

El cambio tecnológico y la evolución del empleo tras la pandemia de enfermedad por coronavirus (COVID-19) en México¹

María Belén Conde, Agustín Filippo,
Carlos Guaipatin y Lucas Navarro

Recibido: 21/08/2023
Aceptado: 30/09/2025

Resumen

En este artículo se examina la evolución del empleo en México desde la perspectiva de la exposición al cambio tecnológico tras la recesión causada por la pandemia de enfermedad por coronavirus (COVID-19). Se utilizan datos de encuestas de hogares oficiales del primer trimestre de 2019 al segundo trimestre de 2022, e índices que miden la facilidad de automatización de las ocupaciones en el país y su posibilidad de realizarlas de forma remota. Aunque cuando se considera el empleo agregado, formal e informal, no se advierten efectos del cambio tecnológico, al centrar el análisis en el sector formal, donde la exposición a la adopción de nuevas tecnologías es mayor, se observa un menor crecimiento del empleo en ocupaciones con alto riesgo de automatización y un mayor crecimiento en las que se pueden realizar de forma remota.

Palabras clave

Empleo, mercado de trabajo, cambio tecnológico, automatización, COVID-19, pandemias, creación de empleos, estadísticas del empleo, México

Clasificación JEL

E24, N36, N76

Autores

María Belén Conde es Asistente de Investigación del Heldrich Center for Workforce Development de la Universidad Rutgers (Estados Unidos). Correo electrónico: mb.conde@ejb.rutgers.edu.

Agustín Filippo es Economista Líder del Banco Interamericano de Desarrollo. Correo electrónico: agustinf@iadb.org.

Carlos Guaipatin es Especialista Líder en Ciencia, Tecnología e Innovación del Banco Interamericano de Desarrollo. Correo electrónico: cguaipatin@iadb.org.

Lucas Navarro es Profesor Asociado del Departamento de Economía de la Universidad Nacional de Córdoba (Argentina). Correo electrónico: lucas.navarro@unc.edu.ar.

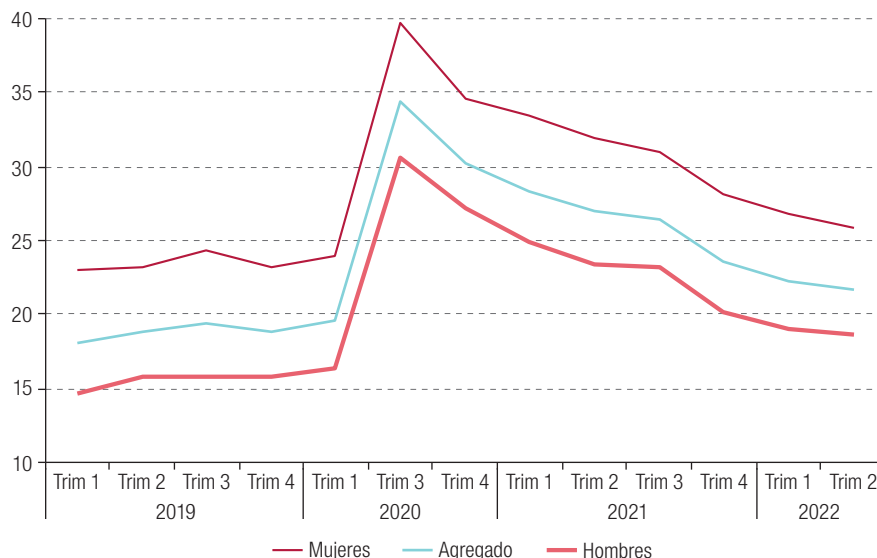
¹ Se agradecen los comentarios de un árbitro anónimo. La responsabilidad por cualquier posible error recae enteramente en los autores. Asimismo, las opiniones vertidas en este trabajo son responsabilidad exclusiva de sus autores y no representan a las instituciones en las que desempeñan.

I. Introducción

El choque económico causado por la pandemia de COVID-19 tuvo un impacto sin precedentes en los mercados laborales mundiales (Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos [OCDE], 2021). Como ocurrió en otros países, México sufrió el mayor impacto durante el segundo trimestre de 2020, cuando las medidas de confinamiento fueron más estrictas (Filippo et al., 2021; Hoehn-Velasco et al., 2021). Después, el empleo se recuperó, y, a fines de 2021, superó el nivel previo a la pandemia. Sin embargo, a mediados de 2022 había todavía segmentos de la población en edad laboral que no lograban reinsertarse en el mercado de trabajo.

Un indicador integral de la subutilización de la mano de obra que tiene en cuenta a este grupo es la brecha laboral (Kaplan, 2021), definida como la suma de personas desocupadas, subocupadas e inactivas (que no buscan trabajo) disponibles para trabajar (la población no económicamente activa (PNEA)), en relación con la población económicamente activa (PEA) potencial². La brecha laboral en el segundo trimestre de 2022 alcanzaba al 21,7% de la PEA potencial, lo que revela una recuperación sustancial respecto a los niveles de 2020, aunque todavía se encontraba dos puntos porcentuales por encima de los niveles del cuarto trimestre de 2019 (véase el gráfico 1).

Gráfico 1
México: brecha laboral, primer trimestre de 2019 a segundo trimestre de 2022^a
(En porcentajes de la población económicamente activa potencial)



Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía.

Nota: La brecha laboral es la diferencia entre el conjunto de personas desocupadas, subocupadas e inactivas (que no buscan trabajo) disponibles para trabajar (población no económicamente activa), y la población económicamente activa potencial.

^a No se incluyen datos para el segundo trimestre de 2020.

Los datos muestran que la brecha laboral es significativamente más elevada entre las mujeres que entre los hombres, y que los componentes que más incidieron en su dinámica fueron el subempleo y la PNEA disponible³. En efecto, si bien el empleo en México aumentó de manera

² La población económicamente activa potencial se define como la suma entre la población económicamente activa y la población no económicamente activa que está disponible para trabajar, que es una medida del "desempleo oculto".

³ Aunque estos datos están disponibles, no se presentan en la presente versión de este trabajo. Cabe añadir que, al considerar los grupos de edad, se observó también que la brecha laboral afecta mucho más a las personas en los extremos del ciclo de vida laboral (grupos de edad 15 a 29 años y de 50 años o más).

sostenida tras la pandemia, hubo un fuerte incremento en el número de personas que trabajaban menos de 35 horas a la semana y que estaban disponibles para trabajar más (subocupados), así como de las que habían dejado de buscar empleo, pero estaban dispuestas a trabajar (PNEA disponible). Por tanto, el hecho de que la brecha laboral se mantenga por encima de los valores previos a la pandemia podría reflejar debilidades en las oportunidades de empleo para ciertos grupos de la población.

En relación con los factores que originan un cambio estructural en el empleo, gran cantidad de la literatura producida desde Schumpeter (1934) indica que, durante las recesiones, se aceleran no solo la destrucción de empleo y el cierre de empresas, sino también el cambio tecnológico. Así, las empresas aprovechan los ciclos recesivos para adoptar nuevas tecnologías, dado el menor costo tanto laboral como de oportunidad durante esos períodos (Kopytov, et al., 2018). Esos cambios tecnológicos tienen efectos sobre el mercado laboral: los datos muestran que, desde los años ochenta, las pérdidas de empleo durante las recesiones en países desarrollados se concentran en ocupaciones rutinarias y fáciles de automatizar (Hershbein y Kahn, 2018; Jaimovich y Siu, 2020). Por otra parte, en las fases de recuperación, ese tipo de empleo permanece estancado, al tiempo que aumenta en trabajos de alta y baja calificación, lo que contribuye a la polarización del empleo (Jaimovich y Siu, 2020).

En el caso particular de la pandemia de COVID-19, la necesidad de mayor distanciamiento social en los procesos de producción potenció los incentivos para adoptar nuevas tecnologías, como ocurre durante las recesiones, lo que afectó a la dinámica de creación y destrucción de empleos. Esas nuevas tecnologías podrían adoptar diversas formas, como la automatización, la digitalización de tareas y la adaptación de procesos para facilitar el trabajo remoto (Apedo-Amah et al., 2020; Brynjolfsson et al., 2020).

El mercado laboral de México resulta un objeto de estudio interesante por las características que una parte de este tiene, como la alta informalidad y los bajos costos laborales, que no favorecen la adopción de nuevas tecnologías (Beylis et al., 2020; Cerezo García et al., 2020). Además, existe un segmento formal, impulsado por sectores competitivos integrados en cadenas globales de valor, en el que la exposición a las nuevas tecnologías es mayor (Artuc et al., 2019; Waddle, 2021).

A partir de datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) correspondientes al período que va entre el primer trimestre de 2019 y el segundo de 2022, este análisis explora la dinámica del empleo según el grado de exposición de las ocupaciones al cambio tecnológico, en el momento álgido de la recesión de la pandemia y durante los dos años posteriores. Para ello, se utilizan variables que aproximan el riesgo de automatización, el grado de rutinización y la viabilidad del trabajo remoto de las ocupaciones en México.

De acuerdo con los resultados, tras realizar controles según las características observables de los trabajadores, nada apunta a la pérdida de dinamismo del empleo agregado (formal e informal) en ocupaciones automatizables con gran cantidad de tareas rutinarias, ni tampoco al crecimiento del empleo que se puede realizar de forma remota. Sin embargo, al centrar el análisis en el sector formal, que se halla potencialmente más expuesto al cambio tecnológico, se advierte una tendencia hacia un menor dinamismo del empleo en ocupaciones con mayor probabilidad de automatización, y de mayor crecimiento del empleo en ocupaciones que permiten el trabajo a distancia.

Tal como se verá en el análisis de la literatura, la relación entre cambio tecnológico y empleo ha sido ampliamente estudiada en países desarrollados, donde la automatización ha generado efectos diferenciados en la demanda de trabajo que han favorecido los empleos altamente calificados y reducido los más rutinarios y automatizables. En el contexto de América Latina, se ha examinado en una serie de estudios recientes la manera en que la pandemia de COVID-19 ha podido acelerar estos procesos en economías con estructuras productivas y mercados laborales distintos de los de países avanzados. Egana-del Sol et al. (2022) analizaron el caso de Chile y

determinaron que las ocupaciones más susceptibles a la automatización experimentaron mayores pérdidas de empleo tras la crisis sanitaria, aunque este efecto se mitigó en sectores con alta capacidad de teletrabajo. A diferencia del caso mexicano, en Chile los costos laborales son más altos y la informalidad es menor, lo que puede haber incentivado una mayor automatización en respuesta a la crisis. De manera similar, Bonilla-Mejía et al. (2023) documentan que en Colombia la pandemia amplificó la reducción del empleo en sectores con alto riesgo de automatización, particularmente en ocupaciones de calificación media.

El presente trabajo complementa la literatura al analizar el caso de México, un país con una estructura productiva dual, en la que sectores altamente integrados a cadenas globales de valor coexisten con una economía caracterizada por elevados niveles de informalidad y bajos costos laborales. El estudio coincide con la literatura previa al encontrar datos que apuntan a que la pandemia tuvo efectos diferenciados en el empleo según la susceptibilidad de las ocupaciones a la automatización y el teletrabajo. Sin embargo, a diferencia de los casos de Chile y Colombia, donde se observa una mayor destrucción de empleos automatizables, en México la informalidad parece haber amortiguado este proceso. Este artículo se estructura de la siguiente manera: tras esta Introducción, en la sección II, se realiza un análisis de la literatura; en la sección III, se presentan los datos; en la IV se describe la estrategia empírica; en la V se introducen los resultados, y, finalmente, la sección VI se dedica a las conclusiones.

II. Análisis de la literatura

Según la Federación Internacional de Robótica (IFR), en 2019 se instalaron 4.600 robots industriales en México, lo que, si bien es poco en comparación con los más de 33.000 de los Estados Unidos y más de 140.000 de China, sitúa al país en el noveno lugar de la clasificación mundial de instalación de robots de ese año. A partir de los datos de dicha Federación sobre los Estados Unidos, Acemoğlu y Restrepo (2020) determinan que cada robot adicional en la industria reemplaza 3,3 puestos de trabajo en toda la economía⁴. No obstante, algunos autores creen que, a pesar de que el desarrollo de robots puede ser disruptivo, sus efectos en el mercado laboral no son necesariamente negativos (Leigh y Kraft, 2018). En esta línea, Leigh et al. (2020) detectan también ganancias en el empleo manufacturero a raíz de la inclusión de robots en la producción en los Estados Unidos. Por su parte, Dauth et al. (2021) determinan, a partir de datos sobre Alemania, que, si bien la exposición a robots tiene un efecto de desplazamiento en el empleo manufacturero, este se compensa completamente por un efecto de reasignación dirigido al sector de los servicios, donde se registran mayores niveles de empleo y de mayor productividad que la generada por los empleos destruidos⁵. Por su parte, Corrocher et al. (2023) presentan información sobre la distribución geográfica y sectorial de la automatización por medio de robots e inteligencia artificial, que se clasifica como ahorradora de empleo, con base en una metodología de procesamiento de lenguajes naturales aplicada al universo de patentes en los Estados Unidos entre 1976 y 2021. Los autores concluyen que los robots son todavía una minoría de las patentes de automatización, y están concentrados geográficamente y en unos pocos sectores. Además, se observa una aceleración de las patentes de automatización orientadas al ahorro de trabajo desde 2010.

⁴ Los autores sugieren que, con la próxima fase de automatización impulsada por el aprendizaje automático y la inteligencia artificial (IA), se podría exacerbar la desigualdad, a menos que los avances tecnológicos sean bien aprovechados por los gobiernos y dirigidos por las políticas públicas. La IA puede generar pérdida de empleos si no va acompañada de tecnologías que faciliten su aprendizaje y utilización.

⁵ Por el contrario, Acemoğlu et al. (2014) determinan que las industrias con uso más intensivo de las tecnologías de la información y las comunicaciones no han tenido un mejor desempeño en términos de productividad total de los factores, producción y empleo. Acemoğlu (2021) argumenta que uno de los motivos es que la automatización podría ser excesiva, porque quienes la adoptan ignoran sus efectos sobre la pérdida de empleos.

El mercado laboral presenta dos características que están relacionadas con el cambio tecnológico: la polarización del empleo y la recuperación sin creación de empleo tras las recesiones (*jobless recoveries*)⁶. La primera se refiere al proceso por el cual el empleo aumenta en las ocupaciones de alta calificación y baja calificación, pero disminuye en las ocupaciones de calificación media. Por otro lado, la recuperación sin creación de empleo hace referencia a los períodos posteriores a las recesiones, durante los cuales se recupera la producción agregada, pero el empleo se recupera muy lentamente. Jaimovich y Siu (2020) argumentan que ambos fenómenos, la recuperación sin creación de empleo y la polarización del empleo, están relacionados⁷. Con datos de los Estados Unidos, los autores muestran que, desde mediados de la década de los ochenta, cuando se inició la revolución de las tecnologías de la información y las comunicaciones (TIC), la polarización del empleo se profundiza durante las recesiones. También determinan que los trabajos rutinarios fueron los más afectados en las recesiones y nunca volvieron a recuperarse. Por otro lado, los trabajos no rutinarios (tanto de alta como de baja calificación) experimentaron pequeñas disminuciones y se recuperaron rápidamente. Como consecuencia, las recuperaciones sin creación de empleo obedecen en gran medida a la desaparición de ocupaciones rutinarias, que representan una fracción importante del empleo total. Los autores encuentran resultados similares al usar datos tanto a nivel de estados en los Estados Unidos como una muestra más amplia de países⁸. La conclusión es que las recesiones son un catalizador de la adopción de nuevas tecnologías que afectan a la dinámica de distintos tipos de empleo.

De acuerdo con los antecedentes presentados, prevalece la visión de que los efectos de la pandemia podrían acelerar tendencias previas hacia la automatización, la digitalización de actividades y el trabajo remoto, factores que repercuten en el empleo (Lund et al., 2021). En ese sentido, según Weber Handwerker et al. (2020), la inversión en nuevas tecnologías se habría incrementado ante la recesión ocasionada por la pandemia, debido a que los costos fijos de inversión en tecnología se habrían reducido con la menor actividad⁹. Sin embargo, esos incentivos para la adopción de nuevas tecnologías ante el choque sanitario difieren según el grado de exposición a contagios de los trabajadores de distintas ocupaciones y sectores, del mismo modo que las posibilidades técnicas de automatización varían también entre industrias, dependiendo de la prevalencia de trabajos rutinarios¹⁰.

Un aspecto inédito que cabe destacar es que las medidas de distanciamiento adoptadas durante las primeras fases de la pandemia aceleraron el posicionamiento de la modalidad de trabajo remoto. Por motivos de seguridad, muchas personas pasaron abruptamente a trabajar de forma remota y las empresas tuvieron que adaptarse y cambiar sus procesos para facilitar esa nueva modalidad de trabajo (Brynjolfsson et al., 2020). Además, se estima que los efectos de la pandemia como factor potenciador del teletrabajo perdurarán en gran medida en el tiempo (Barrero, et al., 2021). En ese sentido, Davis et al. (2021) predecían que, superada la pandemia, los trabajadores de alta calificación destinarán el 30% del tiempo al trabajo remoto, tres veces más que antes del choque sanitario¹¹.

⁶ Los datos sobre polarización de empleos corresponden principalmente a países desarrollados, pero el fenómeno ocurre también en países en desarrollo (Banco Mundial, 2016).

⁷ De manera similar, Groshen y Potter (2003) relacionan esta recuperación lenta del empleo con cambios estructurales en el mercado laboral, resultantes, entre otros factores, del cambio tecnológico y la reorganización de la producción.

⁸ Blit (2020a) encuentra datos similares sobre el Canadá.

⁹ Caselli et al. (2020) consideran que las industrias con mayor uso de robots por trabajador registraron menor número de contagios en Italia.

¹⁰ Blit (2020b) estima que los sectores de comercio al por menor, manufactura, comercio al por mayor y transporte, son los que podrían registrar las mayores transformaciones. Por su parte, Ding y Saenz-Molina (2020) sugieren que los trabajos automatizables del sector de servicios con alto contacto también pueden haberse visto afectados.

¹¹ A partir de un conjunto de datos sobre el nivel de tareas realizables de forma remota sobre los Estados Unidos y el Reino Unido de marzo a mayo de 2020, Adams-Prassl et al. (2022) determinan que las tareas que pueden hacerse de forma remota varían considerablemente tanto entre las ocupaciones e industrias como dentro de estas. Por su parte, con la pandemia, el porcentaje de trabajadores que pueden realizar todas las tareas de forma remota aumentó en las ocupaciones en donde anteriormente este indicador ya presentaba valores elevados. Por último, dentro de las ocupaciones e industrias, observan que las mujeres y los trabajadores con contratos temporales pueden realizar menos tareas desde la casa.

1. Condiciones para la automatización e impacto de la pandemia de COVID-19 en México

En el caso de México, Cebreros et al. (2020) utilizan la metodología de Frey y Osborne (2017) para medir la cantidad y el tipo de trabajadores que se desempeñan en ocupaciones que corren el riesgo de automatización. A partir de datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), concluyen que el 65% del empleo total y el 57% del empleo formal presenta un riesgo alto de automatización en México¹². No obstante, los autores reconocen que esos datos no tienen en cuenta el hecho de que, al tomar decisiones sobre la automatización, las empresas consideran los costos y beneficios. Cabe esperar, pues, que tanto los salarios bajos —en relación con el costo de las nuevas tecnologías— como el capital humano poco calificado y la alta informalidad y prevalencia de las pequeñas y medianas empresas (pymes) en el sector formal retrasen el proceso de automatización (Cerezo García et al., 2020).

Filippo et al. (2021) destacan la gravedad del impacto en las mujeres y los jóvenes en México, al considerar las variaciones mensuales en el empleo que acompañaron los vaivenes de la economía. Según su análisis, el confinamiento generalizado provocó una catastrófica disminución del empleo sin distinciones de género, pero, posteriormente, a medida que se levantaron las restricciones, el orden de reapertura privilegió actividades más distantes y relegó otras de mayor cercanía, que realizan principalmente las mujeres, por lo que se retrasó la recuperación del empleo entre las mujeres. Por su parte, Hoehn-Velasco et al. (2022) determinan que la recuperación del empleo tras la pandemia fue más lenta entre las mujeres que entre los hombres y que la mayoría de las ganancias de empleo se han registrado en el sector informal, lo que sugiere un posible aumento de la precariedad laboral¹³. Por su parte, Juárez y Villaseñor (2024) concluyen que las mujeres con hijos menores en el hogar experimentaron impactos negativos adicionales a causa del cierre de las escuelas y guarderías, ya que el aumento de la demanda de cuidados en el hogar afectó a su inserción laboral.

III. Datos

1. Descripción de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo

A lo largo de este estudio, se utiliza la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). En su nueva versión, vigente desde el tercer trimestre de 2020, la ENOE contiene información mensual y trimestral acerca del mercado laboral mexicano. Dicha información se obtiene a partir del seguimiento de un grupo de personas de 15 años o más, durante cinco trimestres consecutivos, que forman un panel rotativo en el que se renueva cada trimestre una quinta parte de la muestra. Esta encuesta, realizada de manera presencial, facilita información acerca de la fuerza laboral, el empleo, la informalidad laboral, el subempleo, el desempleo y otras características sociales y demográficas de los miembros de los hogares encuestados.

¹² Sin embargo, es preciso aclarar que el índice de Frey y Osborne (2017) es una estimación máxima del riesgo de automatización por dos razones principales: primero, porque considera las ocupaciones en conjunto e ignora que solo ciertas tareas dentro de estas podrían automatizarse (Arntz et al., 2016, 2017), y, segundo, porque se basa en la viabilidad técnica de la automatización sin considerar los incentivos para su adopción.

¹³ Albanesi y Kim (2021) determinan que las mujeres, en particular las casadas con hijos, fueron las más afectadas por la pandemia (Lee et al., 2021). Esto obedece a que se encuentran sobrerrepresentadas en las ocupaciones más afectadas por la pandemia (Alon et al., 2020), aquellas con alto contacto y que no es posible realizar de manera remota.

La información de la ENOE está disponible desde el primer trimestre de 2005 hasta el primero de 2020, ya que el INEGI suspendió la recolección de datos de manera presencial en abril de 2020 a causa de la pandemia de COVID-19. No obstante, para poder obtener la información correspondiente al segundo trimestre de 2020, solo en ese período se realizó la Encuesta Telefónica de Ocupación y Empleo (ETOE). Posteriormente, desde el tercer trimestre de 2020, se comenzó a levantar la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo, Nueva Edición (ENOEN), que utiliza un criterio mixto de recolección de datos (en formato presencial y telefónico).

De acuerdo con el INEGI, la información de la ETOE no es comparable con la de la ENOE y la ENOEN (Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI], 2021)¹⁴. Por tanto, en este estudio no se utiliza información del segundo trimestre de 2020, que es el período durante el que se impuso el confinamiento generalizado en México¹⁵. Las principales diferencias entre las encuestas tienen que ver con el método de recolección de la información: en el caso de la ENOE es un método presencial; en el de la ETOE, telefónico, y en el de la ENOEN, mixto. Según el INEGI, siguen la misma lógica de medición del mercado laboral y son comparables. Más allá de esto, el cambio en la metodología de recolección de los datos podría generar diferencias en las estimaciones, especialmente en la comparabilidad entre el primer y el tercer trimestre de 2020. Tal como se especificará más adelante, como estrategia de mitigación de estos posibles problemas, se utilizan variables de control individuales (sexo, edad, educación, estado civil y presencia de niños en el hogar), lo que ayuda a corregir posibles diferencias en la composición de la muestra. Además, se incorporan efectos fijos por entidad federativa para controlar por cambios estructurales en la distribución del empleo a nivel regional.

Para el efectuar el control según los efectos previos a la pandemia, se consideran los datos de la ENOE del primer trimestre de 2019 al primer trimestre de 2020, mientras que, para examinar los efectos a medio plazo de la pandemia, se considera la ENOEN entre el tercer trimestre de 2020 y el segundo trimestre de 2022. De este modo se conforma una muestra de personas de entre 18 y 64 años que estuvieron empleadas en algún momento del tiempo¹⁶.

El cuadro 1 muestra los resultados. La muestra se divide entre hombres y mujeres para los trimestres incluidos en el análisis.

Respecto a las características de empleabilidad, la muestra está compuesta mayoritariamente por personas empleadas, y existe una marcada diferencia entre hombres y mujeres en la cantidad de horas trabajadas a la semana. En relación con la condición de ocupación, el mercado laboral está conformado en gran medida por personas empleadas asalariadas, que representan un 61% de la muestra. Respecto a la clasificación del empleo, existe una proporción similar de ocupados formales e informales, si bien el peso de la informalidad es mayor entre las mujeres¹⁷. A nivel sectorial, el comercio y la industria manufacturera lideran su contribución al empleo. En la composición del empleo por sectores, se observan también diferencias por sexo, con una proporción mayor de mujeres en el comercio y más presencia de hombres en el sector industrial.

¹⁴ A pesar de que las encuestas utilizan los mismos cuestionarios, se basan en diferentes estrategias operativas. En cambio, la ENOE y ENOEN sí son comparables, de acuerdo con la información proporcionada por el INEGI.

¹⁵ El confinamiento en México comenzó oficialmente el día 23 de marzo (Diario Oficial de la Federación, 2020a) y concluyó el 30 de mayo, cuando empezó una etapa denominada "nueva normalidad", en la que se inició una apertura progresiva de los distintos sectores de la economía (Diario Oficial de la Federación, 2020b).

¹⁶ La razón de incorporar exclusivamente personas que han estado empleadas en algún momento obedece a que solo se pueden reconocer las características de las ocupaciones de las personas empleadas. Es decir, la muestra no incluye a personas que han estado desempleadas o fuera de la fuerza laboral todo el tiempo durante los períodos indicados.

¹⁷ Se considera la definición de informalidad de la ENOE, que supone trabajar en el sector informal, o ser trabajador por cuenta propia o asalariado en el sector agropecuario, o ser trabajador no asalariado, o trabajador doméstico remunerado sin acceso a instituciones de salud (INEGI, 2014).

Cuadro 1

México: Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), primer trimestre de 2019 a segundo trimestre de 2022^a

Características	Total		Mujeres		Hombres	
	Proporción	N	Proporción	N	Proporción	N
Edades						
De 18 a 30 años	0,32	757 056	0,31	329 485	0,33	427 571
De 31 a 45 años	0,36	844 621	0,37	392 228	0,35	452 393
De 46 a 64 años	0,32	756 130	0,32	336 252	0,32	419 878
Educación						
No especificada	0,00	2 187	0,00	755	0,00	1 432
Educación primaria	0,20	472 198	0,19	199 308	0,21	272 890
Educación secundaria	0,34	795 938	0,34	358 734	0,34	437 204
Educación media superior y superior	0,46	1 087 484	0,47	499 168	0,45	588 316
Estado civil						
No está casado/casada ni convive con una pareja	0,40	945 957	0,45	479 439	0,36	466 518
Casado/casada o convive con una pareja	0,60	1 411 850	0,55	578 526	0,64	833 324
Niños en el hogar^b						
Sin niños o niñas	0,42	991 040	0,40	423 581	0,44	567 459
Con niños o niñas de 0 a 5 años	0,24	556 049	0,24	251 327	0,23	304 722
Con niños o niñas de 6 a 12 años	0,31	728 230	0,32	339 151	0,30	389 079
Con niños o niñas de 13 a 17 años	0,30	697 821	0,31	325 724	0,29	372 097
Ubicación						
Rural	0,34	798 391	0,32	341 760	0,35	456 631
Urbana	0,66	1 559 416	0,68	716 205	0,65	843 211
Población económicamente activa						
Ocupado/ocupada	0,85	1 995 769	0,78	820 469	0,90	1 175 300
Desocupado/desocupada	0,02	52 877	0,02	18 452	0,03	34 425
Población no económicamente activa						
Disponible para trabajar	0,04	85 436	0,05	49 135	0,03	36 301
No disponible para trabajar	0,09	223 725	0,16	169 909	0,04	53 816
Condición de ocupación^b						
Trabajador asalariado/trabajadora asalariada	0,61	1 446 518	0,56	588 175	0,66	858 343
Empleador/empleadora	0,04	97 558	0,02	22 179	0,06	75 379
Trabajador/trabajadora por cuenta propia	0,16	388 459	0,16	169 288	0,17	219 171
Trabajador no asalariado/trabajadora no asalariada	0,03	63 234	0,04	40 827	0,02	22 407
Clasificación del empleo^c						
Formal	0,43	1 018 240	0,38	406 074	0,47	612 166
Informal	0,41	977 529	0,39	414 395	0,43	563 134
Sector económico^b						
No especificado	0,16	374 478	0,23	241 349	0,10	133 129
Agricultura, ganadería y otros	0,06	143 058	0,02	18 805	0,10	124 253
Industria extractiva y electricidad	0,01	18 566	0,00	3 193	0,01	15 373
Industria manufacturera	0,15	349 390	0,13	133 296	0,17	216 094
Construcción	0,07	162 379	0,01	7 473	0,12	154 906
Comercio	0,16	385 330	0,19	201 185	0,14	184 145
Restaurantes y servicios de alojamiento	0,07	166 097	0,09	96 781	0,05	69 316
Transporte, comunicaciones y correo	0,04	105 493	0,01	14 427	0,07	91 066
Servicios profesionales y financieros	0,06	151 742	0,06	60 944	0,07	90 798
Servicios sociales	0,08	187 874	0,11	120 339	0,05	67 535
Servicios diversos	0,09	207 810	0,11	114 083	0,07	93 727
Gobierno y organismos internacionales	0,04	105 590	0,04	46 090	0,05	59 500

Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: La muestra total tiene un número N = 2.357.807.

^a No se incluyen datos para el segundo trimestre de 2020.

^b Las variables relativas a la presencia de niños o niñas en el hogar abarcan niños y niñas de 0 a 17 años y pueden sumar más de uno en total porque indican la presencia de niños o niñas en diversos rangos etarios, y hay hogares que tienen niños o niñas de distintas edades.

^c Las variables consideran como "No aplica" a las personas que se encuentran desocupadas o en la población no económicamente activa.

2. Índices de exposición al cambio tecnológico

Para estimar el grado de exposición del empleo al cambio tecnológico en México, se utilizaron cuatro índices que miden las características de las ocupaciones: su probabilidad de automatización (Frey y Osborne, 2017), la cantidad de tareas rutinarias que incluye (Mihaylov y Tijdens, 2019), y dos índices relativos a la viabilidad de su ejercicio de forma remota (Dingel y Neiman, 2020; Leyva y Mora, 2021).

El índice de Frey y Osborne (2017), elaborado a partir de los datos de la Occupational Information Network (O*NET), se basa en encuestas realizadas en los Estados Unidos sobre una muestra aleatoria de personas ocupadas en cada una de las categorías del sistema denominado Standard Occupational Classification (SOC) 2010. O*NET proporciona información detallada y actualizada de forma periódica sobre descriptores de tareas, habilidades requeridas y el ámbito de trabajo asociado a cada ocupación. El índice de Frey y Osborne (2017) mide la probabilidad de automatización de una ocupación en una escala de 0 a 1. Siguiendo a Frey y Osborne (2017), se presupone que unos valores del índice de probabilidad de automatización mayores o iguales a 0,7 indican un alto riesgo de automatización¹⁸.

Por su parte, el índice de rutinización de Mihaylov y Tijdens (2019) está basado en la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08). Este índice varía entre -1 y 1. En un extremo, el -1 representa las ocupaciones que solo conllevan actividades no rutinarias y el 1 las que solo incluyen tareas rutinarias. Los valores intermedios representan ocupaciones que entrañan ambos tipos de tareas, rutinarias y no rutinarias. Conforme a un criterio similar al adoptado para definir ocupaciones con alto riesgo de automatización, se presupone que los valores situados en el 30% superior del índice, lo cual corresponde a un índice de rutinización mayor o igual a 0,4, indican ocupaciones con mayor cantidad de tareas rutinarias, que serían muy fáciles de automatizar con el tiempo.

En cuanto al índice de viabilidad del trabajo remoto de Dingel y Neiman (2020), se basa también en O*NET para estimar las ocupaciones que pueden realizarse a distancia. Dicho índice asume un valor de 1 para las ocupaciones realizables de forma remota y de 0 para las realizables de otro modo.

Finalmente, se considera asimismo el índice de viabilidad del trabajo remoto elaborado por Leyva y Mora (2021). Este índice también asume un valor de 1 cuando es viable desempeñar la ocupación de forma remota y de 0 cuando es viable realizarla de otro modo. A diferencia de los tres índices anteriores, el índice de Leyva y Mora se creó específicamente para México, utilizando un criterio diferente al aplicado por Dingel y Neiman (2020) y teniendo en cuenta las ocupaciones del Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO) del INEGI (2011).

Como en la ENOE, las ocupaciones de las personas empleadas se encuentran clasificadas de acuerdo con el Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones. Asimismo, se utilizaron las tablas de equivalencias elaboradas por el INEGI para reunir las ocupaciones de la Standard Occupational Classification y la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones con la clasificación de dicho Sistema y, de ese modo, obtener los índices de probabilidad de automatización, rutinización y viabilidad del trabajo remoto (Dingel y Neiman), calculados según la estructura de ocupaciones en México. Este procedimiento permitió obtener los valores de esos tres índices para

¹⁸ De acuerdo con Brynjolfsson et al. (2018), a pesar de que la mayoría de las ocupaciones de las industrias incluyen tareas que pueden ser automatizables, son muy pocas, si existen, las ocupaciones que pueden ser automatizadas completamente. De hecho, indican que la reingeniería de procesos y la reorganización de tareas, más que la automatización completa de ocupaciones, podrían generar cambios significativos en la transformación de trabajos en la economía.

cada una de las más de 400 ocupaciones del Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones. En el cuadro 2, se presenta la estadística descriptiva de los cuatro índices utilizados en el análisis. Si bien el valor del índice de probabilidad de automatización promedio de 0,66 sugiere un elevado riesgo de automatización del empleo en México, el promedio del índice de rutinización de -0,36 indica una cantidad reducida de actividades rutinarias. En cuanto a los índices de ocupaciones que pueden realizarse de manera remota, se observa que la media del índice de Dingel y Neiman duplica el valor del índice de Leyva y Mora, un aspecto que estos últimos autores destacan en su trabajo. La razón de esta diferencia podría radicar en las características asociadas a un mercado laboral como el mexicano, donde es más lenta la difusión de las tecnologías de la información y las comunicaciones en los hogares (Leyva y Mora, 2021).

Cuadro 2

México: índices de exposición al cambio tecnológico de las ocupaciones, valores promedio primer trimestre de 2019 a segundo trimestre de 2022^a

Variable	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Índice de probabilidad de automatización	0,66	0,31	0,00	0,99
Índice de rutinización	-0,36	0,66	-1,00	1,00
Índice de viabilidad del trabajo remoto (Dingel y Neiman)	0,25	0,43	0,00	1,00
Índice de viabilidad del trabajo remoto (Leyva y Mora)	0,12	0,32	0,00	1,00

Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: La muestra total tiene un número N = 1.994.955.

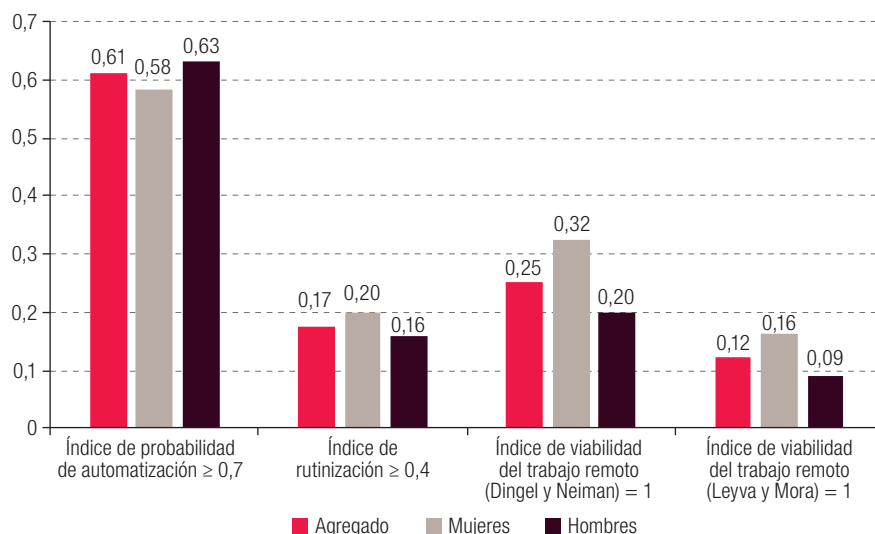
^a No se incluyen datos para el segundo trimestre de 2020.

A partir de los índices presentados y el criterio mencionado para definir el alto riesgo de automatización y la gran cantidad de tareas rutinarias de las ocupaciones, el gráfico 2 muestra el porcentaje del total de empleo potencialmente más expuesto a la automatización y la viabilidad de realizarlo de forma remota en el primer trimestre de 2020. Se observa que aproximadamente el 60% del empleo prepandemia correspondía a ocupaciones con alto riesgo de automatización, en línea con el resultado de Cebreros et al. (2020). Este porcentaje es cinco puntos porcentuales menor en el caso de las mujeres. Por su parte, solo el 17% de la población empleada estaba en ocupaciones que incluían gran cantidad de tareas rutinarias, y había una mayor proporción de mujeres que de hombres en este tipo de trabajo rutinario. Según un estudio del Banco Interamericano de Desarrollo (BID) (Ripani et al., 2020), que siguió metodologías diferentes, estos niveles de exposición del empleo mexicano a la automatización se encuentran en rangos intermedios para la región y por encima de los de países desarrollados. En cuanto al teletrabajo, de acuerdo con estimaciones previas para México (Dingel y Neiman, 2020; Alarcón Osuna, 2021; Leyva y Mora, 2021), el 25% y el 12% de las personas ocupadas tenían empleos realizables de forma remota según los índices de viabilidad del trabajo remoto de Dingel y Neiman y de Leyva y Mora, respectivamente¹⁹. En este ámbito, la viabilidad del trabajo remoto es mayor entre las mujeres que entre los hombres.

¹⁹ Tal como muestran Dingel y Neiman (2020), el porcentaje del empleo realizable de forma remota es bajo en México en comparación con países desarrollados, y similar al de otros países de la región.

Gráfico 2

México: población ocupada expuesta al cambio tecnológico, primer trimestre de 2020
(En proporción del total de ocupados)



Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: La muestra total tiene un número N = 169.256.

El cuadro 3 muestra que más de la mitad del empleo antes de la pandemia con alto riesgo de automatización se concentraba en las ocupaciones de trabajadores industriales, artesanos y ayudantes, seguidas de los comerciantes. Por su parte, más del 80% del empleo en ocupaciones con gran cantidad de tareas rutinarias se concentra en dos ocupaciones: por un lado, oficinistas, y, por otro, trabajadores industriales, artesanos y ayudantes. En cuanto al trabajo remoto, el índice de viabilidad del trabajo remoto de Dingel y Neiman indica que más del 70% del empleo realizable a distancia está compuesto por tres ocupaciones: i) profesionales, técnicos y trabajadores del sector del arte, ii) comerciantes y iii) oficinistas. En cambio, al considerar la composición del empleo realizable desde la casa según el índice de viabilidad del trabajo remoto de Leyva y Mora, tienen un peso más importante los trabajadores de la educación, y los funcionarios y directivos, en detrimento de los comerciantes.

Cuadro 3

México: composición del empleo expuesto al cambio tecnológico por ocupaciones, primer trimestre de 2020

Ocupación	Índice de probabilidad de automatización $\geq 0,7$	Índice de rutinización $\geq 0,4$	Índice de viabilidad del trabajo remoto (Dingel y Neiman) = 1	Índice de viabilidad del trabajo remoto (Leyva y Mora) = 1
Profesionales, técnicos y trabajadores del sector del arte	0,06	0,06	0,25	0,27
Trabajadores de la educación	0,00	0,00	0,15	0,29
Funcionarios y directivos	0,01	0,01	0,05	0,11
Oficinistas	0,13	0,34	0,23	0,23
Trabajadores industriales, artesanos y ayudantes	0,35	0,49	0,04	0,03
Comerciantes	0,19	0,05	0,24	0,04
Operadores de transporte	0,04	0,01	0,01	0,00
Trabajadores en el sector de servicios personales	0,13	0,03	0,02	0,02
Trabajadores en el sector de la protección y vigilancia	0,00	0,00	0,01	0,00
Trabajadores agropecuarios	0,10	0,01	0,00	0,00

Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Si se realiza el mismo análisis, pero a nivel sectorial, tal como se muestra en el cuadro 4, se observan resultados similares. El sector manufacturero y el comercio concentran más del 40% del empleo, en ocupaciones con un índice de probabilidad de automatización alto. Además, la industria manufacturera sola contiene el 45% del total de tareas altamente rutinarias. En lo que respecta al índice de viabilidad del trabajo remoto de Dingel y Neiman, los sectores de comercio y servicios sociales reúnen casi la mitad del empleo realizable de forma remota. Se observa algo similar, aunque mucho más marcado, en el sector de servicios sociales al considerar la composición del empleo realizable a distancia según el índice de viabilidad del trabajo remoto de Leyva y Mora.

Cuadro 4

México: composición del empleo expuesto al cambio tecnológico por sectores, primer trimestre de 2020

	Índice de probabilidad de automatización $\geq 0,7$	Índice de rutinización $\geq 0,4$	Índice de viabilidad del trabajo remoto (Dingel y Neiman) = 1	Índice de viabilidad del trabajo remoto (Leyva y Mora) = 1
No especificado	0,01	0,01	0,00	0,00
Agricultura, ganadería y otros	0,10	0,01	0,01	0,01
Industria extractiva y electricidad	0,01	0,02	0,01	0,01
Industria manufacturera	0,21	0,45	0,07	0,07
Construcción	0,10	0,03	0,03	0,03
Comercio	0,21	0,13	0,25	0,08
Restaurantes y servicios de alojamiento	0,12	0,04	0,02	0,03
Transporte, comunicaciones y correo	0,04	0,04	0,04	0,04
Servicios profesionales y financieros	0,06	0,06	0,16	0,15
Servicios sociales	0,04	0,07	0,23	0,40
Servicios diversos	0,07	0,06	0,04	0,04
Gobierno y organismos internacionales	0,05	0,09	0,14	0,13

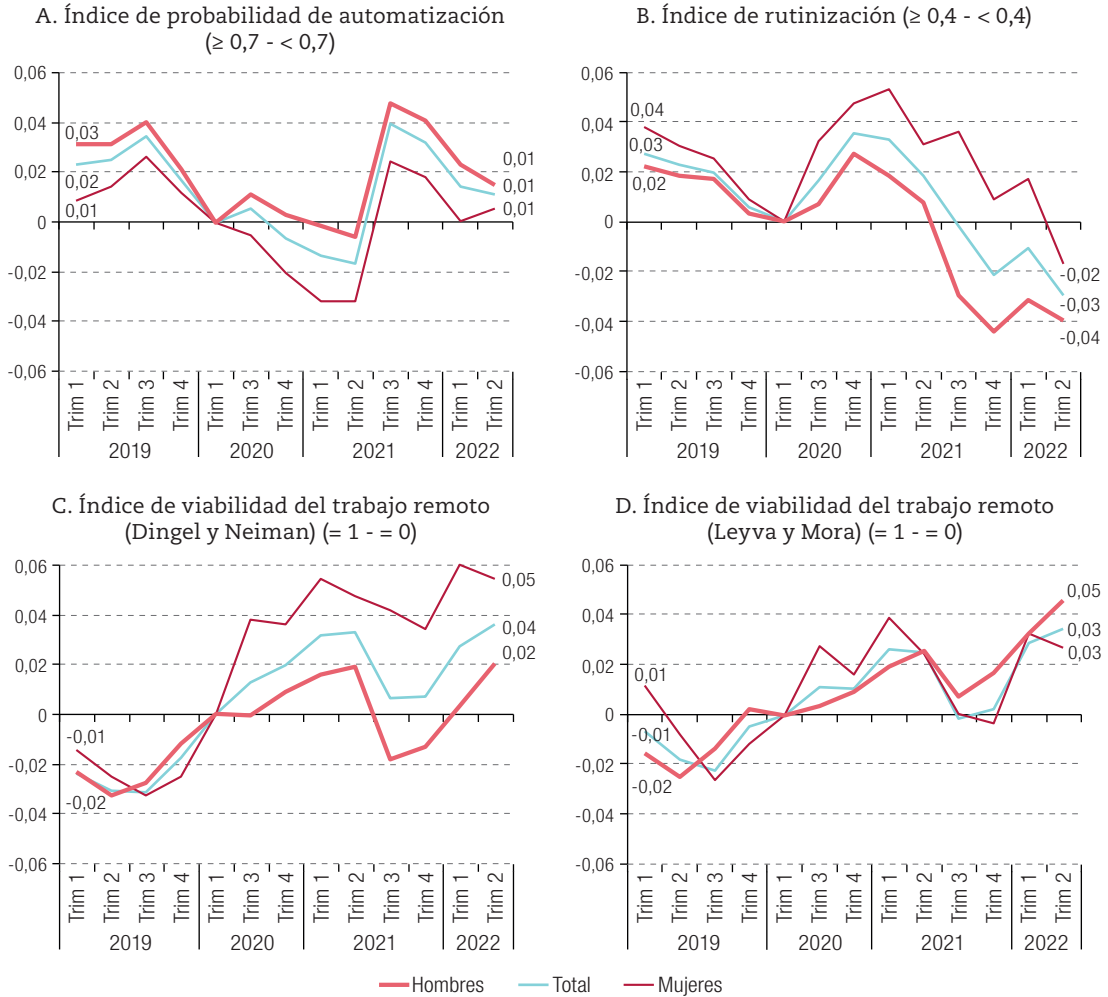
Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

De acuerdo con la literatura, cabría esperar que, tras la pandemia, haya ganado dinamismo el empleo en ocupaciones que pueden realizarse de forma remota. Asimismo, si la pandemia hubiera inducido un cambio tecnológico, este debería afectar el empleo en alto riesgo de automatización y que incluye gran cantidad de tareas rutinarias. Sin embargo, al considerar la diferencia entre el crecimiento del empleo en las ocupaciones más expuestas al cambio tecnológico y el resto, tomando como período de referencia el primer trimestre de 2020, los datos de México no permiten detectar un patrón claro en los grandes agregados de empleo. Esta información se presenta en el gráfico 3.

Por otra parte, al considerar la dinámica del empleo total según la exposición al cambio tecnológico, en relación con el riesgo de automatización, si bien se aprecia un menor crecimiento del empleo en ocupaciones con un índice de probabilidad de automatización alto en comparación con el resto de las ocupaciones desde el primer trimestre de 2020, como cabía esperar, esa tendencia se revierte a partir del tercer trimestre de 2021. Sin embargo, esas diferencias son siempre pequeñas y presentan una tendencia decreciente hacia el segundo trimestre de 2022. El empleo, según el índice de rutinización, también presenta un patrón errático, aunque con menor dinamismo del empleo en ocupaciones con gran cantidad de tareas rutinarias frente al resto de las ocupaciones en el segundo trimestre de 2022, lo que afecta principalmente a los hombres. En efecto, entre el primer trimestre de 2020 y el segundo trimestre de 2022, el empleo masculino en ocupaciones rutinarias creció 4 puntos porcentuales menos que en el resto de las ocupaciones.

Gráfico 3

México: comparación del crecimiento del empleo en las ocupaciones más y menos expuestas al cambio tecnológico, con relación al primer trimestre de 2020



Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: La muestra total tiene un número N = 1.994.955.

También se advierte un mayor crecimiento del empleo desde el primer trimestre de 2020 en ocupaciones donde el trabajo remoto es viable, en particular al considerar el índice de viabilidad del trabajo remoto de Dingel y Neiman, y sobre todo entre las mujeres: desde el tercer trimestre de 2020, el empleo femenino en ocupaciones donde el trabajo remoto es viable registró un crecimiento acumulado al menos cinco puntos porcentuales superior al del resto de las ocupaciones. Por su parte, el índice de viabilidad del trabajo remoto de Leyva y Mora refleja un patrón similar, pero liderado por hombres.

A modo de síntesis, las estadísticas de empleo muestran que, desde el inicio de la pandemia, el menor dinamismo del empleo en las ocupaciones con alto riesgo de automatización fue transitorio. En cambio, sí se advierte una débil tendencia hacia una menor generación de empleos entre los hombres en ocupaciones rutinarias, algo que se aprecia desde el segundo semestre de 2021, en comparación siempre con el primer trimestre de 2020. Por último, el empleo en ocupaciones realizables de forma remota creció más que en el resto de las ocupaciones. Es preciso advertir

que las tendencias observadas podrían reflejar el efecto de otros factores no necesariamente vinculados a la exposición de las ocupaciones al cambio tecnológico. Esto se considerará en las próximas secciones.

IV. Estrategia empírica

En esta sección se describe la estrategia empírica utilizada para analizar la evolución del empleo en ocupaciones con alta exposición al cambio tecnológico, de acuerdo con los cuatro índices considerados, y con el control de acuerdo con las características de las personas que componen la muestra que podrían afectar las tendencias observadas en las estadísticas agregadas presentadas en el gráfico 3.

Se utilizan los microdatos de la ENOE del primer trimestre de 2019 al primer trimestre de 2020 y de la ENOEN del tercer trimestre de 2020 al segundo trimestre de 2022. Estos datos sirven para analizar la dinámica del empleo según los distintos indicadores de exposición al cambio tecnológico presentados previamente, aplicando las fórmulas siguientes:

$$Y_{i,t} = \alpha + \sum_{\tau = -4}^g I(\tau) \{ \gamma_{\tau} + \beta_{\tau} I_i(E_0) \} + \eta I_i(E_0) + \nu X_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

donde $Y_{i,t}$ representa el resultado del mercado laboral de interés para el individuo i en el trimestre t . Las variables de resultado consideradas son empleo y empleo formal (como variables dicotómicas). La variable τ denota el trimestre de referencia en relación con la pandemia, considerando cuatro trimestres previos a la misma (primer a cuarto trimestre de 2019) y ocho posteriores (tercer trimestre de 2020 a segundo trimestre de 2022). El período $\tau = 0$ corresponde al primer trimestre de 2020, que constituye el trimestre de referencia. Por su parte, $I_i(E_0)$ es el valor de una variable dicotómica que indica la exposición al cambio tecnológico la primera vez que el individuo aparece ocupado en la muestra, donde E_0 difiere según cada uno de los cuatro índices considerados²⁰.

La variable $X_{i,t}$ incluye una serie de controles por características sociodemográficas, como sexo, edad, años de educación, estado civil, presencia de niños de entre 0 y 17 años en el hogar y zona geográfica. Además, todas las regresiones contienen efectos fijos por entidad federativa²¹. Finalmente, $\epsilon_{i,t}$ es un término de error. Los efectos fijos por entidad federativa controlan por diferencias estructurales y dinámicas regionales en el mercado laboral mexicano. Dado que la exposición al cambio tecnológico puede variar significativamente entre estados debido a factores como la composición sectorial, la infraestructura tecnológica y el grado de urbanización, la inclusión de estos efectos fijos permite aislar el impacto del cambio tecnológico en el empleo de otros factores determinantes regionales. Además, al utilizar datos de múltiples trimestres, los efectos fijos por entidad ayudan a captar la heterogeneidad no observada.

²⁰ A diferencia de las encuestas de otros países (como la Encuesta Continua de Población (CPS) de los Estados Unidos), que permiten determinar las ocupaciones de personas ocupadas, desocupadas y fuera de la fuerza de trabajo (Albanesi y Kim, 2021), la ENOE solo revela las ocupaciones de las personas empleadas. Por ello, al definir como ocupación de cada individuo la que tenía la primera vez que apareció empleado en la muestra, se conserva esa información para los trimestres en que la persona podría dejar de estar empleada. Como prueba de robustez, se realizó el mismo análisis considerando el valor de las variables de exposición al cambio tecnológico con un rezago trimestral, con resultados muy similares a los de la especificación de base.

²¹ Tal como se mencionó antes, la ENOE se organiza con un panel rotativo en el que una quinta parte de la muestra se renueva cada trimestre. Esto significa que no todas las personas están presentes en todos los períodos, lo que dificulta el reconocimiento de efectos fijos individuales fiables. En cualquier caso, el estudio se centra en el efecto del cambio tecnológico en ocupaciones, no en cambios individuales de un mismo trabajador a lo largo del tiempo.

Los coeficientes de interacción de interés β_τ miden la diferencia entre personas expuestas y no expuestas al cambio tecnológico de la variación de Y entre τ y el período de referencia ($\tau = 0$). Por ejemplo, para el caso de la variable de resultado empleo y el índice de probabilidad de automatización, si $\beta_\tau > 0$ el crecimiento del empleo entre el primer trimestre de 2020 y τ es mayor en personas con ocupaciones con un índice de probabilidad de automatización alto que en el resto de la muestra.

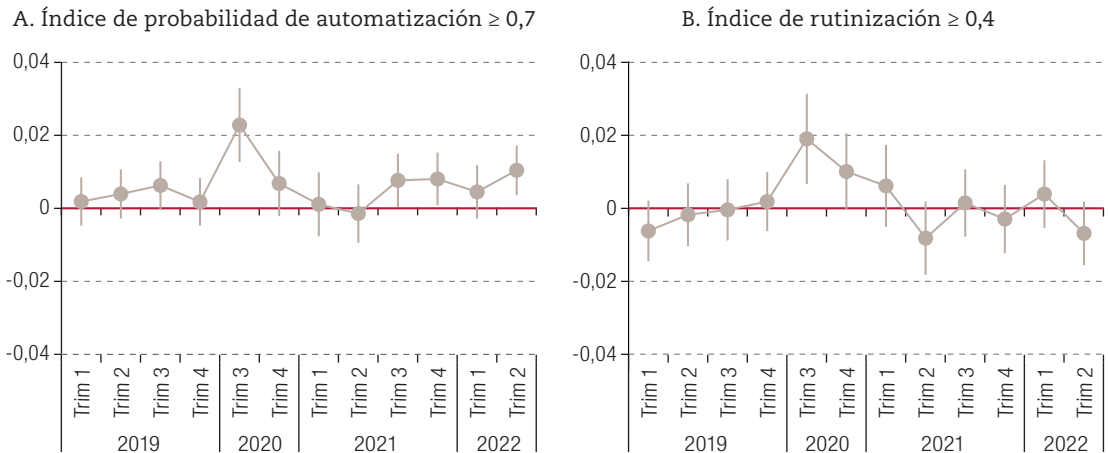
Finalmente, hay que aclarar que la muestra incluye solo a la población de entre 18 y 64 años en cualquier estado ocupacional (ocupada, desocupada, disponible para trabajar o no disponible para trabajar), pero que ha estado ocupada en algún momento dentro del período considerado.

V. Resultados

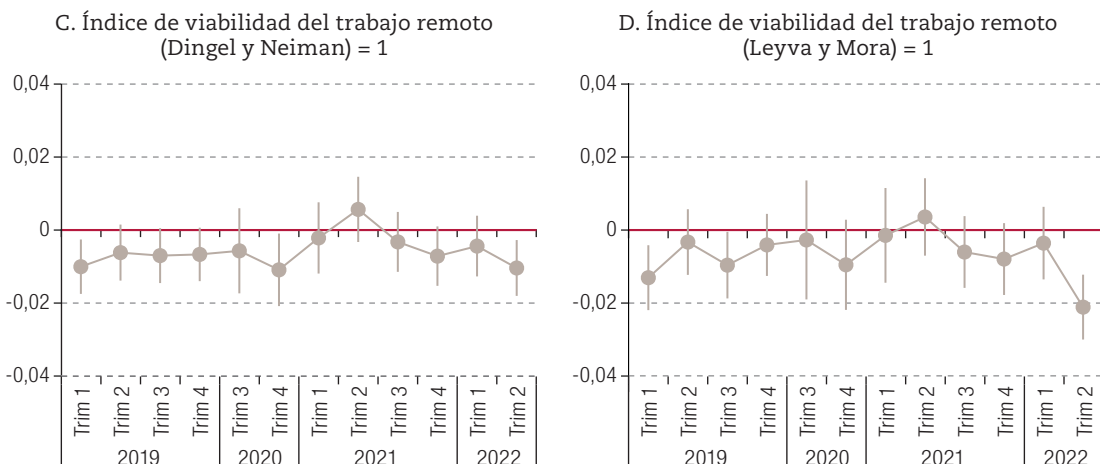
En esta sección se presentan los resultados de las estimaciones. En los gráficos solamente se indican los coeficientes asociados al término de interacción entre cada trimestre y los índices de exposición del cambio tecnológico de la ecuación presentada en la sección anterior.

El gráfico 4 muestra los resultados, donde se utiliza como variable dependiente la condición de empleado (ya sea formal o informal). En primer lugar, a partir del tercer trimestre de 2021, se estima un crecimiento del empleo ligeramente mayor en ocupaciones con un índice alto de probabilidad teórica de automatización, pero donde la exposición efectiva al cambio tecnológico es baja, puesto que son ocupaciones con mayor informalidad²². Estos resultados, si bien pueden parecer paradójicos, estarían reflejando un efecto de composición, tal como se verá más adelante.

Gráfico 4
México: cambio en la probabilidad de estar empleado^a



²² Casi dos tercios del empleo con alto riesgo de automatización (véase el cuadro 3) se concentra en ocupaciones con niveles de informalidad por encima del promedio (49% en el primer trimestre de 2020) como trabajadores industriales artesanos y ayudantes (53%), comerciantes (62%) y trabajadores agropecuarios (85%). Estas son ocupaciones que se recuperaron más rápido que otras tras el choque sanitario (Hoehn-Velasco et al., 2021).



Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

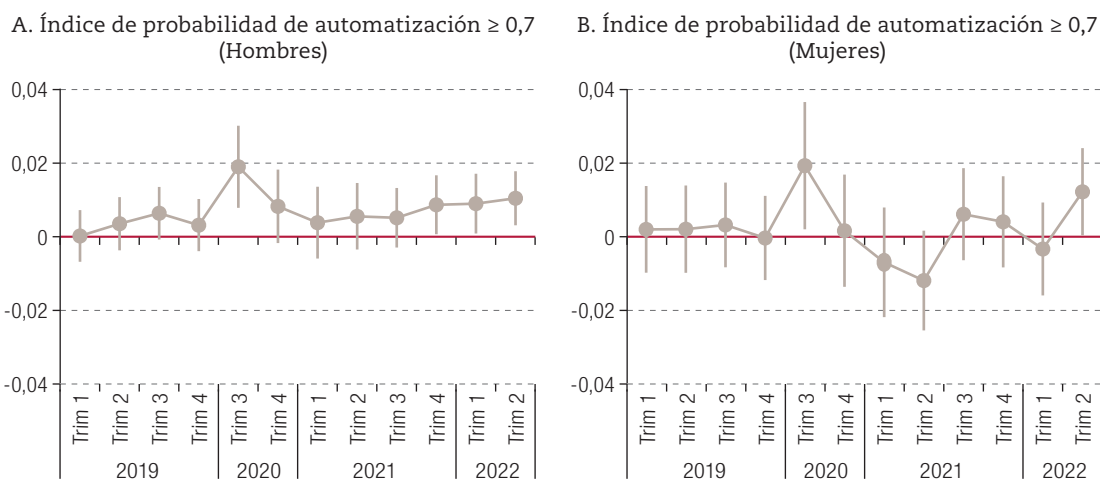
Nota: Estimaciones obtenidas mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios. Los errores estándar se agrupan en el nivel individual y las líneas verticales representan intervalos de confianza del 95%.

^a No se incluyen datos para el primer y el segundo trimestre de 2020.

Por su parte, la dinámica del empleo en ocupaciones que incluyen gran cantidad de actividades rutinarias no difiere del empleo en el resto de las ocupaciones²³. Tampoco hay una tendencia clara de aumento de los trabajos remotos al considerar el empleo agregado. Son similares los resultados desagregados por sexo, que se presentan en el gráfico 5.

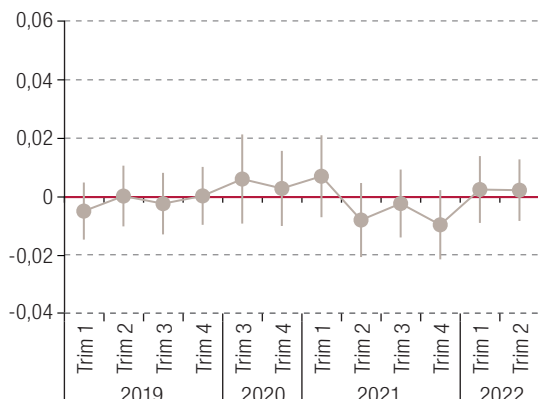
Gráfico 5

México: cambio en la probabilidad de estar empleado por sexo^a

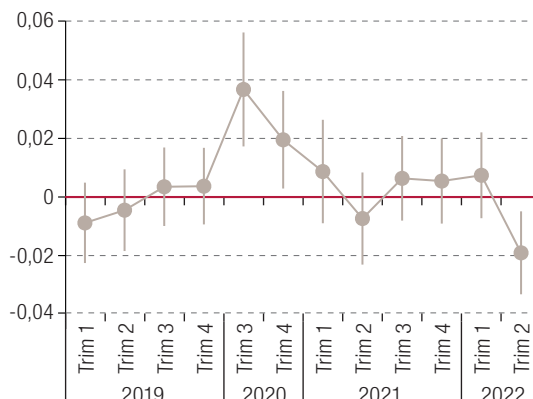


²³ Si bien los resultados correspondientes al índice de probabilidad de automatización y el índice de rutinización parecen incongruentes entre sí, cabe aclarar que, por definición, dichos índices no son comparables. El índice de probabilidad de automatización califica ocupaciones completas como automatizables, mientras que el índice de rutinización reconoce tareas específicas que se consideran rutinarias y que, por tanto, presentan mayor probabilidad de ser automatizadas (Arntz et al., 2016, 2017). Específicamente, el 73,6% de las observaciones con un índice de probabilidad de automatización $\geq 0,7$ en la muestra corresponde a ocupaciones con valores de índice de rutinización $< 0,4$.

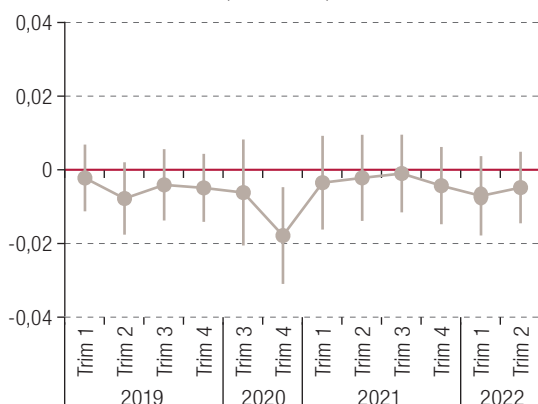
C. Índice de rutinización $\geq 0,4$
(Hombres)



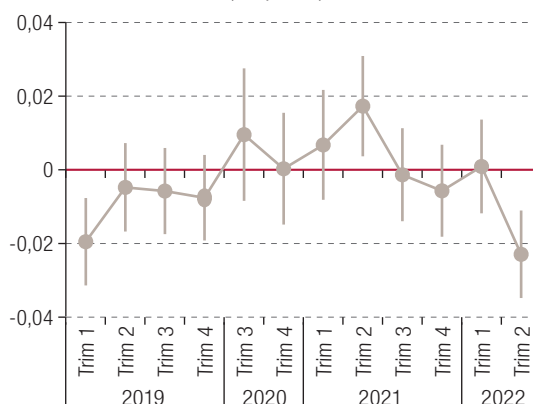
D. Índice de rutinización $\geq 0,4$
(Mujeres)



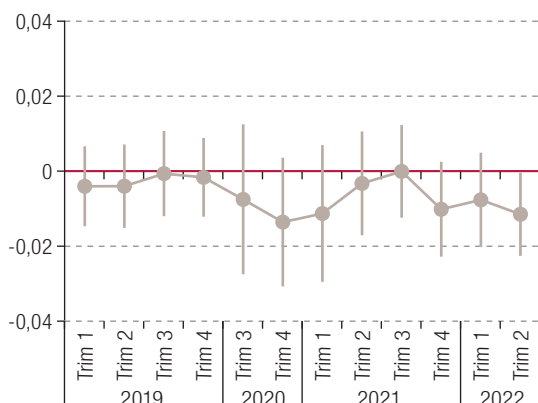
E. Índice de viabilidad del trabajo remoto
(Dingel y Neiman) = 1
(Hombres)



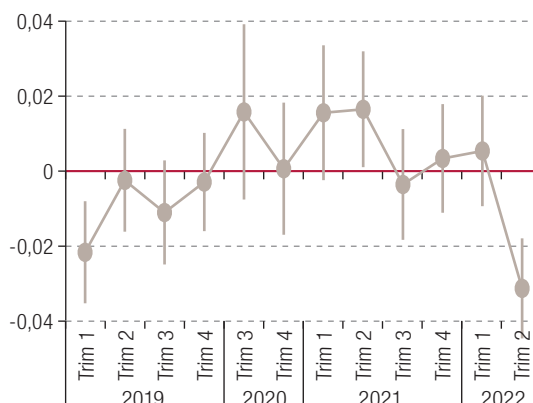
F. Índice de viabilidad del trabajo remoto
(Dingel y Neiman) = 1
(Mujeres)



G. Índice de viabilidad del trabajo remoto
(Leyva y Mora) = 1
(Hombres)



H. Índice de viabilidad del trabajo remoto
(Leyva y Mora) = 1
(Mujeres)



Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: Estimaciones obtenidas mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales representan intervalos de confianza del 95%. Los gráficos de la izquierda indican los resultados para hombres; los gráficos de la derecha, para las mujeres.

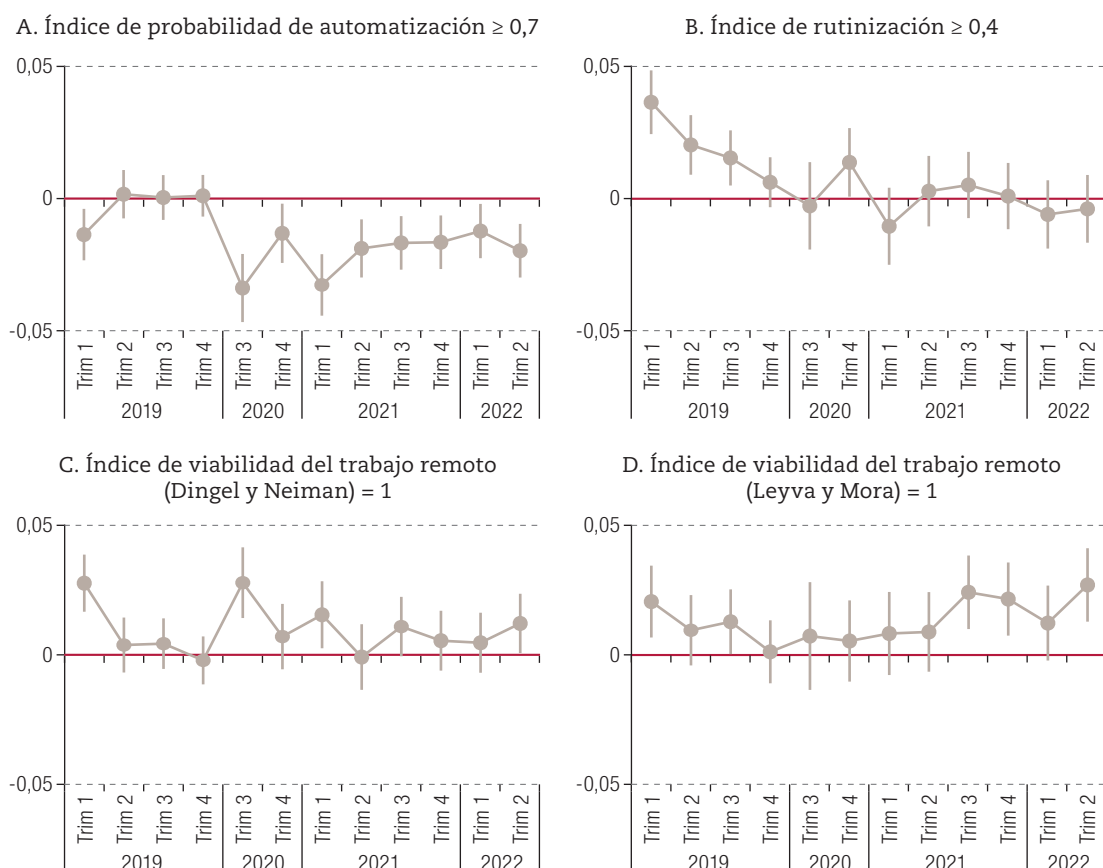
^a No se incluyen datos para el primer y el segundo trimestre de 2020.

Como se mencionó anteriormente, los resultados presentados pueden obedecer a un efecto de composición del empleo. En el trimestre de base (primer trimestre de 2020), aproximadamente un 51% de las personas incluidas en la muestra (población de 18 a 64 años) tenían un empleo formal, frente a un 49% en el sector informal. Dado que es más probable que la adopción de nuevas tecnologías tenga lugar en el sector formal de la economía (Cerezo García et al., 2020), el aumento del empleo en ocupaciones con alto riesgo de automatización, reflejado en los gráficos 4 y 5, podría estar ocurriendo en el sector informal.

El gráfico 6 muestra el efecto de la exposición al cambio tecnológico en la probabilidad de empleo en el sector formal de personas que están empleadas. En primer lugar, desde el tercer trimestre de 2020 se observa una tendencia estadísticamente significativa de menor crecimiento del empleo (de 2 puntos porcentuales en el segundo trimestre de 2022) en ocupaciones con índices de probabilidad de automatización elevados en relación con el resto. Por su parte, no se aprecia un diferencial estadísticamente significativo de crecimiento del empleo entre ocupaciones con un índice de rutinización alto o bajo. Otro resultado interesante es que la probabilidad de estar empleado en el sector formal en ocupaciones realizables de forma remota creció más que en el resto de las ocupaciones (entre 1,2 y 2,7 puntos porcentuales en el segundo trimestre de 2022), sobre todo al considerar el criterio de Leyva y Mora (2021), quienes analizaron la viabilidad del trabajo remoto de las ocupaciones en México.

Gráfico 6

México: cambio en la probabilidad de estar empleado en el sector formal^a



Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: Estimaciones obtenidas mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales representan intervalos de confianza del 95%.

^a No se incluyen datos para el primer y el segundo trimestre de 2020.

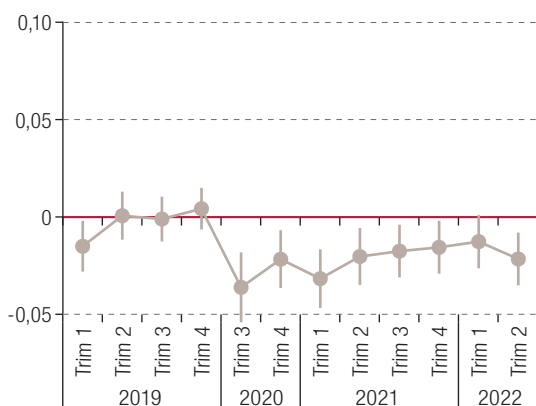
El gráfico 7 presenta los mismos resultados, pero desagregados por sexo, y se observa que el diferencial de crecimiento del empleo en ocupaciones con un índice de probabilidad de automatización alto es negativo y estadísticamente significativo a partir del tercer trimestre de 2020. Además, es algo más marcado entre los hombres, aunque también se aprecia en las mujeres. Se confirman también las tendencias de mayor crecimiento del empleo en trabajos realizables de forma remota. En efecto, el diferencial de crecimiento del empleo para el índice de la viabilidad del trabajo remoto de Dingel y Neiman = 1, con relación al resto del empleo, tiende a ser positivo a partir del tercer trimestre de 2020 para los hombres, mientras que los efectos en las mujeres, en promedio, no son distintos de 0. Finalmente, los coeficientes de interacción que consideran el índice de viabilidad del trabajo remoto de Leyva y Mora son positivos, y estadísticamente significativos con un intervalo de confianza del 95%, para los hombres y las mujeres, en particular a partir del tercer trimestre de 2021.

En síntesis, los resultados de las estimaciones sugieren: i) un menor crecimiento del empleo formal en las ocupaciones con un índice de probabilidad de automatización alto, con algo más de impacto en los hombres que en las mujeres, y ii) un mayor crecimiento del empleo formal en ocupaciones realizables de forma remota, que es más marcado entre los hombres, pero también se aprecia entre las mujeres.

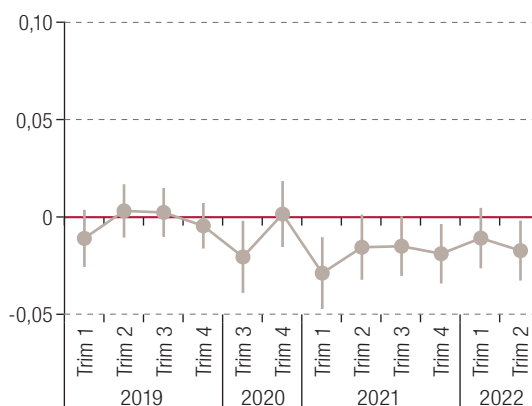
Gráfico 7

México: cambio en la probabilidad de estar empleado en el sector formal por sexo^a

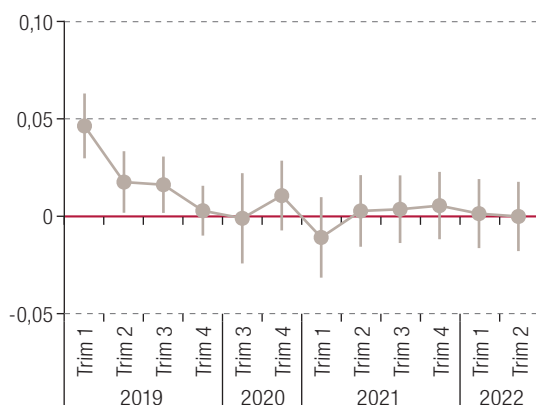
A. Índice de probabilidad de automatización $\geq 0,7$ (Hombres)



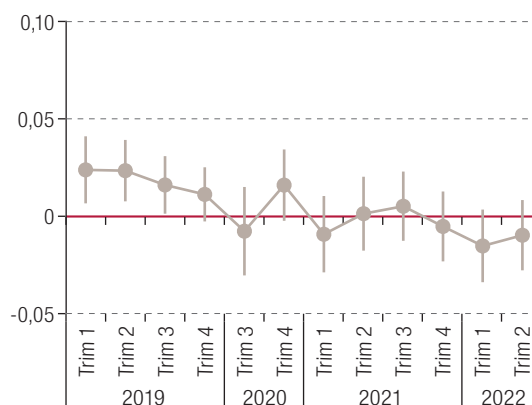
B. Índice de probabilidad de automatización $\geq 0,7$ (Mujeres)

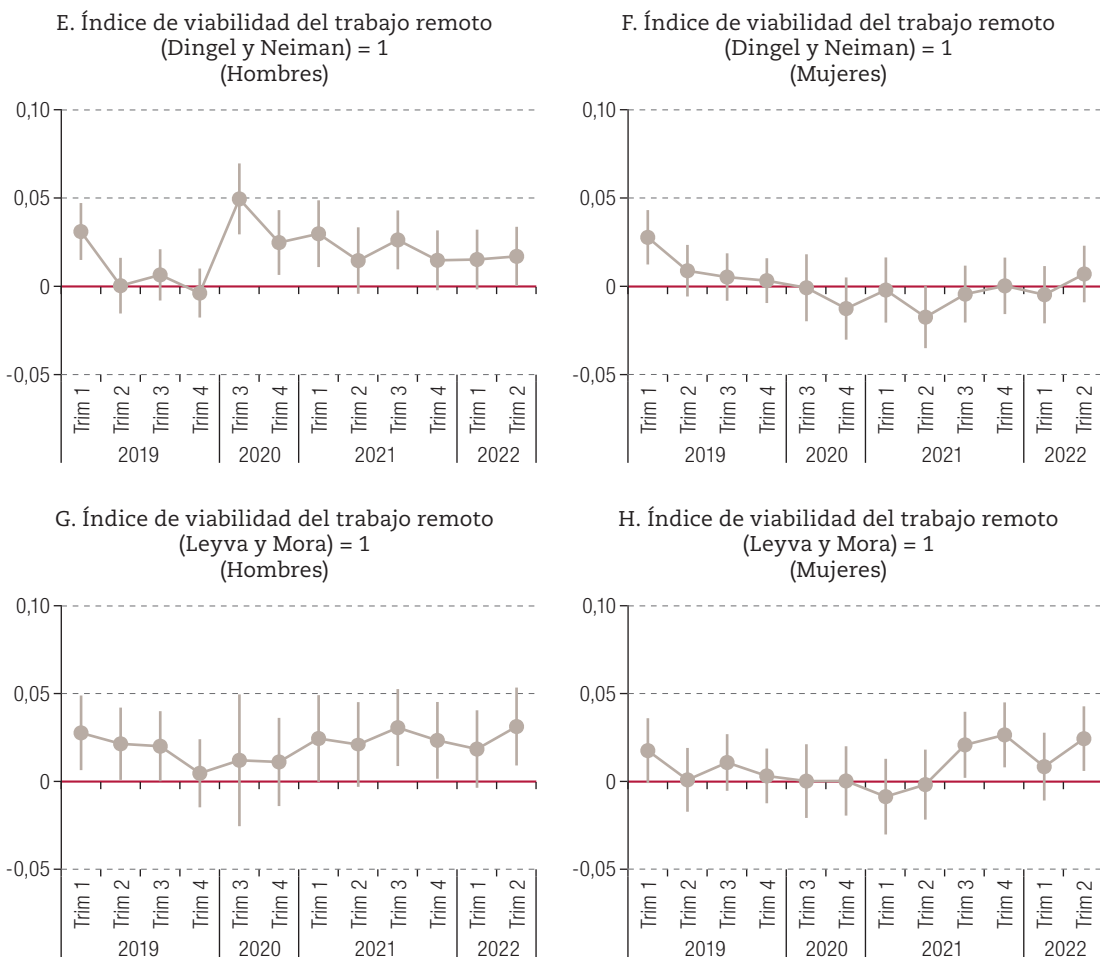


C. Índice de rutinización $\geq 0,4$ (Hombres)



D. Índice de rutinización $\geq 0,4$ (Mujeres)





Fuente: Elaboración propia, sobre la base de Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad*. <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas>.

Nota: Estimaciones obtenidas mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales representan intervalos de confianza del 95%. Los gráficos de la izquierda indican los resultados para hombres; los gráficos de la derecha, para las mujeres.

^a No se incluyen datos para el primer y el segundo trimestre de 2020.

La relación entre cambio tecnológico y empleo implica que, para que se observen efectos en el mercado laboral, las empresas deben estar adoptando nuevas tecnologías. Lamentablemente, no hay información disponible al respecto para el período de tiempo considerado. Fuentes como la Encuesta Nacional sobre Productividad y Competitividad de las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas (ENAPROCE) del INEGI, que proporciona datos sobre digitalización y uso de tecnologías en el sector empresarial, solo están disponibles para 2015 y 2018.

Más allá de esta limitación, los resultados coinciden con la literatura existente en dos sentidos: por un lado, tal como se comentaba antes, diversos estudios han documentado que las crisis económicas aceleran la introducción de nuevas tecnologías debido a la necesidad de eficiencia y reducción de costos (Kopytov et al., 2018; Brynjolfsson et al., 2020); por otro, los efectos diferenciados en el empleo formal e informal son congruentes con lo que cabría esperar si hubiera adopción tecnológica. Específicamente, se observa un menor crecimiento del empleo formal en ocupaciones con alta exposición a la automatización y un mayor crecimiento del empleo en las ocupaciones que pueden realizarse de forma remota. Estos resultados sugieren que, al menos en el sector formal, hay dinámicas compatibles con un proceso de cambio tecnológico.

En síntesis, si bien sería valioso complementar el estudio con información directa sobre la adopción de tecnología en empresas mexicanas, esta no se encuentra disponible. Al margen de esto, los hallazgos actuales sugieren que existen impactos diferenciales en el empleo formal, consistentes con procesos de cambio tecnológico. Futuras investigaciones podrían profundizar en esta relación mediante la combinación de datos laborales con indicadores de inversión en automatización y digitalización en México.

VI. Conclusiones

Considerando la exposición al cambio tecnológico, este trabajo examina la evolución del empleo en México tras la pandemia de COVID-19 a partir de datos de la ENOE del primer trimestre de 2019 al segundo trimestre de 2022, junto con índices de exposición al cambio tecnológico de las ocupaciones en el país.

En relación con el primer trimestre de 2020, no se encuentran datos concluyentes de un menor dinamismo del empleo agregado en ocupaciones con una alta probabilidad de automatización y que incluyen gran cantidad de tareas rutinarias, tampoco hay pruebas del crecimiento del empleo agregado realizable de forma remota.

En cambio, los resultados son diferentes al centrar el análisis en el sector formal, donde parece más probable la adopción de nuevas tecnologías. En particular, a partir del tercer trimestre de 2020, se observa una reducción relativa en la generación de empleo formal en ocupaciones con alta probabilidad de automatización, en comparación con el resto de las ocupaciones. Este efecto es más pronunciado entre los hombres, lo que sugiere que la automatización pudo haber afectado en mayor medida a sectores masculinizados dentro del empleo formal. En segundo lugar, también se observa un ritmo de crecimiento del empleo formal en ocupaciones que pueden realizarse de manera remota superior al de otras ocupaciones, especialmente desde la segunda mitad de 2021. Este efecto es más evidente al considerar un índice de viabilidad del teletrabajo construido específicamente para México, lo que sugiere que la pandemia pudo haber acelerado cambios estructurales en la organización del trabajo en ciertos sectores.

Si bien la exposición efectiva al cambio tecnológico parece ser aún baja, tras la pandemia, como cabía esperar (Beylis et al., 2020), se aceleraron una serie de cambios en el mercado de trabajo formal compatibles con la adopción de nuevas tecnologías. Por su parte, la ausencia de una contracción generalizada del empleo total en ocupaciones automatizables apunta a que la alta informalidad en el mercado laboral mexicano puede estar funcionando como amortiguador de los efectos agregados de la automatización en el empleo. A diferencia de países con mercados laborales con mayores niveles de formalidad, donde los avances tecnológicos pueden traducirse rápidamente en sustitución de empleos, en México la presencia de sectores con bajos costos laborales y menor acceso a tecnología podría estar ralentizando este proceso. Por otro lado, cabe advertir que los efectos detectados son de corto o mediano plazo, y que, en un horizonte de tiempo más largo, tendrían lugar al menos dos efectos adicionales no contemplados en el estudio: primero, el crecimiento de las empresas que adoptan tecnologías podría requerir más empleo (efecto escala); y, segundo, debería tener lugar también una reasignación de los trabajadores sustituidos por nuevas tecnologías a otros empleos.

La política pública puede facilitar estas transformaciones de diversas maneras. Lo principal es contar con una estrategia de políticas de desarrollo productivo que incentive a las empresas a innovar, para de esa forma favorecer el crecimiento y la generación de empleo. Además, debe facilitarse la reasignación del empleo a usos más productivos, por lo que las políticas de formación y capacitación del capital humano cobran una importancia central.

En síntesis, aunque la pandemia no provocó un cambio abrupto en la estructura del empleo en México, sí se observan tendencias que indican una lenta pero progresiva transformación del mercado laboral formal en respuesta al cambio tecnológico.

Bibliografía

- Acemoğlu, D. (2021, marzo). Rehacer el mundo pos-COVID: para revertir el aumento de la desigualdad hay que controlar estrictamente la automatización. *Finanzas & Desarrollo*. Fondo Monetario Internacional.
- Acemoğlu, D., Autor, D., Dorn, D., Hanson, G. H. y Price, B. (2014). Return of the Solow paradox? IT, productivity, and employment in US manufacturing. *American Economic Review*, 104(5). <http://doi.org/10.1257/aer.104.5.394>
- Acemoğlu, D. y Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6). <https://doi.org/10.1086/705716>
- Adams-Prassl, A., Boneva, T., Golin, M. y Rauh, C. (2022). Work that can be done from home: evidence on variation within and across occupations and industries. *Labour Economics*, 74. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102083>
- Alarcón Osuna, M. A. (2021). Empleo desde casa en México: estimación con el modelo Dingel-Neiman. *Carta Económica Regional*. (128). <https://doi.org/10.32870/cer.v0i128.7819>
- Albanesi, S. y Kim, J. (2021). The gendered impact of the COVID-19 recession on the US labor market. *NBER Working Paper*. (28505). <http://doi.org/10.3386/w28505>
- Alon, T., Doepke, M., Olmstead-Rumsey, J. y Tertilt, M. (2020). The impact of COVID-19 on gender equality. *NBER Working Paper*. (26947). <http://doi.org/10.3386/w26947>
- Apedo-Amah, M. C., Avdiu, B., Cirera, X., Cruz, M., Davies, E., Grover, A., Iacovone, L., Kilinc, U., Medvedev, D., Maduko, F. O., Poupakis, S., Torres, J. y Tran, T. T. (2020). Unmasking the impact of COVID-19 on businesses: firm level evidence from across the world. *Policy Research Working Paper*. (9434). <https://doi.org/10.1596/1813-9450-9434>
- Arntz, M., Gregory, T. y Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*. (189). <https://doi.org/10.1787/5j1z9h56dvq7-en>
- Arntz, M., Gregory, T. y Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, 159. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.001>
- Artuc, E., Christiaensen, L. y Winkler, H. (2019). Does automation in rich countries hurt developing ones? Evidence from the U.S. and Mexico. *Policy Research Working Paper*. (8741). <https://doi.org/10.1596/1813-9450-8741>
- Banco Mundial. (2016). *World Development Report 2016: Digital Dividends*. <http://doi.org/10.1596/978-1-4648-0671-1>
- Barrero, J. M., Bloom, N. y Davis, S. J. (2021). Why working from home will stick. *NBER Working Paper*. (28731). <https://doi.org/10.3386/w28731>
- Beylis, G., Fattal-Jaef, R., Sinha, R., Morris, M. y Sebastian, A. R. (2020). *Efecto viral: COVID-19 y la transformación acelerada del empleo en América Latina y el Caribe*. Banco Mundial.
- Blit, J. (2020a). Automation and reallocation: the lasting legacy of COVID-19 in Canada. *CLEF Working Paper*. (31). Canadian Labour Economics Forum.
- Blit, J. (2020b). Automation and reallocation: will COVID-19 usher in the future of work?. *Canadian Public Policy*, 46(S2). <https://doi.org/10.3138/cpp.2020-065>
- Bonilla-Mejía, L., Florez, L. A., Hermida, D., Lasso, F., Morales, L. F., Ospina, J. J. y Pulido, J. (2023). Is the COVID-19 pandemic fast-tracking automation in developing countries? Evidence from Colombia. *Journal of Human Capital*, 17(4). <https://doi.org/10.1086/726758>
- Brynjolfsson, E., Horton, J. J., Ozimek, A., Rock, D., Sharma, G. y TuYe, H.-Y. (2020). COVID-19 and remote work: an early look at US data. *NBER Working Paper*. (27344). <https://doi.org/10.3386/w27344>
- Brynjolfsson, E., Mitchell, T. y Rock, D. (2018). What can machines learn, and what does it mean for occupations and the economy?. *AEA Papers and Proceedings*, 108. <http://doi.org/10.1257/pandp.20181019>
- Caselli, M., Fracasso, A. y Traverso, S. (2020). Mitigation of risks of Covid-19 contagion and robotisation: evidence from Italy. *Covid Economics: Vetted and Real-Time Papers*. (17). CEPR Press.

- Cebreros, A., Heffner-Rodríguez, A., Livas, R. y Puggioni, D. (2020). Automation technologies and employment at risk: the case of Mexico. *Documentos de Investigación*. (2020-04). Banco de México.
- Cerezo García, V., López González, T. S. y López Herrera, F. (2020). Crecimiento económico e inflación en México, 1993-2018: ¿una relación lineal o no lineal?. *Investigación económica*, 79(311). <https://doi.org/10.22201/fe.01851667p.2020.311.72437>
- Corrocher, N., Moschella, D., Staccioli, J. y Vivarelli, M. (2023). Innovation and the labor market: theory, evidence and challenges. *GLO Discussion Paper*. (1284). Global Labor Organization.
- Davis, M. A., Ghent, A. C. y Gregory, J. M. (2021). The work-from-home technology boon and its consequences. *NBER Working Paper*. (28461). <https://doi.org/10.3386/w28461>
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. y Woessner, N. (2021). The adjustment of labor markets to robots. *Journal of the European Economic Association*, 19(6). <https://doi.org/10.1093/jea/jvab012>
- Diario Oficial de la Federación. (2020a, 25 de marzo). *Acuerdo del Comité de Evaluación a que se refiere el artículo 28 de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos*.
- Diario Oficial de la Federación. (2020b, 29 de mayo). *Acuerdo por el que se establecen los Lineamientos Técnicos Específicos para la Reapertura de las Actividades Económicas*.
- Ding, L. y Saenz Molina, J. (2020). "Forced automation" by COVID-19? Early trends from current population survey data. *Discussion Paper*. Banco de la Reserva Federal de Filadelfia.
- Dingel, J. I. y Neiman, B. (2020). How many jobs can be done at home?. *Journal of Public Economics*, 189. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2020.104235>
- Egana-delSol, P., Cruz, G. y Micco, A. (2022). COVID-19 and automation in a developing economy: Evidence from Chile. *Technological Forecasting and Social Change*, 176. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121373>
- Filippo, A., Flores, I. y Székely, M. (2021). Mujeres y jóvenes: principales grupos afectados en México por la contracción económica durante la pandemia. *Nota Técnica*. (2224). <http://dx.doi.org/10.18235/0003406>
- Frey, C. B. y Osborne, M. A. (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?. *Technological Forecasting and Social Change*, 114. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Groshen, E. L. y Potter, S. (2003). Has structural change contributed to a jobless recovery?. *Current Issues in Economics and Finance*, 9(8). Banco de la Reserva Federal de Nueva York.
- Hershbein, B. y Kahn, L. B. (2018). Do recessions accelerate routine-biased technological change? Evidence from vacancy postings. *American Economic Review*, 108(7). <http://doi.org/10.1257/aer.20161570>
- Hoehn-Velasco, L., Silverio-Murillo, A. y Balmori de la Miyar, J. R. (2021). The long downturn: The impact of the great lockdown on formal employment. *Journal of Economics and Business*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2021.105983>
- Hoehn-Velasco, L., Silverio-Murillo, A., Balmori de la Miyar, J. R. y Penglase, J. (2022). The impact of the COVID-19 recession on Mexican households: evidence from employment and time use for men, women, and children. *Review of Economics of the Household*, 20(3). <https://doi.org/10.1007/s11150-022-09600-2>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2011). *Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones 2011 SINCO*.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2014). *La informalidad laboral. Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo: marco conceptual y metodológico*.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2021). *Encuesta Telefónica de Ocupación y Empleo (ETOE) 2020*. <https://www.inegi.org.mx/investigacion/etoe>
- Jaimovich, N. y Siu, H. E. (2020). Job polarization and jobless recoveries. *The Review of Economics and Statistics*, 102(1). https://doi.org/10.1162/rest_a_00875
- Juárez, L. y Villaseñor, P. (2024). Effects of the COVID-19 pandemic on the labor market outcomes of women with children in Mexico. *Economía LACEA Journal*, 23(1). <http://doi.org/10.31389/eco.438>
- Kaplan, D. S. (2021). Mercado laboral. En J. E. Heath Constable (Coord.), *Lecturas en lo que indican los indicadores: cómo utilizar la información estadística para entender la realidad económica de México*, 3 (pp. 45-66). Museo Interactivo de Economía.
- Kopytov, A., Roussanov, N. y Taschereau-Dumouchel, M. (2018). Short-run pain, long-run gain? Recessions and technological transformation. *Journal of Monetary Economics*, 97. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2018.05.011>
- Lee, S. Y. T., Park, M. y Shin, Y. (2021). Hit harder, recover slower? Unequal employment effects of the COVID-19 shock. *NBER Working Paper*. (28354). <http://doi.org/10.3386/w28354>

- Leigh, N. G. y Kraft, B. R. (2018). Emerging robotic regions in the United States: insights for regional economic evolution. *Regional Studies*, 52(6). <https://doi.org/10.1080/00343404.2016.1269158>
- Leigh, N. G., Kraft, B. R. y Lee, H. (2020). Robots, skill demand and manufacturing in US regional labour markets. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1). <https://doi.org/10.1093/cjres/rsz019>
- Leyva, G. y Mora, I. (2021). How high (low) are the possibilities of teleworking in Mexico?. *Working Paper*. (2021–15). Banco de México.
- Lund, S., Madgavkar, A., Manyika, J., Smit, S. Ellingrud, K., Meaney, M. y Robinson, O. (2021). *The Future of Work after COVID-19*. McKinsey Global Institute.
- Mihaylov, E. y Tijdens, K. G. (2019). Measuring the routine and non-routine task content of 427 four-digit ISCO-08 occupations. *Tinbergen Institute Discussion Paper*. (2019-035/V). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3389681>
- Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos. (2021). *OECD Employment Outlook 2021: Navigating the COVID-19 Crisis and Recovery*. <https://doi.org/10.1787/5a700c4b-en>
- Ripani, L., Soler, N., Kugler, A., Kugler, M. y Rodrigo, R. (2020). *El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe: ¿Cuál es el impacto de la automatización en el empleo y los salarios?*. <http://dx.doi.org/10.18235/0002960>
- Schumpeter, J. A. (1934). *The Theory of Economic Development*. Harvard University Press.
- Waddle, A. (2021). Trade, technological change, and wage inequality: the case of Mexico. *International Economic Review*, 62(1). <https://doi.org/10.1111/iere.12485>
- Weber Handwerker, E., Meyer, P. B., Piacentini, J., Schultz, M. y Sveikauskas, L. (2020, diciembre). Employment recovery in the wake of the COVID-19 pandemic. *Monthly Labor Review*. <https://doi.org/10.21916/mlr.2020.27>