de tecnologías de automatización (en la forma de robots industriales) en mercados laborales locales y encuentran que la adopción de robots industriales en los Estados Unidos se correlacionó negativamente con el empleo y los salarios. En particular, por cada robot adicional, el empleo disminuyó en seis trabajadores y un robot adicional por cada mil trabajadores redujo los salarios en un 0.5 por ciento. Además, encuentran que la adopción de la robótica no tuvo un efecto positivo en ninguna industria y que los impactos negativos en el empleo fueron más pronunciados en la manufactura, entre los trabajadores sin título universitario y para ocupaciones rutinarias o “blue collar”. Estos hallazgos sugerirían que el efecto de desplazamiento laboral inducido por

⁷Atalay, Phongthiengtham, Sotelo, y Tannenbaum (2018) analizan la adopción de nuevas tecnologías durante el período 1960–2000, en particular la adopción de tecnologías TIC, y su impacto en los mercados laborales a través del efecto que estas tecnologías tuvieron en tareas analíticas no rutinarias, tareas interactivas no rutinarias, tareas cognitivas rutinarias y tareas manuales rutinarias.

la automatización ha sido más fuerte que el efecto de productividad hasta ahora, conduciendo a una pérdida neta de empleos. Sin embargo, los investigadores difieren sobre si la automatización está creando o destruyendo empleos. Mann y Püttmann (2018) proponen un indicador de automatización que se construye aplicando un algoritmo de aprendizaje automatizado (“machine learning”) para clasificar patentes, y lo usan para investigar qué regiones e industrias de Estados Unidos están más expuestas a la automatización. Basados en este enfoque, estos autores encuentran que la automatización ha creado más puestos de trabajo en los Estados Unidos de los que ha destruido.⁸

Como se mencionó previamente, una preocupación clave para los hacedores de política pública es comprender el tipo de políticas que pueden ayudar a mitigar la disrupción que la adopción de tecnologías de automatización puede tener en los mercados laborales. Sin embargo, es necesario hacer un diagnóstico del problema antes de formular cualquier recomendación de política pública. Este artículo tiene como objetivo complementar la parte de la literatura que analiza la vulnerabilidad de la economía al “desempleo tecnológico” mediante la estimación de la proporción de trabajadores cuyo empleo puede estar en alto riesgo de ser automatizado, y mediante el análisis diseccionado de la exposición a esta amenaza entre las industrias y grupos demográficos (ver Frey y Osborne, 2017; Nedelkoska y Quintini, 2018). También contribuimos a esta literatura al considerar los incentivos para la adopción de tecnologías de automatización que van más allá de la factibilidad técnica pero que pueden ser particularmente relevantes para economías emergentes como México.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera. La sección 2 describe brevemente las fuentes de datos. La sección 3 presenta estimaciones de la proporción de empleo con alto riesgo de ser automatizado, para la economía en su conjunto y en diferentes grupos demográficos, con base en los cálculos de Frey y Osborne (2017). La sección 4 discute algunas razones por las cuales las estimaciones en la literatura, similares a las presentadas en la sección 3, pueden sobrestimar la medida en que la automatización desplaza a los trabajadores. La sección 5 ofrece algunas observaciones finales.

⁸Bughin (2018) informa que en una encuesta a 3,000 directores ejecutivos, que cubrió 14 industrias y 10 países, donde se preguntó sobre las expectativas de empleo como resultado de la adopción de la IA, el 10 por ciento de las empresas esperaba un aumento en el empleo; El 19 por ciento de las empresas esperaba una reducción de la mano de obra con una reducción general del empleo total; El 27 por ciento de las empresas esperaba una reducción del empleo debido a la IA que se compensaría con nuevos puestos de trabajo; y el 44 por ciento de las empresas no esperaban cambios importantes en el empleo.

2. Datos

En esta sección describimos los datos primarios utilizados para producir los resultados de los ejercicios empíricos presentados en la sección 3. Nuestros resultados se derivan de la combinación de dos fuentes de datos que nos permiten clasificar a los trabajadores en la economía mexicana de acuerdo con la probabilidad de que su empleo podría ser sustituido por tecnologías de automatización. La primera fuente de datos consiste en las estimaciones propuestas en Frey y Osborne (2017) con respecto a la probabilidad de automatización de una ocupación. Estos autores utilizan datos ocupacionales detallados de O*NET, pertinentes para definir cuellos de botella en la computarización de tareas y así poder clasificar ocupaciones de la Clasificación Ocupacional Estándar (SOC por sus siglas en inglés) de acuerdo con la probabilidad de que las tareas asociadas con una ocupación puedan ser automatizadas. Frey y Osborne proporcionan estimaciones para la probabilidad de automatización de 702 de las 903 ocupaciones de SOC cubiertas en O*NET. Hay tres características importantes de la metodología subyacente a estas estimaciones que vale la pena destacar para interpretar mejor los siguientes resultados. Primero, estas estimaciones *únicamente* reflejan la viabilidad tecnológica de la automatización. Es decir, si la automatización de una determinada ocupación es tecnológicamente factible. En segundo lugar, las estimaciones son prospectivas en el sentido de que no solamente consideran si una ocupación puede ser automatizada ahora, sino si es probable que los avances en tecnología e inteligencia artificial permitan su automatización en el futuro.⁹ Finalmente, en tercer lugar, incluso si O*NET es una base de datos estadounidense, la identificación de las tareas pertenecientes a una ocupación no se aplica únicamente a los Estados Unidos. En la medida en que las tareas involucradas en una ocupación específica no varían mucho entre países (es decir, las tareas que un trabajador debe poder desempeñar para ser un plomero o un abogado, generalmente son similares en todo el mundo), la base de datos O*NET es ampliamente aplicable. En el caso específico de México, emparejamos las ocupaciones para las cuales Frey y Osborne calculan una probabilidad de automatización con sus contrapartes mexicanas utilizando el SINCO (Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones) del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), que se construye con el propósito específico de estandarizar la clasificación de ocupaciones y garantizar la máxima comparabilidad. Esto alivia aún más la preocupación con respecto a la aplicabilidad de las probabilidades calculadas por Frey y Osborne al contexto mexicano, al menos para aquellas

⁹Si bien la metodología descrita en Frey y Osborne (2017) se señala como “prospectiva” en el sentido de que contempla posibilidades futuras de automatización, los autores no establecen un marco de tiempo exacto. En ocasiones sugieren que están contemplando un marco temporal de una década, pero esto no se hace explícito en su estudio.

ocupaciones que puedan emparejarse. La Figura 1 presenta las primeras 10 y las últimas 10 ocupaciones según la probabilidad de automatización estimada por Frey y Osborne (2017).

Figura 1: Probabilidad de automatización: las 10 ocupaciones con riesgo mayor y menor

Nota: Las probabilidades se toman de Frey y Osborne (2017).

La segunda fuente de datos que utilizamos es la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) recopilada por la agencia estadística mexicana —Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). La ENOE es una encuesta de hogares representativa a nivel nacional de trabajadores mexicanos que incluye datos sobre género, edad, educación, situación laboral, ingresos, ocupación, ubicación geográfica y sector de empleo, entre otras características de los trabajadores. Esta encuesta es un panel móvil en el cual se le da seguimiento a los trabajadores durante un máximo de cinco trimestres antes de ser dados de baja de la muestra.¹⁰ Trabajamos con datos del período 2013-2017, durante el cual se identifican 466 de las 702 ocupaciones para las que Frey y Osborne (2017) proporcionan una estimación de la probabilidad de automatización.¹¹ Nuestra muestra cubre, en promedio, 58 por ciento del empleo total en México.¹²

¹⁰Ser eliminado de la muestra no excluye la posibilidad de que un trabajador pueda ser encuestado en una implementación posterior de la encuesta.

¹¹En algunos casos, los trabajadores podrían reportar una ocupación que no se puede asignar correctamente a las 702 ocupaciones cubiertas por Frey y Osborne o reportar su ocupación como “otra”. En estos casos, es imposible determinar hasta qué punto su empleo puede o no estar en riesgo de automatización.

¹²Esta cifra se refiere al empleo tanto en el sector formal como en el informal.

La combinación de estos dos conjuntos de datos permite abordar la cuestión de cómo la automatización podría afectar los mercados laborales al analizar cómo el empleo en México está expuesto a la amenaza de automatización entre grupos de sexo, edad y educación. Dado que la ENOE no está diseñada para necesariamente ser representativa de la distribución del empleo entre ocupaciones, la mayoría de nuestros resultados de referencia están contruidos considerando la distribución de empleo “promedio” entre ocupaciones entre 2016 y 2017, a menos que se indique lo contrario. Al hacerlo, evitamos omitir categorías ocupacionales que pueden aparecer sin reporte en un determinado año, debido a su participación en el empleo total. Nuestros resultados de referencia son el enfoque de la siguiente sección.

3. Empleo en Riesgo en México

En esta sección proporcionamos una evaluación del riesgo que enfrenta el mercado laboral mexicano debido a la potencial automatización del empleo. Las estimaciones de Frey y Osborne (2017) representan nuestro punto de partida para identificar qué trabajadores están potencialmente más expuestos a la amenaza de automatización. Dado que las ocupaciones están diferencialmente expuestas a la amenaza del desempleo tecnológico, esta heterogeneidad entre ocupaciones, junto con la distribución de trabajadores mexicanos entre ocupaciones, permite analizar en qué medida los diferentes grupos de trabajadores están expuestos a la automatización de su trabajo.

Antes de profundizar en el análisis, destacamos que un punto importante detrás de la metodología utilizada por Frey y Osborne para llegar a sus estimaciones es el supuesto de que un determinante clave de la probabilidad de automatizar una ocupación es si las tareas involucradas pueden ser fácilmente traducidas en un conjunto de instrucciones lógicas. Este supuesto sobre la potencial capacidad de automatización de las tareas es típicamente interpretado como la implicación de que los trabajadores de baja habilidad tienen mayor riesgo de ser reemplazados por tecnologías de automatización. La Figura 2 presenta la relación entre la probabilidad de que una ocupación sea automatizada y qué tan intensiva es en habilidades, representada por el promedio de años de escolaridad de los trabajadores que se encuentran en esa ocupación en México. Es fácil ver que, en promedio, las ocupaciones menos intensivas en habilidad tienen mayor probabilidad de ser automatizadas. Sin embargo, esta relación está lejos de ser perfecta. Ocupaciones tales como contadores y preparadores de impuestos emplean trabajadores que tienen una educación relativamente alta. No obstante, su trabajo está muy expuesto a la amenaza de la automatización, ya que muchas de las tareas involucradas pueden

ser fácilmente programadas como un conjunto de instrucciones lógicas para ser realizadas por una computadora. Por otro lado, ocupaciones como guardias de seguridad, gerentes de ventas o parteras, requieren trabajadores con poca escolaridad, pero es poco probable que estos trabajos sean automatizados. La razón de que sea improbable, al menos en el futuro cercano, es que la automatización tiene poco impacto sobre las ocupaciones que involucran habilidades intangibles (por ejemplo, creatividad, flexibilidad, adaptabilidad), conocimiento tácito respecto a cómo deben realizarse las tareas (es decir, dificultad para codificar), o donde un determinante clave de la calidad del producto que se produce depende de la interacción humana (ver Autor, 2015, para una discusión más detallada sobre estos temas).

Figura 2: Probabilidad de automatización e intensidad de habilidades por ocupación

Nota: Basado en cálculos de los autores. El tamaño de las burbujas es proporcional al número promedio de trabajadores ocupados en cada ocupación en México entre el 2013 y el 2017.

Para el resto de esta sección, adoptamos la proporción de trabajadores con alto riesgo de automatización como nuestra medida del riesgo de disrupción que enfrenta el mercado laboral debido a los avances en las tecnologías de automatización. Seguimos a Frey y Osborne (2017)), quienes clasifican las ocupaciones de acuerdo con su probabilidad de automatización en ocupaciones de bajo riesgo (probabilidad de automatización menor que o igual a 0.4), ocupaciones de riesgo medio (probabilidad de automatización mayor que 0.4 y menor que o igual a 0.7), y ocupaciones de alto riesgo (probabilidad de automatización mayor que 0.7). La Figura 3 reporta la distribución del empleo mexicano entre las categorías ocupacionales que son agrupadas acorde a su probabilidad de automatización. Es fácil ver que el empleo se concentra principalmente en ocupaciones con bajo y alto riesgo de automatización, con

ocupaciones de riesgo medio dominando una parte muy pequeña del empleo total. También se puede verificar que, si bien el empleo tanto en el sector de servicios como en el de manufacturas se distribuye entre todo el espectro del riesgo de automatización, el empleo del sector primario se concentra en ocupaciones con alto riesgo de automatización. Con base en esta distribución del empleo estimamos que cerca del 65 por ciento del empleo mexicano tiene un alto riesgo de ser automatizado.¹³ Esto contrasta con el 44 por ciento del empleo con alto riesgo de automatización que se estima para el caso de los Estados Unidos.¹⁴ Es probable que esta marcada diferencia se deba al hecho de que Estados Unidos tiene una mayor proporción de empleo en ocupaciones intensivas en habilidad y en el sector de servicios que son normalmente menos expuestos a la amenaza de la automatización.

Figura 3: Distribución del empleo en México por probabilidad de automatización

Nota: Basado en cálculos de los autores.

Si bien nuestra estimación de que el 65 por ciento del empleo mexicano cuenta con un alto riesgo de automatización es de interés por sí misma, las discusiones sobre política económica en torno a la automatización a menudo se centran en las potenciales implicaciones distributivas asociadas a este fenómeno. Como tal, desagregamos nuestra estimación por grupos demográficos para evaluar mejor si hay grupos de trabajadores que están particularmente expuestos al riesgo de la automatización. Desagregando por sexo, encontramos que los hombres

¹³Este resultado está en línea con las cifras reportadas en Minian y Martínez Monroy (2018) quienes encuentran que el 63 por ciento del empleo total y el 64.5 por ciento del empleo manufacturero en México están en alto riesgo de ser automatizados.

¹⁴Frey y Osborne (2017) estimaron originalmente este número en 47 por ciento. Actualizamos su estimación con base en la *Current Population Survey* (CPS) para 2017.

están más expuestos a la automatización ya que el 69 por ciento de los puestos de trabajo ocupados por estos tienen un alto riesgo de automatización; para las mujeres este número es 59 por ciento. Esto nuevamente contrasta con las cifras obtenidas para Estados Unidos, para el cual encontramos que son las mujeres, más que los hombres, las que están más expuestas a la amenaza de la automatización, ya que el empleo del 43 por ciento de las mujeres está en alto riesgo, frente al 35 por ciento de los hombres.¹⁵ Esto es explicado por el hecho de que la participación del trabajo femenino en México es menor y a que una gran parte de las mujeres trabajan en ocupaciones que involucran habilidades que son menos susceptibles al riesgo de automatización. Considerando un promedio para el periodo 2016T4-2019T3, las 5 ocupaciones principales con la mayor cantidad de mujeres empleadas son: trabajadoras domésticas; empleadas de ventas, despachadoras y vendedoras; comerciantes en establecimientos, secretarias, trabajadoras de limpieza (excepto en hoteles y restaurantes). Estas 5 ocupaciones por sí solas representan alrededor del 30 por ciento del empleo femenino total durante el mismo período y son ocupaciones de baja probabilidad de automatización.

La Figura 4 desglosa con más detalle nuestras estimaciones por grupos de edad y nivel educativo. El panel superior de la Figura 4 muestra que los trabajadores más jóvenes tienden a estar más expuestos a la automatización de sus empleos, y que para todos los grupos de edad las mujeres están menos expuestas que los hombres. El panel inferior de la Figura 4 muestra que la proporción de empleo con alto riesgo de automatización está asociada de manera negativa y fuerte con el nivel educativo. Específicamente, la disminución marginal en la exposición a la amenaza de la automatización es sustancial a medida que se acumula más capital humano más allá de la escuela preparatoria (Educación Media Superior, equivalente a educación secundaria). Es decir, la amenaza de la automatización disminuye significativamente a medida que uno pasa de trabajadores con preparatoria completa a aquellos con educación universitaria y, nuevamente, a medida que se pasa de trabajadores con un título universitario a aquellos con estudios de posgrado. En contraste con el panel superior de la Figura 4, no se mantiene que las mujeres de todos los grupos educativos estén menos expuestas que los hombres. Las mujeres con educación preparatoria o universitaria están marginalmente más expuestas a la automatización de sus empleos que los hombres.

Finalmente, el Cuadro 1 presenta la proporción de trabajadores con alto riesgo de automatización desagregado por sexo, edad y condicionado sobre el nivel educativo. Como lo sugiere la Figura 4, la Tabla 1 confirma que los hombres jóvenes y con bajo nivel educativo son el

¹⁵Estas estimaciones se basan en la CPS de 2017. El hallazgo de que las mujeres están más expuestas a la automatización que los hombres también es válido para México si se considera solamente el empleo en el sector formal.

Figura 4: Riesgo de automatización por edad y escolaridad

Nota: Basado en cálculos de los autores.

grupo demográfico con mayor riesgo de ser reemplazado por tecnologías de automatización.¹⁶ El Cuadro 1 también identifica que solo en 5 de los 12 grupos de edad/educación las mujeres están más expuestas a la amenaza de la automatización. Estos grupos corresponden a trabajadoras de 25 a 50 años y mayores de 50 años con preparatoria o universidad y trabajadoras de 25 años o menos con estudios de posgrado.

Nuestros resultados muestran que: (i) los trabajadores jóvenes están particularmente expuestos a la automatización de sus ocupaciones, y (ii) ya sea que los trabajadores son realmente prospectivos o no en esta dimensión, la acumulación de capital humano opera como un mecanismo de autoseguro (“self-insurance”) particularmente efectivo para los trabajadores que enfrentan un menor riesgo de automatización. El ajuste de los mercados laborales a la amenaza de la automatización dependerá, en parte, de la medida en que las nuevas cohortes de trabajadores que ingresan a la fuerza laboral ya estén internalizando el riesgo de automatización al que están expuestas las diferentes ocupaciones. Por lo tanto, la amenaza de la automatización podría afectar, potencialmente, las decisiones ocupacionales de nuevos trabajadores que entran a la fuerza laboral y/o las decisiones educativas de los futuros trabajadores. En la medida en que estas decisiones internalicen la naturaleza cambiante de los puestos de trabajo y la dirección futura del progreso tecnológico, los ajustes en los mercados laborales podrían ocurrir más suavemente de lo que podrían ser de otra forma. Para el resto de esta sección, nos enfocamos en trabajadores de 25 años o menos y analizamos si hay alguna evidencia que pudiera sugerir que las nuevas cohortes de trabajadores estén ajustando su comportamiento

¹⁶Sin embargo, los trabajadores jóvenes con escasa formación pueden tener la oportunidad de reducir su vulnerabilidad al riesgo de la automatización adquiriendo más educación.

Cuadro 1: Riesgo de automatización para diferentes grupos demográficos

Hombres					
Edad	Educación				Total
	Secundaria o menos	Preparatoria	Universidad	Estudios de postgrado	
25 o menos	81.7	77.6	56.1	22.3	79.8
Entre 25 and 50	79.8	60.8	37.3	16.0	65.4
Más de 50	77.6	50.9	35.2	11.5	66.5
Total	80.6	65.1	39.8	14.7	68.7
Mujeres					
Edad	Educación				Total
	Secundaria o menos	Preparatoria	Universidad	Estudios de postgrado	
25 o menos	76.7	74.9	50.8	30.9	69.7
Entre 25 y 50	64.4	65.0	41.4	15.6	56.3
Más de 50	60.6	52.7	43.5	8.6	55.5
Total	65.1	67.3	43.3	14.5	58.6

Nota: Basado en cálculos de los autores. Cada celda reporta la proporción de trabajadores en alto riesgo de automatización entre todos los trabajadores que pertenecen a la misma celda.

en respuesta a la naturaleza cambiante del empleo y la trayectoria prospectiva del cambio tecnológico.

La Figura 5 presenta la distribución de los trabajadores de 25 años o menos en ocupaciones de bajo, medio y alto riesgo de automatización para cada año entre 2013 y 2017.¹⁷ Como se muestra, la distribución de trabajadores jóvenes entre ocupaciones que difieren en su probabilidad de ser automatizadas ha sido notablemente estable en México durante el período considerado. Además, casi la mitad de todos los trabajadores jóvenes están empleados en una ocupación que tiene una alta probabilidad de ser automatizada, y solo aproximadamente el 10 por ciento están empleados en una ocupación con baja probabilidad de automatización. La Figura 5 sugiere que cualquier cambio ocupacional que estos jóvenes trabajadores puedan estar haciendo se limita, en su mayor parte, a cambiar entre ocupaciones que pertenecen a la misma categoría de riesgo (es decir, cualquier cambio ocupacional entre trabajadores jóvenes está principalmente *dentro* de la misma categoría de riesgo, no *a través* de las categorías de riesgo).

En 2015, el INEGI realizó un módulo especial de la ENOE —el Módulo de Trayectorias Laborales (MOTRAL)— que se centró en las trayectorias del mercado laboral de los encuestados. Para nuestro propósito, una pieza clave de información que está disponible en

¹⁷Dado que cada año proporciona la distribución de los trabajadores que en ese año tenían 25 años o menos, la Figura 5 no excluye la posibilidad de que el mismo trabajador esté presente en la muestra en varios años.

Figura 5: Distribución del empleo para trabajadores de 25 años o menos

Nota: Basado en cálculos de los autores.

el MOTRAL, pero no en la ENOE, es la información del primer empleo de un trabajador y el año en que ingresó al mercado laboral por primera vez. Esto permite analizar si diferentes cohortes de trabajadores jóvenes están tomando diferentes decisiones sobre su ocupación de empleo al ingresar al mercado laboral por primera vez. La Figura 6 muestra la distribución de cada cohorte de nuevos trabajadores en ocupaciones de bajo, medio y alto riesgo de automatización para cohortes de trabajadores jóvenes que ingresan al mercado laboral por primera vez entre 2000 y 2015.¹⁸ La Figura 6 muestra claramente que la distribución de trabajadores que ingresan en las tres categorías de ocupaciones bajo consideración se ha mantenido bastante estable desde 2008 en adelante. En particular, aproximadamente el 40 por ciento de los trabajadores jóvenes que ingresan a la fuerza laboral lo hace encontrando empleo en ocupaciones con alto riesgo de automatización, mientras que aproximadamente el 27 por ciento encuentra su primer empleo en ocupaciones con bajo riesgo de automatización. De manera similar a la Figura 5, la Figura 6 también sugiere que la amenaza de la automatización ha tenido un impacto limitado, si es que lo ha tenido, sobre las opciones de los trabajadores en el mercado laboral, ya que las nuevas cohortes de trabajadores jóvenes que ingresan al mercado laboral no están modificando significativamente su elección de ocupación de primer empleo en relación con las cohortes anteriores, al menos durante el periodo 2008–2015.¹⁹

¹⁸La categoría “otros” corresponde a aquellos trabajadores que ingresaron al mercado laboral en una ocupación que no podemos mapear a una de las ocupaciones para las cuales Frey y Osborne (2017) proporcionan estimaciones para la probabilidad de automatización o cuando una ocupación auto reportada por los trabajadores es “otra”.

¹⁹Durante el período 2001-2006 vemos algo de movimiento a lo largo de este margen. Sin embargo, esto

Figura 6: Distribución de nuevas cohortes de trabajadores jóvenes entre ocupaciones

Nota: Basado en cálculos de los autores. Cada año corresponde a la distribución del empleo para trabajadores de 25 años o menos que empezaron a trabajar por la primera vez en ese año.

Finalmente, analizamos la clasificación de los trabajadores jóvenes entre el empleo formal e informal dada la importancia del empleo informal en la economía mexicana. Estimamos la siguiente regresión lineal:

$$\ln(p_{jt}^f) - \ln(p_{jt}^{inf}) = \alpha + \lambda_j + D_j \times \Delta PIB_{t-1} + \delta_0 (w_{jt}^f - w_{jt}^{inf}) + \delta_1 \sigma_{jt} \times (w_{jt}^f - w_{jt}^{inf}) + \delta_2 q_j \times (w_{jt}^f - w_{jt}^{inf}) + \varepsilon_{jt} \quad (3.1)$$

donde la variable dependiente es la diferencia entre la proporción de trabajadores jóvenes que optan por la ocupación j en el sector formal (p_{jt}^f) y la proporción de trabajadores jóvenes que eligen la misma ocupación en el sector informal (p_{jt}^{inf}). La variable dependiente es explicada por la diferencia salarial entre formalidad e informalidad ($w_{jt}^f - w_{jt}^{inf}$) en la misma ocupación j y sus interacciones con la volatilidad salarial (σ_{jt}) para controlar por el “riesgo” de los ingresos entre ocupaciones y con la probabilidad de automatización (q_j). También incluimos efectos fijos por ocupación y un término que controla por el ciclo económico que potencialmente puede afectar las ocupaciones asimétricamente.²⁰ Dado que la variable

probablemente se deba a que China ingresó a la OMC en 2001, lo que representó un choque significativo para los mercados laborales mexicanos e indujo importantes ajustes en la composición sectorial de la actividad económica en México. Ver, por ejemplo, Chiquiar, Covarrubias, y Salcedo (2017).

²⁰Leyva y Urrutia (2018) discuten cómo la participación del empleo informal en el empleo total varía a lo largo del ciclo. Uno de sus principales hallazgos es que la proporción de trabajadores en el sector informal en México es contracíclica en presencia de choques en la tasa de interés internacional. Esto sugiere que, debido a la

dependiente es el resultado de las fuerzas de oferta y demanda, nuestros resultados no capturan el efecto causal de la automatización sobre la clasificación (“sorting”) de trabajadores entre diferentes tipos de ocupaciones. Sin embargo, sostenemos que nuestros resultados de regresión siguen siendo útiles como un mecanismo para explorar patrones en los datos.

Cuadro 2: “Sorting” de trabajadores jóvenes entre empleo formal y informal

	(1)	(2)	(3)
$(w_{jt}^f - w_{jt}^{inf})$	0.078*** (0.027)	0.076** (0.038)	0.410*** (0.196)
$q_j \times (w_{jt}^f - w_{jt}^{inf})$		-0.002 (0.015)	0.0002 (0.017)
$\sigma_{jt} \times (w_{jt}^f - w_{jt}^{inf})$			-0.044*
Constante	1.15*** (0.326)	0.127 (0.445)	14.342* (5.955)
Observaciones	6,555	6,483	5,814
R^2 Ajustado	0.82	0.82	0.85

Nota: La muestra incluye información a nivel ocupación para personas jóvenes entre los 20 y 30 años de edad. Las observaciones tienen una frecuencia trimestral para el período 2013-2017. Todas las especificaciones incluyen un efecto fijo de ocupación, así como controles para el ciclo económico especificado como una interacción entre el crecimiento del PIB del último trimestre y una variable dummy específica de la ocupación. Niveles de significancia: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$ and *** $p < 0,01$. Los errores estándar se reportan en paréntesis.

Las estimaciones de la ecuación (3.1) se presentan en el Cuadro 2. Los resultados sugieren que para trabajadores jóvenes la prima salarial que ofrece el empleo en la ocupación j en el sector formal frente al informal se asocia positiva y significativamente con el patrón de clasificación de los trabajadores entre el empleo formal e informal. Los resultados en las columnas (2) y (3) indican que las ganancias de riesgo asociado con cada ocupación, capturado por la volatilidad salarial de la ocupación en el sector formal, mitiga el efecto que la prima salarial tiene sobre el patrón de clasificación de los trabajadores y este efecto es estadísticamente significativo. Sin embargo, la amenaza de automatización que enfrenta una ocupación, capturado por la probabilidad de que esa ocupación sea automatizada, no afecta significativamente la forma en que los trabajadores se clasifican entre el empleo formal e informal dentro de una misma ocupación.

Como se señaló anteriormente, las opciones ocupacionales no son el único margen de ajuste disponible para las nuevas cohortes de trabajadores que enfrentan el riesgo de automatización.

falta de redes de seguridad social en México, el empleo informal actúa como un amortiguador contra los shocks de ingreso en el mercado laboral formal.

Las opciones educativas también pueden representar un margen importante a lo largo del cual los individuos pueden internalizar la naturaleza cambiante del mercado laboral y prepararse para la demanda laboral que podrían enfrentar al ingresar a la fuerza laboral. Comenzamos analizando cómo la exposición a la automatización puede haber cambiado entre 2013 y 2017 para trabajadores con cierta formación educativa. La exposición a la automatización para una categoría educativa puede cambiar entre años si la distribución ocupacional de los trabajadores con esa formación educativa cambia a lo largo de los años. La Figura 7 traza la probabilidad media de automatización entre los trabajadores dentro de una dada categoría educativa para 2013 y 2017 al nivel más desagregado de categorías educativas permitido por la ENOE. Para el 60 por ciento de las categorías educativas, la probabilidad media de automatización disminuyó entre 2013 y 2017. Esto sugiere que la mayoría de las categorías educativas incurrieron en un cambio de composición tal que la distribución de trabajadores con una misma formación educativa determinada cambió, en promedio, hacia ocupaciones con menor riesgo de automatización. No obstante, es importante notar que hay muchas categorías educativas en las que la probabilidad media de automatización para los trabajadores dentro de esa categoría aumentó significativamente entre 2013 y 2017.

Figura 7: Cambio en la exposición a la automatización para diferentes niveles educativos

Nota: Basado en cálculos de los autores. Los niveles educativos corresponden a las categorías a 4 dígitos reportadas en el ENOE.

Una pregunta natural en este contexto es si ciertos tipos de formaciones educativas que están más expuestas al riesgo de automatización se están evitando en favor de un proceso de acumulación de capital humano más favorable a los probables desafíos del mercado laboral

que enfrentarán los trabajadores, dada la penetración de tecnologías de automatización en el lugar de trabajo. La Figura 8 relaciona la probabilidad mediana de automatización para los trabajadores que se encuentran en una determinada categoría educativa en 2013 con el cambio de la proporción de trabajadores que se encuentran en cada una de estas categorías entre 2013 y 2017. La relación negativa representada en la Figura 8 parece indicar que los trabajadores mexicanos se han alejado de las formaciones educativas que estaban asociadas con ocupaciones con alto riesgo de exposición a la amenaza de automatización, a favor de las formaciones educativas que en 2013 se asociaron con ocupaciones menos expuestas a esta amenaza. Sin embargo, es importante tener en cuenta que esta correlación negativa no controla por otros factores que pueden haber contribuido a este cambio entre las categorías de educación, como, por ejemplo, las políticas de capital humano y los cambios en la demanda laboral relativa para ciertos tipos de trabajadores.

Figura 8: Cambio en carreras educativas y probabilidad de automatización

Nota: Basado en cálculos de los autores. Los niveles educativos corresponden a las categorías a 2 dígitos reportadas en el ENOE. La relación negativa ilustrada en la Figura corresponde a una correlación de -0.32 entre las dos variables graficadas.

La evidencia presentada en las Figuras 5 y 6 y en el Cuadro 2 sugiere que la amenaza de automatización no ha tenido un impacto, o bien uno muy limitado, sobre las decisiones (los resultados) en el mercado laboral de los jóvenes trabajadores mexicanos. Con respecto a las opciones educativas, las Figuras 7 y 8 parecen indicar que, hasta cierto punto, los

trabajadores mexicanos han favorecido la acumulación de capital humano menos sustituible con tecnologías de automatización en lugar de ciertas formaciones educativas que se han asociado con un alto grado de exposición a la amenaza de la automatización. No obstante, estos patrones observados podrían ser el resultado de otros factores (por ejemplo, políticas de capital humano o cambios en las demandas laborales relativas) por los que no estamos controlando, en lugar de ser una respuesta de la oferta laboral asociada con la internalización por parte de los trabajadores de la amenaza que la automatización representa. En general, esta evidencia no brinda un fuerte apoyo a la hipótesis de que los jóvenes y prospectivos trabajadores estén respondiendo a través de sus decisiones educativas y ocupacionales a la amenaza que la adopción de tecnologías de automatización pueda representar para ciertos tipos de empleo. La falta de evidencia que encontramos al respecto sería consistente con una adopción limitada de tecnologías de automatización en la economía mexicana, de modo que los trabajadores aún no lo perciban como una amenaza creíble para sus empleos, y/o que las expectativas subjetivas que tienen los trabajadores respecto a la probabilidad de la automatización de su empleo estén pobremente aproximadas por las estimaciones de Frey y Osborne (2017).²¹

Una razón importante por la cual las expectativas subjetivas de los trabajadores con respecto a la probabilidad de que diferentes tipos de empleo se automaticen puedan diferir con las estimaciones de Frey y Osborne es que estos autores solo consideran la *viabilidad técnica* de la automatización de tareas. De manera contraria, los trabajadores pueden incorporar dentro de sus expectativas subjetivas los *incentivos económicos* que las empresas tienen para adoptar estas tecnologías. Esto plantea una limitación importante detrás del tipo de cálculos que hasta ahora se han presentado y que también se encuentran en otras partes de la literatura y la discusión de política económica (ver, por ejemplo Frey y Osborne, 2017; Manyika y cols., 2017; Nedelkoska y Quintini, 2018).²² Específicamente, estos cálculos no toman en cuenta los incentivos económicos que existen dentro de cada economía para incorporar tecnologías

²¹Kugler, Kugler, y Rodrigo (2018) presentan evidencia de la Federación Internacional de Robótica sobre la acumulación de robots industriales en países de América Latina. Para el caso de México muestran que hasta 2016, último año en sus datos, la penetración de robots industriales en la economía mexicana estuvo mayoritariamente explicada por el sector automotriz. Entre 2011 y 2016 el acervo de robots industriales (por cada mil trabajadores) creció un 97 por ciento en el sector automotriz y al final del período el acervo de robots industriales (por cada mil trabajadores) en el sector automotriz era seis veces mayor que el acervo en el sector de fabricación de plásticos y productos químicos, el cual era el sector con el segundo acervo más alto de robots industriales en 2016. Además, en todos los sectores, excepto el automotriz, el acervo de robots industriales (por cada mil trabajadores) se mantuvo relativamente estable entre 2011 y 2016.

²²El 24 de abril de 2018, The Economist publicó un artículo titulado “A study finds nearly half of jobs are vulnerable to automation”. Las cifras presentadas en ese artículo se calculan bajo un enfoque similar a las cifras informadas en esta sección.

de automatización en la estructura productiva de la economía. Una discusión más profunda sobre este tema es el enfoque de la sección siguiente.

4. ¿Qué Pasa con los Incentivos Económicos para Automatizar?

En la sección anterior utilizamos la distribución ocupacional del empleo contenida con base en la ENOE junto con las estimaciones de Frey y Osborne (2017) para proporcionar una evaluación inicial de los riesgos que la automatización del empleo puede representar para el mercado laboral mexicano. Algunas de las conclusiones clave del análisis fueron que: (i) el 65 por ciento del empleo total está en alto riesgo de ser automatizado; (ii) a un nivel agregado, el empleo de hombres está más expuesto al riesgo de automatización que el de las mujeres; y (iii) la acumulación de capital humano, a través de las decisiones ocupacionales que induce en los trabajadores, puede servir como un mecanismo importante para que los trabajadores se protejan a sí mismos de la amenaza de la automatización. Estos cálculos ciertamente proporcionan un punto de referencia interesante desde el cual comenzar una discusión sobre los posibles impactos de la automatización en los mercados laborales y la economía, y las posibles respuestas de política pública. Aun así, es importante enfatizar que hay limitaciones significativas detrás de estos cálculos y, como tal, deben ser interpretados con precaución para evitar sobreestimar (o subestimar) el impacto que las tecnologías de automatización pueden tener en los mercados laborales tanto en economías avanzadas como en economías emergentes.

El primer problema al que se enfrenta cualquier investigador o hacedor de políticas públicas que desee comprender el impacto de las tecnologías de automatización en la economía es a la falta de datos relevantes que puedan ser útiles para abordar las diversas preguntas que surgen en un tema tan amplio. Deben tenerse en cuenta dos limitaciones importantes. Primero, la falta de datos a nivel de empresa con respecto a las inversiones en tecnologías de la información (TI) y robots industriales que podrían clarificar las formas en que las empresas reorganizan la producción cuando incorporan tecnologías de automatización en sus operaciones. Esto sería particularmente importante para obtener una comprensión microeconómica de qué tareas y ocupaciones pueden ser sustituidas/complementadas por tecnologías de automatización y cómo estos patrones de sustitución y complementariedad dan forma a la productividad a nivel de empresa (ver Seamans y Raj, 2018)). En segundo lugar, la falta de datos ocupacionales más detallados o desglosados que puedan proporcionar distinciones más finas entre los diferentes

tipos de tareas que realizan los trabajadores en el lugar de trabajo. Si bien las ocupaciones de SOC cubren más de 900 tipos diferentes de empleo, estas ocupaciones pueden ser lo suficientemente amplias como para que haya una inmensa heterogeneidad en los tipos de trabajo realizados por diferentes trabajadores dentro de la misma ocupación. Por ejemplo, tanto un Doctor en economía como un Licenciado en economía pueden clasificarse dentro de la misma ocupación de “economista”; sin embargo, la naturaleza de las tareas que realizan puede diferir considerablemente. Es decir, los datos laborales estándar recopilados a través del mundo tienden a enfocarse en estadísticas agregadas que carecen de la granularidad de los detalles que distinguen los diferentes tipos de trabajo. Dado que la tecnología impacta directamente en la demanda de habilidades precisas más que en la demanda de ocupaciones en su conjunto, esta falta de detalle podría implicar que la probabilidad de automatización para diferentes tipos de trabajadores dentro de la misma ocupación no es necesariamente la misma. En términos de los cálculos de la sección 3, esta falta de matices en los datos ocupacionales puede llevar a exagerar la proporción de empleo que está en alto riesgo de ser automatizado.²³

Un artículo reciente de Nedelkoska y Quintini (2018) da un paso importante en la dirección de obtener estimaciones de la probabilidad de automatización del trabajo a un nivel más desagregado que las estimaciones de Frey y Osborne. De hecho, encuentran que, una vez que se adopta un enfoque más matizado con respecto a la naturaleza del trabajo y las posibilidades de automatización, el tipo de cálculos presentados en la sección 3 tienden a exagerar la magnitud del problema que la automatización puede representar para los trabajadores en el mercado laboral. A pesar del valioso esfuerzo en términos de obtener estimaciones más refinadas de la proporción de empleo que está en alto riesgo de automatización, una limitación importante de su enfoque, que se comparte con las estimaciones de la sección 3 de este trabajo, es que estas estimaciones no incorporan la *economía de la automatización*. Es decir, la mayoría de las estimaciones más actuales sobre la amenaza que la automatización puede representar para los mercados laborales no incorporan los incentivos que enfrentan los empleadores para adoptar tecnologías de automatización, ni los efectos de equilibrio general que el desplazamiento de trabajadores inducirá en la economía.

En el resto de esta sección destacamos algunos temas que consideramos particularmente relevantes para comprender los incentivos económicos para automatizar en México y otros mercados emergentes con un alto grado de apertura comercial. En particular, a corto plazo, la amenaza de automatización puede verse disminuida en los mercados emergentes dados

²³Ver Frank y cols. (2019) para una discusión más detallada sobre las posibles formas en que se puede mejorar la recopilación de datos con el objetivo de obtener una mejor comprensión del impacto de la IA en el empleo y la demanda (y oferta) de habilidades en el lugar de trabajo.

tres factores relevantes. Primero, los bajos salarios, en relación con el costo de las nuevas tecnologías, reducen la rentabilidad de introducir tecnologías de automatización en el lugar de trabajo. En segundo lugar, el escaso capital humano puede representar un obstáculo para la adopción de nuevas tecnologías. En tercer lugar, la prevalencia de la informalidad y de las pequeñas y medianas empresas en el sector formal, que potencialmente adoptarán esta forma de cambio tecnológico a un ritmo más lento, puede limitar la adopción de tecnologías de automatización. En lo siguiente, adelantamos una serie de consideraciones y ejercicios ilustrativos que creemos importantes para profundizar nuestro entendimiento de la medida en que la automatización representa una amenaza para el empleo en la economía mexicana. En particular, enfatizamos el papel que el empleo del sector informal, los salarios y la deslocalización (“offshoring”) de ocupaciones pueden jugar en la configuración de las decisiones de adopción de tecnología y, por lo tanto, en última instancia, en el ritmo al que la automatización penetrará la estructura productiva de la economía.

4.1. La Informalidad en el Mercado Laboral

Una característica destacada del mercado laboral mexicano es la prevalencia de las relaciones laborales informales y la abundancia de pequeñas y medianas empresas en el sector formal.²⁴ Dado que el autoempleo y los pequeños establecimientos son típicos del sector informal, es posible que la automatización tenga un efecto diferenciado en el empleo formal e informal. La Figura 9 reporta la distribución del empleo mexicano en categorías ocupacionales que se agrupan conforme a su probabilidad de automatización, distinguiendo el empleo total del empleo en el sector formal. El empleo informal es particularmente frecuente en el sector primario, donde el empleo también está altamente concentrado en actividades que están en alto riesgo de ser automatizadas. Es natural preguntarse si los trabajadores agrícolas están realmente tan expuestos a la amenaza de la automatización o el hecho de que las relaciones laborales en este sector sean predominantemente informales juega algún papel en la amenaza efectiva que enfrentan.

De manera similar a la sección anterior, estudiamos la proporción de trabajadores cuyo empleo está en alto riesgo de ser automatizado en el empleo formal e informal. La Figura 10 y

²⁴Los trabajadores del sector informal se definen como aquellos que no tienen acceso a los beneficios de la seguridad social. Según cifras reportadas por INEGI, la tasa trimestral de informalidad durante el período 2005–2018 osciló entre el 56 y el 59 por ciento del empleo total. Con respecto a las pequeñas y medianas empresas, Levi-Algazi y cols. (2018) estiman que, con base en el censo económico de 2013 publicado por INEGI, el 94 por ciento de las unidades productivas de la economía son establecimientos con 5 trabajadores o menos, y solo el 0.4 por ciento de los establecimientos emplea a más de 50 trabajadores.

el Cuadro 3 reportan la proporción del empleo en alto riesgo de automatización, distinguiendo por género y tipo de empleo. Encontramos que el 69 por ciento de empleo informal está en alto riesgo de automatización que contrasta con el 57 por ciento que encontramos en el sector formal. Las diferencias de exposición entre el empleo formal e informal son más pronunciadas para los hombres. De hecho, la proporción de hombres trabajadores en alto riesgo de ser desplazados por la automatización es 20 puntos porcentuales más alta que en el sector informal en relación con el sector formal.

La diferencia en la exposición a la amenaza de automatización entre el empleo formal e informal que documentamos para México parece contradictoria. El sector informal es caracterizado por el autoempleo y el empleo en micro establecimientos que típicamente enfrentan restricciones de crédito y son menos tecnológicamente avanzados que los establecimientos del sector formal. Por lo tanto, es difícil de creer y justificar que la automatización representará una mayor amenaza para el empleo en el sector informal que en el sector formal. Interpretamos nuestro hallazgo como evidencia de la necesidad de incorporar las posibilidades tecnológicas y los incentivos económicos para la adopción de tecnologías de automatización en cualquier análisis que busque cuantificar la magnitud de la amenaza que representa la automatización.

Cuadro 3: Participación en el empleo en alto riesgo de automatización

	Formal	Informal	<i>Total</i>
Hombres	0.56	0.76	0.69
Mujeres	0.58	0.59	0.65
<i>Total</i>	0.57	0.69	0.65

Nota: Basado en cálculos de los autores. Los datos se reportan en porcentaje.

Como primera aproximación, consideramos que es razonable suponer que el sector informal no tiene incentivos económicos o no tiene la posibilidad de adoptar tecnologías de automatización. Este supuesto por sí solo cambia nuestra evaluación de riesgo de manera importante: en lugar del 65 por ciento del empleo total que está en alto riesgo de automatización, estimaríamos que el 57 por ciento del empleo en el sector formal está en alto riesgo de ser automatizado.²⁵ A su vez, esto implicaría que aproximadamente el 25 por ciento del empleo total en México está en alto riesgo de ser automatizado. También hay que tener en cuenta que, una vez que excluimos el empleo informal, son las mujeres en lugar de los hombres quienes están más expuestas a la amenaza de la automatización (ver la Figura 10), consistente con

²⁵Esto se debe a que el sector formal representó entre el 41 y el 44 por ciento del empleo total durante el período 2008–2018 según el INEGI.

resultados encontrados para otros países (ver, por ejemplo, Frey y Osborne, 2017). Reduciendo nuestro enfoque al empleo en el sector formal, en lo siguiente revisamos el impacto diferenciado que la automatización puede tener entre grupos demográficos e industrias.

La Figura 11 reporta la proporción de trabajadores del sector formal en alto riesgo de automatización para distintos sectores de actividad económica.²⁶ La Figura 11 muestra que los empleados formales en el sector manufacturero están particularmente expuestos a la amenaza de automatización. Desde una perspectiva regional esto implica que los estados del norte y centro están más expuestos a la amenaza de automatización de trabajos del sector formal, dado que estos estados concentran una gran proporción de la actividad total manufacturera en México. De hecho, una vez que nos enfocamos en el empleo formal, existe una correlación positiva entre la proporción de empleos del estado con alto riesgo de automatización y el PIB per cápita real del estado.²⁷ Esto probablemente refleja el hecho de que en estados más desarrollados económicamente el servicio y los sectores manufactureros concentran una gran parte de la actividad económica y estos sectores también emplean a una gran parte de trabajadores cuyo empleo es altamente susceptible a la automatización.

Dos hallazgos de la sección 3 fueron que el nivel educativo parecía actuar como una forma particularmente exitosa de autoseguro contra la amenaza de la automatización, independientemente de si los trabajadores anticipan el futuro cuando acumulan capital humano, y que los trabajadores más jóvenes fueron los más expuestos a la probabilidad de automatización de sus ocupaciones. Exploramos estos resultados de manera más rigurosa dentro del contexto del empleo en el sector formal estimando una regresión logit multinomial para las variables dependientes *empleado en ocupación de riesgo medio* y *empleado en ocupación de alto riesgo*, controlando por un conjunto de características socioeconómicas de los trabajadores. En particular, modelamos las opciones ocupacionales de los trabajadores de la siguiente manera: Cada ocupación tiene una probabilidad de automatización, por lo que elegir una ocupación implica que el trabajador tendrá un riesgo bajo ($0 \leq p < 0,3$), medio ($0,3 \leq p < 0,7$), o alto ($p \geq 0,7$) de ser desplazado debido a la automatización. La elección de una ocupación depende de características individuales como sexo, grupo de edad, educación, salario, tamaño de la familia y si el individuo pertenece a una familia de altos ingresos o si es el jefe del hogar.

La categoría base en nuestra especificación es estar empleado en una ocupación de bajo

²⁶Para una discusión sobre la amenaza de la automatización desde una perspectiva regional, ver el Recuadro 2 en el Reporte sobre las Economías Regionales de julio-septiembre de 2018 del Banco de México disponible en: <http://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/reportes-sobre-las-economias-regionales/reportes-economias-regionales.html>.

²⁷Tomamos el PIB real per cápita promedio del estado (excluyendo el sector petrolero) para el período 2013-2016 como nuestra proxy del nivel de desarrollo de un estado.

riesgo de automatización y todos los resultados necesitan ser interpretados y entenderse con respecto a ella. Es decir, los coeficientes estimados representan el efecto marginal que factores como el sexo, el nivel educativo y la edad tienen sobre la probabilidad de ser empleados en una ocupación de riesgo medio o alto *en relación* con una ocupación de bajo riesgo. Entonces, por ejemplo, para la categoría de riesgo medio, el coeficiente asociado con la variable dicotómica mujer es negativo y significativo. Esto significa que ser mujer disminuye la probabilidad de elegir una ocupación con un riesgo medio de ser automatizada con respecto a la probabilidad de elegir una ocupación con bajo riesgo de automatización. Por el contrario, para la categoría de alto riesgo, el coeficiente asociado con la variable dicotómica mujer es positivo y significativo, lo que implica que ser mujer aumenta la probabilidad de elegir una ocupación de alto riesgo, en relación con la probabilidad de elegir una ocupación de bajo riesgo.

Cuando se trata de variables categóricas independientes que tienen más de dos categorías, la interpretación de los resultados es más compleja. Todos los resultados siguen siendo relativos a la categoría base de resultados (en este caso, la categoría de bajo riesgo de automatización), pero los coeficientes asociados con las diferentes categorías de las variables explicativas²⁸ miden cómo diferentes niveles de la variable afectan la probabilidad de que un individuo elija una opción específica versus la probabilidad de elegir la opción base. Los resultados de nuestra estimación se muestran en el Cuadro 4.

²⁸En este caso, diferentes niveles de la variable significan diferentes a la categoría omitida. Para el nivel educativo, la categoría omitida es “menos que educación secundaria” (Educación Media Superior o escuela preparatoria) y para la edad la categoría omitida es “menos de 25”.

Figura 9: Distribución del empleo por probabilidad de automatización: empleo total y formal

Nota: Basado en cálculos de los autores.

Figura 10: Distribución del empleo entre ocupaciones en alto riesgo de automatización: sector formal e informal

Nota: Basado en cálculos de los autores. La Figura muestra fracciones cumulativas del empleo. Las ocupaciones en alto riesgo de automatización están ordenadas por participación en el empleo del sector formal (por lo tanto la distribución de las barras negras aparece suave). El ordenamiento se realizó separadamente para hombres y mujeres.

Figura 11: Heterogeneidad sectorial en la proporción de empleo formal con alto riesgo de automatización

Nota: Basado en cálculos de los autores.

Cuadro 4: Efecto de características sociodemográficas sobre la probabilidad de ser empleado en una ocupación en alto riesgo de automatización

	Todos los sectores			Agricultura		Manufacturas		Servicios	
	Medio/Bajo	Alto/Bajo		Medio/Bajo	Alto/Bajo	Medio/Bajo	Alto/Bajo	Medio/Bajo	Alto/Bajo
Mujeres (= 1 para mujeres)	-0.316*** (0.00908)	0.311*** (0.00621)		-0.159 (0.101)	0.0337 (0.0786)	-1.126*** (0.0231)	-0.0321** (0.0136)	-0.416*** (0.00936)	0.146*** (0.00621)
Jefe del hogar (= 1 para jefe del hogar)	-0.0562*** (0.00926)	-0.100*** (0.00648)		-0.0751 (0.0857)	-0.0906 (0.0687)	-0.0852*** (0.0194)	-0.117*** (0.0136)	0.0363*** (0.00998)	-0.0178*** (0.00689)
Tamaño del hogar	-0.0178*** (0.00426)	-0.0000368 (0.00296)		0.115*** (0.0330)	-0.00486 (0.0265)	-0.0358*** (0.00871)	0.0109* (0.00601)	-0.0247*** (0.00470)	0.00481 (0.00324)
Hogar con ingreso alto (= 1 para ingreso $\geq$ 15, 000)	-0.128*** (0.0109)	-0.141*** (0.00757)		-0.214* (0.109)	0.431*** (0.0842)	-0.130*** (0.0241)	-0.0975*** (0.0164)	-0.0800*** (0.0116)	-0.130*** (0.00793)
ln(salario mediano)	-0.346*** (0.00863)	-0.682*** (0.00628)		0.0156 (0.0531)	-0.917*** (0.0416)	-0.534*** (0.0188)	-0.964*** (0.0137)	-0.0786*** (0.00925)	-0.515*** (0.00655)
<i>Educación</i>									
Preparatoria	0.257*** (0.00982)	-0.166*** (0.00727)		0.00496 (0.0901)	-0.473*** (0.0740)	0.0537*** (0.0191)	-0.559*** (0.0136)	0.246*** (0.0107)	-0.0641*** (0.00795)
Universidad	-0.782*** (0.0103)	-1.167*** (0.00675)		-0.769*** (0.0816)	-1.495*** (0.0601)	-0.577*** (0.0193)	-1.648*** (0.0131)	-1.041*** (0.0107)	-1.205*** (0.00703)
Maestría/Doctorado	-1.534*** (0.0286)	-1.937*** (0.0180)		-0.895*** (0.297)	-2.053*** (0.238)	-1.094*** (0.0788)	-1.858*** (0.0497)	-2.146*** (0.0288)	-2.380*** (0.0185)
<i>Grupo de edad</i>									
26-40	-0.316*** (0.0112)	-0.381*** (0.00799)		-0.449*** (0.109)	-0.504*** (0.0910)	-0.116*** (0.0216)	-0.189*** (0.0149)	-0.338*** (0.0125)	-0.499*** (0.00892)
41-55	-0.579*** (0.0125)	-0.509*** (0.00876)		-0.707*** (0.114)	-0.610*** (0.0949)	-0.133*** (0.0247)	-0.184*** (0.0171)	-0.696*** (0.0137)	-0.741*** (0.00958)
56-70	-1.051*** (0.0176)	-0.895*** (0.0119)		-1.231*** (0.136)	-0.780*** (0.107)	-0.481*** (0.0388)	-0.480*** (0.0265)	-1.102*** (0.0189)	-1.089*** (0.0128)
71 y más	-1.767*** (0.0465)	-1.794*** (0.0292)		-1.518*** (0.251)	-0.423*** (0.168)	-1.402*** (0.149)	-1.440*** (0.0910)	-1.522*** (0.0485)	-1.936*** (0.0344)
Constante	3.867*** (0.124)	8.980*** (0.0884)		0.0984 (0.516)	10.76*** (0.404)	4.655*** (0.168)	10.48*** (0.123)	0.701*** (0.0851)	5.824*** (0.0601)
Efectos fijos por estado		No		Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por tiempo		No		Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos por estado y tiempo		Sí		No	No	No	No	No	No
Efectos fijos por sector		Sí		No	No	No	No	No	No
Observaciones	1,125,358	29,753		324,257	770,719				
Pseudo R^2	0.195	0.113		0.122	0.098				

Nota: La muestra incluye información a nivel ocupación para personas empleadas en el sector formal. Las observaciones tienen una frecuencia trimestral para el período 2013-2017. Niveles de significancia: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$ and *** $p < 0.01$. Los errores estándar se reportan en paréntesis.

Para ambas categorías de elección —riesgo medio y alto— los coeficientes negativos y significativos asociados con todos los grupos de edad indican que pertenecer a un grupo de edad cada vez más alto (más alto que el grupo de edad más bajo) disminuye la probabilidad relativa de seleccionar una ocupación con riesgo medio y alto de automatización. Es decir, para un individuo mayor, la probabilidad relativa de elegir una ocupación de riesgo medio y alto (relativo a la probabilidad de elegir una ocupación de bajo riesgo) es menor que la misma probabilidad relativa para un individuo joven. Además, como los coeficientes asociados con el grupo de edad son todos negativos y aumentan monotónicamente, cuanto mayor es el grupo de edad (cuanto mayor es el individuo), más fuerte es el efecto de la edad sobre la probabilidad relativa. Lo mismo aplica para el nivel educativo. Los coeficientes negativos y significativos asociados con los niveles educativos más altos significan que para un individuo con más educación, la probabilidad relativa de elegir una ocupación de riesgo medio y alto de automatización (en relación con la probabilidad de seleccionar una ocupación de bajo riesgo) es menor que la misma probabilidad relativa para un individuo que no ha completado la escuela preparatoria (que es la categoría de referencia de educación). Dado que para la educación los coeficientes también aumentan monotónicamente, esto significa que el efecto de la educación es más fuerte a medida que los individuos adquieren niveles de educación cada vez más altos.

En resumen, los hallazgos de la sección 3 se confirman en este ejercicio más sofisticado: el nivel educativo está relacionado con una menor exposición a la amenaza de la automatización, y la magnitud de este efecto se fortalece a medida que los agentes acumulan más capital humano. Además, los trabajadores más jóvenes están más expuestos a la amenaza de la automatización. Estos patrones son consistentes en todos los sectores de actividad económica en su definición más agregada (por ejemplo, agricultura, manufactura y servicios).

La solidez y la importancia estadística de estos resultados sugieren la posibilidad de que uno de los posibles retornos a la acumulación de capital humano sea un tipo de protección del empleo (en este caso contra la automatización) que puede resultar de una educación superior que conduzca, por ejemplo, a opciones ocupacionales en las que las habilidades intangibles (es decir, creatividad, flexibilidad, adaptabilidad, etc.) que escasean en el mercado laboral se usen intensivamente. Estos resultados se suman a las varias razones por las cuales las políticas de capital humano son de suma importancia en los mercados de economías emergentes. La interpretación de los resultados con respecto al efecto de la edad sobre la probabilidad del empleo en ocupaciones con alto riesgo de automatización es menos directa, pero indica plausiblemente que estos son conducidos por el ascenso a ocupaciones más intensivas en habilidad, u ocupaciones que son intensivas en el uso de habilidades sociales

y/o conocimiento tácito, a lo largo del ciclo de vida a medida que los trabajadores ganan más experiencia en el mercado laboral.

Concluimos esta subsección reafirmando lo que consideramos son las principales conclusiones de los ejercicios presentados aquí. Los incentivos para adoptar tecnologías de automatización pueden ser muy diferentes entre el empleo informal y formal y pueden implicar que los cálculos estándar en la literatura, como los presentados en la sección 3, podrían sobrestimar significativamente la amenaza que la automatización representa para los mercados emergentes, donde el mercado laboral informal tiene una gran participación en el empleo total. Adicionalmente, una característica robusta de los datos es que los trabajadores más jóvenes y con menor nivel educativo son los grupos demográficos cuyo empleo está en mayor riesgo de ser automatizado.

4.2. Salarios, Ahorro de Costos e Incentivos para Automatizar

Como se discutió anteriormente, los incentivos para automatizar dependerán, en parte, de los ahorros salariales que se puedan lograr a través de la automatización, ya que las empresas buscarán automatizar aquellos trabajos que resulten en los ahorros netos más grandes (neto del costo de adoptar tecnologías de automatización). El proceso de automatizar el empleo continuará hasta que las empresas lleguen al trabajador marginal al que les es indiferente mantener en la nómina o automatizar dicho trabajo. En esta sección exploramos el papel que puede desempeñar la estructura salarial de la economía en la configuración de los incentivos para automatizar.²⁹

La Figura 12 muestra que los salarios medios para una ocupación están relacionados negativamente con el riesgo de automatización tanto en México como en los Estados Unidos. Dado que esta relación es consistente a través de varios años, se puede argumentar que precede a la penetración de las tecnologías de automatización en el lugar de trabajo. Además, esta relación negativa es robusta a controlar por el nivel educativo medio en cada ocupación. Esto sugiere la posibilidad de que las ocupaciones con alto riesgo de automatización puedan experimentar un menor desplazamiento de trabajadores que algunas ocupaciones menos expuestas debido a que sus salarios son comparativamente más bajos, lo que reduce los incentivos para automatizar.

²⁹Dado que nuestra exploración es de naturaleza ilustrativa, el ejercicio adopta una perspectiva de equilibrio parcial. Una apreciación más detallada del papel de los salarios en la determinación del grado en que se adoptarán las tecnologías de automatización en la economía requeriría necesariamente una perspectiva de equilibrio general para tener en cuenta el ajuste endógeno de los precios en respuesta a cambios en las demandas relativas y las ofertas relativas de diferentes tipos de habilidades en la economía.

Dado que automatizar el empleo no es gratuito, puede que no valga la pena automatizar todos los trabajos. Por lo tanto, considerando los incentivos económicos para la adopción de tecnologías de automatización, podríamos estar particularmente preocupados por la automatización de trabajos que no solo tienen una alta posibilidad tecnológica de automatización, sino que, además, pagan salarios relativamente altos dado que automatizar estos trabajos implicaría importantes ahorros de costos para las empresas. Idealmente, este tipo de análisis se realizaría con base en datos desagregados a nivel de empresa y de ocupación, y controlando por productividad. Dichos datos permitirían obtener costos laborales por unidad de eficiencia con información más detallada sobre la estructura de costos que enfrentan las empresas en la automatización de diferentes actividades. Dado que este tipo de datos detallados no está disponible en este momento, proponemos un ejercicio ilustrativo basado en datos agregados.

Se considera el subconjunto de ocupaciones que están en alto riesgo de automatización y, dentro de este subconjunto, se clasifican las ocupaciones según su contribución a la masa salarial de la economía.³⁰ Suponemos que las ocupaciones de alto riesgo que controlan una gran parte de la masa salarial de la economía tienen un riesgo relativamente mayor de ser automatizadas debido a los ahorros de costos potencialmente mayores que podrían implicar.³¹ A falta de una terminología más sofisticada, podríamos definir estas ocupaciones como ocupaciones con un *riesgo muy alto* de automatización. Para los fines de nuestro ejercicio suponemos que el costo de reemplazar a los trabajadores con tecnologías de automatización solo es rentable para ocupaciones de muy alto riesgo y definimos como tales las 15 principales ocupaciones con el más alto riesgo (clasificadas por su participación en la masa salarial de la economía).³² El panel superior de la Figura 13 presenta la participación de las distintas ocupaciones con alto riesgo de automatización en la masa salarial de la economía, mientras que el panel inferior reporta nuestras estimaciones revisadas para la proporción de empleo con alto riesgo de automatización una vez que restringimos nuestro enfoque en el subconjunto de ocupaciones que tienen una alta participación en la masa salarial. Al enfocarnos en estas ocupaciones con un muy alto riesgo de automatización, descubrimos algunos patrones interesantes. A corto

³⁰El conjunto de ocupaciones que están en alto riesgo de automatización, según estimaciones de Frey y Osborne, representa el 48 por ciento de la masa salarial del sector formal en México. Solo las 10 y 15 ocupaciones principales, según su participación en la masa salarial, representan el 22 y el 26 por ciento de la masa salarial del sector formal, respectivamente.

³¹En ausencia de información sobre los costos, posiblemente heterogéneos, de automatizar diferentes tareas, el supuesto implícito que hacemos aquí es que estos costos no varían significativamente entre las ocupaciones consideradas.

³²Estas 15 ocupaciones representan el 26 por ciento de la masa salarial del sector formal y su probabilidad promedio (no ponderada) de automatización es de 0.9.

plazo,³³ el 31.4 por ciento del empleo en el sector formal tiene un muy alto riesgo de ser desplazado debido a la probabilidad de adopción de tecnologías de automatización. Esta es una diferencia significativa con respecto al 57 por ciento que estimamos un análisis basado únicamente en las posibilidades técnicas para la automatización. Además, bajo este enfoque las mujeres tienen un riesgo significativamente mayor de ser desplazadas que los hombres debido a la probabilidad de adopción de tecnologías de automatización.

Con base en este ejercicio, concluiríamos que el 14 por ciento del empleo total en México tiene un riesgo muy alto de ser desplazado debido a la *probabilidad de adopción* (no meramente la posibilidad tecnológica de adopción) de tecnologías de automatización en el lugar de trabajo. Si bien nuestro ejercicio es meramente ilustrativo, destaca que una evaluación del riesgo de la amenaza que representa la automatización para el desplazamiento de trabajadores podría exagerar severamente la magnitud de los posibles efectos en los mercados laborales si la evaluación no tiene en cuenta los incentivos para automatizar que enfrentan las empresas.

4.3. Deslocalización vs. Automatización

Siguiendo con la discusión de la subsección anterior, enfatizamos que las estimaciones de probabilidad de Frey y Osborne pueden ofrecer poca información sobre qué ocupaciones se verán más afectadas por la penetración de las tecnologías de automatización en el lugar de trabajo y la velocidad a la que se adoptarán estas tecnologías, a menos que dichas estimaciones estén sistemáticamente relacionadas con el costo de adoptar tecnologías de automatización. Incluso en este caso, una evaluación de riesgos basada únicamente en las probabilidades de Frey y Osborne podría perder los posibles ajustes del mercado que pueden limitar la medida en que realmente se lleva a cabo la automatización. Por ejemplo, en una economía abierta como la economía mexicana, la creciente facilidad con la que la producción puede estar fragmentada a través de las fronteras nacionales significa que las empresas pueden reorganizar la producción a través de la automatización y la deslocalización (“offshoring”).

En un entorno de economía abierta, la amenaza de desplazamiento de los trabajadores puede surgir tanto de la perspectiva de la automatización en el lugar de trabajo como de la posibilidad de fragmentar la producción y deslocalizar algunas o todas las tareas demandadas por la empresa. Por ejemplo, la organización de la producción para empresas ubicadas en los Estados Unidos implica la elección entre contratar trabajadores nacionales, automatizar el empleo local o enviar oportunidades de empleo al extranjero. La rentabilidad de cada

³³Decimos a corto plazo porque nuestro esquema de clasificación se basa en los salarios y la asignación de los trabajadores a ocupaciones que están determinadas de manera endógena en la economía.

Figura 12: Salarios y riesgo de automatización

(a) Estados Unidos

(b) México

Nota: Cálculos de los autores basados en datos de la ENOE y Current Population Survey (Encuesta Corriente sobre la Población) y Frey y Osborne (2017). Las burbujas son proporcionales a la participación de las ocupaciones en el empleo total.

Figura 13: Ocupaciones en muy alto riesgo de automatización en México

Nota: Basado en cálculos de los autores. Las participaciones reportadas corresponden a la participación mediana en la masa salarial de la economía para los trimestres 2013-I y 2017-IV.

opción dependerá de los costos laborales nacionales comparados con los del extranjero y del costo de la adopción de tecnología en relación con la utilización de trabajadores. Por el contrario, en países como México, hacia donde se deslocaliza el empleo, la deslocalización podría representar una fuerza para la creación de empleo que pudiera mitigar el impacto del desplazamiento de trabajadores debido a la automatización.

La Figura 14 presenta los costos laborales relativos entre México y los Estados Unidos para 2017, calculados como la razón de salarios medios entre países para cada ocupación. El panel izquierdo ilustra los costos laborales relativos en función de la probabilidad de automatización de una ocupación, mientras que el panel derecho ilustra los costos laborales relativos en función de la facilidad con la que se puede deslocalizar una ocupación.³⁴ Al observar los salarios relativos entre México y Estados Unidos no está claro qué trabajos de Estados Unidos tienen más probabilidades de ser automatizados o deslocalizados, en este caso con respecto a México, dado que los salarios relativos parecen no estar relacionados ni con la probabilidad de automatización ni con facilidad para deslocalizar ocupaciones.³⁵

Bajo la organización óptima de la producción, las empresas eliminan a trabajadores nacionales en favor de trabajadores extranjeros (deslocalización) y/o de tecnologías de automatización. Esto significa que la proporción observada de trabajadores desplazados debido a la automatización puede exagerarse en una evaluación que solo considera la viabilidad técnica de la automatización y no los incentivos económicos que dan forma a las decisiones de las empresas con respecto a la innovación/adopción tecnológica y el empleo. Si nos enfocamos en un problema de decisión limitada en el que las empresas deciden trasladar un trabajo a, por ejemplo, México o automatizar un trabajo nacional, el perfil plano de los salarios relativos que se muestra en la Figura 14 sugiere que el costo de la automatización en relación con los costos laborales en los Estados Unidos jugaría un papel decisivo en la determinación de qué tareas/ocupaciones deslocalizar y cuáles automatizar. Esta decisión es ilustrada gráficamente

³⁴La facilidad para la deslocalización (“offshoring”) de una ocupación se basa en Autor y Dorn (2013), quienes clasifican las ocupaciones según la medida en que una ocupación implica tareas rutinarias frente a tareas no rutinarias. Véase también Blinder y Krueger (2013) para una clasificación alternativa, pero relacionada, de la deslocalización de las ocupaciones.

³⁵Realizamos una regresión de los salarios relativos por ocupación, utilizando la mediana del salario para cada ocupación en el sector formal, sobre la probabilidad de automatización, la facilidad de deslocalización de la ocupación y los niveles de educación relativos en cada ocupación en México y Estados Unidos. La regresión estimada es:

$$\frac{w_j^{Mex}}{w_j^{US}} = -0,04 + 0,04q_j + 0,05q_j^2 - 0,01O_j - 0,005O_j^2 + 0,183 \cdot \frac{educ_j^{Mex}}{educ_j^{US}}. \quad (4.1)$$

No encontramos una relación estadísticamente significativa entre los salarios relativos y la probabilidad de automatización (q) o entre estos y la facilidad de deslocalización (O). Los niveles de educación relativos, sin embargo, están relacionados positiva y significativamente con los salarios relativos entre México y Estados Unidos.

en la Figura 15.

Figura 14: Comparativo entre costos laborales: México y Estados Unidos

Nota: Cálculos de los autores basados en la ENOE (2017), Current Population Survey (Encuesta Corriente sobre la Población) (2017), Frey y Osborne (2017), and Autor y Dorn (2013). Las burbujas son proporcionales a la participación de las ocupaciones en el empleo de México.

Figura 15: Deslocalización y automatización

Como ejercicio final, revisamos la estimación de Frey y Osborne de la proporción del empleo en los Estados Unidos con alto riesgo de automatización, pero cruzamos su clasificación basada en la probabilidad de automatización con un índice que mide la facilidad para deslocalizar ocupaciones. La Figura 16 presenta la distribución del empleo en Estados Unidos a través de la matriz de probabilidad de automatización-facilidad de deslocalización, en la cual tanto la deslocalización como la probabilidad de automatización se han dividido en tres grupos: bajo, medio y alto. Existe una relación positiva, aunque imperfecta, entre la

posibilidad de automatizar una ocupación y la posibilidad de deslocalizar esa misma ocupación.³⁶ Esto significa que la amenaza del empleo se materializa a través de la competencia con trabajadores extranjeros para algunas ocupaciones, para otras esto resulta de la competencia contra la tecnología, mientras que algunas ocupaciones enfrentan la doble amenaza de la automatización y la deslocalización.

Figura 16: Riesgo de automatización vs. riesgo de deslocalización en el empleo de EU

Nota: Cálculos de los autores basados en Current Population Survey (Encuesta Corriente sobre la Población) (2017), Frey y Osborne (2017), and Autor y Dorn (2013).

Dada la distribución ocupacional del empleo en los Estados Unidos para 2017, estimamos que el 55 por ciento de los trabajadores tienen un alto riesgo de ser automatizados y/o deslocalizados, y solo el 39 por ciento corresponde a aquellos con alto riesgo de ser automatizados.³⁷ Estos números se refieren a la proporción de trabajadores que laboran en ocupaciones que pueden ser potencialmente automatizadas y/o deslocalizadas, no necesariamente a aquellas que realmente lo serán. Estas cifras son consistentes con investigaciones que han encontrado que el desplazamiento de trabajadores en los Estados Unidos ha sido principalmente el resultado del progreso tecnológico en lugar de la globalización. Para ocupaciones que tienen tanto un alto riesgo de automatización como un alto riesgo de ser deslocalizadas, a las que podríamos referirnos como ocupaciones con alto riesgo de desplazamiento, puede ser particularmente difícil distinguir si el desplazamiento de trabajadores se produjo como resultado de la automatización o como resultado de la deslocalización, ya que estos pueden ser procesos paralelos

³⁶La correlación de rango de Spearman entre los dos índices es 0.31, estadísticamente significativa al nivel del 10 por ciento.

³⁷Las proporciones de empleo que se presentan en la Figura 16 se basan en la proporción de empleo que se puede clasificar según los índices de deslocalización y automatización. Por lo tanto, las observaciones en las que la ocupación auto reportada de un trabajador es “otra” o no se encuentra en la lista de ocupaciones comunes a ambos índices se eliminan de la muestra. Dado este esquema de clasificación doble, la proporción total de trabajadores con alto riesgo de automatización reportada aquí es del 39 en lugar del 44 por ciento que obtendríamos para 2017 si solo clasificamos el empleo con base en el índice de probabilidad de automatización.

en la reorganización de la producción. Debido a los menores costos laborales de México en relación con los Estados Unidos, una parte de los trabajos en riesgo de ser automatizados en los Estados Unidos en realidad podría ser desplazada debido a la deslocalización en lugar de la automatización, especialmente si la contratación de mano de obra en México es relativamente menos costosa que la automatización del empleo en los Estados Unidos. Esto implica que la proporción estimada de trabajadores mexicanos con alto riesgo de automatización, basada únicamente en las probabilidades estimadas de Frey y Osborne, podría exagerarse hasta en 9 puntos porcentuales.³⁸

5. Conclusiones

Dada la creciente preocupación con respecto a las disrupciones que la adopción de tecnologías de automatización puede causar sobre el mercado laboral, proporcionamos una evaluación de riesgo para la economía mexicana con respecto a la proporción de trabajadores con alto riesgo de ser desplazados y la exposición diferenciada a este riesgo en todos los grupos demográficos. Usando las estimaciones de Frey y Osborne (2017) para la probabilidad de automatización de las ocupaciones, junto con la distribución del empleo a través de ocupaciones obtenidas de la ENOE, estimamos que el 65 por ciento del empleo total está en alto riesgo de ser automatizado. Enfocándonos solo en el empleo del sector formal, encontramos que el 57 por ciento del empleo tiene un alto riesgo de ser desplazado por las tecnologías de automatización. A lo largo de grupos demográficos, encontramos que los trabajadores menores a 25 años y los trabajadores con nivel educativo menor a la escuela preparatoria son los grupos más expuestos a esta amenaza. En particular, encontramos que la acumulación de capital humano, a través de su efecto sobre la elección ocupacional, reduce significativamente la probabilidad de que los trabajadores estén empleados en ocupaciones con alto riesgo de automatización. Por lo tanto, las políticas que incentivan la acumulación de capital humano serán importantes en los mercados emergentes, no solo por las razones estándar (es decir, crecimiento y desarrollo de la productividad), pero también porque podrían facilitar el proceso mediante el cual las tecnologías de automatización se incorporan a la estructura productiva de la economía, mientras se minimiza el costo de ajuste en el mercado laboral.³⁹

³⁸Esta cifra resultaría de suponer que las ocupaciones con alto riesgo de desplazamiento se deslocalizaron a México.

³⁹Trajtenberg (2018) enumera el conjunto de habilidades que se requerirán para el empleo en la era de la IA y señala que ahora se reconoce ampliamente que las habilidades críticas (duras y blandas, cognitivas y sociales) se adquieren muy temprano en la vida y que no hacerlo en las primeras etapas puede ser difícil, o incluso imposible, de remediar más adelante. Por lo tanto, la posible disrupción que las tecnologías de automatización pueden tener

Las estimaciones que están basadas únicamente en las posibilidades técnicas para automatizar, como las presentadas en la sección 3 basadas en el trabajo de Frey y Osborne (2017), podrían sobreestimar la magnitud de la proporción de empleos en riesgo de ser desplazados debido a la automatización por no incorporar dentro del análisis los incentivos económicos para la adopción de tecnologías de automatización en el lugar de trabajo. Hacemos hincapié en que la posibilidad tecnológica para automatizar una ocupación no necesariamente implica que será realmente automatizado porque hacerlo puede no ser rentable. Argumentamos que, en los mercados emergentes con un alto grado de apertura comercial, como México, los factores importantes que afectan el ritmo al que estas tecnologías se incorporan a la estructura productiva de la economía son el tamaño del mercado laboral informal, la estructura salarial entre ocupaciones y la interacción entre la automatización y otros procesos que inducen la reorganización en la producción, como la deslocalización (“offshoring”). Por ejemplo, si en una primera aproximación suponemos que la adopción de tecnologías de automatización no es rentable o factible en el sector informal, entonces estimaríamos que el 25 por ciento del empleo total está en alto riesgo de ser automatizado, en lugar del 65 por ciento, dada la prevalencia de informalidad en el mercado laboral mexicano. Del mismo modo, enfocándonos en ocupaciones que corren un alto riesgo de automatización que además tienen una alta participación en la masa salarial de la economía y asumiendo que esas son las ocupaciones cuya automatización garantizaría los ahorros de costos más significativos, nuestra estimación sería revisada aún más a aproximadamente el 15 por ciento del empleo total en muy alto riesgo de automatización. Si asumimos que, debido a la estructura relativa de costos laborales entre los dos países, las ocupaciones que corren un alto riesgo de automatización en los Estados Unidos podrían deslocalizarse a México, la proporción del empleo mexicano en riesgo de desplazamiento podría disminuir aún más.

Comprender cómo interactúan la viabilidad tecnológica y los incentivos económicos es una dirección importante para el trabajo futuro, esto es necesario para obtener estimaciones más precisas del número de trabajadores que podrían ser desplazados por la adopción de tecnologías de automatización. También es esencial para diseñar políticas públicas que puedan ayudar a los trabajadores actuales a adaptarse al riesgo de desplazamiento e incentivar a los futuros trabajadores a estar preparados para las habilidades que demandará el futuro mercado laboral. La necesidad de volver a capacitar a los trabajadores y hacer la transición a nuevas ocupaciones, quizás incluso en nuevas ubicaciones, podría ser muy disruptiva y el debate

en los mercados laborales se suma a la gran cantidad de razones por las que las políticas de capital humano que tienen como objetivo el desarrollo de la primera infancia son fundamentales para el crecimiento económico y la prosperidad.

público sobre estos asuntos sin duda se beneficiará de una recopilación de datos mejor y más extensa que pueda informar y guiar soluciones al problema. Los esfuerzos importantes en esta dirección deben incluir tres elementos esenciales. Primero, datos más detallados y precisos sobre la deslocalización del empleo y la adopción de tecnologías de automatización a lo largo del tiempo y entre industrias. En segundo lugar, una separación más detallada y sofisticada de ocupaciones/tareas (por ejemplo, Doctores en economía vs. Licenciados en economía, que podrían clasificarse como “economistas” aunque la naturaleza de las tareas realizadas puede ser sustancialmente diferente). En tercer lugar, datos que puedan ser informativos sobre la estructura de costos que enfrentan las empresas para la automatización de diferentes tareas y/u ocupaciones. Una perspectiva más integral con respecto a las formas en que las tecnologías de automatización afectarán la productividad agregada y el empleo servirá para diseñar de mejor manera políticas que, en lugar de ralentizar el ritmo del cambio técnico para proteger a los posibles perdedores, garanticen que más personas puedan compartir los beneficios agregados que el cambio tecnológico puede proporcionar.

Referencias

- Acemoglu, D., y Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. En *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4, pp. 1043–1171). Elsevier.
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2017). *Robots and jobs: Evidence from US labor markets*. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 23285.
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2018a). *Artificial intelligence, automation and work*. National Bureau of Economic Research Working Paper No. 24196.
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2018b). Modeling automation. En *AEA Papers and Proceedings* (Vol. 108, pp. 48–53).
- Aghion, P., Jones, B. F., y Jones, C. I. (2017). *Artificial intelligence and economic growth*. National Bureau of Economic Research Working Paper No. 23928.
- Agrawal, A., Gans, J., y Goldfarb, A. (2019). Economic policy for artificial intelligence. *Innovation Policy and the Economy*, 19(1), 139–159.
- Atalay, E., Phongthiengtham, P., Sotelo, S., y Tannenbaum, D. (2018). New technologies and the labor market. *Journal of Monetary Economics*, 97, 48–67.
- Aum, S., Lee, S. Y. T., y Shin, Y. (2018). Computerizing industries and routinizing jobs: Explaining trends in aggregate productivity. *Journal of Monetary Economics*, 97, 1–21.
- Autor, D. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30.
- Autor, D., y Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–97.
- Autor, D., y Salomons, A. (2018). Is automation labor share-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2018(1), 1–87.
- Berg, A., Buffie, E. F., y Zanna, L.-F. (2018). Should we fear the robot revolution? (The correct answer is yes). *Journal of Monetary Economics*, 97, 117–148.
- Blinder, A. S., y Krueger, A. B. (2013). Alternative measures of offshorability: A survey approach. *Journal of Labor Economics*, 31(S1), 97–128.
- Bughin, J. (2018). *How the future of work may unfold: A corporate demand-side perspective*. VOX, CEPR Policy Portal, available at: <https://voxeu.org/article/how-future-work-may-unfold-demand-side-perspective>.
- Chiquiar, D., Covarrubias, E., y Salcedo, A. (2017). *Labor market consequences of trade openness and competition in foreign markets*. Banco de México Working Papers Series.
- Frank, M. R., Autor, D., Bessen, J. E., Brynjolfsson, E., Cebrian, M., Deming, D. J., ...

- Rahwan, I. (2019). Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(14), 6531–6539.
- Frey, C. B., y Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280.
- Kugler, A., Kugler, M., y Rodrigo, R. (2018). *The future of work in Latin America: Robots, employment, turnover, and wages*. Working paper.
- Levi-Algazi, S., y cols. (2018). *Under-rewarded efforts: The elusive quest for prosperity in Mexico*. Inter-American Development Bank.
- Leyva, G., y Urrutia, C. (2018). *Informality, labor regulation, and the business cycle*. Banco de México Working Papers Series.
- Lordan, G., y Neumark, D. (2018). People versus machines: The impact of minimum wages on automatable jobs. *Labour Economics*, 52, 40–53.
- Madrigal, C., Alexis. (2018). *Could self-driving trucks be good for truckers?* The Atlantic, Technology, available at: <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2018/02/uber-says-its-self-driving-trucks-will-be-good-for-truckers/551879/>.
- Mann, K., y Püttmann, L. (2018). *Benign effects of automation: New evidence from patent texts*.
- Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P., y Dewhurst, M. (2017). *A future that works: Automation, employment, and productivity*. McKinsey Global Institute.
- Minian, I., y Martínez Monroy, A. (2018). El impacto de las nuevas tecnologías en el empleo en México. *Revista de Problemas de Desarrollo*, 195(49), 27–53.
- Mokyr, J., Vickers, C., y Ziebarth, N. L. (2015). The history of technological anxiety and the future of economic growth: Is this time different? *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 31–50.
- Nedelkoska, L., y Quintini, G. (2018). *Automation, skills use and training*. OECD iLibrary, OECD Social, Employment and Migration Working Papers.
- Seamans, R., y Raj, M. (2018). *AI, labor, productivity and the need for firm-level data*. National Bureau of Economic Research Working Paper No. 24239.
- Smith, N. (2018). *Robots are poised to make life grim for the working class*. Bloomberg, Technology & Ideas, available at: <https://www.bloomberg.com/opinion/articles/2018-07-06/robots-are-poised-to-make-life-grim-for-the-working-class>.
- Trajtenberg, M. (2018). *AI as the next GPT: A political-economy perspective*. National Bureau of Economic Research Working Paper No. 24245.