

## Índice de riesgo laboral ante la automatización: estimación y análisis\*

### Labour displacement risk index in the face of automation: estimation and analysis

*Reyna Elizabeth Rodríguez Pérez\*\* y Liliana Meza González\*\*\**

#### RESUMEN

Por medio del método de componentes principales, este trabajo estima un índice de riesgo de desplazamiento laboral ante la automatización, con datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) para los años 2005 y 2019. Los resultados muestran que el riesgo de desplazamiento por automatización ha aumentado en México, y que las mujeres enfrentan menor riesgo de desplazamiento laboral cuando se comparan con los hombres. También muestra que mayores niveles de capital humano promueven un menor riesgo de desplazamiento. Los trabajadores industriales y los oficinistas son los que mayor riesgo ante la automatización presentan, y los trabajadores del norte del país enfrentan mayor riesgo cuando se comparan con los del sur.

**Palabras clave:** Cambio tecnológico, desplazamiento laboral, México.

**Clasificación JEL:** J62, J63 y O33.

#### ABSTRACT

This paper estimates an index of the risk of labour displacement in the face of automation, using data from the National Employment and Occupation Survey (ENOE) for the years 2005 and 2019. The results show that the risk of displacement due to automation has increased in Mexico, and that women face a lower risk of labour displacement compared to men. It also shows that higher levels of human capital are associated with a lower risk of displacement. Industrial and clerical workers are most at risk from automation, and workers in the north of the country face a higher risk than those in the south.

Using the principal components analysis, this work estimates an index of risk of job displacement in the face of automation, with data from the National Occupation and Employment Survey (ENOE) for the years 2005 and 2019. The results show that job displacement risk has increased in Mexico, and that women face less risk of job displacement when compared to men. They also indicate that higher levels of human capital promote a lower risk of displacement. Industrial and office workers are those most at risk from automation, and workers in the north of the country face a greatest risk when compared to those in the south.

**Keywords:** Technological change, labor displacement, Mexico

**JEL classification:** J62, J63 and O33

---

\* Fecha de recepción: 21/05/2023. Fecha de aceptación 03/01/2024. Fecha de publicación: 30/06/2024.

\*\* Universidad Autónoma de Coahuila. E-mail: [reynarodriguez@uadec.edu.mx](mailto:reynarodriguez@uadec.edu.mx). ORCID: 0000-0002-5061-0574.

\*\*\* Universidad Iberoamericana. E-mail: [liliana.meza@ibero.mx](mailto:liliana.meza@ibero.mx). ORCID: 0000-0002-0693-3931.

## INTRODUCCIÓN

En diferentes momentos de la historia, el cambio tecnológico ha traído aparejadas transformaciones relevantes en los mercados de trabajo. Deschacht (2021) considera que la revolución digital y las tendencias tecnológicas recientes, como la robótica, la industria 4.0, la inteligencia artificial y la economía de las plataformas digitales, tienen efectos sustanciales en el mercado de trabajo y en sus transformaciones. Las nuevas tecnologías están automatizando algunos empleos, aumentan la demanda de otros, desplazan las tareas concretas que los trabajadores realizan y alteran nuestra manera de consumir. El resultado es una reestructuración de la economía en la que algunos sectores crecen y otros decrecen, así como algunas ocupaciones se destruyen y otras se crean.

Autor *et al.* (2003) y Acemoglu y Restrepo (2019) destacan que el avance de la digitalización está afectando de manera negativa a aquellos trabajadores que realizan tareas de naturaleza rutinaria, las cuales pueden ser fácilmente efectuadas de manera digital o por medio de computadoras y robots. Acemoglu y Autor (2011) encuentran que el cambio tecnológico de los últimos años enfatiza que quienes realizan tareas rutinarias se encuentran principalmente en la parte media de la distribución de ingreso y de calificación, lo cual ha llevado a una polarización del mercado de trabajo de Estados Unidos. La polarización se basa en que los trabajadores ubicados en los extremos de las distribuciones de ingreso y calificación realizan tareas no rutinarias aunque distintas; por ejemplo, los del extremo derecho realizan tareas no rutinarias cognitivas, que involucran creatividad y toma de decisiones, tales como las directivas o las profesionales, mientras que los del extremo izquierdo, los menos calificados, realizan tareas no rutinarias manuales como el cuidado de otras personas o trabajos domésticos y de limpieza. A esta hipótesis se le ha denominado de “rutinización” o cambio tecnológico sesgado por rutinas (*routine-biased technological change*).

La automatización corresponde al desarrollo y adopción de nuevas tecnologías que permiten al capital sustituir a la mano de obra en una serie de tareas. La automatización modifica el contenido de tareas en la producción de bienes y servicios, ya que los dispositivos tecnológicos realizan tareas que antes realizaban los trabajadores. Existe literatura que afirma que los trabajadores más educados y con más experiencia, es decir, los que cuentan con mayor capital humano, así como las mujeres, tienen una ventaja comparativa en el uso de computadoras y tareas de interacción social [Borghans *et al.* (2006); Black y Spitz-Oener (2010); Beaudry y Lewis (2014); Yamaguchi (2018)]. Autor (2015) y Bessen (2015), además, señalan que el propósito de la automatización es sustituir o complementar el trabajo humano, y esto puede observarse en los cambios de la producción y con ello la demanda de trabajo.

Las implicaciones del cambio tecnológico para el empleo y los salarios son fuente de análisis, Acemoglu y Restrepo (2019) ven el actual proceso de automatización, ejemplificado por la maquinaria de control numérico por ordenador, los robots industriales y la inteligencia artificial, como el presagio de la destrucción de empleo generalizado, sin embargo, también se encuentra que la automatización actual, al igual que las olas tecnológicas anteriores, acabará por aumentar la demanda de mano de obra, por lo tanto, el empleo y los salarios.

México podría considerarse un país idóneo para analizar el riesgo ante la automatización, como la fuerza principal detrás de los cambios en el mercado laboral. Meza y Rodríguez (2020) mencionan que, en primer lugar, siendo México un país en vías de desarrollo, el cambio tecnológico beneficia a los trabajadores que se encuentran en los extremos de las distribuciones de salarios y calificación, mientras que perjudica a los que están en la parte media o realizan tareas rutinarias. Los argumentos detrás de esta afirmación se aplican a las naciones más desarrolladas, ya sea que ésta tenga lugar en el sector manufacturero o en los servicios. Esto se debe a que son este tipo de trabajadores de calificación media o de índole rutinaria los que se consideran más abundantes en la economía. En segundo lugar, en el país coexisten regiones con diferentes grados de integración a la economía mundial. A saber, el norte cuenta con una industria manufacturera de exportación altamente dinámica, mientras que el sur se distingue por una economía más precaria, sin nexos con el exterior. La región del centro combina las dos características. Esto implica que el análisis regional puede resultar interesante respecto de qué hay detrás de los cambios laborales.

El avance tecnológico ha mostrado a lo largo de la historia que los efectos en el mercado laboral son desiguales: mientras que unos trabajadores resultan beneficiados con el cambio tecnológico, otros suelen ser fuertemente afectados. Se ha dicho que la humanidad está experimentando la cuarta revolución tecnológica e industrial con el avance de la digitalización. Una pregunta que cabe hacerse en este contexto es: ¿Qué trabajadores tienen un mayor riesgo de resultar desplazados del mercado de trabajo y cuáles tienen un riesgo menor?

El objetivo de la presente investigación es analizar el riesgo ante la automatización para diferentes grupos poblacionales y laborales en México y regiones.

La hipótesis se basa en probar si los trabajadores más calificados y en tareas no rutinarias, así como los ubicados en la región más expuesta a la economía internacional, son los que enfrentan menores riesgos ante la automatización.

En este caso, el índice de riesgo ante la automatización se obtuvo por medio del método de componentes principales y se estratificó de acuerdo con el método de Dalenius-Hodges (1959). Al utilizar los datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) para los años 2005 y 2019. Al clasificar todas las ocupaciones a 4 dígitos de las bases de datos de la ENOE en las categorías: no rutinaria

cognitiva, rutinaria cognitiva, rutinario manual y no rutinario manual, se utiliza la Clasificación Mexicana de Ocupaciones (CMO, la cual estuvo vigente hasta el 2012), como cuando se usó el Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO, vigente a partir de 2012).

Los resultados muestran que las mujeres presentan menos riesgo ante la automatización que los hombres, y que los trabajadores con menores niveles de calificación y los de menor edad son más susceptibles, que sus contrapartes más educadas y de mayor edad, a ser sustituidos por una máquina o computadora. El sector manufacturero resultó ser el más afectado ante la automatización. También, se encuentra que a nivel espacial, debido a la diferente dinámica económica del país, los trabajadores ubicados en la región frontera norte tienen menos riesgo ante la automatización.

El presente trabajo está organizado de la siguiente manera: el primer apartado incluye una revisión de la literatura acerca del efecto del cambio tecnológico sobre la automatización del mercado de trabajo, así como un análisis de estudios empíricos. La segunda sección presenta los datos y la metodología. La tercera sección incluye los resultados de la estadística descriptiva y la aplicación empírica y, finalmente, se presentan las conclusiones y la bibliografía.

## I. EFECTO DEL CAMBIO TECNOLÓGICO SOBRE LA AUTOMATIZACIÓN DEL MERCADO DE TRABAJO

Deschacht (2021) destaca que la revolución industrial 4.0 se distingue de la anterior (digital) por estar impulsada por la combinación de tecnología digital y máquinas/productos, al incorporar sensores y ordenadores a productos que no son ordenadores en sí mismos (como automóviles o robots industriales) e incluir *hardware* y *software*, la comunicación entre los dispositivos mejora y las cosas se vuelven inteligentes o incluso se conectan en red, lo que se conoce como el Internet de las cosas (IoT). Las nuevas tecnologías de la digitalización, es uno de los temas de actualidad, desarrollado a partir de la economía laboral y referido a los impactos del cambio tecnológico en el mercado de trabajo, sin embargo, el interés de este tema se ha centrado en la creación o destrucción de empleo ante la automatización.

OMC (2017) destaca que la automatización, o también entendida como sistema computarizado, afecta “más a las actividades rutinarias que a las no rutinarias”, debido a que las máquinas no son capaces como las personas de tener destreza en comunicación o en habilidades particulares. La automatización separa las operaciones difíciles y complicadas en otras más sencillas. Esto puede ejemplificarse con lo que realizó Ford en el siglo XX, al emplear trabajadores menos calificados en operaciones simples, también porque en esa época había abundante mano de obra de ese tipo.

Manyika *et al.* (2017) del Instituto Global Mckinsey mencionan que la automatización varía por sector económico, en el sector de la industria (concretamente en la manufactura) y en la agricultura se tiene un alto riesgo de automatización, pues se llevan a cabo actividades físicas por lo que destacan que este fenómeno tendrá amplios efectos en el empleo. El sistema computarizado no es sólo para actividades que impliquen esfuerzo físico, como las tareas rutinarias, sino que también afecta a las actividades cognitivas, por ejemplo, el manejar un automóvil. Es conveniente resaltar que este estudio toma en cuenta las actividades y no las ocupaciones o profesiones bajo el argumento de que a una ocupación la integran varias actividades que tienen diferentes porcentajes de automatización. Es así que prevén que las que tienen más probabilidades de ser automatizadas son las que se ubican en el sector manufacturero, el procesamiento de datos y recopilación, y comercio al menudeo. De manera que los efectos de este sistema serán diversos según los sectores y países, debido a que el salario juega un papel importante y más en los países en vías de desarrollo, lo que podría ocasionar que se detuviera la adopción de tecnología.

Broseta Dupré *et al.* (2020) añaden que las actividades que están menos expuestas a la automatización son aquellas que involucran el uso de creatividad e interacción social. Las mayores posibilidades de automatización se encuentran en las actividades primarias, como la pesca, agricultura, y las menores se ubican en los servicios de salud y educación. Además, agregan que los trabajadores más expuestos a la automatización son los jóvenes con bajo nivel educativo, contrario a lo que sucede con su contraparte de mayor edad (experiencia) con estudios universitarios. Con la automatización de los procesos productivos en las organizaciones, la estructura ocupacional se modificará, algunos empleos serán complementarios con la tecnología, de manera que no va a implicar que se destruyan, sino que puedan crearse nuevos. Un caso de complementariedad es el de los trabajadores calificados y semicalificados que utilizan computadoras e Internet en el trabajo.

Bessen (2015) agrega que cuando se introducen cajeros automáticos en el sector bancario de Estados Unidos, no hubo un desempleo masivo como se esperaba, sino todo lo contrario, se crearon o mejoraron las condiciones de empleo ya existente, debido a que los cajeros automáticos no podían realizar tareas como: brindar préstamos, tarjetas de crédito o asesoría financiera, es decir, no solucionaban las necesidades específicas de los clientes ni podían interactuar con ellos, por lo que se destacó la labor de los ejecutivos bancarios.

La implementación de la tecnología en el sector bancario en un país en vías de desarrollo como Argentina, fue analizada por Marcó y Tomada (2017) los resultados del estudio indican que la introducción de la tecnología cambia la estructura laboral en el sector bancario, al igual que en países desarrollados permi-

te evitar contratar a personas en determinados puestos de trabajo, como es el caso de los cajeros, pues las máquinas pueden realizar algunas tareas que pueden ser automatizables, pero habrá otras que no, debido a que se requieren distintas capacidades o habilidades específicas como las actividades realizadas por los asesores de crédito.

Mortera (2017) destaca que México se encuentra entre los países de Latinoamérica que más ha disminuido empleos, a diferencia de Argentina y Uruguay. Sin embargo, los cambios en el empleo varían por sector económico, por ejemplo, la agricultura, pesca y otras actividades primarias, que tienen altas posibilidades de automatizarse. Mientras que, en el sector de la industria, concretamente la manufactura, ha recibido inversión para implementar la tecnología, con la finalidad de aumentar la productividad, reducir costos y maximizar las ganancias, pero al mismo tiempo, aprovechar las habilidades de los trabajadores y la de los robots, pues no se plantea que la tecnología los sustituya.

Araneda *et al.* (2017) destacan que, al examinar la magnitud que tienen las tareas rutinarias a ser automatizadas, encuentran que la existencia de recientes tecnologías no significa que inmediatamente la productividad y eficacia vayan a incrementarse, sino que primero se necesita la adaptación, inversión y tiempo, así como también el desarrollo de nuevas maneras de planificar el empleo y otras habilidades de los trabajadores. Araneda *et al.* (2017:15) sostienen: “A mayor intensidad de rutina de una tarea en particular, más programable y más automatizable es y, por consiguiente, es mayor la probabilidad de ser realizada por una nueva tecnología en reemplazo del factor trabajo”.

Weller *et al.* (2019) explican que habrá factores que determinen la incorporación de la tecnología o que la impidan, como los costos de introducción, las actualizaciones y el mantenimiento, las limitaciones legales o causas concretas de la empresa, el pronóstico de la demanda, el esquema de la competencia, etc. En cambio, las que sí favorecen su incorporación son las utilidades que originará la entrada de recientes tecnologías, el ahorro en la mano de obra, el nivel de progreso en infraestructura, la relación de tareas que tienen potencial de automatización, así como su consideración con otras tareas que desempeñan un puesto de trabajo. No obstante, para América Latina, hay factores que dificultarían la introducción del cambio tecnológico. En este escenario, la posibilidad de inversión en tecnología es inferior, hay deficiencias en la infraestructura; los precios del mantenimiento e innovación son más altos debido a que la tecnología regularmente se importa, también la falta de empleados especializados es un impedimento y las utilidades por disminuir los costos de trabajo serían mínimos porque los salarios son más bajos, además, existe un mayor porcentaje de mano de obra joven debido a las altas tasas de natalidad en estos países.

En resumen, la revisión de literatura destaca que los impactos de la tecnología serán diferentes por países y sectores económicos y dependerá de la inversión y costos de introducción y mantenimiento, así como otros factores de tipo macroeconómico como las tendencias al proteccionismo, los marcos regulatorios (T-MEC) e incluso factores geopolíticos. Los trabajos expuestos muestran similitud al encontrar que los sectores más afectados por la tecnología son la agricultura, pesca y otras actividades del sector primario, así como la industria manufacturera, mientras que los menos afectados son los ubicados en servicios financieros y educación. Además, se destaca que la automatización no significa que se desaparezcan ocupaciones, sino que a través de la tecnología el mercado de trabajo se transforma al crear o desaparecer empleos. No obstante, el tipo de trabajo menos afectado es el que realizan los trabajadores en tareas no rutinarias. Es importante señalar que los niveles de automatización pueden variar con el tiempo, por lo que se consideran relativos, debido al surgimiento y desarrollo de la tecnología y su implementación (Huesca *et al.*, 2010).

### I.1. *Estudios empíricos*

Se presenta la revisión empírica internacional y nacional, donde son abordados algunos estudios empíricos que se han elaborado en torno a la automatización del mercado de trabajo.

Morrón (2016) encuentra para España que el cambio tecnológico es determinante para automatizar ocupaciones no calificadas, mientras que para aquellas que requieren creatividad, relaciones entre personas, tienen menores probabilidades de ser automatizadas como es el caso de las ocupaciones calificadas. Sus resultados indican que 43 por ciento del empleo en el país tiene poco más de 66 por ciento de riesgo alto de ser automatizados en un periodo mediano, mientras que 57 por ciento restante se queda dividido en fragmentos iguales y oscila entre riesgo medio, que va desde desde 33 por ciento a 66 por ciento y riesgo bajo con menos de 33 por ciento.

Tenjo (2019) encuentra que el Departamento Administrativo Nacional de Estadística de Colombia (DANE) reportó en octubre del 2019 que el desempleo había aumentado 9.8 por ciento, explicado por el impacto del cambio tecnológico en el sector bancario y en la industria.

Manyika *et al.* (2017), en Estados Unidos dividieron 800 profesiones en más de 2,000 actividades y cada una de ellas con determinadas competencias, con datos del Departamento del Trabajo. Encontrando que menos de 5 por ciento de las profesiones pueden ser totalmente automatizables y cerca de 60 por ciento tienen



por lo menos 30 por ciento de actividades automatizables. Los autores destacan que los países desarrollados serán los primeros en automatizar sus procesos productivos respecto a los países en vías de desarrollo, debido a que cuentan con bajos salarios y elevadas tasas de natalidad.

Arntz *et al.* (2016) y Araneda *et al.* (2017) miden la susceptibilidad que tienen los empleos a ser automatizados en los países miembros de la OCDE, y lo realizan desde el enfoque de tareas. Emplearon el Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de los Adultos (PIAAC), el cual proporciona información micro sobre particularidades socioeconómicas, competencias y tareas en el trabajo. Al aplicar el índice de automatización de Frey y Osborne (2013) mediante una imputación múltiple, encuentran que del total de los países miembros de la OCDE, 21 tienen 9 por ciento de empleos con altas probabilidades de automatización, aunque encuentran diferencias entre países, por ejemplo, Austria y Corea del Sur muestran 12 y 6 por ciento, respectivamente.

Molina *et al.* (2018) en Argentina, miden el impacto de la tecnología en el empleo por sectores económicos. Encuentran que en el corto plazo, el porcentaje de empleo creció 3.3 por ciento para aquellas empresas que innovaron, mientras que para las compañías que no lo hicieron el porcentaje bajó ligeramente. También, descubren sectores en los cuales se crean nuevos empleos, siendo la automotriz e ingeniería los que mayores porcentajes tienen, con 39.1 por ciento y el sector agrícola es el que destruye más empleo con 41.9 por ciento, pero los crea en 34.6 por ciento.

Araneda *et al.* (2017) con el objetivo de medir la magnitud de rutina que hay en las ocupaciones y sectores económicos y la probabilidad de automatización en el mercado de trabajo de Chile, emplearon datos de empresas, ocupaciones y sectores del PIAAC 2017, con información de la Nueva Encuesta Nacional de Empleo (NENE) y la Encuesta Longitudinal de Empresas (ELE). Con la metodología de Marcolin *et al.* (2016a y 2016b) calculan el Índice de Intensidad de Rutina, que establece parámetros entre 1 y 5, siendo 1 menos nivel de rutina y 5 mayores niveles de rutina en tareas. Los resultados indican que 61 por ciento de los ocupados están en trabajos con capacidad de automatización como los operadores de máquinas, de acuerdo con tareas con mayor y media rutina, y los empleos de directores, gerentes, científicos, son los que poseen menor índice de rutina, con 1.89 y 1.95, respectivamente. También encontraron que el sector de la Información y Comunicación es el que tiene el menor índice, con 1.88, mientras que la agricultura y pesca son los que poseen el mayor índice con 3.07, lo que significa que tienen un nivel de rutina alto, por tanto, las probabilidades de automatización son mayores. Los autores aseveran que la implantación de tecnología en el país chileno es lenta



y su mercado es menos adaptable al de otras naciones desarrolladas como Estados Unidos.

En contraste con los enfoques y resultados obtenidos de los estudios antes expuestos, se encuentra el realizado por Frey y Osborne (2017), los cuales utilizaron las ocupaciones para conocer el riesgo que tienen los trabajos a la computarización en Estados Unidos. Para esto emplearon 702 ocupaciones y el clasificador de proceso Gaussiano, con datos de la O\*NET (por sus siglas en inglés, Red de Información Ocupacional), pues se describen las ocupaciones y las tareas que realizan. Distinguieron a las ocupaciones en baja, media y alta exposición, de acuerdo con sus probabilidades de informatización. Encontraron que 47 por ciento de los ocupados del país está en alto riesgo de ser automatizable en un periodo de 10 o 20 años, en las áreas de logística, administrativa, transporte, de oficina, servicios, construcción y ventas. Especifican que el área de ventas tiene alto riesgo, debido a que las tareas que se requieren realizar no necesitan un alto nivel de intelecto social. Concluyen que el progreso tecnológico pondrá en riesgo a una parte considerable de ocupaciones en un futuro cercano y dependerá de diversos factores. Aclaran que aquellas que estén en ingeniería e informatización, son las que tienen menor probabilidad de automatización a causa de que éstas emplean la creatividad, por lo que serán complementarias a la tecnología.

Con el propósito de determinar la automatización del empleo en Argentina, O'Connor *et al.* (2016) utilizaron el análisis sobre la probabilidad de automatización de Frey y Osborne (2013) mediante los datos que proporciona el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) a través de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) del segundo trimestre del año 2016, con una muestra de ocupados de 16 a 65 años de edad. Los autores compaginaron las categorías y códigos de ocupación de Frey y Osborne (2013) y la EPH, respectivamente. Encuentran que la probabilidad de computarización de los ocupados en el país argentino es del 62 por ciento. El sector de enseñanza es la que tiene menor probabilidad, con 24 por ciento y la que tiene mayor es la rama del comercio al mayoreo y menudeo. Mientras que si es por ocupaciones con 94 por ciento de probabilidad de automatización están los operadores de maquinaria y con 4 por ciento los jefes de la salud.

Marcolin *et al.* (2016) utilizaron el Índice de Intensidad de Rutina con datos del Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de Adultos (PIAAC), ya que proporciona las tareas que llevan a cabo los ocupados, así como información sobre edad, sexo, sectores y ocupaciones. Dicho programa ofrece datos de los 20 países miembros de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE) de los años 2011 y 2012. Encontraron que, en promedio, el 46 por ciento de los trabajadores de esta encuesta están en puestos de trabajo no rutinarios.

Las ocupaciones con un mayor y menor índice de intensidad de rutina son los operadores de planta con 2.99 y los gerentes 1.61, respectivamente.

Rodríguez y Castro (2012) analizan el comportamiento del premio a la habilidad y la sustitución del trabajo por medio de los cambios en la oferta de mano de obra, a través de cuatro categorías ocupacionales en tareas rutinarias y no rutinarias analíticas y manuales, con los datos de la ENOE 2000-2009 y aplican la función de producción Cobb-Douglas para el mercado laboral de México y sus regiones. Los resultados indican una reducción en la demanda de trabajo rutinario manual en las regiones sur y península; en el resto de las regiones también se presenta un descenso, pero con menor intensidad, sobre todo con énfasis en la región frontera, norte y centro del país.

El Banco de México (2018), para el mercado laboral mexicano, calcula la probabilidad de automatización en alta, media y baja con la metodología de Frey y Osborne (2017) y los datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) de 2005 al 2017. Encontraron que 68.5 por ciento de la población mexicana está en sectores con alta probabilidad de automatización, tal como la agricultura y manufactura. Además, la región norte y centro tienen menor porcentaje de personas en ocupaciones con una alta probabilidad de automatización, contrario a los ocupados ubicados en el sur del país.

Resumiendo lo expuesto, se encuentra que la automatización puede reducir empleo y crear otros. El análisis se ha realizado por industrias, ocupaciones y tareas. Además, en diferentes momentos en el tiempo, países y regiones. Los datos varían por zona geográfica, aunque la metodología más utilizada es el índice de automatización o sustitución de ocupaciones o tareas de Frey y Osborne (2013 y 2017). Los resultados de los estudios coinciden en encontrar que los trabajadores que muestran un índice alto de automatización son aquellos ubicados en ocupaciones no calificadas y en tareas rutinarias, así como en regiones con menor exposición a la economía internacional.

## II. DATOS Y METODOLOGÍA

### II.1. *Datos*

Con respecto a los datos, esta investigación utiliza las ENOE de 2005 y 2019, con el objetivo de hacer un análisis comparativo. El periodo seleccionado se elige, debido a que se tiene registro de la primera ENOE en 2005 y el 2019 corresponde a la información disponible antes de la pandemia de Covid-19. Las ENOE tienen un problema que ha sido analizado en el pasado y es el del subreporte de los ingresos.

Para hacer frente a esta situación, dado que los ingresos constituyen una variable clave tanto para el análisis de componentes principales como para el análisis descriptivo y de regresión, se procedió a imputar los salarios en los casos en los que los entrevistados se negaron a dar esta información; para ello se aplicó la metodología de Rodríguez y López (2015).<sup>1</sup> Los factores de expansión se usaron en todas las estimaciones. Los ingresos han sido deflactados al utilizar el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de 2019.

Para clasificar todas las ocupaciones a cuatro dígitos de las bases de datos de la ENOE en las categorías: no rutinaria cognitiva, rutinaria cognitiva, rutinario manual y no rutinario manual, tanto cuando se usó la Clasificación Mexicana de Ocupaciones (CMO, la cual estuvo vigente hasta el 2012), como cuando se usó el Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO, vigente a partir de 2012), se consideraron las tareas principales de las ocupaciones en cada grupo unitario. Es importante mencionar que, en la mayoría de los casos, cada grupo unitario del SINCO contiene más de una ocupación. A cada ocupación se le clasificó en los grupos mencionados con base en el tipo de tareas que desarrollan.

Una vez hecha la clasificación del SINCO, la clasificación de la CMO se hizo por tabla de equivalencia, en donde un mismo grupo de la CMO puede albergar más de un grupo unitario del SINCO. Para hacer la clasificación se tomó como referencia lo identificado en el artículo de Acemoglu y Autor (2011), donde los grupos se construyeron con base en los siguientes criterios (ver cuadro 1).

---

<sup>1</sup> El procedimiento de imputación que se siguió fue el de *hot deck*, el cual se caracteriza por asignar un valor conocido o estimado a aquellas observaciones de datos faltantes, condicionado a un vector de características sociodemográficas [Rodríguez y López (2015)]. El proceso de imputación fue el siguiente. Primero, se creó un *pool* de observaciones que estuvieran empleadas y que, además, tuvieran como posición en el empleo: trabajadores subordinados y remunerados, empleadores y trabajadores por cuenta propia. Esto es para los cuatro trimestres del año en cuestión. Después, a cada uno se le asignó un número aleatorio entre 0 y 1. A partir del *pool* se crearon un conjunto de datos de donadores (que declararon un monto de ingresos por trabajo) y un conjunto de datos receptores (que no declararon ingresos o bien declararon un rango de éstos). A los receptores que declararon menos de un salario mínimo se les imputó el salario mínimo multiplicado por el número aleatorio ya asignado. A los que declararon un salario mínimo se les imputó éste. Para cada individuo contenido en el conjunto de datos de receptores que aún no se le había imputado un ingreso, se buscó un donador en el conjunto de datos correspondiente. Esta búsqueda pudo haber arrojado más de un donador, por lo que se seleccionó entre éstos, aquel que tuviera el número aleatorio mayor (que se le asignó al formar el *pool*). Las variables de empate para la búsqueda de posibles donadores fueron las siguientes: sexo, condición de ocupación, sector de actividad económica (agropecuaria, manufacturas, comercio, servicios y otros), estrato, tipo de unidad económica (sociedades, cuasi sociedades, privadas y públicas), y posición en la ocupación. Dado que era casi imposible que todos los receptores encontraran un donador incluyendo todas las variables de empate (más de 95 por ciento sí encuentra) fue necesario repetir el proceso tres veces más, pero eliminando variables cada vez: primera rama, después rama y estrato, y por última rama, estrato y que el tipo de unidad económica fuera diferente a "Agricultura de autosubsistencia".

Cuadro 1. *Grupos de ocupaciones.*

Grupos	Definición	Ejemplo
1.- No rutinaria cognitiva	Para medir las tareas cognitivas no rutinarias se necesitan habilidades de gestión, razonamiento analítico y habilidades cuantitativas tales como aritmética y matemáticas avanzadas, con las cuales las computadoras complementan el trabajo humano, pero no sustituyen. Incluye tareas que requieren capacidades de resolución de problemas, intuición, creatividad y persuasión.	Ocupaciones que implican dirección, control y planificación de actividades que involucren un alto nivel gerencial e inter-personal. (Diagnóstico médico, vender, escritura legal). Ocupaciones profesionales, técnicas y gerenciales.
2.- Rutinaria cognitiva	Estas ocupaciones requieren establecer límites, tolerancias o normas, como un indicador, ya que siguen procedimientos precisos y bien entendidos. Además, en un entorno de trabajo previsible.	Opera una máquina de facturación para transcribir datos de registros de la oficina (teneduría de libros, archivar / recuperar datos textuales, procesar interacciones / transacciones de procedimiento (por ejemplo, cajero de banco).
3.- Rutinaria manual	Facilidad de manipular y organizar de forma sistematizada.	Selección y clasificación de objetos de ingeniería en una línea de ensamble, reconfigurar líneas de producción para permitir tiradas cortas.
4.- No rutinaria manual	Industrias que emplean una mínima entrada de tareas manuales no rutinarias, ya que las tareas manuales no son de rutina, no son susceptibles de informatización, esto quiere decir que no podrían ser sustituidas fácilmente por un robot. Requieren adaptabilidad situacional, visual y reconocimiento de idiomas e interacciones en persona y presentan desafíos desalentadores para la automatización.	Servicios de limpieza, cuidados, conductor de camiones.

Fuente: Elaboración propia con base en Acemoglu y Autor (2011).

## II.2. Metodología

El objetivo principal de este trabajo es estimar un Índice de Riesgo ante la Automatización (IRA) de ocupaciones por tareas y encontrar sus determinantes a través de regresiones de Mínimos Cuadrados Ordinarios, en primer lugar, y de regresiones *probit*, en segundo lugar. La primera metodología a utilizar es la relativa a la construcción del IRA mediante la herramienta de componentes principales. Dado que la literatura sobre el cambio tecnológico sesgado por tareas afirma que quienes realizan tareas de índole rutinaria tienen un mayor riesgo de ser sustituidos por la tecnología, una primera variable para la construcción del IRA fue una *dummy* que

es igual a 1 si la persona realiza labores de índole rutinaria y 0 si este no es el caso. Una segunda variable utilizada es una *dummy* que señala si la persona se encuentra entre el percentil 20 y el percentil 80 de la distribución de ingresos. Finalmente, la tercera variable que se incorporó al análisis de componentes principales fue otra *dummy* que es igual a 1 si la persona se encuentra entre el percentil 20 y el percentil 80 en la distribución de ocupaciones por tareas. Esta clasificación se fundamenta en la hipótesis de “rutinización” o cambio tecnológico sesgado por rutinas (*routine-biased technological change*), que considera a los ocupados del extremo derecho como aquellos que realizan tareas no rutinarias cognitivas, mientras que los del extremo izquierdo son los menos calificados y realizan tareas no rutinarias manuales.

Las bondades del índice es que se construye al incorporar algunas dimensiones y componentes del riesgo ante la automatización, más allá de sólo incorporar las ocupaciones por tareas, como es el caso de la consideración de la distribución de ingresos, por lo que considera otras dimensiones no utilizadas en la literatura. En la creación del Índice de Riesgo ante la Automatización (IRA) se utilizaron las tres variables o componentes, tales como: realizar tareas de índole rutinaria o de índole no rutinaria; encontrarse entre el percentil 20 y 80 de la distribución de ingresos y ubicarse entre el percentil 20 y 80 de la distribución de calificación, como lo muestra el cuadro 2, mientras que para definir los determinantes del riesgo ante la automatización se emplearon las seis variables contenidas en el cuadro 3, referidas al sexo, edad, escolaridad, ocupación, rama y región. Una vez que se definieron las variables que se utilizarían para la operacionalización del concepto de riesgo ante la automatización en México, se procedió a estimar el índice por medio del análisis de componentes principales. Se eligió este método porque entre sus principales características se encuentra permitir explicar la mayor cantidad de varianza con la menor cantidad de componentes.

Cuadro 2. Dimensiones y componentes del riesgo  
ante la automatización.

Dimensiones	Componentes
Tareas rutinarias	Realizar tareas de índole rutinaria o de índole no rutinaria
Parte media de la distribución de ingresos	Estar entre el percentil 20 y el 80 de la distribución
Parte media de la distribución calificación	Estar entre el percentil 20 y el 80 de la distribución

Fuente: Elaboración propia con información de la ENOE (2005 y 2019).

Cuadro 3. *Determinantes del riesgo ante la automatización.*

Determinantes	Categorías
Sexo	Hombre / Mujer
Edad	Variable continua
Escolaridad	Variable continua
Ocupación	Profesionistas-técnicos/Funcionarios/Oficinistas/Trabajadores industriales/Comerciantes/Operadores de transporte/Trabajadores en servicios personales/Trabajadores en vigilancia/trabajadores agropecuarios
Rama	Sector agropecuario / Industria manufacturera / Industria de la construcción / Sector comercio / Sector servicios / Otros sectores
Región	Norte, Centro, Sur del país

Fuente: Elaboración propia con información de la ENOE (2005-2019).

El análisis de componentes principales considera la varianza total de los datos, buscando hacer pocas combinaciones lineales de las variables que se observarán, resumiendo los datos y perdiendo la menor información posible; es decir, que se logren explicar las diferencias entre los individuos como si se estuviera utilizando toda la base de datos. Como se mostrará más adelante, en esta investigación se consideraron dos componentes, en el componente uno se agruparon las variables correspondientes a la realización de tareas de índole rutinaria y la posición en la parte media de la distribución de ingresos, mientras que en el componente dos se encuentra la posición en la parte media de la distribución de calificaciones, que explican cerca de 77 por ciento de la varianza de los datos. Sin embargo, antes de utilizar esta técnica es necesario comprobar su factibilidad, por lo que se recomienda calcular el estadístico de Keyser-Meyer-Olkin ( $KMO$ ) y la prueba de esfericidad de Bartlett. El  $KMO$  contrasta que las correlaciones parciales entre las variables sean suficientemente pequeñas, lo que permite que se compare la magnitud de los coeficientes de correlación observados con la magnitud de correlación parcial. Si el resultado es cercano a 1, significa que el análisis de componentes principales es viable, mientras que la prueba de Bartlett realiza un contraste entre la hipótesis nula para analizar si no existen correlaciones significativas entre las variables y el modelo.

Para esta investigación se llevaron a cabo ambas pruebas para conocer la factibilidad de emplear el análisis de componentes principales con las bases de datos de la ENOE de 2005 y 2019. En el cuadro 4 se presentan los resultados de ambas pruebas. El resultado de la prueba de  $KMO$  fue de 0.507 en 2005 y de 0.501 en 2019. Aunque son de valor pequeño, muestran que es factible efectuar el análisis de componentes principales al estar ligeramente por encima del 0.5 (Montoya, 2007: 284), mientras que en la prueba de Bartlett se tiene como resultado un nivel crítico de 0.000 en ambos años, lo que demuestra que es viable hacer el análisis factorial por componentes principales.

Cuadro 4. Resultados del estadístico KMO  
y del Test de Bartlett.

2005		
<b>Kaiser-Meyer-Olkin</b>		<b>0.507</b>
<b>Bartlett's Test of Sphericity</b>	Approx. Chi-Square	30073.075
	Df	3
	Sig.	0.000
2019		
<b>Kaiser-Meyer-Olkin</b>		<b>0.501</b>
<b>Bartlett's Test of Sphericity</b>	Approx. Chi-Square	33100.516
	Df	3
	Sig.	0.000

Fuente: Elaboración propia con la base de datos de la ENOE (2005 y 2019).

Una vez demostrada la factibilidad de efectuar el análisis de componentes principales para estimar el Índice de Riesgo ante la Automatización, se realizó el cálculo de la matriz que muestra la varianza explicada por cada componente. En el cuadro 5 se observa que cerca de 77 por ciento de la varianza se explica con dos componentes, tanto en 2005 como en 2019, siendo el primer componente el que explica alrededor de 43 por ciento de la varianza en ambos años, y el segundo el que explica aproximadamente 33 por ciento. Se decidió trabajar con dos componentes, considerando que a partir del tercero se tiende a reducir la varianza explicada.

Cuadro 5. Varianza explicada con el análisis  
por componentes principales.

Varianza Total Explicada 2005						
Componente	Initial Eigenvalues			Factor Loadings and unique variances		
	Total	% de Varianza	% Acumulativo	Factor	Uniqueness	% Acumulativo
1	1.31576	43.86	43.86	0.7977		0.3503
2	0.98760	32.92	76.78	-0.1155	0.3503	0.3600
Varianza Total Explicada 2019						
Componente	Initial Eigenvalues			Factor Loadings and unique variances		
	Total	% de Varianza	% Acumulativo	Factor	Uniqueness	% Acumulativo
1	1.30511	43.50	43.50	0.8062		0.3461
2	0.9999	33.33	76.84	0.0625	0.3461	0.3474

Método de Extracción: Análisis de Componentes Principales.

Fuente: Elaboración propia con la base de datos de la ENOE (2005 y 2019).



Las variables utilizadas para el índice de riesgo ante la automatización se agrupan en cada uno de los componentes que explican la varianza. Como se aprecia en el cuadro 6, la matriz de componentes agrupa los valores más relevantes de las variables en cada uno de los dos componentes seleccionados para construir el índice de riesgo ante la automatización, correspondiendo con las dimensiones planteadas para determinar el fenómeno de la vulnerabilidad ante el avance tecnológico.

Cuadro 6. *Matriz del análisis por componentes principales.  
 (Scoring coefficients)*

2005		
Variable	C1	C2
Tareas rutinarias	0.60251	-0.16307
Posición en la distribución de ingresos	0.60628	-0.11693
Posición en la distribución de calificaciones	0.17154	0.98605
20019		
Variable	C1	C2
Tareas rutinarias	0.61895	0.00050
Posición en la distribución de ingresos	0.61774	0.06251
Posición en la distribución de calificaciones	-0.03900	0.99805

**Método de Extracción:** Análisis de Componentes Principales.

**Fuente:** Elaboración propia con la ENOE (2005 y 2019).

Como se puede deducir a partir del cuadro 6, en el componente uno (C1) se agruparon las variables correspondientes a la realización de tareas de índole rutinaria y la posición en la parte media de la distribución de ingresos, mientras que en el segundo componente (C2) se encuentra la posición en la parte media de la distribución de calificaciones. La representación aritmética de este cálculo sería la siguiente:

$$IRA_{2005} = (\text{Componente 1} * 0.4386) + (\text{Componente 2} * 0.3292)$$

$$IRA_{2019} = (\text{Componente 1} * 0.4350) + (\text{Componente 2} * 0.3333)$$

Los resultados de IRA arrojaron, en 2005, datos en un rango que va de -0.6353142 a 1.349695, mientras que, en 2019, el rango de IRA va de -0.6264836 a 1.457333. Ordenando los valores de manera ascendente, se procedió a realizar una estratificación a través del método de Dalenius-Hodges (1959), mediante el cual se lograron establecer tres estratos: riesgo ante la automatización baja, riesgo ante la automatización media y riesgo ante la automatización alta. Este método permite

formar estratos de manera que la varianza que se obtiene es mínima para cada estrato, es decir, los grupos que se forman son los más homogéneos posibles (Inegi, 2010: 2).

En el cuadro 7 se muestran los resultados de la estratificación, los cuales permiten conocer los tres grados de vulnerabilidad de los trabajadores ante el avance de la tecnología, a partir de los datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo 2005 y 2019. Un primer resultado que vale la pena resaltar es la caída en el porcentaje de trabajadores que enfrentan un riesgo bajo ante el avance de la automatización, y el crecimiento tan importante en el porcentaje de aquellos que enfrentan un riesgo medio de ser desplazados por la tecnología digital. En el estrato de riesgo alto hay un crecimiento, pero de tamaño moderado. Sin embargo, casi 23 por ciento de los trabajadores está enfrentando un riesgo alto de desplazamiento a causa del avance de la tecnología.

*Cuadro 7. Estratos del Índice de Riesgo  
ante la Automatización (IRA).*

IRA	Frecuencias sin ponderar	Porcentaje	Porcentaje Acumulado
<b>2005</b>			
<b>Bajo</b>	133,984	42.53	42.53
<b>Medio</b>	114,784	36.44	78.97
<b>Alto</b>	66,231	21.03	100.0
<b>Total</b>	314,999	100.0	
<b>2019</b>			
<b>Bajo</b>	98,673	30.64	30.64
<b>Medio</b>	150,284	46.67	77.31
<b>Alto</b>	73,073	22.69	100.0
<b>Total</b>	322,030	100.0	

**Fuente:** Elaboración propia con la base de datos de la ENOE (2005 y 2019).

### III. RESULTADOS

Esta sección presenta los principales resultados del análisis descriptivo y de la aplicación empírica. En primer lugar, se presentan los cuadros que muestran los cambios en la vulnerabilidad de los trabajadores mexicanos ante el avance de la tecnología. Posteriormente, se incluyen los resultados de diversas regresiones.

### III.1. *Análisis descriptivo*

El cuadro 8, muestra las frecuencias no ponderadas de trabajadores de las muestras de la ENOE 2005 y 2019 por categoría de riesgo ante la automatización (dato que se presentó arriba) y los porcentajes de estas frecuencias, pero ponderadas. Los datos ponderados vuelven a mostrar una caída importante en el porcentaje de trabajadores con riesgo bajo, y un aumento significativo en el porcentaje de trabajadores con riesgo medio, lo que nos confirma la idea de que entre 2005 y 2019, un mayor número de trabajadores enfrenta un riesgo de desplazamiento ante los avances tecnológicos recientes. El porcentaje ponderado de trabajadores con riesgo alto se mantiene relativamente constante, aunque sí aumenta ligeramente.

Otro dato interesante del cuadro 8 es que la edad promedio de los trabajadores es significativamente mayor en el estrato de riesgo bajo, lo que sugiere que los trabajadores con más experiencia laboral tienen menores riesgos de ser desplazados por la tecnología. Nótese, sin embargo, que los trabajadores más jóvenes se encuentran sobre todo en el estrato de riesgo medio ante la automatización, lo que sugiere que hay un umbral; es decir, que los trabajadores jóvenes tienen cierta ventaja en el uso de tecnologías, de tal forma que enfrentan riesgos relativamente bajos de ser desplazados por la digitalización y las computadoras; este riesgo aumenta con la edad, pero hasta cierto nivel máximo, el cual seguramente sucede a la edad adulta media. Después de eso, el riesgo vuelve a caer, seguramente por la experiencia laboral que es altamente apreciada en los mercados de trabajo. Esto implica que el riesgo ante la automatización tiene forma de U invertida cuando se grafica con la edad.

También el cuadro 8 sugiere que las mujeres enfrentan menores riesgos de desplazamiento laboral ante la automatización que los hombres. Obsérvese cómo las mujeres están sobrerrepresentadas en los estratos de riesgo bajo y medio, y subrepresentadas en el estrato de riesgo alto, mientras que 52 por ciento de las muestras son mujeres, éstas representan aproximadamente 35 por ciento del total de trabajadores en el grupo de riesgo alto, y 58 por ciento y 56 por ciento, en 2019, en los estratos de riesgo bajo y medio. Es probable que la facilidad de las mujeres para manejar la tecnología, y el mayor énfasis de los trabajos existentes en la tecnología y el menor énfasis en el trabajo físico estén beneficiando a las mujeres en los mercados laborales actuales, además de que ellas tienen una mayor concentración en tareas manuales no rutinarias, donde hacen actividades de limpieza y cuidado con una mayor interacción social [algo que el trabajo de Rodríguez y Meza (2021) confirma].

Con respecto a la escolaridad, los resultados son interesantes. En 2005, los trabajadores de mayor escolaridad eran los que enfrentaban un mayor riesgo de desplazamiento. Es probable que los trabajadores más educados hayan sido también

en ese año los más jóvenes, lo que implica que es necesario llevar a cabo un análisis de regresión para entender bien esta contradicción. Para el 2019, en cambio, los más educados son los que se encuentran en el estrato de riesgo más bajo. Sin embargo, la relación entre riesgo ante la automatización y escolaridad tampoco es lineal. Los menos educados se encuentran en el estrato de riesgo medio, mientras que los que tienen una escolaridad intermedia son los que enfrentan el riesgo más alto. Nótese cómo la gráfica del perfil riesgo-edad es muy similar a la gráfica del perfil riesgo-escolaridad, lo que sugiere que la relación es entre riesgo y capital humano. Esta evidencia nos obliga a insertar un término cuadrático tanto de edad como de escolaridad en las regresiones para controlar la relación no lineal entre la variable dependiente (riesgo ante la automatización) y las variables independientes (edad y escolaridad acumulada).

Finalmente, con respecto a los ingresos laborales promedio, el cuadro 8 muestra que los ingresos más altos se obtienen en el estrato de riesgo bajo ante la automatización, y que los salarios más bajos se obtienen en el estrato de riesgo más alto ante la automatización. Este es un resultado que vale la pena retomar, pues hablaría de la polarización del mercado laboral mexicano. Es decir, parecería que quienes realizan tareas de índole no rutinaria (los que enfrentan menores riesgos ante la automatización) están recibiendo mayores ingresos en el mercado laboral mexicano, independientemente de si realizan labores cognitivas o manuales.

Cuadro 8. *Estadísticas descriptivas por nivel de riesgo ante la automatización (Datos ponderados).*

Nivel	Bajo		Medio		Alto		Total	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Frecuencia (sin ponderadores)	133,984	98,673	114,784	150,284	66,231	73,073	314,999	322,030
Porcentajes de frecuencias (ponderadas)	42.95	30.58	36.91	47.16	20.24	21.86	100.00	100.00
Edad promedio	41.63	44.6	29.83	35.84	34.26	38.48	35.79	39.11
% Mujer	53.64	58.22	62.53	56.36	34.12	35.22	52.97	52.29
% Hombre	46.36	41.78	37.47	43.64	65.88	64.78	47.03	47.71
Escolaridad acumulada promedio	7.84	9.98	7.88	9.09	8.42	9.15	7.97	9.38
Ingreso mensual promedio	5,196.92	9,920.34	4,114.83	6,114.29	3,420.33	6,034.04	4,281.52	6,842.37

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

Cuando se analiza el riesgo ante la automatización de diferentes ocupaciones en el país, encontramos patrones dignos de estudio. El cuadro 9 presenta los porcentajes de trabajadores en diferentes ocupaciones por estrato de riesgo ante la automatización. Los porcentajes totales también se incluyen para entender mejor los resultados.

El cuadro 9 indica que los trabajadores sobrerrepresentados en el estrato de riesgo ante la automatización bajo son, por un lado, los profesionales y técnicos y los funcionarios y directivos. Además, también están sobrerrepresentados en esta categoría los trabajadores agrícolas y los trabajadores de vigilancia, pero estos últimos sólo en el 2019. En cambio, los oficinistas, los trabajadores industriales, los comerciantes, los operadores de transporte y los trabajadores en servicios personales están sobrerrepresentados en el estrato de riesgo alto ante la automatización. Aunque esta categorización de las ocupaciones en México incluye muy pocos grupos, al menos provee una primera aproximación para entender que quienes tienen menos riesgo de ser desplazados por la tecnología son, sobre todo, las personas que ocupan puestos donde se toman decisiones. También los resultados del cuadro 9 nos hablan de lo poco tecnologizado que está el campo mexicano. Un trabajo futuro será desagregar con mayor detalle las ocupaciones y analizar el riesgo ante la automatización en cada una de ellas.

Ahora, el cuadro 10 presenta la misma información que el cuadro 9 pero desagregada por industria. Nótese que, en 2005, los trabajadores del sector agropecuario estaban sobrerrepresentados en el estrato de riesgo bajo, pero para 2019 están sobrerrepresentados en las categorías de riesgo medio y alto. El resto de las industrias presentan una sobrerrepresentación de trabajadores en el estrato de riesgo alto, lo que seguramente es el reflejo del avance del riesgo ante la automatización en el periodo estudiado. Un análisis descriptivo más detallado de los cambios en el tiempo del riesgo ante la automatización por ocupación e industria se presenta más adelante.

Cuadro 9. *Ocupaciones por nivel de riesgo ante la automatización (porcentajes).*

Nivel	Bajo		Medio		Alto		Total	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Profesionales-técnicos	7.14	9.69	7.45	4.40	2.15	1.83	3.77	5.46
Funcionarios y directivos	2.12	2.25	0.35	0.37	0.22	0.14	1.08	0.90
Oficinistas	2.74	1.23	2.02	2.78	13.40	13.11	4.63	4.57
Trabajadores industriales	5.69	2.14	6.18	7.73	45.07	44.78	13.83	14.15
Comerciantes	9.65	6.65	7.92	10.37	13.12	13.17	9.72	9.84
Operadores de transporte	1.88	0.99	1.29	2.35	5.73	5.63	2.44	2.65
Trabajadores en servicios personales	5.93	4.04	4.44	7.73	11.71	13.38	6.55	7.84
Trabajadores de vigilancia	0.92	0.47	0.26	0.37	3.01	0.55	1.10	0.44
Trabajadores agrícolas	10.70	6.56	6.83	7.41	5.25	7.19	8.17	7.10

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

Cuadro 10. *Industrias por nivel de riesgo ante la automatización (porcentajes).*

Nivel	Bajo		Medio		Alto		Total	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Sector agropecuario	11.04	6.31	6.95	7.34	5.61	7.72	8.44	7.11
Sector construcción	3.86	1.67	1.54	3.27	9.74	10.23	4.19	4.30
Sector manufacturero	2.89	2.59	3.88	3.82	30.83	29.56	8.87	9.08
Sector comercial	9.78	6.68	7.56	10.21	17.29	17.03	10.47	10.62
Sector servicios	23.05	19.01	9.72	20.33	35.70	34.83	20.67	23.10
Otras industrias	0.38	0.40	0.32	0.28	0.82	0.59	0.44	0.38

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

Por ahora, el cuadro 11 presenta la misma información de los cuadros 9 y 10 pero por región. Se advierte que tanto la región norte como la centro tienen un mayor porcentaje de trabajadores en el estrato alto de riesgo, mientras que la región sur presenta mayor porcentaje de trabajadores en el estrato bajo de riesgo ante la automatización, en 2005 y 2019. Esto nos habla de que los procesos de desarrollo económico y la integración de las zonas geográficas con la economía internacional implican mayor riesgo ante la automatización.

Cuadro 11. *Regiones por nivel de riesgo ante la automatización.*

Nivel	Bajo		Medio		Alto		Total	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Norte	22.40	22.86	24.99	24.90	27.99	28.71	24.48	25.11
Centro	59.52	58.96	59.16	58.61	61.02	59.76	59.69	58.97
Sur	18.07	18.16	15.84	16.48	10.98	11.51	15.81	15.90

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

Para entender mejor cómo el riesgo ante la automatización cambia en el tiempo para diferentes tipos de trabajadores, el cuadro 12 presenta porcentajes de trabajadores en cada estrato de riesgo ante la automatización, por tipo de trabajador, y cambios en los porcentajes en el tiempo; es decir, diferencias porcentuales en el periodo de 2005-2019. Un primer resultado que vale la pena destacar es que todos los trabajadores presentan una caída en los porcentajes que se encuentran en el estrato bajo de riesgo. Sin embargo, la caída porcentual es mayor para los trabajadores agrícolas, para el sector agropecuario y para el sector construcción. También los trabajadores de educación superior y los profesionistas-técnicos experimentan

caídas importantes en los porcentajes de trabajadores en el estrato bajo de riesgo ante la automatización. Es notorio que esta caída es mayor tanto entre los trabajadores más calificados como entre los menos calificados. Esto nos hablaría de un proceso opuesto a la polarización en México.

Por su parte, los trabajadores que menor caída presentan en los porcentajes de bajo riesgo ante la automatización son las mujeres, los funcionarios y directivos y los trabajadores en vigilancia. Esto vuelve a sugerir que las mujeres enfrentan menores riesgos de desplazamiento laboral ante el avance de la tecnología. También los trabajadores de educación media y los del sector manufacturero enfrentan caídas relativamente pequeñas en porcentajes de riesgo bajo ante la automatización. Este es un resultado interesante que sugiere poco avance de la tecnología en los sectores industriales mexicanos.

Con respecto a los porcentajes de trabajadores en el estrato de riesgo alto ante la automatización, cabe destacar que casi todos los grupos de trabajadores analizados muestran un incremento en este indicador. Las excepciones son los profesionales y técnicos y funcionarios y directivos (quienes en general realizan tareas que involucran toma de decisiones y procesos cognitivos complejos), los trabajadores más jóvenes (y seguramente más conocedores de las últimas tecnologías), los trabajadores de educación media (cuya caída en porcentajes es insignificante), los trabajadores en vigilancia (asociados seguramente a los crecientes niveles de inseguridad en el país), los de servicios y otros sectores. Entre estos grupos, la mayor caída en porcentaje de alto riesgo se observa en el grupo de trabajadores en vigilancia. Por otro lado, el mayor aumento en el porcentaje de trabajadores en el estrato de alto riesgo se observa entre los agrícolas, tanto cuando se definen por su ocupación como por su industria, lo que probablemente se asocia con el avance de la tecnología en el sector. También aquellos que tienen entre 45 y 60 años de edad presentan un aumento significativo en el porcentaje de trabajadores que se encuentran en el estrato alto de riesgo. Estos trabajadores no tienen la ventaja de los jóvenes respecto de su conocimiento de la tecnología, y tampoco la ventaja que da la edad en los procesos de toma de decisiones. Otros trabajadores con mayor riesgo de desplazamiento por la tecnología son los oficinistas, los trabajadores industriales y los del sector de la construcción.



Cuadro 12. Porcentajes en cada estrato de riesgo ante la automatización, por tipo de trabajador y cambios en porcentajes.

Nivel	Bajo			Medio			Alto		
	2005	2019	D%	2005	2019	D%	2005	2019	D%
Mujeres	43.35	34.31	-9.04	43.58	50.93	7.35	13.07	14.76	1.69
Hombres	42.25	26.80	-15.45	29.39	43.29	13.90	28.36	29.91	1.55
Edad de 15 a 29	31.09	26.51	-4.58	45.32	51.86	6.54	23.59	21.63	-1.96
Edad de 30 a 44	41.72	26.27	-15.45	29.76	42.43	12.67	28.52	31.30	2.78
Edad de 45 a 60	53.69	29.62	-24.07	26.15	42.89	16.74	20.16	27.49	7.33
Edad mayor de 60	72.56	52.81	-19.75	22.29	38.66	16.37	5.15	8.53	3.38
Educación básica	53.91	37.74	-16.17	31.00	45.03	14.03	15.09	17.23	2.14
Educación media	24.54	20.03	-4.51	47.91	52.52	4.61	27.55	27.45	-0.10
Educación superior	89.93	61.97	-27.96	5.43	29.87	24.44	4.64	8.16	3.52
Profesionistas-técnicos	81.04	54.59	-26.45	7.37	38.19	30.82	11.59	7.22	-4.37
Funcionarios-directivos	83.78	76.66	-7.12	11.98	19.89	7.91	4.24	3.45	-0.79
Oficinistas	25.46	8.28	-17.18	16.09	28.71	12.62	58.45	63.01	4.56
Trabajadores industriales	17.67	4.64	-13.03	16.51	25.83	9.32	65.82	69.53	3.71
Comerciantes	42.69	20.80	-21.89	30.11	49.90	19.79	27.20	29.30	2.10
Operadores de transporte	33.15	11.46	-21.69	19.44	41.85	22.41	47.41	46.69	-0.72
Trabajadores en servicios personales	38.79	15.79	-23.00	25.04	46.61	21.57	36.17	37.60	1.43
Trabajadores en vigilancia	36.07	32.73	-3.34	8.73	39.72	30.99	55.20	27.55	-27.65
Trabajadores agrícolas	56.20	28.39	-27.81	30.81	49.42	18.61	12.99	22.19	9.20
Sector agropecuario	56.17	27.36	-28.81	30.44	48.89	18.45	13.39	23.75	10.36
Sector construcción	39.64	11.94	-27.70	13.62	36.02	22.40	46.74	52.04	5.30
Sector manufacturero	13.96	8.77	-5.19	16.30	19.96	3.66	69.74	71.27	1.53
Sector comercio	40.16	19.26	-20.90	26.65	45.37	18.72	33.19	35.37	2.18
Sector servicios	47.78	25.29	-22.49	17.46	41.71	24.25	34.76	33.00	-1.76
Otros sectores	36.87	32.03	-4.84	26.35	34.26	7.91	36.78	33.71	-3.07
Región norte	39.30	28.00	-11.30	37.62	47.05	9.43	23.08	24.95	1.87
Región centro	42.85	30.66	-12.19	36.64	47.00	10.36	20.51	22.34	1.83
Región sur	49.06	35.01	-14.05	36.85	48.95	12.10	14.09	16.04	1.95

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

Para entender mejor cómo afecta el avance de la tecnología a diferentes grupos de trabajadores en México, a continuación, se presentan resultados del análisis de regresión.

### III.2. Análisis de regresión

Esta parte del trabajo se divide en dos secciones. En la primera se presentan los resultados de las regresiones de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) en las que la variable dependiente es el Índice de Riesgo ante la Automatización (IRA) que se obtuvo con el método de componentes principales. En la segunda sección se incluyen los resultados de las regresiones probit en las que la variable dependiente es una *dummy* que es igual a 1 si el trabajador se posiciona en el estrato de riesgo alto ante la automatización. No se analiza causalidad sino correlaciones.

### III.3. *Índice de Riesgo ante la Automatización (IRA)*

El cuadro 13 presenta los resultados de las regresiones de MCO. Las regresiones se estimaron con diferentes especificaciones para probar la robustez de los modelos. Hay resultados robustos que se mantienen cuando se añaden variables explicativas al modelo, y hay resultados que cambian al modificar la especificación. Los resultados que se discuten a continuación son los del modelo 3, es decir, el que incluye el mayor número de variables explicativas y el que explica la mayor varianza de la variable dependiente. Un primer resultado que resalta por su robustez es el de la relación negativa y significativa entre ser mujer y el Índice de Riesgo ante la Automatización.

La relación negativa entre ser mujer y el Índice de Riesgo ante la Automatización se observa tanto en 2005 como en 2019, aunque es un poco mayor (en valor absoluto) en 2005, lo que nos habla de que la ventaja de las mujeres respecto del avance de la tecnología se ha ido diluyendo en el tiempo. Nótese que en las regresiones se añadieron las variables edad y educación al cuadrado, para tomar en cuenta la no linealidad entre estas variables y el IRA que sugiere el análisis descriptivo. La regresión indica que el IRA cae con la edad, pero a una tasa decreciente, lo que implica que la relación entre estas dos variables tiene forma de U. Con respecto a la escolaridad, el IRA también cae con ésta, pero a una tasa decreciente en 2005 y creciente en 2019. La relación de IRA con el ingreso es negativa, pero pequeña, lo que sugiere que las personas con mayores ingresos laborales experimentan menores riesgos ante la automatización. Con respecto a las ocupaciones, es importante destacar que, en 2005, en todas ellas la relación con IRA era positiva, lo que implica que todos los trabajadores contemplados en estas categorías corrían más riesgo de ser desplazados por la tecnología que el grupo omitido, que es el de los trabajadores agrícolas. Los del coeficiente más bajo eran los funcionarios y directivos, seguidos de los profesionales y técnicos, y los del coeficiente más alto eran los trabajadores industriales, seguidos de los oficinistas. Para 2019, tanto los funcionarios y directivos como los profesionales-técnicos presentan un coeficiente negativo, lo que implica que el riesgo ante la automatización decrece al insertarse en estas ocupaciones, respecto del riesgo que enfrenta el grupo omitido. Las demás ocupaciones presentan coeficientes positivos, y el más grande es ahora para los oficinistas, seguido del correspondiente a los trabajadores industriales. Con respecto a las industrias, vale la pena destacar que, tanto en 2005 como en 2019, todas presentan signo negativo, excepto la industria manufacturera, lo que quiere decir que todas presentan menor riesgo de desplazamiento cuando se comparan con la industria omitida, que es la agropecuaria. Dado que en ambos casos el grupo omitido hace referencia a los trabajadores agrícolas, podemos decir que el riesgo ante

Cuadro 13. Regresión MCO Índice de Riesgo  
ante la Automatización.

Variables independientes	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Mujer	-0.1395 (-1193.83)	-0.1630 (-1569.57)	-0.0437 (-224.85)	-0.0412 (246.32)	-0.0493 (-270.05)	-0.0430 (-293.22)
Edad	0.0114 (821.23)	0.0246 (1980.42)	-0.0037 (-115.27)	0.0129 (442.15)	-0.0024 (-87.53)	-0.0118 (502.72)
Edad al cuadrado	-0.0002 (-1275.72)	-0.0003 (-2346.74)	-0.0001 (-265.55)	-0.0002 (-714.21)	-0.0000 (-210.15)	-0.0001 (-699.23)
Escolaridad	0.0043 (255.32)	-0.178 (-1130.01)	-0.0099 (-362.86)	-0.0290 (-1105.47)	-0.0013 (-48.10)	-0.0185 (-777.43)
Escolaridad al cuadrado	-0.0001 (-559.26)	0.0000 (378.70)	0.0000 (11.45)	0.0002 (548.98)	-0.0000 (-189.09)	0.0001 (369.86)
Ingreso mensual	--	--	-0.0000 (-1052.00)	-0.0000 (-949.75)	-0.0000 (-1039.35)	-0.0000 (-897.25)
Profesionistas-técnicos	--	--	--	--	0.0236 (53.30)	-0.0191 (-53.51)
Funcionarios-directivos	--	--	--	--	0.0086 (13.60)	-0.1091 (-187.22)
Oficinistas	--	--	--	--	0.6268 (1446.70)	0.7853 (2105.41)
Trabajadores industriales	--	--	--	--	0.7577 (1717.34)	0.7602 (2097.23)
Comerciantes	--	--	--	--	0.2420 (509.24)	0.1834 (467.19)
Operadores de transporte	--	--	--	--	0.4708 (935.74)	0.3555 (850.49)
Trabajadores en servicios personales	--	--	--	--	0.3597 (837.34)	0.2884 (809.24)
Trabajadores en vigilancia	--	--	--	--	0.5202 (828.34)	0.2093 (279.22)

Cuadro 13. (Continuación).

Variables independientes	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Sector construcción	--	--	--	--	-0.3696 (-680.50)	*** (-837.95)
Sector manufacturero	--	--	--	--	0.1443 (280.85)	*** (410.83)
Sector comercial	--	--	--	--	-0.0070 (-13.25)	*** (-57.99)
Sector servicios	--	--	--	--	-0.1208 (-269.82)	*** (-341.89)
Otros servicios	--	--	--	--	-0.2174 (-234.87)	*** (-406.25)
Norte	--	--	--	--	0.1398 (548.73)	*** (730.43)
Centro	--	--	--	--	0.1126 (504.79)	*** (685.81)
Constante	-0.0225 (-79.58)	*** (-371.40)	0.7013 (1057.42)	*** (875.99)	0.0858 (141.14)	*** (-45.80)
R cuadrada	0.0862	0.0903	0.1217	0.0895	0.3871	0.4286
Prob >F	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
No observaciones	38,150,446	52,560,663	39,129,338	52,506,533	38,792,431	52,212,574

\*\*\* / 99% de significancia \*\* / 95% de significancia \* / 90% de significancia.  
 Estadísticas t entre paréntesis.

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

Cuadro 14. Ecuación probit: Índice de Riesgo  
ante la Automatización alto.

Variables independientes	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3			
	2005	2019	2005	2019	2005	2019	2005	2019	2019	
Mujer	-0.1989 (-284.19)	*** (1915.23)	-0.1759 (-394.99)	*** (-442.32)	-0.1667 (-442.32)	*** (-439.79)	-0.2417 (-439.79)	*** (-496.28)	-0.2307 (-496.28)	***
Edad	0.0102 (78.93)	*** (2506.31)	0.0095 (119.75)	*** (477.79)	0.0324 (477.79)	*** (142.10)	0.0122 (142.10)	*** (473.85)	0.0349 (473.85)	***
Edad al cuadrado	-0.0003 (-242.53)	*** (-2500.01)	-0.0003 (-376.24)	*** (-685.45)	-0.0005 (-685.45)	*** (-324.20)	-0.0003 (-324.20)	*** (-615.99)	-0.0005 (-615.99)	***
Escolaridad	-0.1651 (-94.86)	*** (-651.42)	0.0063 (89.92)	*** (-983.69)	-0.0621 (-983.69)	*** (171.88)	0.0145 (171.88)	*** (-766.88)	-0.0574 (-766.88)	***
Escolaridad al cuadrado	-0.0002 (-108.23)	*** (-36.02)	-0.0004 (-315.20)	*** (188.86)	0.0002 (188.86)	*** (-319.30)	-0.0004 (-319.30)	*** (156.50)	-0.0002 (156.50)	***
Ingreso mensual	--	--	-0.0000 (-893.20)	*** (-508.90)	-0.0000 (-508.90)	*** (-931.16)	-0.0000 (-931.16)	*** (-483.24)	-0.0000 (-483.24)	***
Profesionistas-técnicos	--	--	--	--	--	0.2448 (144.25)	*** (144.25)	0.1966 (123.02)	0.1966 (123.02)	***
Funcionarios-directivos	--	--	--	--	--	0.0232 (7.74)	*** (7.74)	-0.0723 (-23.58)	-0.0723 (-23.58)	***
Oficinistas	--	--	--	--	--	1.6516 (1065.87)	*** (1065.87)	1.9694 (1295.98)	1.9694 (1295.98)	***
Trabajadores industriales	--	--	--	--	--	1.6723 (1079.84)	*** (1079.84)	1.8015 (1231.48)	1.8015 (1231.48)	***
Comerciantes	--	--	--	--	--	0.8729 (448.34)	*** (448.34)	0.8729 (565.41)	0.8729 (565.41)	***
Operadores de transporte	--	--	--	--	--	1.2434 (748.03)	*** (748.03)	1.2355 (793.10)	1.2355 (793.10)	***
Trabajadores en servicios personales	--	--	--	--	--	0.9913 (654.31)	*** (654.31)	1.1244 (770.02)	1.1244 (770.02)	***

Cuadro 14. (Continuación).

Variables independientes	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	2005	2019	2005	2019	2005	2019
Trabajadores en vigilancia	--	--	--	--	1.4549 (744.53)	*** (383.75)
Sector construcción	--	--	--	--	-0.6913 (-391.24)	*** (-574.93)
Sector manufacturero	--	--	--	--	0.1868 (109.94)	*** (-53.38)
Sector comercial	--	--	--	--	-0.1167 (-67.13)	*** (-286.34)
Sector servicios	--	--	--	--	-0.3134 (-202.42)	*** (-440.58)
Otros servicios	--	--	--	--	-0.5114 (-181.97)	*** (-401.15)
Norte	--	--	--	--	0.4036 (528.46)	*** (622.20)
Centro	--	--	--	--	0.3169 (472.16)	*** (588.31)
Constante	0.6034 (23.91)	*** (-2401.99)	0.3334 (212.14)	*** (197.67)	0.2804 (-491.17)	*** (-479.20)
Pseudo R cuadrada	0.0813	0.1106	0.0977	0.0518	0.2263	0.2203
Prob > chi2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
No observaciones	38,150,446	52,560,663	39,129,338	52,506,533	38,792,431	52,212,574

\*\*\* / 99% de significancia \*\* / 95% de significancia \* / 90% de significancia.  
 Estadísticas t entre paréntesis.

Fuente: Estimaciones propias con base en datos de las ENOE 2005 y 2019.

la automatización se debe más a la ocupación del trabajador que al sector en el que se inserta. También los resultados pueden ser explicados por una mayor implementación de tecnología en la industria manufacturera.

Finalmente, respecto a las regiones, nótese que tanto el norte como el centro presentan más riesgo ante la automatización que el sur, que es el grupo omitido. Esto sugiere que la tecnología avanza más en regiones más desarrolladas.

#### III.4. *Estrato de riesgo alto*

Para saber cómo se correlaciona pertenecer a un cierto grupo de trabajadores con la probabilidad de insertarse en el estrato de riesgo alto ante la automatización, se estimaron modelos probit. El cuadro 14 presenta los resultados de estas regresiones. Se incluyen diferentes especificaciones, nuevamente para probar la robustez de las estimaciones. Los resultados que se discuten en esta sección son los del modelo 3; es decir, los de las regresiones que incluyen el mayor número de variables explicativas.

Obsérvese cómo el ser mujer se relaciona de manera negativa y significativa con pertenecer al estrato de riesgo alto. Por otro lado, la probabilidad de insertarse en el estrato de riesgo alto crece con la edad, pero a una tasa decreciente, lo que confirma que el perfil IRA-edad tiene la forma de una U invertida. Lo mismo pasa con la escolaridad, al menos en 2005.

En 2019, el riesgo de caer en el estrato de riesgo alto decrece con la escolaridad, pero a una tasa creciente, lo que sugiere que los más educados enfrentan cada vez menos riesgo ante la automatización. Con respecto al ingreso, el cuadro 14 vuelve a mostrar que los que más ganan tienen menor probabilidad de caer en el estrato de riesgo alto ante la automatización. Cuando se analizan las ocupaciones, se advierte que prácticamente todas presentan una probabilidad mayor de caer en el estrato de riesgo alto cuando se comparan con los trabajadores agrícolas que es el grupo omitido. La excepción son los funcionarios y directivos en 2019, los cuales presentan un coeficiente negativo y significativo, lo que indica que tienen menor probabilidad que el grupo omitido de caer en el estrato alto de riesgo ante la automatización. Los coeficientes más altos son, como se esperaba, los trabajadores industriales y los oficinistas. Con respecto a las industrias, todas presentan coeficientes con signo negativo y significativo, lo que implica que los trabajadores que se insertan en ellas tienen menor probabilidad de caer en el estrato de riesgo alto cuando se comparan con el grupo omitido que es el sector agropecuario. La excepción son los trabajadores de la industria manufacturera en 2005. La industria que menor riesgo presenta de caer en el estrato de riesgo alto ante la automatización es el sector de la construcción seguido del de servicios. Finalmente, con respecto a las regiones, el cuadro 14 indica que la probabilidad de caer en el estrato de riesgo alto es mayor para los trabajadores del norte que para los del centro y que para los del sur.



En resumen, los principales resultados muestran que las mujeres tienen menos riesgo que los hombres de ser desplazadas por la tecnología, lo que seguramente se atribuye a su segregación en ocupaciones de cuidado, limpieza, preparación de alimentos y otras que requieren toma de decisiones e interacciones sociales. Otro hallazgo interesante es que el riesgo ante la automatización crece con la edad, pero hasta cierto umbral, cuando empieza a decaer nuevamente. Lo mismo pasa con la escolaridad, aunque en 2019 el riesgo ante la automatización parece decrecer de manera creciente con los años de educación formal. Por ocupaciones, se tiene que los oficinistas y los trabajadores industriales son los que más riesgo enfrentan de ser desplazados por la tecnología, mientras que los profesionales y técnicos, por un lado, y los funcionarios y directivos, por otro, presentan los menores riesgos ante el avance de la tecnología. Con respecto a las industrias, sólo los trabajadores manufactureros parecen presentar riesgos importantes de desplazamiento frente al avance tecnológico. Finalmente, los trabajadores en el norte del país son los que tienen más riesgo ante la automatización, mientras que los del sur son los que experimentan menos riesgo.

Los resultados coinciden con lo encontrado por Morrón (2016); Tenjo (2019); Manyika *et al.* (2017); Arntz *et al.* (2016); Araneda *et al.* (2017); Molina *et al.* (2018); Frey y Osborne (2017); O'Connor *et al.* (2016); Marcolin *et al.* (2016), Rodríguez y Castro (2012) y Banco de México (2018), ya que muestran un índice alto de automatización en trabajadores en ocupaciones no calificadas y en tareas rutinarias, también se encuentra que algunas actividades que se realizan en ciertas industrias como la manufactura tienen un alto riesgo de automatizarse. Además, Borghans *et al.* (2006); Black y Spitz-Oener (2010); Beaudry y Lewis (2014); Yamaguchi (2018); Autor (2015) y Bessen (2015) encuentran que los trabajadores con mayor capital humano, así como las mujeres, tienen una ventaja comparativa en el uso de computadoras, lo que coincide con su bajo riesgo de automatización.

## CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha generado un Índice de Riesgo ante la Automatización (IRA) combinando tres indicadores a través del método de componentes principales: una *dummy* que indica que el trabajador realiza tareas de índole rutinaria; una *dummy* que indica que el trabajador se encuentra entre el percentil 20 y el percentil 80 de la distribución de ingresos y otra *dummy* que indica que el trabajador se encuentra entre el percentil 20 y el percentil 80 de la distribución de calificaciones. Una vez obtenido el índice, éste se estratificó a través del método de Dalenius-Hodges (1959). La estratificación creó tres categorías de riesgo: bajo, medio y alto.

Después se procedió a analizar qué trabajadores estaban en mayor proporción en cada uno de los estratos de riesgo, para estimar finalmente modelos de regresión y así entender cómo se relaciona la pertenencia a cierto grupo poblacional o laboral con el riesgo de desplazamiento ante la automatización.

La hipótesis propuesta se prueba, ya que los resultados indican que las mujeres tienen menos riesgo de ser desplazadas por la tecnología. Además, el riesgo ante la automatización crece con la edad y la escolaridad, pero muestra rendimientos decrecientes, mientras que en 2019 el riesgo ante la automatización parece decrecer de manera creciente con los años de educación. Por ocupaciones, se tiene que los oficinistas y los trabajadores industriales son los que más riesgo enfrentan de ser desplazados por la tecnología, mientras que los profesionales y técnicos, por un lado, y los funcionarios y directivos, por otro, presentan los menores riesgos ante el avance de la tecnología. Con respecto a las industrias, sólo los trabajadores manufactureros parecen presentar riesgos importantes de desplazamiento frente al avance tecnológico. Los trabajadores en el norte del país son los que tienen más riesgo ante la automatización, aunque los del sur son los que experimentan menos riesgo.

México no se caracteriza por ser un país donde el avance tecnológico sea muy marcado. De hecho, parece que el cambio tecnológico que sigue afectando al mercado de trabajo nacional sigue siendo el sesgado por calificación, asociado a la mayor cantidad de computadoras tanto en los hogares como en los lugares de trabajo, así como a procesos de digitalización en ciertas industrias manufactureras, servicios educativos y servicios médicos privados y no tanto el sesgado por tareas, que es el que está afectando más al mundo laboral de los países desarrollados gracias al avance de la digitalización.

En la presente investigación se decidió analizar el riesgo ante la automatización y la digitalización para facilitar la generación de políticas públicas que protejan la fuerza laboral del país, sin menoscabo del avance tecnológico, el cual parece más profundo cuando los procesos de desarrollo están más presentes.

Finalmente, es importante destacar que la automatización no significa que vaya a ver un desempleo tecnológico considerable, sino que existe la posibilidad de que se demanden más trabajadores con diferentes y determinadas capacidades. El cambio tecnológico desaparecerá o generará tareas y actividades, pero también demandará ciertas habilidades y calificaciones de los trabajadores, por lo que es importante que los generadores de políticas establezcan planes de acción que involucren el desarrollo de esas habilidades en los centros de estudios como en las universidades.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acemoglu, Daron y Autor, David (2011), “Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings”, *Handbook of Labor Economics*, vol. 4B, Elsevier, Amsterdam, [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5).
- Acemoglu, Daron y Restrepo, Pascual (2019), “Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor”, *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), pp. 3-30, <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>.
- Araneda, Hernán; Peña, Aulina; Bravo, María José y Hernández, Rodrigo (2017), “Automatización y empleo en Chile”, *Comisión Nacional de Productividad*, <https://cnep.cl/wp-content/uploads/2018/11/Nota-Técnica-8-Automatización-y-Empleo-Fundación-Chile.pdf>.
- Arntz, Melanie; Gregory, Terry y Zierahn-Weilage, Ulrich (2017), “Revisiting the risk of automation”, *Economics Letters*, 159, pp. 157-160, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.001>.
- Autor, David; Levy, Frank y Murnane, Richard (2003), “The skill content of recent technological change: An empirical exploration”, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 118 (4), November 2003, pp. 1279-1333, <https://doi.org/10.1162/00335530332255280>.
- Autor, David (2015), “Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation”, *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29 (3), pp. 3-30, <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>.
- Banco de México (2018), “La Automatización en México desde una Perspectiva Regional”, *Banco de México*, Extracto del reporte sobre las economías regionales, Recuadro 2:18-21, <https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/reportes-sobre-las-economias-regionales/recuadros/%7BE3665296-DCDE-78FD-54CB-0420E1CD9A36%7D.pdf>.
- Beaudry, Paul y Lewis, Ethan (2014), “Do male-female wage differentials reflect differences in the return to skill? Cross-city evidence from 1980-2000”, *American Economic Journal: Applied Economics*, 6(2), pp. 178-194, <https://doi.org/10.1257/app.6.2.178>.
- Bessen, James (2015), “Toil and Technology”, *Finance & Development*, 52(1), pp. 16-19, <https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/2015/03/bessen.htm>.
- Black, Sandra y Spitz-Oener, Alexandra (2010), “Explaining women’s success: Technological change and the skill content of women’s work”, *The Review of Economic Statistics*, 92(1), pp. 187-194, <https://www.jstor.org/stable/25651400>.
- Borghans, Lex; Wheel, Bas Ter y Weinberg, Bruce (2006), “People skills and the labor-market outcomes of underrepresented groups”, *ILR Review*, vol. 67(2), pp. 287-334, <https://doi.org/10.1177/0019793914067002>.

- Broseta Dupré, Bruno; Escribá Esteve, Alejandro; Gómez Tello, Alicia; Hernández Lahiguera, Laura; Peiró Silla, José María; Serrano Martínez, Lorenzo y Todolí Signes, Adrián (2020), *Cambios tecnológicos, trabajo y actividad empresarial: el impacto socioeconómico de la economía digital*, Consejo Económico y Social (CES), Madrid, [https://www.ivie.es/es\\_ES/ptproyecto/cambios-tecnologicos-trabajo-y-actividad-empresarial-el-impacto-socioeconomico-de-la-economia-digital/](https://www.ivie.es/es_ES/ptproyecto/cambios-tecnologicos-trabajo-y-actividad-empresarial-el-impacto-socioeconomico-de-la-economia-digital/).
- Dalenius, Tore y Hodges, Joseph L. (1959), “Minimum Variance Stratification”, *Journal of the American Statistical Association*, 54, pp. 88-101, <https://doi.org/10.1080/01621459.1959.10501501>.
- Deschacht, Nick (2021), “The digital revolution and the labour economics of automation: A review”, *ROBONOMICS, The Journal of the Automated Economy*, 1, pp. 8-8, <https://journal.robonomics.science/index.php/rj/article/view/8>.
- Frey, Carl B. y Osborne, Michael A. (2013), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerization?”, 6, pp. 28-36, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
- (2017), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerization?”, *Technological forecasting and social change*, 114, pp. 254-280, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
- Huesca-Reynoso, Luis; Castro Lugo, David y Rodríguez Pérez, Reyna Elizabeth (2010), “Cambio tecnológico y sus efectos en el mercado de trabajo: Una revisión analítica”, *Economía, Sociedad y Territorio*, vol. X (34), pp. 749-779, <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=11115672001>.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (Inegi) 2010, Nota técnica. Estratificación multivariada, <http://gaia.inegi.org.mx/scince2/documentos/scince/fichaTecnica.pdf>.
- Manyika, James; Chui, Michael; Miremadi, Mehdi; Bughin, Jacques; George, Katy; Willmott, Paul y Dewhurst, Martin (2017), *Un futuro que funciona: automatización, empleo y productividad*, McKinsey Global Institute, <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works-Executive-summary.ashx>.
- Marcó del Pont, Mercedes y Tomada, Carlos (2017), *Innovaciones tecnológicas y empleo en el sector bancario: análisis preliminar de impacto*, Universidad Nacional de San Martín, Centro de Estudios de Trabajo y el Desarrollo (CETyD) and Fundación de Investigaciones para el Desarrollo, Documento de trabajo (Fide), <https://noticias.unsam.edu.ar/wp-content/uploads/2018/05/innovaciones-tecnologicassector-bancario.pdf>.
- Marcolin, Luca; Miroudot, Sébastien y Squicciarini, Mariagrazia (2016), “The Routine Content of Occupations: New Cross-Country Measures Based On PIAAC”, *OECD Trade Policy Papers*, núm. 188, OECD Publishing, París, <https://doi.org/10.1787/5jm0mq86fljg-en>.

- \_\_\_\_ (2016a), “The Routine Content of Occupations: New Cross-Country Measures Based On paaac” *OECD Trade Policy Papers*, núm. 188, OECD Publishing, París, <https://doi.org/10.1787/5jm0mq86fljg-en>.
- \_\_\_\_ (2016b), “Routine jobs, employment and technological innovation in global value chains” *OECD Trade Policy Papers*, núm. 2016/01, OECD Publishing, París, <http://dx.doi.org/10.1787/5jm5dcz2d26j-en>.
- Meza González, Liliana y Rodríguez Pérez, Reyna Elizabeth (2020), “Cambio tecnológico, comercio internacional y mercado laboral en México: un enfoque regional”, *Equilibrio Económico, Revista de Economía, Política y Sociedad*, vol. 16 (50), pp. 102-136, <http://www.erevistas.uadec.mx/index.php/EE/article/view/13>.
- Molina, Mariela; Benítez, Natalia y Ernst, Christoph (2018), “Cambios tecnológicos y laborales. Sus implicancias en el mercado de trabajo de Argentina”, *Organización Internacional del Trabajo*, Serie de documentos de trabajo 23, [https://ilo.userservices.exlibrisgroup.com/discovery/delivery/41ILO\\_INST:41ILO\\_V2/1254319940002676?lang=en&viewerServiceCode=DigitalViewer](https://ilo.userservices.exlibrisgroup.com/discovery/delivery/41ILO_INST:41ILO_V2/1254319940002676?lang=en&viewerServiceCode=DigitalViewer).
- Montoya, Omar (2007), “Aplicación del análisis factorial a la investigación de mercados. Caso de Estudio”, *Scientia et Technica*, XIII (35), pp. 281-286, <https://www.redalyc.org/pdf/849/84903549.pdf>.
- Morrón Salmerón, Adrián (2016), “Llegará la cuarta revolución industrial a España. Las nuevas tecnologías y el mercado de trabajo”, núm. 398, *CaixaBank Research*, <https://www.caixabankresearch.com/es/economia-y-mercados/mercado-laboral-y-demografia/llegara-cuarta-revolucion-industrial-espana>.
- Mortera, Carlos G. (2017), “Adopción de robótica y automatización en México y América Latina”, *Modern Machine Shop México*, <https://www.mms-mexico.com/columnas/adopcion-de-robotica-y-automatizacion-en-mexico-y-america-latina>.
- O’Connor, Ernesto; Prat-Gray, Alfonso; Lacoste, Pedro y Nahirñak, Paula (2016), “Estimaciones preliminares sobre la automatización del empleo en Argentina”, *Ministerio de Hacienda y Finanzas Públicas*, Secretaría de Política Económica y Planificación y Desarrollo, [https://www.researchgate.net/publication/315863330\\_Estimaciones\\_preliminares\\_sobre\\_la\\_automatizacion\\_del\\_empleo\\_en\\_Argentina](https://www.researchgate.net/publication/315863330_Estimaciones_preliminares_sobre_la_automatizacion_del_empleo_en_Argentina).
- Organización Mundial del Comercio (2017), “Comercio, tecnología y empleo Informe sobre el comercio mundial 2017”, [https://www.wto.org/spanish/res\\_s/booksp\\_s/world\\_trade\\_report17\\_s.pdf](https://www.wto.org/spanish/res_s/booksp_s/world_trade_report17_s.pdf).
- Rodríguez-Oreggia, Eduardo y López-Videla, Bruno (2015), “Imputación de ingresos laborales: Una aplicación con encuestas de empleo en México”, *El Trimestre Económico*, vol. LXXXII (1), no. 325, enero-marzo de 2015, pp. 117-146, <http://www.eltrimestreeconomico.com.mx/index.php/te/article/view/142/142>.
- Rodríguez Pérez, Reyna Elizabeth y Meza González, Liliana (2021), “Employment and earnings by gender in Mexico: its relationship with task-biased technological

- change”, *Estudios Económicos de El Colegio de México*. 72. vol. 36 (2), pp. 331-362, <https://doi.org/10.24201/ee.v36i2.422>.
- Rodríguez Pérez, Reyna Elizabeth y Castro Lugo, David (2012), “Efectos del cambio tecnológico en los mercados de trabajo regionales en México”, *Estudios Fronterizos*, vol. 13 (26), pp.141-174, <https://doi.org/10.21670/ref.2012.26.a06>.
- Tenjo Galarza, Jaime (2019), *Sobre destrucción del empleo*, [https://www.utadeo.edu.co/sites/tadeo/files/collections/documents/field\\_attached\\_file/accesoradio\\_pub\\_23\\_1.mp3](https://www.utadeo.edu.co/sites/tadeo/files/collections/documents/field_attached_file/accesoradio_pub_23_1.mp3).
- Weller, Jürgen; Gontero, Sonia y Campbell, Susanna (2019), “Cambio tecnológico y empleo: una perspectiva latinoamericana. Riesgos de la sustitución tecnológica del trabajo humano y desafíos de la generación de nuevos puestos de trabajo”, *Cepal, Serie Macroeconomía del Desarrollo* 201, Repositorio Digital Comisión Económica para América Latina y el Caribe (Cepal), [https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/44637/1/S1900367\\_es.pdf](https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/44637/1/S1900367_es.pdf).
- Yamaguchi, Shintaro (2018), “Changes in returns to task-specific skills and gender wage gap”, *The Journal of Human Resources*, 53, pp. 32-70, doi: <https://doi.org/10.3368/jhr.53.1.1214-6813R2>.