

Cambio técnico y empleo post-pandemia en México

María Belén Conde
Agustín Filippo
Carlos Guaipatín
Lucas Navarro

Departamento de Países de
Centroamérica, Haití, México,
Panamá y República
Dominicana (CID) /
Representación en México
(CME) y División de
Competitividad, Tecnología e
Innovación (CTI)
NOTA TÉCNICA N°
IDB-TN-2751

Cambio técnico y empleo post-pandemia en México

María Belén Conde
Agustín Filippo
Carlos Guaipatín
Lucas Navarro

Octubre 2023

Catalogación en la fuente proporcionada por la
Biblioteca Felipe Herrera del
Banco Interamericano de Desarrollo

Cambio técnico y empleo post-pandemia en México / María Belén Conde, Agustín Filippo, Carlos Guaipatín, Lucas Navarro.

p. cm. — (Nota técnica del BID ; 2751)

Incluye referencias bibliográficas.

1. Employees-Effect of technological innovations on-Mexico. 2. Labor market-Mexico. 3. Coronavirus infections-Social aspects-Mexico. 4. Telecommuting-Mexico. I. Conde, María Belén. II. Filippo, Agustín. III. Guaipatín, Carlos. IV. Navarro, Lucas. V. Banco Interamericano de Desarrollo. División de Competitividad, Tecnología e Innovación. VI. Banco Interamericano de Desarrollo. Representación en México. VII. Banco Interamericano de Desarrollo. Departamento de Países de Centroamérica, Haití, México, Panamá y la República Dominicana. VIII. Serie.

IDB-TN-2751

Clasificaciones JEL: E24, J21, J62, O33

Palabras clave: mercados laborales, cambio técnico, automatización, América Latina y el Caribe

<http://www.iadb.org>

Copyright © 2023 Banco Interamericano de Desarrollo. Esta obra se encuentra sujeta a una licencia Creative Commons IGO 3.0 Reconocimiento-NoComercial-SinObrasDerivadas (CC-IGO 3.0 BY-NC-ND) (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/igo/legalcode>) y puede ser reproducida para cualquier uso no-comercial otorgando el reconocimiento respectivo al BID. No se permiten obras derivadas.

Cualquier disputa relacionada con el uso de las obras del BID que no pueda resolverse amistosamente se someterá a arbitraje de conformidad con las reglas de la CNUDMI (UNCITRAL). El uso del nombre del BID para cualquier fin distinto al reconocimiento respectivo y el uso del logotipo del BID, no están autorizados por esta licencia CC-IGO y requieren de un acuerdo de licencia adicional.

Note que el enlace URL incluye términos y condiciones adicionales de esta licencia.

Las opiniones expresadas en esta publicación son de los autores y no necesariamente reflejan el punto de vista del Banco Interamericano de Desarrollo, de su Directorio Ejecutivo ni de los países que representa.



Cambio técnico y empleo post-pandemia en México

María Belén Conde

Agustín Filippo

Carlos Guaipatín

Lucas Navarro



2023

Cambio técnico y empleo post-pandemia en México

María Belén Conde¹ Agustín Filippo² Carlos Guaipatín³ Lucas Navarro⁴

ABSTRACT

Este trabajo explora la evolución del empleo en México según su exposición al cambio técnico tras la recesión causada por el COVID-19. Se utilizan datos de encuestas de hogares oficiales entre el primer trimestre de 2019 y el segundo trimestre de 2022, e índices que miden la facilidad de automatización de las ocupaciones mexicanas y su posibilidad de realizarlas en forma remota. Si bien a nivel del empleo agregado (formal e informal) no se advierten efectos del cambio técnico, al enfocar el análisis en el sector formal, donde la exposición a la adopción de nuevas tecnologías es mayor, se encuentra un menor crecimiento del empleo en ocupaciones con alto riesgo de automatización y un mayor crecimiento en aquellas realizables en forma remota.

¹ Rutgers University

² Departamento de Países de Centroamérica, Haití, México, Panamá y la República Dominicana

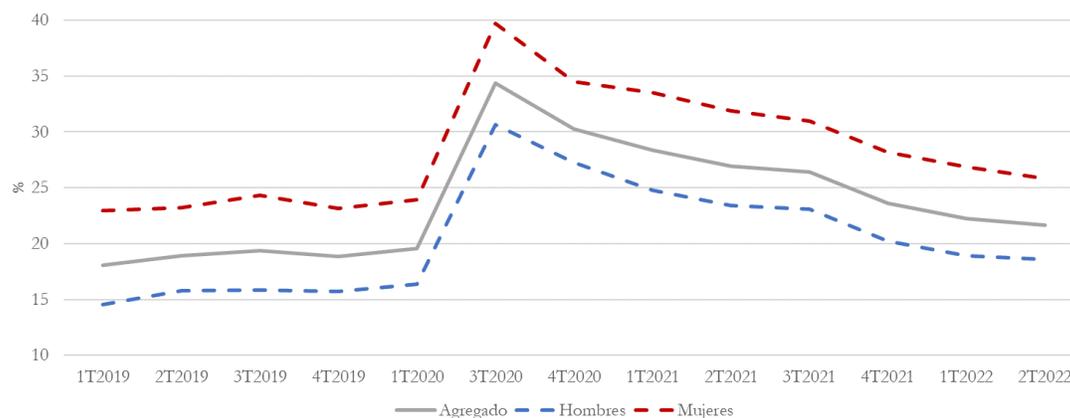
³ División de Competitividad, Tecnología e Innovación

⁴ Consultor independiente

1. Introducción

El shock económico causado por el COVID-19 tuvo un impacto sin precedentes en los mercados laborales globales (OECD, 2021). Tal como en otros países, el mayor impacto en México ocurrió durante el segundo trimestre de 2020, cuando las medidas de confinamiento fueron más severas (Filippo, et al, 2021, Hoehn-Velasco et al., 2021). Luego el empleo se recuperó, y a fines de 2021 superó el nivel prepandemia. Sin embargo, a mediados de 2022 aún había segmentos de la población en edad laboral que no lograban reinsertarse en el mercado de trabajo. Un indicador que da cuenta de ello es la brecha laboral, definida como la suma de personas desocupadas, subocupadas e inactivos (que no buscan trabajo) disponibles para trabajar (PNEA), en relación con la población económicamente activa (PEA) potencial⁵. La brecha laboral en el segundo trimestre de 2022 alcanzaba al 21.7% de la PEA potencial, mostrando una gran recuperación respecto a los niveles de 2020, pero aun situándose dos puntos porcentuales por encima de los niveles del cuarto trimestre de 2019 (Gráfico 1).

Gráfico 1. Brecha laboral



Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI

Los datos muestran que la brecha laboral es significativamente más elevada en mujeres que en hombres, y que los componentes que más incidieron en su dinámica fueron el subempleo y la PNEA disponible⁶. En efecto, si bien el empleo en México aumentó

⁵ Se define a la PEA potencial como la suma entre la PEA y la Población No Económicamente Activa (PNEA) que está disponible para trabajar, que es una medida del "desempleo oculto". La brecha laboral es un indicador integral de la subutilización de la mano de obra, que tiene en cuenta no solo a los desocupados sino también a personas que querrían trabajar más horas y a aquellas disponibles para trabajar pero que no buscan empleo (Kaplan, 2021).

⁶ Los datos no se reportan en esta versión del trabajo, pero están disponibles. También se encuentra que, al considerar grupos de edad, la brecha laboral afecta mucho más a las personas en los extremos del ciclo de vida laboral (grupos de edad 15-29 años y de 50 años o más).

sostenidamente tras la pandemia, hubo un fuerte incremento en el número de personas trabajando menos de 35 horas a la semana y que estaban disponibles para trabajar más (subocupados), así como de aquellas que dejaron de buscar empleo pero que estaban dispuestos a trabajar (PNEA disponible). Por tanto, que la brecha laboral continúe por encima de los valores previos a la pandemia puede ser reflejo de 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, una amplia literatura desde Schumpeter (1934) muestra que en las recesiones no solo se acelera la destrucción de empleo y el cierre de empresas, sino también el cambio técnico. Así, las firmas aprovechan los ciclos recesivos para adoptar nuevas tecnologías, dado el menor costo de oportunidad en ganancias y el menor costo laboral que enfrentan durante esos períodos (Kopytov, et al., 2018). Esos cambios técnicos tienen efectos sobre el mercado laboral: los datos muestran que desde los 80 las pérdidas de empleo durante las recesiones en países desarrollados se concentran en ocupaciones rutinarias, fáciles de automatizar (Hershbein y Kahn, 2018, Jaimovich y Siu, 2020); por su parte, en las fases de recuperación, ese tipo de empleo permanece estancado, al tiempo que aumenta en trabajos de alta y baja calificación, contribuyendo a la polarización del empleo (Jaimovich y Siu, 2020).

En el caso particular de la pandemia, la necesidad por producir con mayor distanciamiento social potenció los incentivos a adoptar nuevas tecnologías que ocurren durante las recesiones, afectando la dinámica de la creación y destrucción de empleos. Esas nuevas tecnologías podrían manifestarse de diversas formas, tales 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 interesante de estudiar puesto que una parte de este tiene características, como la alta informalidad y los bajos costos laborales, que no favorecen la adopción de nuevas tecnologías (Beylis et al., 2020; Cerezo et al., 2020). Pero a su vez existe un segmento formal traccionado por sectores competitivos integrados a cadenas globales de valor, en donde la exposición a las nuevas tecnologías es mayor (Artuc et al., 2019; Waddle, 2021).

Usando datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), entre el primer trimestre de 2019 y el segundo de 2022, este trabajo explora la dinámica del empleo según el grado de exposición de las ocupaciones al cambio técnico, antes y durante los dos años posteriores al momento más álgido de la recesión durante la pandemia. Para ello se utilizan

variables que aproximan el riesgo de automatización, grado de rutinización y viabilidad de trabajo remoto de las ocupaciones en México.

Se encuentra que, luego de controlar por características observables de los trabajadores, no hay evidencia de pérdida de dinamismo del empleo agregado (formal e informal) en ocupaciones automatizables, con alto contenido rutinario, ni tampoco de crecimiento del empleo realizable en forma remota. Sin embargo, al enfocar el análisis en el sector formal, potencialmente más expuesto al cambio técnico, 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.

El documento se estructura de la siguiente manera: en la sección 2 se presenta una revisión de la literatura, luego se presentan los datos (sección 3), la estrategia empírica (sección 4), los resultados (sección 5) y finalmente, las conclusiones (sección 6).

2. Literatura

Según la Federación Internacional de Robótica (IFR), en 2019 se instalaron 4,600 robots industriales en México, lo que, si bien es poco respecto a los más de 33 mil de Estados Unidos y los más de 140 mil China, posiciona al país en el lugar noveno del ranking mundial de instalación de robots de ese año. Usando los datos de IFR para Estados Unidos, Acemoglu y Restrepo (2020) encuentran que cada robot adicional en la industria reemplaza 3,3 trabajos en toda la economía⁷. No obstante, algunos autores encuentran 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 línea similar, Leigh et al. (2020) también encuentran ganancias en el empleo manufacturero a partir de la inclusión de robots en la producción en los Estados Unidos. Por su parte, Dauth, et al. (2021) encuentran, con base en datos para Alemania que, si bien la exposición a robots tiene un efecto de desplazamiento en el empleo manufacturero, éste es completamente compensado por un efecto de reasignación hacia mayores niveles de empleo en el sector servicios, y de mayor productividad que los empleos destruidos⁸. Por su parte, Corrocher et al. (2023) presentan evidencia sobre la distribución geográfica y sectorial de la automatización vía robots e

⁷ Los autores sugieren que, con la próxima fase de automatización impulsada por el machine learning y la Inteligencia Artificial (IA), se podría exacerbar la desigualdad, a menos que los avances tecnológicos sean bien aprovechados por los gobiernos y direccionados por las políticas públicas. La IA puede generar pérdidas de empleos si no va acompañada de tecnologías "human-friendly".

⁸ Contrariamente, Acemoglu et al. (2014) encuentran 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. Uno de los motivos que Acemoglu (2021) argumenta es que la automatización podría ser excesiva, porque quienes la adoptan ignoran sus efectos sobre la pérdida de empleos.

inteligencia artificial, clasificada como ahorradora de empleo, con base en una metodología de procesamiento de lenguajes naturales aplicada al universo de patentes en Estados Unidos entre 1976 y 2021. Los autores encuentran que los robots son todavía una minoría de las patentes de automatización, que están concentrados geográficamente y en pocos sectores, y que se observa una aceleración de patentes de automatización orientadas al ahorro de trabajo desde 2010.

Dos características del mercado laboral que se relacionan con el cambio técnico son la polarización del empleo y la recuperación sin creación de empleo luego de las recesiones (*jobless recoveries*)⁹. La polarización laboral, se refiere al proceso por el cual el empleo aumenta en las ocupaciones de alta y baja calificación, pero disminuye en las ocupaciones de calificación media. Por otro lado, las “*jobless recoveries*” se refieren a los períodos posteriores a las recesiones en los que la producción agregada se recupera, pero el empleo se recupera muy lentamente. Jaimovich y Siu (2020) argumentan que ambos fenómenos, las “*jobless recoveries*” y la polarización laboral, están relacionados¹⁰. Utilizando datos para Estados Unidos, desde mediados de la década de los ochenta, años en que se inició la revolución de las TIC, los autores muestran que la polarización laboral se profundiza durante las recesiones. También encuentran 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 “*jobless recoveries*” se explican en gran medida por ocupaciones rutinarias que desaparecen, que representan una fracción importante del empleo total. Los autores encuentran resultados similares tanto usando datos a nivel de estados dentro de Estados Unidos como para una muestra más amplia de países¹¹. La conclusión de estos hallazgos es que las recesiones son un catalizador de la adopción de nuevas tecnologías que afectan la dinámica de distintos tipos de empleo.

Con base en los antecedentes presentados, la visión prevaleciente en cuanto a los efectos de la pandemia es que podría acelerar tendencias previas hacia la automatización, la digitalización de actividades y el trabajo remoto, factores que impactan sobre el empleo (Mckinsey, 2021). En ese sentido, según Weber et al. (2020) la inversión en nuevas tecnologías se habría incrementado ante la recesión de la pandemia, debido a que los

⁹ Si bien la evidencia sobre polarización de empleos en países es mayormente para países desarrollados, el fenómeno se extiende también a países en desarrollo (Banco Mundial, 2016).

¹⁰ En líneas similares Groshen y Porter (2003) relacionan esta recuperación lenta del empleo con cambios estructurales en el mercado laboral, resultantes, entre otros factores, del cambio técnico y la reorganización de la producción.

¹¹ Blit (2020a) encuentra evidencia similar para Canadá.

costos fijos de inversión en tecnología se habrían reducido con la menor actividad¹². Sin embargo, esos incentivos a adoptar nuevas tecnologías ante el shock sanitario difieren según el grado de exposición a contagios de los trabajadores de distintas ocupaciones y sectores, al mismo tiempo que las posibilidades técnicas de automatizar también varían entre industrias, dependiendo de la prevalencia de trabajos rutinarios¹³.

Un aspecto inédito que destacar es que las medidas de distanciamiento adoptadas durante las primeras fases de la pandemia aceleraron el posicionamiento de la modalidad de trabajo remoto. A partir de la contingencia, muchas personas pasaron abruptamente a trabajar en forma remota y las empresas debieron adaptarse cambiando procesos para facilitar esa nueva modalidad de trabajo (Brynjolfsson et al., 2020). Y se estima que buena parte de los efectos de la pandemia en potenciar el teletrabajo persistirán en el tiempo (Barrero, et al., 2021). En ese sentido, Davis et al. (2021) predicen que, superada la pandemia, los trabajadores de alta calificación destinarán el 30% al trabajo remoto, tres veces más de tiempo que antes del shock sanitario¹⁴.

Condiciones para la automatización e impacto de la pandemia en México

Para 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 en “riesgo de automatización”. Usando datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) encuentran que el 65% del empleo total y el 57% del empleo formal se encuentran en alto riesgo de automatización en México¹⁵. No obstante, los autores reconocen que esos datos no tienen en cuenta que la decisión de automatización de las firmas considera costos y beneficios; sería de esperar que tanto los salarios bajos -en relación con el costo de las nuevas tecnologías-, el bajo nivel de capital humano, la alta

¹² Caselli et al. (2020) encuentran que las industrias con mayor uso de robots por trabajador tuvieron menos contagios en Italia.

¹³ Blit (2020b) encuentra que los sectores de comercio al por menor, manufactura, comercio al por mayor y transporte, son los que podrían tener las mayores transformaciones. Ding y Saenz-Molina (2020) sugieren que los trabajos automatizables del sector servicio con alto contacto, también pueden haber sido afectados.

¹⁴ Con datos al nivel de tareas realizables en forma remota para Estados Unidos y Reino Unido entre marzo y mayo de 2020, Adams-Prassl et al. (2022) encuentran que las tareas que pueden hacerse de forma remota varían considerablemente tanto entre ocupaciones e industrias como al interior de ellas. 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 tenía valores elevados. Por último, dentro de las ocupaciones e industrias, observan que las mujeres y los trabajadores con contratos temporarios pueden realizar menos tareas desde la casa.

¹⁵ Sin embargo, vale aclarar que el índice de Frey y Osborne (2017) es una estimación de máxima del riesgo de automatización por dos razones principales: en primer lugar, porque se enfoca en ocupaciones enteras e ignora que sólo ciertas tareas dentro de ellas podrían automatizarse (Arntz, et al., 2016, 2017); y, en segundo lugar, porque se basa en la viabilidad técnica de la automatización sin considerar los incentivos para adoptarla.

informalidad y prevalencia de las pequeñas y medianas empresas (PYME) en el sector formal, retrasen el proceso de automatización (Cerezo, et al., 2020).

Filippo et al (2021) destacan la gravedad del impacto en mujeres y jóvenes en México, prestando atención a las variaciones mensuales en el empleo que acompañaron los vaivenes de la economía. Encuentran que el confinamiento generalizado provocó una catastrófica disminución del empleo que no distinguió según el género, pero luego, a medida que fueron levantadas las restricciones el orden de la reapertura privilegió actividades de menor cercanía y relegó otras de mayor cercanía y donde hay predominancia femenina, retrasando la recuperación del empleo de las mujeres. Por su parte, Hoehn-Velasco et al. (2022) encuentran que la recuperación del empleo tras la pandemia fue más lenta en mujeres que en hombres y que la mayoría de las ganancias de empleo han ocurrido en el sector informal, sugiriendo un potencial crecimiento de la precariedad laboral¹⁶. Por su parte, Juárez y Villaseñor (2022), hallan que las mujeres con hijos menores en el hogar experimentaron impactos negativos adicionales producto del cierre de las escuelas y guarderías, aumentando la demanda de cuidado en el hogar y afectando su inserción laboral.

3. Datos

a. Descripción de la ENOE

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 a individuos de 15 años o más, durante cinco trimestres consecutivos, formando un panel rotativo donde un quinto de la muestra se renueva cada trimestre. Esta encuesta realizada cara-a-cara entrega información acerca de la fuerza laboral, el empleo, la informalidad laboral, el subempleo, el desempleo, así como características sociales y demográficas de los miembros de los hogares encuestados.

La información de la ENOE está disponible desde el primer trimestre de 2005 (2005T1) hasta el primero de 2020 (2020T1). Esto se debe a que producto del COVID-19 el INEGI suspendió la recolección de datos cara-a-cara en abril del 2020. Sin embargo, para poder

¹⁶ Albanesi y Kim (2021) encuentran que las mujeres, en particular las casadas con hijos fueron las más afectadas por la pandemia (Lee et al., 2021). Esto porque ellas se encuentran sobrerrepresentadas en las ocupaciones más afectadas por la pandemia (Alon, et al., 2020), aquellas con alto contacto y que no son factibles de ser realizadas a través de trabajo remoto.

obtener información para el segundo trimestre de 2020 (2020T2), se estableció solo en ese período la Encuesta Telefónica de Ocupación y Empleo (ETOE). Posteriormente, desde 2020T3, se comenzó a levantar la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo Nueva Edición (ENOEN), utilizando un criterio mixto de recolección de datos (en formato cara-a-cara y telefónico).

De acuerdo con el INEGI, la información de la ETOE no es comparable con la ENOE ni con la ENOEN (INEGI, 2021)¹⁷. Por tanto, en este estudio no se utiliza información del 2020T2, que es el periodo durante el que se dispuso el confinamiento generalizado en México¹⁸.

Para controlar por los efectos previos a la pandemia se consideran los datos de la ENOE entre el primer trimestre de 2019 (2019T1) y 2020T1, mientras que para explorar sus efectos de mediano plazo producto de la pandemia se considera la ENOEN entre 2020T3 y el segundo trimestre de 2022 (2022T2). Así, se conforma una muestra de personas entre 18 y 64 años que estuvieron empleadas en algún momento del tiempo¹⁹.

La Tabla 1 muestra los resultados dividiendo la muestra entre hombres y mujeres para los trimestres incluidos en el análisis.

¹⁷ A pesar de que las encuestas utilizan los mismos cuestionarios, se basan en diferentes estrategias operativas. La ENOE y ENOEN sí son comparables.

¹⁸ El confinamiento en México comenzó oficialmente el día 23 de marzo (Diario Oficial de la Federación de México, 2020a) y culminó el 30 de mayo dando lugar a una etapa denominada “Nueva Normalidad” en donde se inició una apertura progresiva de los distintos sectores de la economía (Diario Oficial de la Federación de México, 2020b).

¹⁹ La razón de incorporar solo personas que han estado empleadas en algún momento del tiempo obedece a que sólo se puede identificar las características de ocupaciones de personas empleadas. Es decir que la muestra no incluye a personas que siempre han estado desempleadas o fuera de la fuerza laboral para los periodos indicados.

Tabla 1: Estadística descriptiva ENOE

Características	Total			Mujeres			Hombres		
	Proporción	Desviación Estándar	N	Proporción	Desviación Estándar	N	Proporción	Desviación Estándar	N
Edades									
Entre 18 y 30 años	0,32	0,47	757.056	0,31	0,46	329.485	0,33	0,47	427.571
Entre 31 y 45 años	0,36	0,48	844.621	0,37	0,48	392.228	0,35	0,48	452.393
Entre 46 y 64 años	0,32	0,47	756.130	0,32	0,47	336.252	0,32	0,47	419.878
Educación									
No especificado	0,00	0,03	2.187	0,00	0,03	755	0,00	0,03	1.432
Educación primaria	0,20	0,40	472.198	0,19	0,39	199.308	0,21	0,41	272.890
Educación secundaria	0,34	0,47	795.938	0,34	0,47	358.734	0,34	0,47	437.204
Educación media superior y superior	0,46	0,50	1.087.484	0,47	0,50	499.168	0,45	0,50	588.316
Estatus de relación									
No está casado/a ni conviviendo	0,40	0,49	945.957	0,45	0,50	479.439	0,36	0,48	466.518
Casado/a o conviviendo	0,60	0,49	1.411.850	0,55	0,50	578.526	0,64	0,48	833.324
Convivencia de niño/a^a									
Sin niños/as en el hogar	0,42	0,49	991.040	0,40	0,49	423.581	0,44	0,50	567.459
Con niños/as entre 0-5 años en el hogar	0,24	0,42	556.049	0,24	0,43	251.327	0,23	0,42	304.722
Con niños/as entre 6-12 años en el hogar	0,31	0,46	728.230	0,32	0,47	339.151	0,30	0,46	389.079
Con niños/as entre 13-17 años en el hogar	0,30	0,46	697.821	0,31	0,46	325.724	0,29	0,45	372.097
Característica ubicación									
Rural	0,34	0,47	798.391	0,32	0,47	341.760	0,35	0,48	456.631
Urbano	0,66	0,47	1.559.416	0,68	0,47	716.205	0,65	0,48	843.211
Población económicamente activa									
Ocupado/a	0,85	0,36	1.995.769	0,78	0,42	820.469	0,90	0,29	1.175.300
Desocupado/a	0,02	0,15	52.877	0,02	0,13	18.452	0,03	0,16	34.425
Población no económicamente activa									
Disponibles para trabajar	0,04	0,19	85.436	0,05	0,21	49.135	0,03	0,16	36.301
No disponibles para trabajar	0,09	0,29	223.725	0,16	0,37	169.909	0,04	0,20	53.816
Condición de ocupación^b									
Trabajador/a subordinado/a o remunerado/a	0,61	0,49	1.446.518	0,56	0,50	588.175	0,66	0,47	858.343
Empleador/a	0,04	0,20	97.558	0,02	0,14	22.179	0,06	0,23	75.379
Trabajador/a por cuenta propia	0,16	0,37	388.459	0,16	0,37	169.288	0,17	0,37	219.171
Trabajador/a sin pago	0,03	0,16	63.234	0,04	0,19	40.827	0,02	0,13	22.407
Clasificación del empleo^b									
Formal	0,43	0,50	1.018.240	0,38	0,49	406.074	0,47	0,50	612.166
Informal	0,41	0,49	977.529	0,39	0,49	414.395	0,43	0,50	563.134
Sector económico^b									
No especificado	0,16	0,37	374.478	0,23	0,42	241.349	0,10	0,30	133.129
Agricultura, ganadería y otros	0,06	0,24	143.058	0,02	0,13	18.805	0,10	0,29	124.253
Ind. extractiva y electricidad	0,01	0,09	18.566	0,00	0,05	3.193	0,01	0,11	15.373
Ind. manufacturera	0,15	0,36	349.390	0,13	0,33	133.296	0,17	0,37	216.094
Construcción	0,07	0,25	162.379	0,01	0,08	7.473	0,12	0,32	154.906
Comercio	0,16	0,37	385.330	0,19	0,39	201.185	0,14	0,35	184.145
Restaurante y serv. de alojamiento	0,07	0,26	166.097	0,09	0,29	96.781	0,05	0,22	69.316
Transporte, comunicaciones y correo	0,04	0,21	105.493	0,01	0,12	14.427	0,07	0,26	91.066
Serv. profesionales y financieros	0,06	0,25	151.742	0,06	0,23	60.944	0,07	0,25	90.798
Serv. sociales	0,08	0,27	187.874	0,11	0,32	120.339	0,05	0,22	67.535
Serv. diversos	0,09	0,28	207.810	0,11	0,31	114.083	0,07	0,26	93.727
Gobierno y organismos int.	0,04	0,21	105.590	0,04	0,20	46.090	0,05	0,21	59.500

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2021T4). La muestra total tiene un N=2,357,807.

^a Las variables de convivencia de niño/a que denotan la presencia de niños/as entre 0 y 17 años de edad en el hogar pueden sumar más de 1 en total porque son variables que indican la presencia de niños/as en estos rangos etáreos, lo que implica que hay hogares que tienen niños/as de distintas edades conviviendo en el hogar.

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

Respecto a las características de empleabilidad, se trata de una muestra de personas en su mayoría empleadas, donde existe una marcada diferencia de cantidad de horas trabajadas a la semana entre hombres y mujeres. A nivel de condición de ocupación, el mercado laboral se ve ampliamente conformado por personas subordinadas o

remuneradas, representando un 61% de la muestra. Mientras que, a nivel de clasificación del empleo, existe una similar proporción de ocupados formales que informales, aunque el peso de la informalidad es mayor entre mujeres²⁰. A nivel sectorial, el comercio y la industria manufacturera lideran su contribución al empleo. Existen también diferencias por sexo en la composición del empleo por sectores; en comercio hay mayor proporción de mujeres, mientras que en la industria hay más presencia de hombres.

b. Índices de exposición al cambio técnico

Para aproximar el grado de exposición del empleo al cambio técnico en México, se utilizaron cuatro índices que miden características de las ocupaciones, que son: su probabilidad de automatización (Frey y Osborne, 2017), el contenido rutinario de sus tareas (Mihaylov y Tijdens, 2019), y dos índices sobre la viabilidad de que puedan desarrollarse en forma remota (Dingel y Neiman, 2020; Leyva y Mora, 2021). En el Anexo 1 se presentan los detalles metodológicos sobre la construcción de esos índices²¹.

El índice de Frey y Osborne (2017), construido a partir de los datos de la *Occupational Information Network* (O*NET), se basa en encuestas realizadas en 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, que se denominará PA, mide la probabilidad de automatización de una ocupación en una escala entre 0 y 1. Siguiendo a Frey y Osborne (2017), se asume que los valores de PA mayores o iguales a 0.7 indican un alto riesgo de automatización²².

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, que se denominará RTI, varía entre -1 y 1. En un extremo, el -1 representa a aquellas ocupaciones que sólo requieren actividades no rutinarias y el 1 a aquellas que sólo requieren tareas rutinarias. Los valores intermedios representan las ocupaciones que involucran tanto tareas

²⁰ Se considera la definición de informalidad de la ENOE que implica trabajar en el sector informal, o ser trabajador por cuenta propia o asalariado en el sector agropecuario, o trabajadores que no reciben pago, o trabajador doméstico remunerado sin acceso a instituciones de salud (INEGI, 2014).

²¹ Esta información sólo está disponible para los ocupados, dado que los índices se generan a partir de la ocupación de los empleados.

²² De acuerdo con Brynjolfsson et al. (2018), a pesar de que la mayoría de las ocupaciones de las industrias tienen tareas que pueden ser automatizables, son muy pocas (si existen) las ocupaciones que pueden ser automatizadas completamente. Ellos indican que la reingeniería de procesos y la reorganización de tareas podrían generar cambios más significativos en la transformación de trabajos en la economía, que la automatización completa de ocupaciones.

rutinarias como no rutinarias. Siguiendo un criterio similar al adoptado para definir ocupaciones con alto riesgo de automatización, se asume que los valores en el 30% superior de valores del índice, lo cual corresponde a un RTI mayor o igual a 0.4, identifican a las ocupaciones que contienen mayor contenido de tareas rutinarias, eventualmente con gran facilidad para ser automatizadas.

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

Finalmente, también se considera el índice de viabilidad de trabajo remoto construido por Leyva y Mora (2021). Este índice, que se denotará TR-LM, también asume un valor 1 cuando es viable desarrollar la ocupación en forma remota y cero de otro modo. A diferencia de los tres índices anteriores presentados, el índice TR-LM fue construido por los autores específicamente para México, siguiendo un criterio diferente que Dingel y Neiman (2020) y considerando las ocupaciones del Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO) del INEGI (2011).

Debido a que en la ENOE las ocupaciones de las personas empleadas se encuentran clasificadas de acuerdo con el SINCO, se utilizaron las tablas de equivalencias elaboradas por el INEGI para unir las ocupaciones de la SOC-2010 y CIUO-08 con la clasificación SINCO y así poder obtener los índices PA, RTI y TR-DN, calculados según la estructura de ocupaciones mexicanas. Luego de haber realizado ese procedimiento, se lograron obtener los valores de esos tres índices para cada una de las más de 400 ocupaciones del SINCO. A continuación, se presenta la Tabla 2 con la estadística descriptiva de los cuatro índices que se utilizarán en el análisis. Si bien el valor PA promedio de 0.66 sugiere un elevado riesgo de automatización del empleo en México, el promedio para el RTI de -0.36 indica un contenido bajo de actividades rutinarias. En cuanto a los índices de ocupaciones que pueden realizarse remotamente, se observa que en medias el índice de Dingel y Neiman es dos veces el valor del índice de Leyva y Mora, algo que destacan estos últimos autores en su trabajo. La razón de esta diferencia podría radicar en las características que tiene asociado un mercado laboral como el mexicano, donde es más lenta la difusión de las tecnologías de la información y las comunicaciones al interior de los hogares (Leyva y Mora, 2021).

Tabla 2. Estadísticas descriptivas índices de exposición al cambio técnico de las ocupaciones

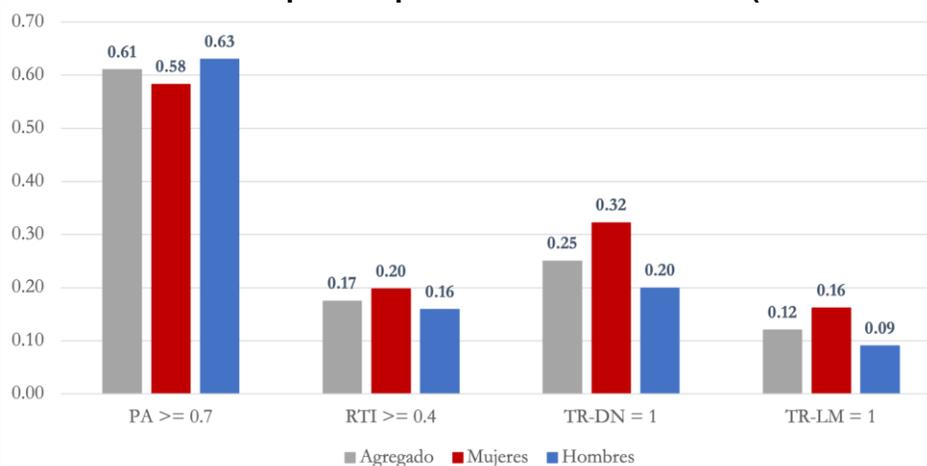
Variable	Media	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
PA	0,66	0,31	0,00	0,99
RTI	-0,36	0,66	-1,00	1,00
TR-DN	0,25	0,43	0,00	1,00
TR-LM	0,12	0,32	0,00	1,00

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). La muestra total tiene un N=1,994,955.

A partir de los índices presentados y el criterio mencionado para definir el alto riesgo de automatización y el alto contenido rutinario de las ocupaciones, el Gráfico 2 muestra el porcentaje del total de empleo potencialmente más expuesto a la automatización y viabilidad de realizar en 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), siendo este cinco puntos porcentuales menor para mujeres que para hombres. Por su parte, solo el 17% de la población empleada lo estaba en ocupaciones con alto contenido de tareas rutinarias, observándose una mayor proporción de mujeres que de hombres en esos trabajos rutinarios. Aunque siguiendo metodologías diferentes, según un estudio del BID (Ripani et al., 2020) estos niveles de exposición del empleo mexicano a la automatización se encuentran en rangos intermedios para la región y por encima 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), se observa que 25% y 12% de las personas ocupadas tenían empleos realizables en forma remota según el índice TR-DN y TR-LM, respectivamente²³. En este ámbito, la viabilidad del trabajo remoto es mayor en mujeres que en hombres.

²³ Tal como muestran Dingel y Neiman (2022) el porcentaje del empleo realizable en forma remota es bajo en México en comparación a países desarrollados y similar al de otros países de la región.

Gráfico 2: Población ocupada expuesta al cambio técnico (1er trimestre 2020)



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2020T1). La muestra total tiene un N=169,256.

La Tabla 3 muestra que más de la mitad del empleo prepandemia con alto riesgo de automatización, se concentra en las ocupaciones de trabajadores industriales, artesanos y ayudantes, seguidas por los comerciantes. Por su parte, más del 80% del empleo en ocupaciones con alto contenido rutinario se concentra en dos ocupaciones: oficinistas y trabajadores industriales, artesanos y ayudantes. En cuanto al trabajo remoto, el índice TR-DN indica que más del 70% del empleo realizable a distancia está representado por tres ocupaciones: i) profesionales, técnicos y trabajadores del arte, ii) comerciantes, y iii) oficinistas. En cambio, al considerar la composición del empleo realizable desde la casa según el índice TR-LM tienen un peso más importante los trabajadores de la educación, y funcionarios y directivos, en detrimento de los comerciantes²⁴.

Si se realiza el mismo análisis, pero a nivel de sectores, tal como lo muestra la Tabla 4; se observan resultados similares. El sector manufacturero y el comercio concentran a más del 40% del empleo en ocupaciones con alta probabilidad de automatización. Además, sólo la industria manufacturera contiene al 45% del total de tareas altamente rutinarias. En lo que respecta el índice TR-DN, los sectores de comercio y los servicios sociales explican casi la mitad del empleo realizable en forma remota. Algo similar, aunque mucho más marcado

²⁴ La misma tabla, pero discriminando por género se encuentra disponible en el Anexo 2.

para el sector servicios sociales ocurre al considerar la composición del empleo realizable a la distancia según el índice TR-LM²⁵.

Tabla 3. Composición del empleo expuesto al cambio técnico por ocupaciones (1er trimestre 2020)

	PA >= 0.7	RTI >= 0.4	TR-DN = 1	TR-LM = 1
Profesionales, técnicos y trabajadores 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 servicios personales	0,13	0,03	0,02	0,02
Trabajadores en protección y vigilancia	0,00	0,00	0,01	0,00
Trabajadores agropecuarios	0,10	0,01	0,00	0,00

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2020T1).

Tabla 4. Composición del empleo expuesto al cambio técnico por sectores (1er trimestre 2020)

	PA >= 0.7	RTI >= 0.4	TR-DN = 1	TR-LM = 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 en base a datos de la ENOE (2020T1).

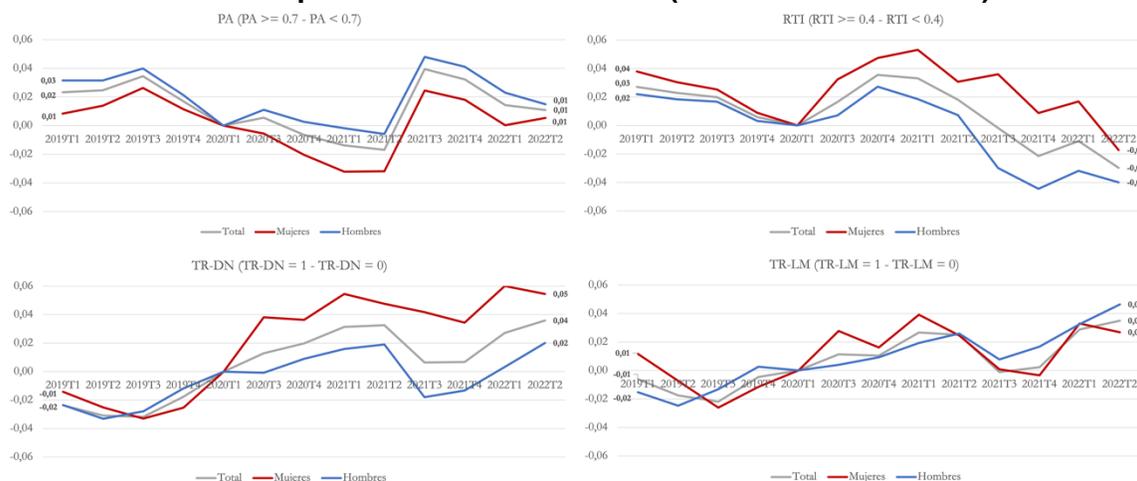
Con base en la literatura, sería de esperar que, tras la pandemia, haya ganado dinamismo el empleo en ocupaciones que pueden realizarse en forma remota. Asimismo, si la pandemia hubiera inducido un cambio técnico, este debiera afectar el empleo en alto riesgo de automatización y con alto contenido de tareas rutinarias. Sin embargo, al considerar la diferencia entre el crecimiento del empleo en las ocupaciones más expuestas al cambio

²⁵ La tabla discriminando por género se encuentra también disponible en el Anexo 2.

técnico y el resto, tomando como período de referencia el primer trimestre de 2020 (2020T1), los datos para México no permiten identificar un patrón claro en los grandes agregados de empleo. El Gráfico 3 presenta esta información. Por otra parte, al considerar la dinámica del empleo total según exposición al cambio técnico, por un lado, en cuanto al riesgo de automatización, si bien se aprecia un menor crecimiento del empleo en ocupaciones con alto PA versus el resto de las ocupaciones desde 2020T1, en línea con lo esperado, esa tendencia se revierte a partir de 2021T3; sin embargo, esas diferencias siempre son pequeñas y decrecientes hacia el 2022T2. El empleo según nivel de RTI también presenta un patrón errático, aunque con menor dinamismo del empleo en ocupaciones con alto contenido rutinario versus el resto de las ocupaciones en 2022T2, que afecta principalmente a los hombres. En efecto, entre 2020T1 y 2022T2, el empleo masculino en ocupaciones rutinarias creció 4 puntos porcentuales menos que en el resto de las ocupaciones.

También se advierte un mayor crecimiento del empleo desde 2020T1 en ocupaciones donde el trabajo remoto es viable, en particular al considerar el índice TR-DN y sobre todo en mujeres; desde 2020T3 el empleo femenino en ocupaciones donde el trabajo remoto es viable tuvo un crecimiento acumulado de al menos cinco puntos porcentuales más que en el resto de las ocupaciones. En cambio, el índice TR-LM refleja un patrón similar, pero siendo liderado por hombres.

Gráfico 3. Diferencia entre el crecimiento del empleo en las ocupaciones más y menos expuestas al cambio técnico (con relación a 2020T1)



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). La muestra total tiene un N=1,994,955.

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 masculinos en ocupaciones rutinarias, que se aprecia desde el segundo semestre de 2021, siempre comparando con 2020T1. Por último, el empleo en ocupaciones realizables de forma remota creció más que el resto de las ocupaciones. Una advertencia frente a los datos presentados es que las tendencias observadas pueden estar reflejando el efecto de factores, no necesariamente vinculados a la exposición al cambio técnico de las ocupaciones, los cuales serán considerados en las próximas secciones.

4. Estrategia empírica

En esta sección se presenta una especificación empírica para analizar la evolución del empleo en ocupaciones con alta exposición al cambio técnico (según los cuatro índices considerados), controlando por características de las personas en la muestra que podrían afectar las tendencias observadas en las estadísticas agregadas presentadas en el Gráfico 3.

Se utilizan los microdatos de la ENOE entre el 2019T1 y 2020T1 y de la ENOEN entre el 2020T3 y 2022T2. Con ellos se analiza la dinámica del empleo según los distintos indicadores de exposición al cambio técnico, presentados previamente, a través de la siguiente especificación:

$$Y_{i,t} = \alpha + \sum_{\tau=-4}^8 I(\tau)\{\gamma_{\tau} + \beta_{\tau} I_i(E_0)\} + \eta I_i(E_0) + \nu X_{i,t} + \epsilon_{i,t}$$

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 a la pandemia, considerando cuatro trimestres previos a la misma (2019T1-2019T4) y ocho posteriores (2020T3-2022T2). El período $\tau = 0$ corresponde a 2020T1, que es el trimestre de referencia. Por su parte, $I_i(E_0)$ es el valor de una variable dicotómica que indica la exposición al cambio técnico según la primera vez que el individuo aparece ocupado en la muestra, donde E_0 difiere según cada uno de los cuatro índices considerados²⁶.

²⁶ A diferencia del caso de encuestas de otros países (como la CPS de Estados Unidos), que permiten identificar las ocupaciones de personas ocupadas, desocupadas y fuera de la fuerza de trabajo (Albanesi y Kim, 2021), la ENOE sólo releva las ocupaciones de las personas empleadas. Por ello, al definir como ocupación de cada individuo a la ocupación que tuvo la primera vez en que apareció empleado en la muestra, se conserva esa información para los trimestres en que la persona podría dejar de estar empleada. Como chequeo de robustez, se realizó el mismo análisis considerando el valor rezagado un

La variable $X_{i,t}$ incluye una serie de controles por características sociodemográficas como sexo, edad, años de educación, estado civil, presencia de niños entre 0 y 17 años en el hogar y zona geográfica. Además, todas las regresiones contienen efectos fijos por entidad federativa. Finalmente, $\epsilon_{i,t}$ es un término de error.

Los coeficientes de interacción de interés β_τ , miden la diferencia entre personas expuestas y no expuestas al cambio técnico, 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 PA, si $\beta_\tau > 0$ el crecimiento del empleo entre 2020T1 y τ es mayor en personas con ocupaciones con alto PA que en el resto de la muestra.

Finalmente, cabe aclarar que la muestra incluye solo a la población entre 18 y 64 años que se encuentran en cualquier estado ocupacional (ocupados, desocupados, disponibles para trabajar o no disponibles para trabajar), pero que han estado ocupadas en algún momento dentro del período considerado.

5. Resultados

En esta sección se presentan los resultados de las estimaciones. Se reportan, en gráficos, solamente los coeficientes asociados al término de interacción entre cada trimestre y los índices de exposición del cambio técnico de la especificación presentada en la sección anterior. En el Anexo 3 se presentan los detalles de las estimaciones.

El Gráfico 4 muestra los resultados considerando como variable dependiente la condición de empleado (ya sea formal o informal). En primer lugar, a partir del 2021T3 se estima un crecimiento del empleo ligeramente mayor en ocupaciones con alta probabilidad teórica de automatización, pero donde la exposición efectiva al cambio técnico es baja puesto que son ocupaciones con mayor informalidad²⁷. Estos resultados pueden parecer contraintuitivos, pero estarían reflejando un efecto de composición, tal como se verá más adelante. Por su parte, la dinámica del empleo en ocupaciones con alta intensidad de actividades rutinarias no difiere del empleo en el resto de las ocupaciones²⁸. Tampoco hay una tendencia clara

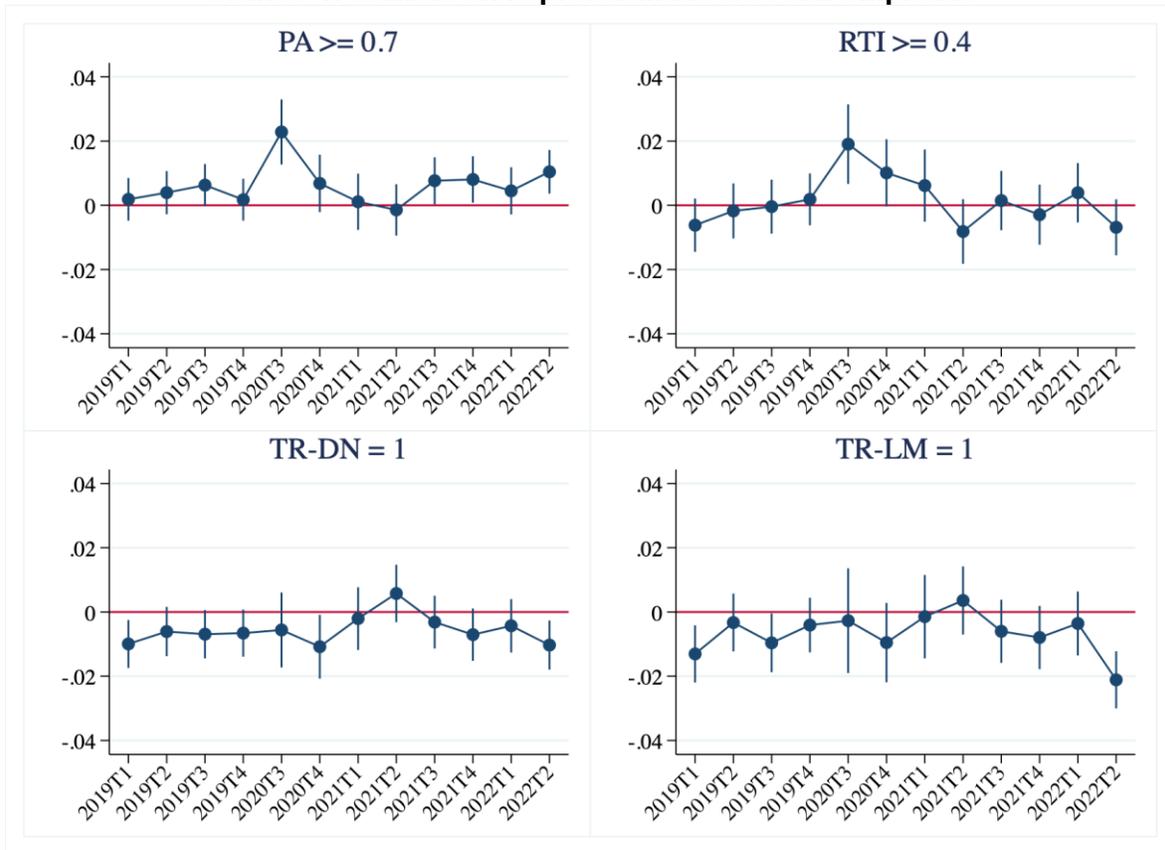
trimestre de las variables de exposición al cambio técnico. Los resultados encontrados son muy similares a los de la especificación de base.

²⁷ Casi 2/3 del empleo con alto riesgo de automatización (Tabla 3) se concentra en ocupaciones con informalidad mayor al promedio (49% en 2020T1) como trabajadores industriales artesanos y ayudantes (informalidad de 53%), comerciantes (62%) y trabajadores agropecuarios (85%). Estas son ocupaciones que se recuperaron más rápido que otras tras el shock sanitario (Hoehn-Velasco et al., 2021).

²⁸ Más allá de que los resultados encontrados para los índices PA y RTI parecieran ser inconsistentes entre sí, vale aclarar que por definición dichos índices no son comparables. El índice PA califica a ocupaciones completas como automatizables, mientras que el RTI identifica tareas específicas consideradas rutinarias y que por ello tienen mayor probabilidad de ser automatizadas (Arntz, et al.; 2016, 2017). Específicamente, el 73.6% de las observaciones con $PA \geq 0.7$ en la muestra corresponde a ocupaciones con valores de $RTI < 0.4$.

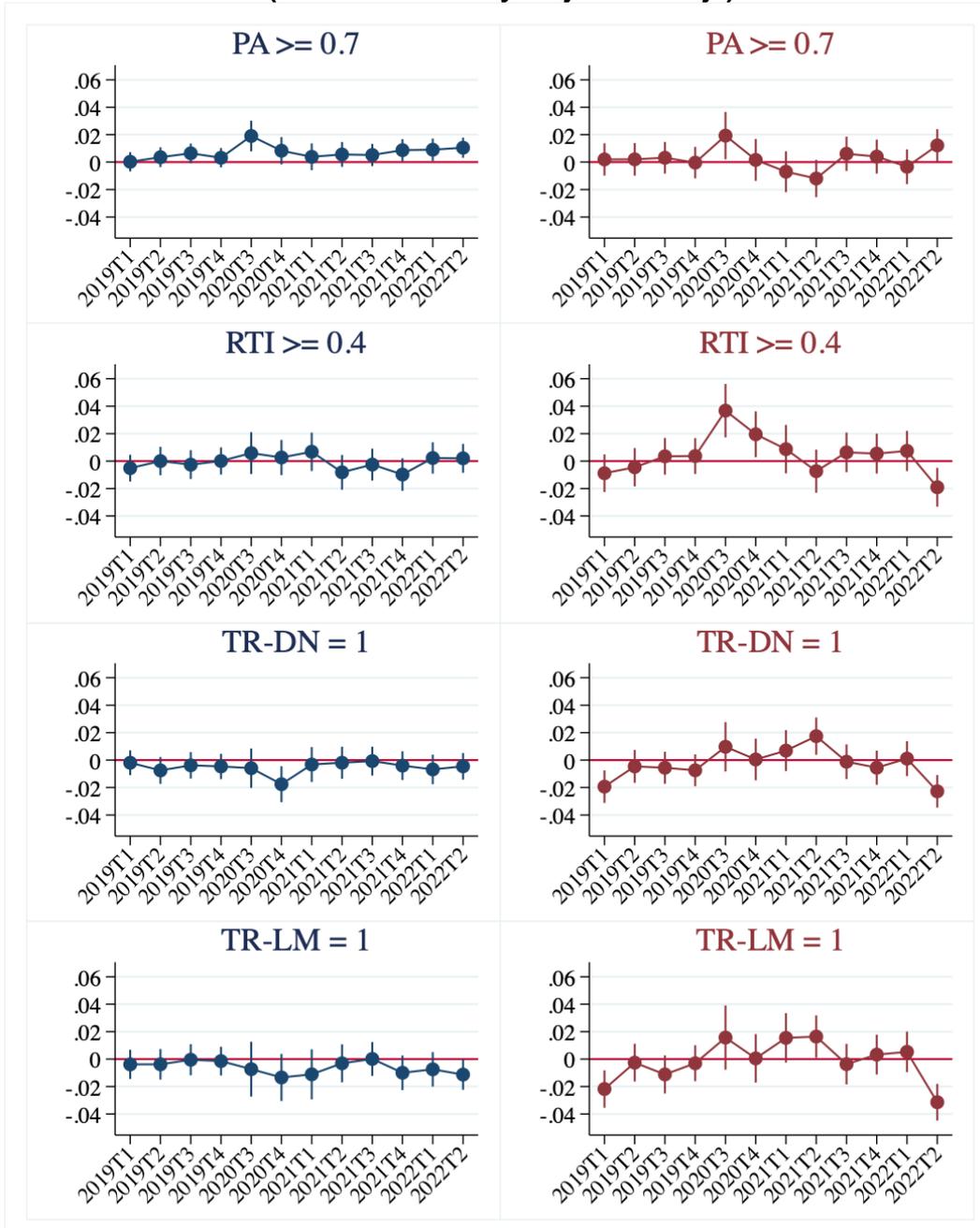
hacia más trabajos remotos, al considerar el empleo agregado. Los resultados desagregados por sexo, presentados en el Gráfico 5, son similares.

Gráfico 4: Cambio en la probabilidad de estar empleado



Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Estimaciones a través de MCO. El periodo de referencia es el 2020T1. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales son intervalos de confianza del 95 %.

Gráfico 5: Cambio en la probabilidad de estar empleado por género (hombres en azul y mujeres en rojo)



Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Estimaciones a través de MCO. El periodo de referencia es el 2020T1. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales son intervalos de confianza del 95 %. Las líneas en azul (izquierda) indican los resultados para hombres. Las líneas en rojo (derecha) muestran los resultados para mujeres.

Como se mencionó anteriormente, los resultados presentados pueden ser producto de un efecto de composición del empleo. Para el trimestre de base (2020T1), aproximadamente un 51% de las personas en la muestra (población de 18 a 64 años) tenían un empleo formal,

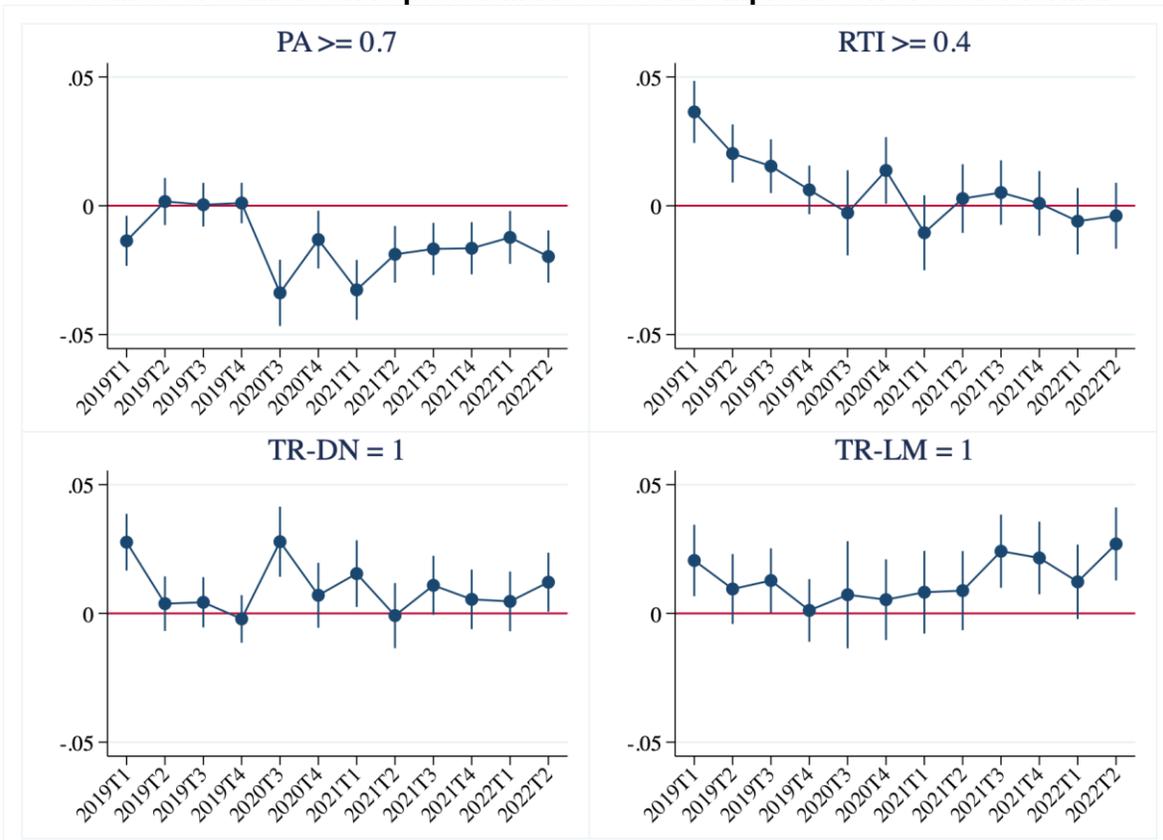
frente a un 49% en el sector informal. Y dado que es más probable que la adopción de nuevas tecnologías tenga lugar en el sector formal de la economía (Cerezo et al., 2020), el aumento del empleo en ocupaciones con alto riesgo de automatización, encontrado en los Gráficos 4 y 5, podría estar ocurriendo en la informalidad.

El Gráfico 6 muestra el efecto de la exposición al cambio técnico en la probabilidad de empleo en el sector formal para personas que están empleadas. En primer lugar, desde 2020T3 se encuentra una tendencia estadísticamente significativa, de menor crecimiento del empleo (en 2 puntos porcentuales en 2022T2) en ocupaciones con niveles de PA elevados en relación con el resto. Por su parte, no se aprecia un diferencial estadísticamente significativo de crecimiento del empleo entre ocupaciones con alto y bajo RTI. Otro resultado interesante es que la probabilidad de estar empleado en el sector formal en ocupaciones realizables en forma remota creció más (entre 1,2 y 2,7 puntos porcentuales en 2022T2) que en el resto de las ocupaciones, sobre todo al considerar el criterio de Leyva y Mora (2021), quienes analizaron la viabilidad de trabajo remoto de las ocupaciones mexicanas.

El Gráfico 7 presenta los mismos resultados, pero desagregados entre mujeres y hombres. Allí se observa que el diferencial de crecimiento del empleo en ocupaciones con alto PA es negativo y estadísticamente significativo a partir del 2020T3, siendo algo más marcado entre los hombres, pero también presente en mujeres. Además, se confirman las tendencias hacia un mayor crecimiento del empleo en trabajos realizables en forma remota. En efecto, con relación a esto último, el diferencial de crecimiento del empleo para TR-DN=1 con relación al resto del empleo, tiende a ser positivo a partir del 2020T3 para los hombres, mientras que los efectos en mujeres, en promedio, no son distintos de cero. Finalmente, los coeficientes de interacción considerando el índice TR-LM son positivos, y estadísticamente significativos al 95%, para hombres y mujeres particularmente a partir del 2021T3.

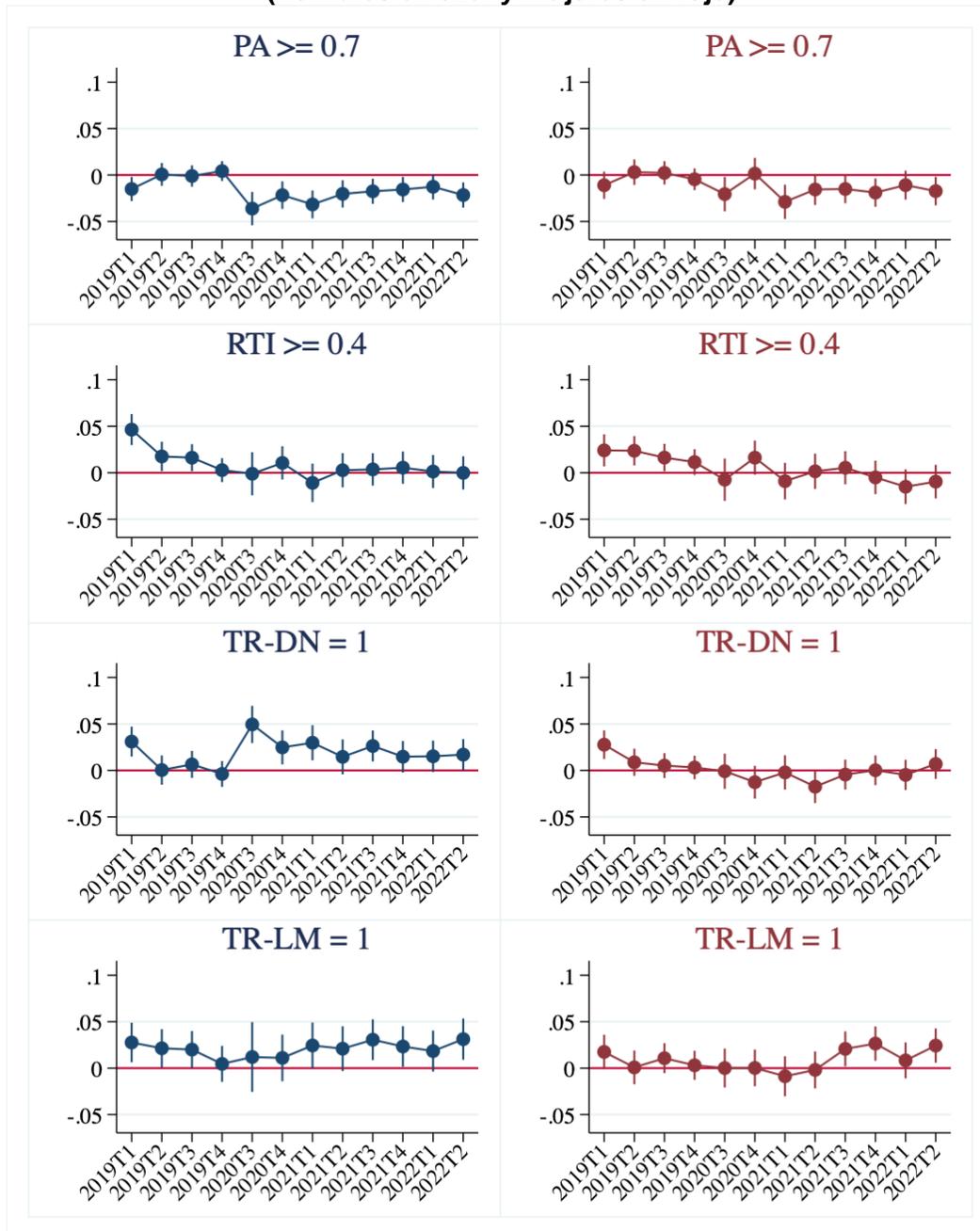
En síntesis, los resultados de las estimaciones sugieren evidencia de i) un menor crecimiento del empleo formal en las ocupaciones con alta probabilidad de automatización, con algo más de impacto en hombres que en mujeres, y ii) un mayor crecimiento del empleo formal en ocupaciones realizables en forma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

Gráfico 6: Cambio en la probabilidad de estar empleado en el sector formal



Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Estimaciones a través de MCO. El periodo de referencia es el 2020T1. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales son intervalos de confianza del 95 %.

Gráfico 7: Cambio en la probabilidad de estar empleado en el sector formal por género (hombres en azul y mujeres en rojo)



Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2021T4). Estimaciones a través de MCO. El periodo de referencia es el 2020T1. Los errores estándar se agrupan a nivel individual y las líneas verticales son intervalos de confianza del 95 %. Las líneas en azul (izquierda) indican los resultados para hombres. Las líneas en rojo (derecha) muestran los resultados para mujeres.

6. Conclusiones e implicaciones de política

Este trabajo explora la evolución del empleo según su exposición al cambio técnico en México tras la pandemia del COVID-19, usando datos de la ENOE entre el primer trimestre de 2019 y el segundo trimestre de 2022, junto con índices de exposición al cambio técnico para las ocupaciones mexicanas.

En relación con el primer trimestre de 2020 no se encuentra evidencia de menor dinamismo del empleo agregado en ocupaciones con alta probabilidad de automatización y de alto contenido de tareas rutinarias, tampoco hay evidencia de crecimiento del empleo agregado realizable en forma remota.

En cambio, al enfocar el análisis en el sector formal, donde sería más factible esperar la adopción de nuevas tecnologías, se encuentra un menor crecimiento del empleo en ocupaciones con alta probabilidad de automatización en relación con el resto de las ocupaciones, y también se advierte un mayor crecimiento del empleo en ocupaciones realizables en forma remota.

Si bien la exposición efectiva al cambio técnico parece ser aún baja, tras la pandemia, en línea con lo esperado (Beylis et al., 2020), se aceleraron cambios en el mercado de trabajo formal compatibles con la adopción de nuevas tecnologías. Una posible interpretación de los resultados de este trabajo es que el empleo informal podría estar actuando de amortiguador del efecto de la automatización en el mercado laboral mexicano. Una extensa literatura muestra que los elevados niveles de informalidad, como es el caso de México, se asocian a bajos niveles de productividad. Por otro lado, cabe advertir que los efectos encontrados son de corto/mediano plazo, y que en un horizonte de tiempo más largo tendrían lugar al menos dos efectos adicionales no contemplados en el estudio: en primer lugar, el crecimiento de las empresas que adoptan tecnologías podría requerir más empleo (efecto escala); y en segundo lugar también debiera darse una reasignación de trabajadores sustituidos por nuevas tecnologías hacia otros empleos.

La política pública puede facilitar estas transformaciones de diversas formas. 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. Adicionalmente, debe facilitarse la reasignación de empleo hacia sus usos más productivos, y para esto las políticas de formación y capacitación del capital humano cobran una importancia central.

7. Referencias

- Acemoglu, D. (2021). To reverse widening inequality, keep a tight rein on automation. International Monetary Fund. Recuperado de <https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/2021/03/COVID-inequality-and-automation-acemoglu.html>
- Acemoglu, 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): 394-99.
- Acemoglu, D.; y Restrepo, P., (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), pp.2188-2244.
- 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, 102083.
- Alarcón Osuna, M. (2021). Empleo desde casa en México: estimación con el modelo Dingel-Neiman. *Carta Económica Regional* 34,128.
- Albanesi, S.; y Kim, J. (2021). The gendered impact of the COVID-19 recession on the US labor market (No. w28505). National Bureau of Economic Research.
- Alon, T.; Doepke, M.; Olmstead-Rumsey, J.; y Tertilt, M. (2020). The impact of COVID-19 on gender equality (No. w26947). National Bureau of economic research.
- Anayi, L.; Barrero, J. M.; Bloom, N.; Bunn, P.; Davis, S.; Leather, J.; Meyer, B.; Oikonomou, M.; Mihaylov, E.; Mizen, P.; y Thwaites, G. (2021) Labour market reallocation in the wake of Covid-19. *Voxeu*, August. <https://voxeu.org/article/labour-market-reallocation-wake-covid-19>
- Apedo-Amah, M. C.; Avdiu, B.; Cirera, X.; Cruz, M.; Davies, E.; Grover, A.; ... y Tran, T. T. (2020). Unmasking the Impact of COVID-19 on Businesses.
- 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).
- Arntz, M.; Gregory, T.; y Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation *Econ. Lett.*, 159, pp. 157- 160.
- Artuc, E.; Christiaensen, L.; y Winkler, H. (2019). Does automation in rich countries hurt developing ones?: Evidence from the US and Mexico. Evidence from the US And Mexico (February 14, 2019). World Bank Policy Research Working Paper, (8741).

Banco Mundial (2016). World Development Report 2016: Digital Dividends. Recuperado de <https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2016>.

Barrero, J.; Bloom, N.; y Davis, S. (2021). Why Working from Home will Stick. NBER Working Paper 28731.

Beylis, G.; Fattal-Jaef, R.; Sinha, R.; Morris, M.; Sebastian, A. (2020) Efecto Viral : COVID-19 y la transformación acelerada del empleo en América Latina y el Caribe. World Bank.

Ripani, L.; Soler, N.; Kugler, A.; Kugler, M. (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>

Blit, J. (2020a). Automation and reallocation: the lasting legacy of COVID-19 in Canada. Recuperado de https://uwaterloo.ca/scholar/sites/ca.scholar/files/jblit/files/covid_automation_legacy.pdf.

Blit, J. (2020b). Automation and Reallocation: Will COVID-19 Usher in the Future of Work? Canadian Public Policy, Special Issue on COVID-19, 46(S2): S192-202. Recuperado de <https://www.utpjournals.press/doi/full/10.3138/cpp.2020-065>.

Brynjolfsson, E.; Horton, 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.

Brynjolfsson, E.; Mitchell, T.; y Rock, D. (2018). What can machines learn, and what does it mean for occupations and the economy?. In AEA papers and proceedings (Vol. 108, pp. 43-47).

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, no. 17. London: Centre for Economic Policy Research, May 13. Recuperado de <https://cepr.org/file/9881/download?token=J8d5KQil>.

Ceballos et al. (2020). Banco de México. Recuperado de <https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/articulos-y-otras-publicaciones/%7BF1B046C8-DE44-99F9-FA75-AC9398222881%7D.pdf>

Cerezo G., V., López G., T. S., y López H., F. (2020). Crecimiento económico e inflación en México, 1993-2018: ¿una relación lineal o no lineal? Investigación económica, 79(311), 83-109.

Corrocher, N.; Moschella, D.; Staccioli, J.; Vivarelli, M. (2023). Innovation and the labor market: Theory, evidence and challenges. UNU MERIT Working Paper series #2023-021 <https://www.merit.unu.edu/publications/wppdf/2023/wp2023-021.pdf>

Davis, M. A., Ghent, A. C., y Gregory, J. M. (2021). The work-from-home technology boon and its consequences. NBER Working Paper 28461.

Dauth, W.; Findeisen, S.; Suedekum, J.; y Woessner, N. (2021). The Adjustment of Labor Markets to Robots, *Journal of the European Economic Association*, Volume 19, Issue 6, December, Pages 3104–3153, <https://doi.org/10.1093/jeea/jvab012>.

Diario Oficial de la Federación de México. (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. Recuperado de

https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5590380&fecha=25/03/2020#:~:text=Que%20la%20Secretar%C3%ADa%20de%20Salud,la%20poblaci%C3%B3n%20de%20nuestro%20pa%C3%ADs.

Diario Oficial de la Federación de México. (2020b, 29 de mayo). ACUERDO por el que se establecen los Lineamientos Técnicos Específicos para la Reapertura de las Actividades Económicas. Recuperado de https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5594138&fecha=29/05/2020&print=true.

Ding, L.; y Saenz Molina, J. (2020) Forced Automation by COVID-19? Early Trends from Current Population Survey Data. Recuperado de

<https://www.philadelphiafed.org/community-development/workforce-and-economic-development/forced-automation-by-covid-19>

Dingel, J., Neiman, B. (2020). How Many Jobs can be Done at Home? *Journal of Public Economics*, 189. 104235.

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 N° IDB-N-2224.

Frey, C.B.; y Osborne, M.A. (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technol. Forecast. Social Change*, 114, pp. 254-280.

Groshen, E. L.; y Potter, S. (2003). Has Structural Change Contributed to a Jobless Recovery? *Current Issues in Economics and Finance* 9 (8).

Hershbein, B.; y Kahn, L. (2018), Do recessions accelerate routine-biased technological change? Evidence from vacancy postings, *American Economic Review* 108, 1737– 1772.

Hoehn-Velasco, L.; Silverio-Murillo, A.; y de la Miyar, J. R. B. (2021). The long downturn: The impact of the great lockdown on formal employment. *Journal of Economics and Business*, 115, 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*, 1-35.
- INEGI. (2011). Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones 2011 SINCO. Recuperado de <https://www.yumpu.com/es/document/view/49472020/sistema-nacional-de-clasificacion-de-ocupaciones-2011-sinco-inegi>.
- INEGI. (2014). La informalidad laboral: ENOE, marco conceptual y metodológico.
- INEGI. (2021). Encuesta Telefónica de Ocupación y Empleo (ETOE) 2020. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/investigacion/etoe/>.
- Jaimovich, N.; y Siu, H. E. (2020). Job polarization and jobless recoveries. *Review of Economics and Statistics*, 102(1), 129-147.
- Juárez, L.; y Villaseñor, P. (2022). Effects of the COVID-19 Pandemic on the Labor Market Outcomes of Women with Children in Mexico. Working Paper.
- Kaplan, D. (2021) Mercado Laboral, en *Lecturas en lo que indican los indicadores. Cómo utilizar la información estadística para entender la realidad económica de México*. Volumen III Coordinador Jonathan Heath. Disponible en <https://lecturas-v3.midedigital.museum/lectura-3/>.
- Kopytov, A.; Roussanov, N.; y Taschereau-Dumouchel, M. (2018). Short-run pain, long-run gain? Recessions and technological transformation. *Journal of Monetary Economics*, 97, 29-44.
- Lee, S. Y. T., Park, M., y Shin, Y. (2021). Hit harder, recover slower? Unequal employment effects of the COVID-19 shock (No. w28354). National Bureau of Economic Research.
- Leigh, N. G.; y Kraft, B. R. (2018). Emerging robotic regions in the United States: insights for regional economic evolution. *Regional Studies*, 52(6), 804-815.
- Leigh, N. G.; Kraft, B.; y Lee, H. (2020). Robots, skill demand and manufacturing in US regional labour markets. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 77-97.
- Leyva, G.; y Mora, I. (2021). How High (Low) are the Possibilities of Teleworking in Mexico? Banco de México, Working Paper, 15.
- McKinsey. (2021). The Future of Work after COVID-19. McKinsey Global Institute, February. Recuperado de <https://www.weldgov.com/files/sharedassets/public/departments/human-services/documents/the-future-of-work-after-covid-19-executive-summary.pdf>.

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, No. TI 2019-035/IV, Tinbergen Institute, Amsterdam and Rotterdam.

OECD (2021), OECD Employment Outlook 2021: Navigating the COVID-19 Crisis and Recovery, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5a700c4b-en>.

Schumpeter, J. (1934). The theory of economic development Harvard University Press. Cambridge, MA.

Waddle, A. (2021). Trade, Technological Change, and Wage Inequality: The Case of Mexico. *International Economic Review*, 62(1), 243-276.

Weber Handwerker, E.; Meyer, P.B.; Piacentini, J.; Schultz, M.; y Sveikauskas, I. (2020). Employment recovery in the wake of the COVID-19 pandemic. *Monthly Labor Review*, U.S. Bureau of Labor Statistics, December, <https://doi.org/10.21916/mlr.2020.27>.

Anexo 1: construcción de índices de exposición al cambio técnico

El estudio presenta cuatro índices de interés de características de las ocupaciones, aplicados al contexto mexicano para estudiar el impacto de la pandemia de COVID-19 sobre el empleo a nivel de ocupaciones. En la ENOE, dichas ocupaciones se encuentran definidas de acuerdo con el Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO). La mitad de los índices fueron obtenidos a partir de los datos de la Occupational Information Network (O*NET) que se basa en encuestas realizadas en Estados Unidos sobre una muestra aleatoria de personas ocupadas en cada una de las categorías de la Clasificación Estándar de Ocupaciones (SOC). Esta base se presenta como la fuente de datos públicos más completa sobre información ocupacional, ya que proporciona información detallada y actualizada periódicamente sobre descriptores de tareas, habilidades requeridas y ámbito de trabajo asociados a cada ocupación.

Para aplicar dichos indicadores a las ocupaciones mexicanas se utilizaron las tablas de equivalencias elaboradas por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), en particular las correspondencias entre la clasificación SINCO, la Standard Occupational Classification (SOC-2010) y la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08).

a. Índice de probabilidad de automatización (PA)

El índice de probabilidad de automatización de Frey y Osborne (2017) cuantifica aspectos relacionados a la robotización de ocupaciones y el riesgo de desplazamiento de las personas en el ámbito laboral.

El índice tuvo gran difusión a nivel internacional y fue replicado para muchos países, también ha sido objeto de muchas críticas en virtud del elevado riesgo de automatización de ocupaciones que plantea. En ese sentido, Arntz, et al. (2016, 2017) sugieren enfocarse en tareas automatizables y no ocupaciones enteras, por lo que las estimaciones de Frey y Osborne deben considerarse con cautela ya que miden la viabilidad técnica de la automatización, ignorando otros aspectos de contexto que afectan los incentivos a automatizar tareas.

El índice de probabilidad de automatización muestra la viabilidad tecnológica de la automatización de una ocupación teniendo en cuenta la tecnología disponible, no solo en el presente, sino también si es probable que los avances en tecnología e inteligencia artificial permitan su automatización en el futuro, por lo que las estimaciones se consideran prospectivas. Contrariamente a las críticas que apuntan a una sobreestimación de la

probabilidad de automatización de Frey y Osborne, Ding y Saenz-Molina (2020) sugieren que dicho índice podría estar desactualizado, dado que fue construido con datos de inicios de la década pasada y que desde entonces a la actualidad ha habido innovaciones que facilitan aún más la automatización de tareas.

El índice de probabilidad de automatización se basa en los datos de O*NET, en particular, Frey y Osborne señalan un conjunto de variables con las cuales identifican cuellos de botella de la automatización, que se describen en la Tabla 1.

Tabla 1: Variables de O*NET que sirven de indicadores de cuellos de botella en la informatización

Cuello de botella de la informatización	Variable O*NET	Descripción
Percepción y manipulación	Destreza de precisión	Capacidad de realizar movimientos coordinados con precisión de los dedos de una o ambas manos para agarrar, manipular o ensamblar objetos muy pequeños.
	Destreza manual	Capacidad de mover rápidamente la mano, la mano junto con el brazo o las dos manos para agarrar, manipular o ensamblar objetos.
	Espacio de trabajo estrecho, posiciones incómodas	¿Con qué frecuencia este trabajo requiere trabajar en espacios estrechos que requieren llegar a posiciones incómodas?
Inteligencia creativa	Originalidad	La capacidad de generar ideas inusuales o inteligentes sobre un tema o situación determinada, o de desarrollar formas innovadoras de resolver un problema.
	Artes finas	Conocimiento de la teoría y las técnicas necesarias para componer, producir y realizar obras de música, danza, artes visuales, teatro y escultura.
Inteligencia social	Percepción social	Ser consciente de las reacciones de los demás y entender por qué reaccionan como lo hacen.
	Negociación	Reunir a los demás y tratar de reconciliar las diferencias.

	Persuasión	Persuadir a otros para que cambien de opinión o de comportamiento.
	Asistencia y cuidado de los demás	Proporcionar asistencia personal, atención médica, apoyo emocional u otros cuidados personales a otras personas, como compañeros de trabajo, clientes o pacientes.

Fuente: Frey y Osborne (2017).

En primer lugar, Frey y Osborne realizaron un filtro de forma manual, etiquetando subjetivamente 70 ocupaciones, asignando un valor igual a 1 si es automatizable, y 0 si no. En segundo lugar, para una clasificación objetiva utilizaron las variables de la Tabla 1 para clasificar las ocupaciones SOC (por sus siglas de *Standard Occupational Classification*) a cinco dígitos. Para la clasificación, desarrollaron un algoritmo que proporciona la probabilidad de automatización de una ocupación dado el vector de las variables mencionadas.

Con base en los resultados obtenidos por Frey y Osborne y la tabla de equivalencia SINCO-SOC-2010, se aplicó el índice para las ocupaciones mexicanas. En primera instancia, dado que la tabla de equivalencia usa ocupaciones SOC-2010 a cinco dígitos, fue necesario recalcular el índice para una apertura SOC a cinco dígitos a través del promedio simple de los valores de los índices correspondientes a seis dígitos. A modo de ejemplo, se presenta el caso del código de ocupación SOC 17-3020 en la Tabla 2.

Tabla 2: Ejemplo de cambio de apertura SOC-2010

SOC 6 dígitos	SOC 5 dígitos	Descripción	Valor índice	Promedio
17-3021	17-3020	Técnicos de Ingeniería y Operaciones	0.48	0.47
17-3022	17-3020	Aeroespaciales Técnicos en Ingeniería Civil	0.75	0.47
17-3023	17-3020	Técnicos de Ingeniería Eléctrica y Electrónica	0.84	0.47
17-3024	17-3020	Técnicos Electromecánicos	0.81	0.47
17-3025	17-3020	Técnicos en Ingeniería Ambiental	0.25	0.47
17-3026	17-3020	Técnicos en Ingeniería Industrial	0.03	0.47
17-3027	17-3020	Técnicos en Ingeniería Mecánica	0.38	0.47
17-3029	17-3020	Técnicos de Ingeniería, Excepto los redactores, Todos los demás	0.24	0.47

Fuente: Elaboración propia.

Luego, en una segunda instancia, con base en la tabla de equivalencia SINCO-SOC-2010 con una apertura SOC a cinco dígitos, obtenemos la probabilidad de automatización para cada ocupación SINCO.²⁹ Donde se exhiben casos con más de una ocupación SOC-2010 para una única ocupación SINCO, se tomó un promedio simple de los índices SOC-2010 tal como se muestra en el ejemplo de la Tabla 3.

Tabla 3: Ejemplo de equivalencia múltiple SINCO-SOC-2010

SOC 5 dígitos	SINCO 4 dígitos	Descripción	Valor índice	Promedio
132010	2121	Contadores y auditores	0.94	0.83
132030	2121	Analistas de presupuesto	0.94	0.83
132070	2121	Asesores de crédito y oficiales de préstamo	0.51	0.83
132080	2121	Examinadores, cobradores y preparadores de impuestos y agentes de rentas	0.96	0.83

Fuente: Elaboración propia.

b. Índice de contenido rutinario RTI

El índice de contenido rutinario de Mihaylov y Tijdens (2019) se realiza según la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008 (CIUO-08) en base a un análisis caso a caso de las tareas asociadas a cada una de las ocupaciones de la CIUO-08. En esta los puestos de trabajo se agrupan basados en el nivel de cualificación y la especialización necesarios para realizar los trabajos. Los autores distinguen entre cuatro niveles de habilidades, dependiendo de las tareas y deberes que se llevan a cabo en el trabajo.

En total, se verifican 3.264 tareas incluidas en la CIUO-08, repartidas en 427 ocupaciones de cuatro dígitos. Para cinco de los llamados “grupos de unidades no clasificadas en otra parte” no se especifican tareas.

Los autores utilizan las mismas cinco medidas de contenido rutinario de las ocupaciones utilizadas por Acemoglu y Autor (2011), distinguiendo entre tareas no rutinarias analíticas (NRA), no rutinarias interactivas (NRI), rutinarias cognitivas (RC), rutinarias manuales (RM) y no rutinarias manuales (NRM). Para diferenciar entre los cinco tipos de tareas los autores adoptaron un procedimiento que cuenta con tres etapas.

²⁹ Cebreros et al. (2020) realizan una aplicación similar del índice de FO a las ocupaciones mexicanas definidas según la SINCO.

1. Se pregunta si una determinada tarea puede ser automatizada y reemplazada por cualquier tipo de tecnología informática. En caso afirmativo, la actividad se categoriza como rutinaria, y por lo demás como no rutinaria. Cabe tener en cuenta que, como la programabilidad de las tareas puede cambiar con el tiempo, se responde esta pregunta considerando el estado actual de la tecnología y lo que es factible en la actualidad.
2. En un segundo paso, se pregunta si la tarea en cuestión requiere habilidades cognitivas o manuales. De aquí se desprende la categorización de tareas como rutinarias cognitivas y rutinarias manuales, y no rutinarias cognitivas y no rutinarias manuales, respectivamente.
3. Finalmente, las tareas cognitivas no rutinarias se subdividen en analíticas no rutinarias e interactivas no rutinarias, dependiendo de si se requieren habilidades analíticas o interactivas para el desempeño competente de la tarea.

A continuación, la Tabla 4 presenta el tipo de actividades laborales que incluye cada una de las categorías.

Tabla 4: Descripción de actividades laborales incluidas en las categorías del RTI

Grupo de tareas	Actividades laborales
Analíticas No Rutinarias NRA	Investigar, analizar, evaluar, pronosticar, desarrollar, diseñar, determinar, estudiar, supervisar, planificar, gestionar, invertir, supervisar y controlar (estrategias, políticas, operaciones de las empresas), examinar pacientes, proporcionar tratamiento y atención médicos (incluyendo tratamientos de cirugía y odontología), prescripción de medicamentos y dispositivos de asistencia, lectura e interpretación (datos, información, dibujos técnicos), uso de software avanzado, elaboración de acuerdos, creación (arte, diseños, música), aplicación de conocimientos, revisión (programas, políticas, trabajo de subordinados), administración (programas, medicamentos, anestesia, pruebas de diagnóstico médico), evaluación del personal, toma de fotografías para ilustrar historias.
Interactivas No Rutinarias NRI	Asesoramiento, consultoría, organización, enseñanza, capacitación, supervisión, coordinación, negociación, dirección, entretenimiento, actuación, canto, tocar instrumentos musicales, promoción, comercialización, defensa ante los tribunales, celebración de servicios religiosos, entrevistas, obtención de información, interpretación simultánea de un idioma a otro, representación de personas u organizaciones, lectura de noticias en la radio y la televisión.
Cognitivas Rutinarias RC	Control de los balances, preparación de las facturas y recepción de los pagos, manejo de sistemas y redes operativas, manejo de equipos informáticos de laboratorio y de oficina, pruebas, inspección y control de calidad, reservas de hotel, órdenes de trabajo de lectura, registro y procesamiento de información, revisión de registros y documentos para su exactitud e integridad, trabajos de secretaría, almacenamiento de registros y documentos.
Manuales Rutinarias RM	Instalación, vigilancia y funcionamiento de maquinaria y equipo fijos, controlar la puesta en marcha y el cierre de procesos, fabricar productos normalizados (alfombras, cigarros, colchones, herramientas, ropa, utensilios, pan, embutidos), montar piezas y componentes prefabricados, clasificar y almacenar productos, clasificar el correo, rellenar y etiquetar contenedores, prendas de punto, transformación de productos agrícolas, limpieza y clasificación y envasado de pescado y marisco, corte (tela, material aislante, piezas metálicas), funcionamiento de instalaciones automáticas de lavado de automóviles.

Manuales No Rutinarias NRM	Fabricación artesanal, elaboración de patrones, manejo de máquinas fijas y equipos móviles, conducir, volar aviones, navegar barcos, pintar, restaurar pinturas y objetos de arte, cocinar, servir comida, dar la bienvenida a huéspedes y clientes, tomar pedidos de alimentos y bebidas, limpieza, peinado, patrullaje, controles de seguridad, vigilancia, protección, dirigir el tráfico, bailar, realizar acrobacias, realizar trucos de ilusión, deportes, posar y modelar.
----------------------------	---

Fuente: Mihaylov y Tijdens (2019).

Dado que una misma tarea puede estar asociada a más de una categoría de actividad, los autores encontraron que el 13% de las tareas presentes en los datos (419 tareas) incluyen actividades clasificadas en más de una categoría del RTI (NRA, NRI, RC, RM, NRM). La mayor parte de estas tareas (254 tareas) se clasifica simultáneamente como analítica no rutinaria e interactiva no rutinaria. Por otro lado, las tareas que contienen múltiples actividades de la misma categoría de rutina se asignan una sola vez a esa categoría.

Finalmente, para calcular la intensidad de tareas rutinarias, los autores calcularon el índice para cada grupo de tareas que componen el RTI a través de la siguiente función:

$$T_{jk} = \frac{\text{número de tareas en el tipo de tarea } j \text{ en la ocupación } k}{\text{número total de tareas asignadas en la ocupación } k}$$

Donde T es el contenido de la tarea, j indica las cinco categorías de rutina analítica, no rutinaria, interactiva no rutinaria, cognitiva rutinaria, manual de rutina y manual no rutinaria, y k representa cada una de las 427 ocupaciones del código CIUO-08 a cuatro dígitos. Los cinco índices T oscilan entre jk cero y uno - mientras que una puntuación de cero indica que no hay tareas clasificadas en la categoría, j en la ocupación k , y una puntuación de uno significa que todas las tareas de la ocupación k se clasifican en la categoría j .

Finalmente, para obtener el índice de contenido rutinario para cada ocupación se realiza el siguiente cálculo que combina los índices de cada grupo de tareas:

$$RTI_k = RC_k + RM_k - NRA_k - NRI_k - NRM_k$$

Donde RTI indica la intensidad de la tarea rutinaria de la ocupación k , y RC, RM, NRA, NRI y NRM representan las cinco categorías de tareas rutinarias cognitivas, manuales de rutina, no rutinarias analíticas, no rutinarias interactivas y no rutinarias manuales, respectivamente. El índice RTI oscila entre 1 y -1, siendo que 1 indica que la ocupación k contiene sólo tareas rutinarias, y -1 indica que la ocupación k contiene sólo tareas no rutinarias. La RTI tiene una relación positiva (aumenta) con el uso de tareas rutinarias cognitivas y manuales, y presenta una relación negativa (disminuye) con el uso de tareas no rutinarias analíticas, interactivas y manuales. Cabe aclarar que la suma de los subíndices NRA y NRI varía entre

0 y 1, como así también la suma entre los subíndices RC y RM. Es por eso por lo que el rango de variación del índice agregado RTI es entre -1 y 1.

Luego, para aplicar este índice a las ocupaciones mexicanas se procedió con un proceso similar al realizado para obtener la probabilidad de automatización de Frey y Osborne. En este caso, la tabla de equivalencias utilizada fue la SINCO-CIUO (2008), ambos sistemas de clasificación de ocupaciones tienen una apertura a cuatro dígitos. Dado que el índice de MT se realizó para el CIUO a cuatro dígitos, el traspaso del índice a las ocupaciones bajo el SINCO fue directo.

Por otro lado, el estudio de Mihaylov y Tijdens analiza y compara su índice con otros índices similares, a saber:

- Índice de actividades rutinarias de Acemoglu y Autor (2011). Este índice utiliza como fuente la base de O*NET que clasifica las ocupaciones bajo el código de clasificación SOC-2009.
- Índice de actividades rutinarias de Dengler, Matthes y Paulus (2014). El índice se basa en la Clasificación de Ocupaciones Alemana de 1998 y la de 2010.
- Índice de probabilidad de automatización, Frey y Osborne (2017), ya presentado.

La correlación entre el índice de Mihaylov y Tijdens y el de Acemoglu y Autor (2011) varía entre 0.41 para el componente RC y 0.7 para el NRA, aunque con patrones similares entre las ocupaciones. En cuanto a la comparación con Frey y Osborne, los autores encuentran algunas coincidencias, pero también divergencias, esto último especialmente en lo que hace al sector servicios. Otro punto de divergencia es respecto a las ocupaciones elementales, que según Frey y Osborne tiene un alto riesgo de automatización, el que podría estar subestimado considerando que según Mihaylov y Tijdens incluye muchas ocupaciones que requieren tareas no rutinarias, que no son fácilmente automatizables.

c. Índice de viabilidad de trabajo remoto: TR-DN

El *Teleworkable Index* fue desarrollado por Dingel y Neiman (2020). Los autores utilizan la base de datos de O*NET para determinar cuándo una ocupación es viable de ser realizada completamente desde casa y cuando no, utilizando una clasificación binaria (0 y 1). Para la construcción del índice, utilizaron en particular dos de las encuestas de O*NET, a saber:

- Cuestionario de contexto laboral: incluye preguntas que buscan capturar aquellos factores físicos y sociales que influyen la naturaleza del trabajo, tales como las interacciones interpersonales, las condiciones físicas de trabajo y las características estructurales del trabajo.

- Cuestionario de actividades laborales generalizadas: a través de sus preguntas busca capturar comportamientos laborales generales que ocurren en múltiples trabajos, tales como el ingreso de información, la interacción con otras personas, el procesamiento mental y los resultados laborales.

Los autores establecieron que, si se cumple alguna de las siguientes condiciones en las respuestas de la encuesta de contexto laboral, la ocupación se codifica con el valor cero, es decir, se trata de una ocupación que no puede ser realizada de forma remota, a saber:

- En promedio, los encuestados respondieron que utilizan el email menos de una vez al mes.
- En promedio, los encuestados respondieron que deben tratar con personas violentas, al menos una vez a la semana.
- La mayoría de los encuestados trabajan al aire libre todos los días.
- En promedio, los encuestados respondieron que en sus trabajos están expuestos a enfermedades o infecciones al menos una vez a la semana.
- En promedio, los encuestados respondieron que en sus trabajos están expuestos a quemaduras menores, cortes, mordeduras o picaduras al menos una vez a la semana.
- En promedio, los encuestados respondieron que pasan la mayoría del tiempo laboral caminando o corriendo.
- En promedio, los encuestados respondieron que pasan la mayoría del tiempo usando equipo de protección o seguridad común o especializado.

Por otro lado, teniendo en cuenta las respuestas de la encuesta de actividades laborales generalizadas, los autores establecieron que, si se cumple alguna de las siguientes condiciones en las respuestas, la ocupación se considera no viable de ser realizada de forma remota, si los encuestados consideran que:

- Realizar actividades físicas generales en sus trabajos es muy importante.
- Sostener y mover objetos es una tarea importante.
- Controlar máquinas y procesos (no computadoras ni vehículos) es muy importante.
- Operar vehículos, dispositivos mecanizados o equipamiento es muy importante.
- Reparar y mantener equipamiento mecanizado es muy importante.
- Reparar y mantener equipamiento electrónico es muy importante.
- La inspección de equipos, estructuras o materiales es muy importante.

Luego, con base en los resultados de Dingel y Neiman para los códigos SOC a ocho dígitos, y haciendo uso de la tabla de equivalencia SOC-SINCO del INEGI, se logró obtener el índice de viabilidad de trabajo remoto para cada una de las ocupaciones mexicanas.³⁰

Dado que la tabla de equivalencia disponible entre la SOC y la SINCO es con una apertura del SOC a cinco dígitos, en primer lugar, se recalculó el índice para una apertura SOC a cinco dígitos. Para ello, se realizó un conteo de cuántas ocupaciones SOC a ocho dígitos con valores del índice iguales a “0” y cuántas con valores iguales a “1” se incluían en cada ocupación SOC a cinco dígitos. Un primer filtro fue aplicar la moda del índice para cada ocupación a seis dígitos, con el fin de preservar el espíritu original binario del índice, es decir el valor que más veces se repetía. Sin embargo, se exhibieron casos en que ciertos códigos a seis dígitos tenían la misma cantidad de valores “0” y “1” incluidos, para estos casos se asignó un valor según criterio propio.

En segunda instancia, para aquellas ocupaciones SINCO con equivalencia con más de una ocupación SOC, se realizó el mismo criterio detallado en el párrafo anterior. Es decir, se le asignó al código SINCO el valor con mayor frecuencia y en su defecto se le asignó un valor según criterio propio. De esta forma, se obtuvo un valor del índice (“0” o “1”) para cada ocupación bajo el sistema de clasificación SINCO.

d. Índice de viabilidad de trabajo remoto: TR-LM

El índice de Leyva y Mora (2021) surge a partir de la necesidad de evaluar las posibilidades del teletrabajo en México, considerando que se trata de una economía emergente con un sector informal considerable y una difusión tardía de las tecnologías de la información y las comunicaciones dentro de los hogares.

Los autores generan una clasificación en donde asignan el valor de uno si consideran que la ocupación se puede realizar a la distancia y cero en caso contrario. Para ello utilizan datos de empleo del año 2019 de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) y 468 ocupaciones de cuatro dígitos del Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones de 2011 (SINCO).

La información disponible en el SINCO acerca de las ocupaciones corresponde al título, descripción de este (funciones que le corresponden) y a ejemplos que se entregan. Es decir que existe una diferencia en el procedimiento respecto al trabajo de Dingel y Neiman (2020), tal como los autores lo indican, dado que no poseen información adicional como la brindada

³⁰ Alarcón Osuna (2021) realiza también una aplicación del índice de DN a México, utilizando la ENOE.

por la O*NET (Leyva y Mora, 2021), pero para validar el trabajo desarrollado los autores correlacionan el índice con el PIB real por trabajador, la estructura del empleo (porcentaje de servicios) y el acceso a las TIC dentro del hogar, calculado por estado y tipo de empleo (formal e informal).

Y luego de una vasta revisión estiman que la viabilidad de trabajo remoto en México está alrededor de un 10.6 por ciento de los ocupados, y que esto corresponde aproximadamente a la mitad de la proporción reportada por Dingel y Neiman (2020).

Anexo 2: Tablas de población ocupada expuesta al cambio técnico

Tabla 1. Población ocupada expuesta al cambio técnico por ocupaciones y género (1er trimestre 2020)

	PA >= 0.7		RTI >= 0.4		TR-DN = 1		TR-LM = 1	
	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres
Profesionales, técnicos y trabajadores del arte	0,07	0,05	0,06	0,06	0,21	0,30	0,23	0,33
Trabajadores de la educación	0,00	0,00	0,00	0,00	0,18	0,12	0,34	0,24
Funcionarios y directivos	0,01	0,01	0,01	0,01	0,04	0,07	0,08	0,16
Oficinistas	0,20	0,08	0,48	0,22	0,27	0,18	0,29	0,15
Trabajadores industriales, artesanos y ayudantes	0,25	0,41	0,36	0,60	0,03	0,05	0,01	0,05
Comerciantes	0,26	0,14	0,06	0,04	0,24	0,23	0,03	0,04
Operadores de transporte	0,00	0,07	0,00	0,02	0,00	0,01	0,00	0,01
Trabajadores en servicios personales	0,17	0,10	0,03	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02
Trabajadores en protección y vigilancia	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01
Trabajadores agropecuarios	0,03	0,15	0,00	0,01	0,00	0,01	0,00	0,00

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2020T1).

Tabla 2. Población ocupada expuesta al cambio técnico por sectores y género (1er trimestre 2020)

	PA >= 0.7		RTI >= 0.4		TR-DN = 1		TR-LM = 1	
	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres	Hombres
No especificado	0,00	0,01	0,00	0,01	0,00	0,01	0,00	0,01
Agricultura, ganadería y otros	0,03	0,15	0,00	0,01	0,00	0,01	0,01	0,01
Ind. extractiva y electricidad	0,01	0,01	0,01	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01
Ind. manufacturera	0,21	0,20	0,39	0,51	0,06	0,08	0,06	0,09
Construcción	0,01	0,16	0,01	0,05	0,02	0,05	0,02	0,05
Comercio	0,28	0,16	0,15	0,11	0,26	0,24	0,08	0,09
Restaurante y serv. de alojamiento	0,19	0,08	0,05	0,02	0,02	0,02	0,02	0,04
Transporte, comunicaciones y correo	0,02	0,05	0,03	0,04	0,03	0,05	0,03	0,06
Serv. profesionales y financieros	0,08	0,05	0,08	0,05	0,14	0,19	0,12	0,19
Serv. sociales	0,06	0,02	0,11	0,03	0,28	0,16	0,48	0,30
Serv. diversos	0,05	0,08	0,04	0,08	0,03	0,05	0,03	0,05
Gobierno y organismos int.	0,06	0,04	0,13	0,07	0,14	0,13	0,14	0,11

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la ENOE (2020T1).

Anexo 3: Tablas de resultados regresiones**Tabla 1: Cambio en la probabilidad de estar empleado (Gráfico 4)**

VARIABLES	(1) PA	(2) RTI	(3) TR-DN	(4) TR-LM
Muestra con personas que alguna vez estuvieron empleadas				
1T2019 x Índice	0.002 [0.003]	-0.006 [0.004]	-0.010*** [0.004]	-0.013*** [0.005]
2T2019 x Índice	0.004 [0.003]	-0.002 [0.004]	-0.006 [0.004]	-0.003 [0.005]
3T2019 x Índice	0.006* [0.003]	-0.000 [0.004]	-0.007* [0.004]	-0.010** [0.005]
4T2019 x Índice	0.002 [0.003]	0.002 [0.004]	-0.007* [0.004]	-0.004 [0.004]
3T2020 x Índice	0.023*** [0.005]	0.019*** [0.006]	-0.006 [0.006]	-0.003 [0.008]
4T2020 x Índice	0.007 [0.005]	0.010* [0.005]	-0.011** [0.005]	-0.010 [0.006]
1T2021 x Índice	0.001 [0.004]	0.006 [0.006]	-0.002 [0.005]	-0.001 [0.007]
2T2021 x Índice	-0.001 [0.004]	-0.008 [0.005]	0.006 [0.005]	0.004 [0.005]
3T2021 x Índice	0.008** [0.004]	0.001 [0.005]	-0.003 [0.004]	-0.006 [0.005]
4T2021x Índice	0.008** [0.004]	-0.003 [0.005]	-0.007* [0.004]	-0.008 [0.005]
1T2022 x Índice	0.004 [0.004]	0.004 [0.005]	-0.004 [0.004]	-0.004 [0.005]
2T2022 x Índice	0.010*** [0.003]	-0.007 [0.004]	-0.010*** [0.004]	-0.021*** [0.005]
Observations	2,357,807	2,357,807	2,357,807	2,357,807
R-squared	0.055	0.056	0.057	0.058
Controles	X	X	X	X
EF Ent. Federativa	X	X	X	X
EF Ocup. 1 dígito				
EF Rama de ocup.				

Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Los errores estándar robustos entre paréntesis. Significancia estadística representada en *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla 2: Cambio en la probabilidad de estar empleado por género (Gráfico 5)

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	PA - hombres	PA - mujeres	RTI - hombres	RTI - mujeres	TR-DN - hombres	TR-DN - mujeres	TR-LM - hombres	TR-LM - mujeres
Muestra con personas que alguna vez estuvieron empleadas								
1T2019 x Índice	0.000 [0.004]	0.002 [0.006]	-0.005 [0.005]	-0.009 [0.007]	-0.002 [0.005]	-0.019*** [0.006]	-0.004 [0.005]	-0.022*** [0.007]
2T2019 x Índice	0.004 [0.004]	0.002 [0.006]	0.000 [0.005]	-0.004 [0.007]	-0.008 [0.005]	-0.005 [0.006]	-0.004 [0.006]	-0.003 [0.007]
3T2019 x Índice	0.006* [0.004]	0.003 [0.006]	-0.003 [0.005]	0.004 [0.007]	-0.004 [0.005]	-0.006 [0.006]	-0.000 [0.006]	-0.011 [0.007]
4T2019 x Índice	0.003 [0.004]	-0.000 [0.006]	0.000 [0.005]	0.004 [0.007]	-0.005 [0.005]	-0.007 [0.006]	-0.001 [0.005]	-0.003 [0.007]
3T2020 x Índice	0.019*** [0.006]	0.019** [0.009]	0.006 [0.008]	0.037*** [0.010]	-0.006 [0.007]	0.010 [0.009]	-0.007 [0.010]	0.016 [0.012]
4T2020 x Índice	0.008 [0.005]	0.002 [0.008]	0.003 [0.007]	0.020** [0.008]	-0.018*** [0.007]	0.000 [0.008]	-0.013 [0.009]	0.001 [0.009]
1T2021 x Índice	0.004 [0.005]	-0.007 [0.008]	0.007 [0.007]	0.009 [0.009]	-0.003 [0.006]	0.007 [0.008]	-0.011 [0.009]	0.015* [0.009]
2T2021 x Índice	0.006 [0.005]	-0.012* [0.007]	-0.008 [0.006]	-0.007 [0.008]	-0.002 [0.006]	0.017** [0.007]	-0.003 [0.007]	0.016** [0.008]
3T2021 x Índice	0.005 [0.004]	0.006 [0.006]	-0.003 [0.006]	0.006 [0.007]	-0.001 [0.005]	-0.001 [0.006]	0.000 [0.006]	-0.004 [0.008]
4T2021 x Índice	0.009** [0.004]	0.004 [0.006]	-0.010 [0.006]	0.005 [0.007]	-0.004 [0.005]	-0.006 [0.006]	-0.010 [0.006]	0.003 [0.007]
1T2022 x Índice	0.009** [0.004]	-0.003 [0.006]	0.002 [0.006]	0.007 [0.007]	-0.007 [0.005]	0.001 [0.006]	-0.007 [0.006]	0.005 [0.008]
2T2022 x Índice	0.010*** [0.004]	0.012** [0.006]	0.002 [0.005]	-0.019*** [0.007]	-0.005 [0.005]	-0.023*** [0.006]	-0.011** [0.006]	-0.031*** [0.007]
Observations	1,299,842	1,057,965	1,299,842	1,057,965	1,299,842	1,057,965	1,299,842	1,057,965
R-squared	0.034	0.040	0.033	0.041	0.033	0.043	0.034	0.044
Controles	X	X	X	X	X	X	X	X
EF Ent. Federativa	X	X	X	X	X	X	X	X
EF Ocup. 1 dígito								
EF Rama de ocup.								

Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Los errores estándar robustos entre paréntesis. Significancia estadística representada en *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla 3: Cambio en la probabilidad de estar empleado en el sector formal (Gráfico 6)

VARIABLES	(1) PA	(2) RTI	(3) TR-DN	(4) TR-LM
Muestra con personas que están empleadas				
1T2019 x Índice	-0.014*** [0.005]	0.036*** [0.006]	0.028*** [0.006]	0.021*** [0.007]
2T2019 x Índice	0.002 [0.005]	0.020*** [0.006]	0.004 [0.005]	0.009 [0.007]
3T2019 x Índice	0.000 [0.004]	0.015*** [0.005]	0.004 [0.005]	0.013** [0.006]
4T2019 x Índice	0.001 [0.004]	0.006 [0.005]	-0.002 [0.005]	0.001 [0.006]
3T2020 x Índice	-0.034*** [0.007]	-0.003 [0.008]	0.028*** [0.007]	0.007 [0.011]
4T2020 x Índice	-0.013** [0.006]	0.014** [0.007]	0.007 [0.006]	0.005 [0.008]
1T2021 x Índice	-0.033*** [0.006]	-0.010 [0.007]	0.015** [0.007]	0.008 [0.008]
2T2021 x Índice	-0.019*** [0.006]	0.003 [0.007]	-0.001 [0.006]	0.009 [0.008]
3T2021 x Índice	-0.017*** [0.005]	0.005 [0.006]	0.011* [0.006]	0.024*** [0.007]
4T2021 x Índice	-0.017*** [0.005]	0.001 [0.006]	0.005 [0.006]	0.022*** [0.007]
1T2022 x Índice	-0.012** [0.005]	-0.006 [0.007]	0.005 [0.006]	0.012* [0.007]
2T2022 x Índice	-0.020*** [0.005]	-0.004 [0.007]	0.012** [0.006]	0.027*** [0.007]
Observations	1,995,769	1,995,769	1,995,769	1,995,769
R-squared	0.191	0.219	0.206	0.210
Controles	X	X	X	X
EF Ent. Federativa	X	X	X	X
EF Ocup. 1 dígito				
EF Rama de ocup.				

Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Los errores estándar robustos entre paréntesis. Significancia estadística representada en *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Tabla 4: Cambio en la probabilidad de estar empleado en el sector formal por género (Gráfico 7)

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	PA - hombres	PA - mujeres	RTI - hombres	RTI - mujeres	TR-DN - hombres	TR-DN - mujeres	TR-LM - hombres	TR-LM - mujeres
Muestra con personas que están empleadas								
1T2019 x Índice	-0.015** [0.007]	-0.011 [0.007]	0.046*** [0.009]	0.024*** [0.009]	0.031*** [0.008]	0.028*** [0.008]	0.028** [0.011]	0.017* [0.009]
2T2019 x Índice	0.001 [0.006]	0.003 [0.007]	0.018** [0.008]	0.024*** [0.008]	0.000 [0.008]	0.009 [0.007]	0.021** [0.011]	0.001 [0.009]
3T2019 x Índice	-0.001 [0.006]	0.002 [0.006]	0.016** [0.007]	0.016** [0.008]	0.006 [0.007]	0.005 [0.007]	0.020** [0.010]	0.011 [0.008]
4T2019 x Índice	0.004 [0.005]	-0.005 [0.006]	0.003 [0.007]	0.011 [0.007]	-0.004 [0.007]	0.003 [0.006]	0.005 [0.010]	0.003 [0.008]
3T2020 x Índice	-0.036*** [0.009]	-0.021** [0.009]	-0.001 [0.012]	-0.008 [0.012]	0.049*** [0.010]	-0.001 [0.010]	0.012 [0.019]	0.000 [0.011]
4T2020 x Índice	-0.022*** [0.008]	0.001 [0.009]	0.011 [0.009]	0.016* [0.009]	0.025*** [0.009]	-0.013 [0.009]	0.011 [0.013]	0.000 [0.010]
1T2021 x Índice	-0.032*** [0.008]	-0.029*** [0.009]	-0.011 [0.011]	-0.009 [0.010]	0.030*** [0.010]	-0.002 [0.009]	0.024* [0.013]	-0.009 [0.011]
2T2021 x Índice	-0.020*** [0.007]	-0.016* [0.009]	0.003 [0.009]	0.002 [0.010]	0.015 [0.010]	-0.018* [0.009]	0.021* [0.012]	-0.002 [0.010]
3T2021 x Índice	-0.018** [0.007]	-0.015* [0.008]	0.004 [0.009]	0.005 [0.009]	0.026*** [0.009]	-0.004 [0.008]	0.031*** [0.011]	0.021** [0.010]
4T2021x Índice	-0.016** [0.007]	-0.019** [0.008]	0.005 [0.009]	-0.005 [0.009]	0.015* [0.009]	0.000 [0.008]	0.023** [0.011]	0.026*** [0.009]
1T2022 x Índice	-0.013* [0.007]	-0.011 [0.008]	0.001 [0.009]	-0.015 [0.010]	0.015* [0.009]	-0.005 [0.008]	0.018 [0.011]	0.008 [0.010]
2T2022 x Índice	-0.022*** [0.007]	-0.017** [0.008]	-0.000 [0.009]	-0.010 [0.009]	0.017** [0.009]	0.007 [0.008]	0.031*** [0.011]	0.024*** [0.009]
Observations	1,175,300	820,469	1,175,300	820,469	1,175,300	820,469	1,175,300	820,469
R-squared	0.204	0.191	0.215	0.239	0.207	0.215	0.207	0.227
Controles	X	X	X	X	X	X	X	X
EF Ent. Federativa	X	X	X	X	X	X	X	X
EF Ocup. 1 dígito								
EF Rama de ocup.								

Fuente: Elaboración propia en base a datos ponderados de la ENOE (2019T1-2020T1) y la ENOEN (2020T3-2022T2). Los errores estándar robustos entre paréntesis. Significancia estadística representada en *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1