

EL IMPACTO DE LAS NUEVAS TECNOLOGÍAS EN EL EMPLEO EN MÉXICO

Isaac Minian y Ángel Martínez Monroy¹

Fecha de recepción: 20 de marzo de 2018. Fecha de aceptación: 1 de junio de 2018.

<http://dx.doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2018.195.64001>

RESUMEN. En el presente estudio se evalúa la vulnerabilidad del empleo ante el avance de las nuevas tecnologías. Con la metodología de Frey y Osborne (2013), se estima que 63% del empleo total y 64.5% del empleo manufacturero en México está en riesgo de ser automatizado, ocasionando que sean los trabajadores menos calificados los más vulnerables. Para ello se estimó exclusivamente la factibilidad técnica de automatización; el empleo que realmente sería desplazado requeriría analizar factores económicos, políticos y sociales. Históricamente, la principal consecuencia de la automatización han sido los cambios significativos en la estructura laboral y no el desempleo masivo. Los mecanismos de mercado y las políticas públicas han compensado los impactos de los *shocks* tecnológicos. De tal manera que aunque el cambio tecnológico desplaza trabajadores, también genera nuevos empleos al crear oportunidades de inversión.

Palabras clave: Empleo manufacturero; cambio tecnológico; automatización; inversiones; políticas gubernamentales.

Clasificación JEL: E24, J08, J31, O33, O38.

THE IMPACT OF NEW TECHNOLOGIES ON JOBS IN MEXICO

ABSTRACT. This study evaluates job vulnerability to the advent of new technologies. Using the Frey and Osborne (2013) method, the estimate is that 63% of all jobs and 64.5% of manufacturing jobs in Mexico are at risk of being automated, making the least skilled workers the most vulnerable. Only the technical feasibility of automation was taken into account in this estimate; estimating the number of jobs that would truly be displaced would require analyzing economic, political, and social factors. Historically, the main consequence of automation has consisted of major changes to the job structure and widespread unemployment. Market mechanisms and public policy have been able to offset the impact of technology shocks, so that even as technological change displaces workers, it also creates new jobs by furnishing investment opportunities.

Key Words: Manufacturing jobs; technological change; investment; government policy.

¹ Instituto de Investigaciones Económicas de la UNAM, México. Correos electrónicos: minian.economia@gmail.com y amonroy@unam.mx, respectivamente. Se agradece a la DGAPA por los recursos financieros proporcionados a través del proyecto PAPIIT IN300117 que permitieron la realización de este trabajo.

1. INTRODUCCIÓN

El miedo al desempleo tecnológico es un fenómeno que ha existido desde hace varios siglos, y se ha documentado que se agudiza en épocas de cambios tecnológicos radicales (Mokyr *et al.*, 2015). El análisis sobre los efectos del cambio tecnológico en el empleo inició con los economistas clásicos, y aunque es un tema muy conocido y ampliamente estudiado,² sigue siendo controvertido debido a la heterogeneidad de las conclusiones de los diversos planteamientos teóricos y a la evidencia empírica.

En general, los teóricos coinciden en que la tecnología tiende a reemplazar al trabajo humano, y que existen mecanismos que pueden compensar o mitigar los efectos adversos del cambio tecnológico en el nivel de empleo, aunque difieren significativamente en la capacidad y rapidez con que los mecanismos de compensación pueden restablecer el pleno empleo en el mercado de trabajo. Por un lado, están los que consideran que el desempleo tecnológico es efímero, y que el equilibrio en el mercado de trabajo se restablece de manera “automática” en pleno empleo; por otro lado, están los que señalan que debido a las rigideces de los precios de los factores, los límites en la factibilidad de la sustitución de factores, la estructura industrial y el comportamiento de la demanda, el restablecimiento del pleno empleo en el mercado de trabajo puede implicar periodos de tiempo muy largos y, en el peor de los casos, puede convertirse en desempleo estructural (Standing, 1984).

Entre los defensores del planteamiento de la compensación “automática” destaca la escuela neoclásica, la cual siguiendo la visión de Jean-Baptiste Say, señala que:

...la ley de mercados de Say excluye el desempleo tecnológico. Si las máquinas desplazan mano de obra se abre una alternativa: o bien los trabajadores serán reabsorbidos, ya que al caer los costos por unidad los precios bajan y sube la demanda del producto, aumentando así la demanda de mano de obra, o bien los trabajadores desplazados aceptarán salarios más bajos, acarreando una sustitución de capital por mano de obra en otros sectores y una tendencia a una producción en la que la razón capital-producto será menos elevada (Standing, 1984, p. 160).

² Frey y Osborne (2013) hacen una revisión amplia de la literatura sobre la relación histórica entre el progreso tecnológico y el empleo; en tanto, Levy y Murnane (2004) lo hacen sobre el impacto de la tecnología en la estructura laboral.

Para la teoría neoclásica, el crecimiento de la producción es endógeno y depende —en el largo plazo— del incremento de la productividad y de la población económicamente activa. En ese contexto, el cambio técnico implica un aumento de los ingresos debido al aumento de la productividad y de la calidad de los bienes, dado un nivel de fuerza de trabajo (determinado por condiciones demográficas). Aquí una parte del aumento de los ingresos, derivados del cambio técnico, se reparte entre los distintos agentes económicos (trabajadores y capitalistas) de las empresas innovadoras; mientras que la otra parte se transfiere al resto de la sociedad mediante la reducción de precios, lo que aumenta el ingreso real y, por tanto, la demanda de bienes y servicios. Es decir, el aumento de productividad genera un ingreso y, por tanto, un aumento de la demanda equivalente, aunque no necesariamente de los bienes de las firmas innovadoras.

De acuerdo con la escuela predominante, el cambio técnico activa mecanismos de mercado que permiten reasignar de manera eficiente la mano de obra hacia las empresas que aumentan su producción, compensando la reducción del empleo de otras firmas. Para garantizar la efectividad de los mecanismos de compensación del planteamiento neoclásico se requiere: 1) flexibilidad absoluta en los mercados de trabajo y de capitales; 2) que la fuerza de trabajo sea homogénea; y 3) que no haya barreras a la movilidad de los factores productivos, por lo que su transferencia de un sector a otro es inmediata.

La rapidez y capacidad de los mecanismos de compensación para restablecer de manera “automática” el pleno empleo en el mercado de trabajo, han sido seriamente cuestionadas a lo largo de la historia. En particular, Ricardo (1959, p. 294) señala que “[l]a demanda de trabajo continuará aumentando con el incremento del capital, pero no en proporción a ese incremento; la relación será, por necesidad, decreciente”. En el mismo sentido, Marx (2010, p. 368) asegura que “[e]l aumento de trabajo que suponga la producción del instrumento de trabajo, de la máquina, del carbón, etcétera, tiene que ser, forzosamente, inferior a la disminución de trabajo conseguida mediante el empleo de la maquinaria”. Además, la rapidez con que la tecnología reemplaza al trabajo humano es mayor que la capacidad de la economía para generar nuevos empleos para los trabajadores desplazados. En palabras de Keynes (1986, p. 330), se va a generar desempleo tecnológico “...debido a [que] nuestro descubrimiento de los medios para economizar el uso del factor trabajo [está] sobrepasando el ritmo con el que podemos encontrar nuevos empleos para el trabajo disponible”. Finalmente, hay factores que pueden frenar a los mecanismos de compensación, por ejemplo, un bajo valor de la

eficiencia marginal del capital puede mermar el efecto de la demanda efectiva en la generación de empleos nuevos (Keynes, 2003), y dado que el proceso de innovación es continuo, un retraso en la compensación podría generar desempleo estructural permanente (Piva y Vivarelli, 2017).

A pesar de los impactos adversos del cambio tecnológico sobre el nivel de empleo y la estructura laboral, los economistas coinciden en que sus efectos socioeconómicos netos son positivos, por lo que los gobiernos no deberían frenarlo. Al respecto, Ricardo (1959, p. 295) señala que:

Nunca puede desanimarse en el Estado el empleo de maquinaria, porque si no se permite al capital obtener el mayor ingreso neto que el uso de maquinaria rendirá en el país, será llevado al exterior, y con ello será para la demanda de mano de obra más desalentador que el máximo empleo extensivo de maquinaria; en efecto mientras el capital este empleado en el Reino, creara una cierta demanda de mano de obra; la maquinaria no puede trabajar sin la asistencia del hombre, ni puede fabricarse sin la contribución de su trabajo.

Finalmente, los críticos de la compensación “automática” señalan que si bien durante los periodos de transición los mecanismos de compensación enfrentan serias dificultades para restablecer el pleno empleo en el mercado de trabajo, reconocen que es probable que en el largo plazo sí logren contrarrestar el desempleo, debido a que con el cambio tecnológico “[s]urgen –ya sea directamente a base de la misma maquinaria, o bien indirectamente, gracias a la revolución industrial provocada por ella– ramas de producción y campos de trabajo totalmente nuevos” (Marx, 2010, p. 370), que aumentan la demanda de trabajo, y eventualmente compensan el impacto negativo del cambio tecnológico en el nivel de empleo. En el mismo sentido, Schumpeter (1983, p. 120) asegura que “[e]l impulso fundamental que pone y mantiene en movimiento a la máquina capitalista procede de los nuevos bienes de consumo, de los nuevos métodos de producción y transporte, de los nuevos mercados, de las nuevas formas de organización industrial que crea la empresa capitalista”. Para Schumpeter (1983), el progreso técnico es parte fundamental de la destrucción creativa y las innovaciones –que suponen la construcción de nuevas plantas o la reconstrucción de las antiguas–, son generadoras de beneficios y oportunidades de inversión que, al ser aprovechadas por las empresas dinámicas, crean nuevos empleos.

Aunque la evidencia empírica sobre el impacto del cambio tecnológico en el nivel de empleo es abundante, los estudios existentes difieren significativamente debido, entre otras cosas, al periodo de estudio, los países analizados,

el nivel de análisis (macroeconómico, regional, sectorial o microeconómico), y la diversidad de las variables e indicadores utilizados para medir el cambio tecnológico.

A nivel macroeconómico, una gran parte de la evidencia empírica sugiere que en el largo plazo hay una correlación negativa entre el crecimiento de la productividad³ y la tasa de desempleo (Muscatelli y Tirelli, 2001; Benigno *et al.*, 2015; Gallegati *et al.*, 2014). Aunque la correlación negativa entre productividad y desempleo parece ser la regla, se ha documentado que, en ciertos periodos de tiempo en algunas regiones de Europa Occidental los aumentos de la productividad se han producido a expensas del empleo (Enflo, 2010). Gallegati, *et al.* (2014) aportan evidencia empírica que sugiere que en el corto y mediano plazo los incrementos en la productividad generan desempleo.

Hasta ahora, en el largo plazo y de manera muy imperfecta, los mecanismos de compensación han logrado contrarrestar los efectos del cambio tecnológico en el nivel de empleo, ya que ni la tecnología en general, ni las computadoras en particular, generan un desempleo masivo permanente (Frey y Osborne, 2013). Sin embargo, durante los periodos de transición (corto y mediano plazo), las economías soportan altas tasas de desempleo debido, entre otros factores, a que la estructura ocupacional del mercado de trabajo puede cambiar más rápido de lo que los trabajadores pueden cambiar sus habilidades (Levy y Murnane, 2004).

Entre las grandes transformaciones históricas de la estructura laboral destacan los cambios por sector de actividad económica y por nivel de calificación. A nivel de sector, los trabajadores han sido desplazados de la agricultura y las artesanías, a la manufactura y trabajos de oficina, y posteriormente, a los servicios y ocupaciones gerenciales (Frey y Osborne, 2013). Por nivel de calificación, se observan diversos patrones temporales: 1) en el siglo XIX, el cambio tecnológico favoreció la demanda de trabajo no calificado (Levy y Murnane, 2004); 2) durante la mayor parte del siglo XX, la tecnología complementó al trabajo calificado (Acemoglu, 2002), y 3) en las últimas décadas, las aplicaciones tecnológicas han estado reemplazando al trabajo de calificación media (Autor, Levy y Murnane, 2003; Levy y Murnane, 2004; Goos y Manning, 2007).

³ Se toma el crecimiento de la productividad como variable explicativa debido a que diversos estudios consideran que la productividad es el canal a través del cual el cambio tecnológico impacta al mercado de trabajo.

2. AVANCES TECNOLÓGICOS RECIENTES

Los recientes avances en inteligencia artificial, el aprendizaje con máquinas y la robótica, junto con la reducción constante de los costos de la automatización, derivado de la caída de los precios de las computadoras (64% anual entre 1980 y 2006 de acuerdo con Nordhaus (2007)), y de los robots industriales (10% anual según la Federación Internacional de Robots (2012, citada en MGI, 2013)), han creado fuertes incentivos económicos para que los empleadores reemplacen el trabajo humano por equipos de control numérico computarizado (Frey y Osborne, 2013). La posibilidad de que se esté ante un cambio tecnológico radical, activó (nuevamente) las alarmas del miedo al desempleo tecnológico, por lo que en los últimos años se han multiplicado los estudios sobre los efectos potenciales de la automatización en el empleo (Brynjolfsson y McAfee, 2011; MGI, 2017; Frey y Osborne, 2013; Chui *et al.*, 2016; Jäger *et al.*, 2016).

La creciente preocupación se debe a que, hasta hace poco más de una década se consideraba que la tecnología sólo podía reemplazar al trabajo humano en tareas rutinarias (manuales y cognitivas), pero (todavía) no lo podía sustituir en tareas no rutinarias (Autor, Levy y Murnane, 2003; Goos y Manning, 2007). Sin embargo, el rápido cambio tecnológico, así como el avance de la fragmentación de procesos productivos han ido en aumento respecto a la capacidad de la tecnología para automatizar tareas, desdibujando la frontera entre lo que es automatizable y lo que no. Por ejemplo, Frey y Osborne (2013) señalan que en 2003 conducir un automóvil o leer un manuscrito eran consideradas tareas no rutinarias, pero 10 años más tarde ya no lo eran. Asimismo, la tecnología avanza a pasos agigantados en la automatización de tareas cognitivas no rutinarias, por ejemplo, el diagnóstico de cáncer, que ahora se comienza a hacer utilizando un algoritmo computacional desarrollado por IBM (2017).

Es probable que, como ha ocurrido en el pasado, en el largo plazo los mecanismos de compensación logren restablecer el nivel de empleo en el mercado de trabajo. De acuerdo con Levy y Murnane (2004), la principal consecuencia de la automatización no parece ser un desempleo masivo, sino más bien un cambio significativo de la estructura laboral. Lo anterior se debe a que, si bien el impacto del cambio tecnológico sobre el nivel de empleo tiende a mitigarse con el paso del tiempo, su efecto en la estructura laboral es persistente, ya que aun cuando las oportunidades de empleo se siguen incrementando, su crecimiento es mayor en las ocupaciones más calificadas, en las cuales las computadoras son complementarias.

En los últimos años, se han propuesto dos metodologías para intentar cuantificar el impacto potencial del progreso tecnológico en el empleo. La primera, propuesta por Frey y Osborne (2013), permite cuantificar el impacto de la tecnología por ocupaciones, y permite estimar la proporción del empleo que puede ser *potencialmente* sustituida por capital y nuevo conocimiento. Lo anterior tiene en cuenta exclusivamente las capacidades técnicas (*factibilidad técnica* existente en 2013). Es decir, ya existe la capacidad técnica de automatización de esas ocupaciones.

No obstante, es importante aclarar que con esta metodología no se pretende estimar cuántos trabajos se automatizarán en realidad. Es decir, no se estima el riesgo real debido a que hay factores económicos, políticos, sociales, legales, etcétera, que limitan la implementación de las innovaciones tecnológicas, aun cuando sean técnicamente factibles, y tampoco es posible predecir el tiempo en el que se materializará la automatización.

Con dicha metodología, los autores estiman que aproximadamente 47% del empleo total de Estados Unidos tiene un alto riesgo de ser automatizado. Siguiendo esta metodología, un equipo de trabajo del Banco Mundial (BM) (2016) consideró la participación de empleos susceptibles de ser automatizados para más de 40 economías en desarrollo; en tanto que Bowles (2014) hizo lo propio para 28 países europeos.

La metodología propuesta por el Instituto Global McKinsey (MGI, por sus siglas en inglés, 2017) desagrega las ocupaciones en actividades y, de acuerdo con los autores, permite estimar el impacto potencial de la automatización para más de 2 mil actividades. Al comparar las estimaciones entre ambas metodologías, se tiene que para algunos países como Estados Unidos, Suecia y República Checa, los resultados son muy similares. Sin embargo, para la mayoría de los países, los impactos estimados con la metodología de Frey y Osborne son mayores, siendo particularmente amplia la brecha para las economías en desarrollo (MGI, citado en Chui *et al.*, 2017; Bowles, 2014; BM, 2016).

Para el caso de México, con la metodología del MGI, Chui *et al.* (2016) estiman que 52% del empleo total y 64% de los empleos manufactureros están en riesgo de ser automatizados. Sin embargo, se desconoce cuál es la cantidad de empleo en riesgo de ser automatizado por industria y cuál es el nivel de calificación de los trabajadores amenazados por su participación en el empleo manufacturero, cuáles son las ocupaciones más vulnerables y qué factores locales podrían acelerar o reducir la velocidad de adopción de las soluciones de automatización en la manufactura mexicana.

Con las probabilidades de automatización por ocupación calculadas por Frey y Osborne (2013), se estimó el impacto potencial del cambio tecnológico en el empleo para las industrias manufactureras; se identificaron las ocupaciones más vulnerables al avance de la tecnología; así como una matriz de nivel de calificación *vs.* riesgo de automatización y, finalmente, se analizaron los principales factores que pueden influir en la velocidad de adopción de procesos automatizados en la industria manufacturera mexicana.

Si bien la estimación del impacto tecnológico en el nivel de empleo por actividades podría ser más precisa, se eligió la metodología de Frey y Osborne por la disponibilidad de las estimaciones de la probabilidad-riesgo de automatización para 702 ocupaciones porque hasta ahora las ocupaciones son el mayor nivel de desagregación de la información estadística de empleo en México.

3. DATOS Y METODOLOGÍA

La información estadística utilizada en este estudio proviene fundamentalmente del artículo de Frey y Osborne (2013) y de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE) correspondiente al tercer trimestre de 2016 (INEGI, 2016). En el apéndice de su trabajo, Frey y Osborne publicaron una tabla con 702 ocupaciones, así como la probabilidad de ser computarizadas,⁴ aunque las ocupaciones están ordenadas con base en la *Clasificación Ocupacional Uniforme* (SOC, por sus siglas en inglés), y las estadísticas de empleo en México utilizan el *Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones* (SINCO). Para poder asignarles una probabilidad de automatización a las ocupaciones de México, fue necesario contar con una correspondencia entre ambos sistemas de clasificación. Para tal fin, se utilizó la tabla comparativa SOC-SINCO, proporcionada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2012). Dado que dicha tabla utiliza el sistema SOC desagregado a cinco dígitos y Frey y Osborne (2013) a seis, se utilizaron las estadísticas de empleo de Estados Unidos (BLS, 2016) para ponderar la suma de las probabilidades.

⁴ Para estimar dichas probabilidades Frey y Osborne, junto con un grupo de investigadores de Aprendizaje Automático (*Machine Learning*) reunidos en la Universidad de Oxford, asignaron de manera subjetiva etiquetas a 70 ocupaciones según su posibilidad de automatización: '0' (no es automatizable) o '1' (es automatizable). Posteriormente, desarrollaron un algoritmo que, considerando las etiquetas asignadas a las 70 ocupaciones antes señaladas, les ayudó a predecir la probabilidad de automatización para 702 ocupaciones. La descripción detallada de la metodología se encuentra en el trabajo original de Frey y Osborne (2013).

Para validar que la sumatoria de las probabilidades no modificara significativamente los resultados, se replicó el ejercicio de Frey y Osborne (2013) con datos para 2016 con las ocupaciones desagregadas a 6 y 5 dígitos. Se encontró que con la información a 6 (5) dígitos 51% (52%) del empleo total tiene alto riesgo de ser automatizado, 20% (19%) tiene un riesgo medio, y 29% (29%) tiene un riesgo bajo.

Como la correspondencia entre los dos sistemas de clasificación no es exacta, para estimar la probabilidad de las ocupaciones que no tienen una correspondencia unitaria se utilizaron los siguientes métodos: 1) se estimó una probabilidad ponderada utilizando las estadísticas de empleo de Estados Unidos (asumiendo que la estructura laboral mexicana es similar a la estadounidense), y 2) se estimó la probabilidad a partir de una media simple (véase Anexo 1). Al comparar las estimaciones con ambos métodos, se encontró una diferencia de aproximadamente 3% en la participación del empleo con alto riesgo de ser automatizado para la economía total, y de menos de 1% para la industria manufacturera. Para este trabajo, la diferencia entre los valores estimados mediante ambos métodos no es significativa para el caso de la industria manufacturera (64.5 con la probabilidad ponderada y 65.3 con la probabilidad simple), por lo que en los siguientes apartados del trabajo sólo se reportan las estimaciones realizadas con el primer método.⁵

De acuerdo con la ENOE,⁶ la población ocupada total en México para el tercer trimestre de 2016 fue de aproximadamente 52 millones, y 8.5 millones para la industria manufacturera. Para hacer las estimaciones para la economía total se consideraron 47.9 millones, y para la industria manufacturera 7.4 millones, debido a que 1) para algunas ocupaciones Frey y Osborne (2013) no estimaron su probabilidad de automatización, y 2) la equivalencia entre el sistema de clasificación de ocupaciones estadounidense y mexicano no es exacta, por lo que hay ocupaciones que no tienen correspondencia.

Siguiendo la propuesta⁷ de Frey y Osborne (2013), se agruparon las ocupaciones según su nivel de riesgo de ser automatizadas: 1) alto, para las ocupaciones con una probabilidad de automatización mayor a 0.7, 2) medio,

⁵ Las estimaciones con la probabilidad simple pueden ser solicitadas a los autores por correo electrónico.

⁶ La ENOE es una encuesta que se realiza de manera trimestral en los hogares, tiene cobertura nacional y sus resultados se limitan a la población con edades entre 15 y 98 años.

⁷ La aplicación de la metodología de Frey y Osborne (2013) en el caso de México ha sido realizada por Ángel Martínez Monroy, coautor del presente trabajo.

para las ocupaciones cuya probabilidad de ser automatizadas se encuentra entre 0.3 y 0.7, y 3) bajo, para las ocupaciones con probabilidad menor o igual a 0.3

4. RESULTADOS

De acuerdo a estimaciones propias, 63% del empleo total tiene un alto riesgo de ser automatizado (véase cuadro 1), lo que según Frey y Osborne (2013) significa que, con la tecnología existente (en 2013), hay una alta probabilidad (mayor a 0.7) de que las tareas de las ocupaciones con alto riesgo de automatización puedan ser realizadas por equipos controlados por computadora. La proporción del empleo mexicano con alto riesgo de ser automatizado es mayor que la de Estados Unidos (47%), la Unión Europea (54%), y que el promedio de los países miembros de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) (57%), pero se encuentra por debajo de la de países asiáticos como China (77%) e India (69%) (BM, 2016; Bowles, 2014).

Por otra parte, las estimaciones para la industria manufacturera sugieren que aproximadamente 64.5% del empleo de la manufactura mexicana tiene un riesgo potencial alto de ser automatizado (véase cuadro 2).

Al analizar el impacto tecnológico potencial por industria, se encontró que hay tres industrias (madera, muebles y vestido) en las que más del 85% del empleo tiene una alta probabilidad de ser automatizado. Las industrias de la madera y de fabricación de muebles, en conjunto, representan únicamente 5.8% del empleo manufacturero, por lo que el impacto de su automatización sería moderado. En cambio, el avance de la automatización en industrias como la alimentaria, equipo de transporte, vestido y fabricación de productos metálicos sí representa una seria amenaza para el empleo, ya que en conjunto concentran más del 50% del empleo manufacturero. En tanto, la mayor adopción de procesos automatizados en las industrias de equipo de transporte y electrónica, tanto en México como en el exterior, representa un gran riesgo para la manufactura mexicana, ya que entre ambas industrias concentran 17.8% del empleo y más del 60% de las exportaciones manufactureras.

Al estimar el impacto tecnológico potencial por ocupaciones para la industria manufacturera, se encontró que 117 de las 255 ocupaciones que conforman dicha industria enfrentan un alto riesgo de automatización. Sin

embargo, lo alarmante es que 15 de las 117 concentran más del 70% del empleo en riesgo de ser automatizado.

La alta concentración de los trabajadores en pocas ocupaciones hace que el empleo manufacturero mexicano sea particularmente vulnerable al avance de la automatización (véase cuadro 3).

Cuadro 1. Empleo total según su nivel de riesgo de ser automatizado, tercer trimestre de 2016

<i>Nivel de riesgo</i>	<i>Empleo (personas)</i>	<i>Participación porcentual</i>
Alto	30 342 792	63.4
Medio	8 413 405	17.6
Bajo	9 098 438	19.0
Total	47 854 635	100.0

Fuente: elaboración propia con datos de la ENOE (INEGI, 2016), considerando las probabilidades de automatización por ocupación estimadas por Frey y Osborne (2013).

Cuadro 2. Empleo manufacturero por industria y nivel de riesgo de automatización, tercer trimestre de 2016

Código SCIAN ^o	Descripción	Riesgo alto		Riesgo medio		Riesgo bajo		Empleo total
		Empleo	%	Empleo	%	Empleo	%	
3110	Industria alimentaria	1 178 845	65.0	546 085	30.0	85 233	5.0	1 810 163
3120	Industria de las bebidas y del tabaco	168 716	61.0	69 431	25.0	39 591	14.0	277 738
3130	Fabricación de insumos textiles	63 144	62.0	28 932	29.0	9 011	9.0	101 087
3140	Confección de productos textiles, excepto prendas de vestir	99 973	77.0	26 934	21.0	3 078	2.0	129 985
3150	Fabricación de prendas y accesorios de vestir	531 598	87.0	55 590	9.0	27 128	4.0	614 316
3160	Fabricación de productos de cuero, piel y materiales sucedáneos, excepto prendas de vestir	52 153	19.0	216 821	78.0	9 874	4.0	278 848
3210	Industria de la madera	77 161	90.0	4 853	6.0	3 274	4.0	85 288
3220	Industria del papel	86 860	74.0	22 777	19.0	8 111	7.0	117 748
3230	Impresión e industrias conexas	64 402	59.0	12 869	12.0	32 287	29.0	109 558
3240	Fabricación de productos derivados del petróleo y del carbón mineral	26 046	65.0	7 462	19.0	6 775	17.0	40 283
3250	Industria química	187 187	65.0	66 809	23.0	34 658	12.0	288 654
3260	Industria del plástico y del hule	222 492	72.0	61 569	20.0	26 396	9.0	310 457
3270	Fabricación de productos a base de minerales no metálicos	123 452	43.0	148 594	51.0	18 019	6.0	290 065

3310	Industrias metálicas básicas	72 092	61.0	30 958	26.0	14 453	12.0	117 503
3320	Fabricación de productos metálicos	236 554	43.0	287 494	52.0	24 298	4.0	548 346
3330	Fabricación de maquinaria y equipo	79 399	66.0	25 841	22.0	14 734	12.0	119 974
3340	Fabricación de equipo de computación, comunicación, medición y de otros equipos, componentes y accesorios electrónicos	160 668	57.0	81 195	29.0	40 409	14.0	282 272
3350	Fabricación de equipo de generación eléctrica y aparatos y accesorios eléctricos	149 584	69.0	50 538	23.0	16 327	8.0	216 449
3360	Fabricación de equipo de transporte y partes para vehículos automotores	688 846	67.0	237 481	23.0	99 809	10.0	1 026 136
3370	Fabricación de muebles y productos relacionados (colchones, corrimuros)	301 388	88.0	31 241	9.0	8 566	3.0	341 195
3380	Otras industrias manufactureras	176 239	69.0	58 919	23.0	19 262	8.0	254 420
3399	Descripciones insuficientemente especificadas de subsector de actividad del sector 31-33, Industrias manufactureras	1 895	41.0	1 061	23.0	1 688	36.0	4 644
31-33	Industrias manufactureras	4 748 694	64.5	2 073 454	28.2	542 981	7.4	7 365 129

^a Versión hogares.

Fuente: elaboración propia con datos de la ENOE (INEGI, 2016), considerando las probabilidades de automatización por ocupación estimadas por Frey y Osborne (2013).

Cuadro 3. Ocupaciones con el mayor número de empleados con alto riesgo de automatización, tercer trimestre de 2016

<i>Núm.</i>	<i>Código SINCO</i>	<i>Descripción</i>	<i>Empleo con riesgo alto de automatización</i>	<i>Participación</i>	<i>Participación acumulada</i>
1	7513	Trabajadores en la elaboración de pan, tortilla, repostería, y otros productos de cereales y harinas	517 392	10.9	10.9
2	8212	Ensambladores y montadores de partes eléctricas y electrónicas	434 947	9.2	20.1
3	7341	Sastres y modistos, costureras y confeccionadores de prendas de vestir	298 838	6.3	26.3
4	8133	Operadores de máquinas para la elaboración y ensamble de productos de plástico y hule	266 601	5.6	32.0
5	8153	Operadores de máquinas de costura, bordado y de corte para la confección de productos textiles y prendas de vestir	262 076	5.5	37.5
6	7311	Carpinteros, ebanistas y cepilladores en la elaboración de productos de madera	256 586	5.4	42.9
7	8123	Operadores de máquinas que cortan, perforan, doblan, troquelan, sueldan, etcétera, piezas y productos metálicos	252 040	5.3	48.2
8	4211	Empleados de ventas, despachadores y dependientes en comercios	219 263	4.6	52.8
9	8211	Ensambladores y montadores de herramientas, maquinaria, equipos y productos metálicos	203 105	4.3	57.1
10	8341	Conductores de camiones, camionetas y automóviles de carga	145 730	3.1	60.2
11	8161	Operadores de máquinas en la elaboración de alimentos, aceites, grasas, sal y especias	116 987	2.5	62.6
12	8352	Conductores de maquinaria móvil para el movimiento de mercancías en fábricas, puertos, comercios, etcétera	113 035	2.4	65.0
13	2634	Mecánicos en mantenimiento y reparación de maquinaria e instrumentos industriales	95 588	2.0	67.0
14	7332	Tejedores de fibras	93 357	2.0	69.0
15	4214	Choferes vendedores	92 578	1.9	70.9

Fuente: elaboración propia con datos de la ENOE (INEGI, 2016), considerando las probabilidades de automatización por ocupación estimadas por Frey y Osborne (2013).

5. MECANISMOS DE MITIGACIÓN Y ADAPTACIÓN

Pese a que el impacto potencial estimado del cambio tecnológico sobre el empleo manufacturero es alarmante, fueron identificados que los mecanismos de mercado, las políticas gubernamentales, la rapidez y el alcance del cambio tecnológico, y los factores económicos y sociales pueden contribuir significativamente en la mitigación del desempleo tecnológico, y coadyuvar en la adaptación a la nueva estructura laboral.

Mecanismos de mercado y oportunidades de inversión

A lo largo de la historia, durante los periodos de transición (corto y mediano plazo) las economías han soportado *shocks* tecnológicos con altas tasas de desempleo. Sin embargo, en el largo plazo, los mecanismos de mercado han logrado restablecer el nivel de empleo en el mercado de trabajo. Como se señaló previamente, el progreso técnico no sólo destruye empleos sino que también crea oportunidades de beneficios y, por lo tanto, oportunidades de inversión. Más aún, el progreso tecnológico al dejar obsoletos a bienes de capital, insumos intermedios, servicios y a las habilidades de la fuerza de trabajo, abre oportunidades a nuevas inversiones y a distintas localizaciones de la misma.⁸ Si las inversiones son tomadas por las empresas, se crearán nuevos empleos no sólo en el sector innovador sino también en los sectores proveedores de éstos (bienes y servicios intermedios), los de bienes y servicios complementarios, así como en sectores tradicionales dado el aumento del ingreso.

En las últimas décadas, surgieron nuevos productos y servicios que elevaron el nivel de la producción y productividad del trabajo, y generaron nuevas fuentes de empleo. Ejemplo de ellos son los semiconductores, equipos de cómputo, teléfonos celulares, cajeros automáticos, drones, robots industriales y de servicios, servicios de almacenamiento en la nube, *big data*, redes sociales, etcétera. De acuerdo con el MGI (2017, p. 101) “un tercio de los nuevos empleos creados en Estados Unidos en los últimos 25 años no existían, o apenas existían, hace 25 años”. Además, se están reinventando varias industrias tradicionales, con grandes impactos esperados en productividad, eficiencia energética, calidad y empleo.

⁸ En un trabajo muy anterior se desarrolló el tema de la obsolescencia en industrias de alta tecnología como determinante de nuevas inversiones, fraccionamiento de procesos productivos y de relocalización internacional de la producción (Minian, 1981).

Políticas gubernamentales

A partir de la década de los treinta del siglo xx, el papel del Estado en la generación de empleo fue fundamental, ya sea mediante su intervención en las denominadas áreas “tradicionales” como educación, salud, seguridad social y estabilidad macroeconómica, o bien, en la política industrial utilizando instrumentos como subsidios, proteccionismo comercial, coordinación de inversiones complementarias y competidoras, políticas para garantizar economías de escala, regulación sobre importaciones de tecnología e inversión extranjera directa, capital de riesgo e incubación de firmas de alta tecnología, promoción de exportaciones y asignación de divisas (Chang, 2009) para promover el establecimiento y desarrollo de industrias nuevas y/o estratégicas. De acuerdo con Shafaeddin (1998), con excepción de Hong Kong, ningún otro país ha desarrollado su industria sin intervención gubernamental, específicamente, sin políticas enfocadas en proteger a las industrias nacientes.

Rapidez y alcance del cambio tecnológico

La rapidez con que se presenta el cambio tecnológico es un elemento clave para determinar su impacto en el nivel de empleo. Un cambio tecnológico rápido y profundo desafía la capacidad de la economía para generar nuevos empleos para los trabajadores desplazados, y la pericia de los trabajadores para cambiar sus habilidades y adaptarse a la nueva estructura laboral. Hay dos visiones contrapuestas sobre la rapidez con que se está introduciendo la nueva tecnología en la actualidad: la primera sostiene que el cambio tecnológico actual, comparado con los anteriores, es poco profundo y de lento avance (Gordon, 2012) lo que genera baja productividad, bajo crecimiento del producto y del empleo. Hansen (1939) caracterizó esta situación como “estancamiento secular”. La segunda asegura que las transformaciones derivadas de la incorporación de las actuales tecnologías digitales son profundas, de amplio alcance y avanzan con rapidez. De esta manera, las últimas décadas dieron lugar a un muy rápido crecimiento de la productividad acabando con millones de empleos, lo que sugiere que se podría estar ante un cambio tecnológico radical cuyos impactos adversos apenas comienzan a observarse, tal como señalan Brynjolfsson y McAfee (2011).

Factores económicos y sociales

Entre los factores que afectan la rapidez con que se adopta una nueva tecnología, una vez demostrada su factibilidad técnica, destacan: las condiciones del mercado laboral, los beneficios económicos derivados de su adopción y la estructura industrial (MGI, 2017; BM, 2016).

Las condiciones del mercado laboral. El costo relativo entre trabajo humano y las soluciones de automatización afecta el ritmo y el grado de adopción de las nuevas aplicaciones tecnológicas. En los países con abundante mano de obra y salarios bajos, es probable que la alta competitividad de los procesos trabajo-intensivos retrase la adopción de procesos automatizados. En cambio, en países con salarios altos, y cuya proporción de la población en edad de trabajar está disminuyendo, las condiciones de sus mercados de trabajo les obliga a ser pioneros en el desarrollo e implementación de nuevas aplicaciones tecnológicas (BM, 2016; MGI, 2017).

Disponer de abundante mano de obra y salarios bajos, es lo que le ha permitido a México competir con procesos de producción intensivos en el trabajo poco calificado, lo que potencialmente podría reducir la velocidad de adopción de procesos automatizados. Sin embargo, como se verá más adelante, los beneficios económicos de la automatización no se limitan a la reducción de costos laborales, por lo que a pesar de los bajos salarios, en el país hay industrias (como la automotriz), en las que la automatización ha avanzado significativamente.

También es importante señalar que hay evidencia empírica (Graetz y Michaels, 2015) que sugiere que el impacto negativo en el empleo, derivado de la incorporación de procesos automatizados (robots industriales) en las industrias manufactureras, es particularmente adverso para los trabajadores poco calificados, y en menor medida para los de calificación media. La alta participación del trabajo de calificación baja en el empleo total (58%), hace que la industria manufacturera mexicana sea sumamente sensible al avance de la automatización. De acuerdo con estimaciones propias, 70% de los empleos de calificación baja (y 66% de los de calificación media) tienen un alto riesgo de ser automatizados; 28% (29%) enfrenta un riesgo medio, y únicamente 2% (5%) tienen un riesgo bajo (véase cuadro 4).

Cuadro 4. Empleo manufacturero según nivel de calificación y riesgo de automatización, tercer trimestre de 2016

Nivel de calificación	Riesgo de automatización			Total
	Alto	Medio	Bajo	
Baja	70.0	28.0	2.0	57.9
Media	66.0	29.0	5.0	26.5
Alta	40.0	29.0	31.0	15.6
Total	64.5	28.2	7.4	100.0

Nota: se considera calificación baja a los trabajadores con educación secundaria o menos; calificación media a los que tienen preparatoria o bachillerato, normal o carrera técnica; y calificación alta a los que tienen educación profesional o más.

Fuente: elaboración propia con datos de la ENOE (INEGI, 2016), considerando las probabilidades de automatización por ocupación estimadas por Frey y Osborne (2013).

Finalmente, para la implementación de procesos automatizados regularmente se requiere contar con personal técnico especializado y altamente calificado. Pero en los últimos años, las empresas mexicanas han señalado que enfrentan serias dificultades para encontrar personal calificado, lo que ha ocasionado que muchas vacantes laborales no sean cubiertas (Hays, 2013, citado en *Forbes*, 2014). Entre las principales vacantes que los empleadores han tenido dificultades para cubrir destacan: ingenieros, técnicos, gerentes y personal de tecnologías de la información (Manpowergroup, 2015). Al no contar con suficiente personal de este tipo se restringe la capacidad del país para adoptar nuevas tecnologías, poniéndolo así en desventaja frente a sus competidores.

Los beneficios económicos de la automatización. Además de reducir el costo laboral, la automatización genera economías de escala, por lo que aumenta la producción, la productividad y las ganancias de las empresas; reduce los errores e incrementa la calidad de los productos; disminuye los paros técnicos y mejora la seguridad laboral. Por lo anterior, al analizar la factibilidad económica de la adopción de procesos automatizados hay que considerar todos sus beneficios económicos potenciales y no limitarse a su efecto sobre los costos laborales (MGI, 2017).

El modelo de Heckscher-Ohlin señala que si un país tiene abundancia relativa de un factor, puede ser más competitivo en la producción de bienes que requieran una mayor cantidad de ese factor, por lo que se espera que

se especialice en la producción y la exportación de este tipo de bienes. De acuerdo con el modelo, al contar con abundante mano de obra y salarios bajos, México debería especializarse en bienes y procesos trabajo-intensivos. Sin embargo, las enormes ganancias en competitividad, eficiencia y calidad derivadas de la automatización de ciertas tareas agotadoras y repetitivas, particularmente en la industria automotriz, han impulsado la automatización y la digitalización del país en los últimos años, convirtiéndolo en 2016, en el cuarto mayor importador de robots industriales a escala global (Guthrie, 2017; *El Financiero*, 2017).

La estructura industrial. Aun cuando el grado de automatización es muy heterogéneo entre las industrias, una vez superada la factibilidad técnica, es probable que la incorporación de procesos automatizado avance más rápido en las industrias con mercados altamente concentrados. De acuerdo con Jäger *et al.* (2016), ello se debe a que las empresas más grandes tienen más experiencia en la introducción de tecnologías de producción avanzadas, y mayores economías de escala para hacer un uso eficiente de los sistemas de robots industriales. Además, dichas empresas pueden acceder a las grandes masas de capital que se requieren para el desarrollo e implementación de las nuevas aplicaciones tecnológicas.

El alto grado de concentración de la manufactura mexicana podría favorecer el rápido avance de la automatización. En 2013, el 92% de la producción manufacturera fue realizada por empresas medianas y grandes (véase cuadro 5). Al hacer el análisis por industria, el panorama no cambia, ya que en 15 de las 21 industrias manufactureras las empresas medianas y grandes concentran más del 75% de la producción (véase cuadro 5).

El rápido avance de la automatización, sin políticas para mitigar sus efectos adversos, podría ser muy doloroso para el mercado de trabajo mexicano, ya que más del 50% del empleo manufacturero se encuentra en cuatro industrias altamente concentradas (alimentaria, de equipo de transporte, productos metálicos y plástico y hule), las cuales –salvo el caso de la industria alimentaria–, están entre las más robotizadas a escala mundial (IFR, 2015; Jäger *et al.*, 2016).

Cuadro 5. Producción manufacturera por industria y tamaño de empresa, 2013

Código SCIAN	Descripción	Producción	
		Grandes y medianas	Pequeñas y micro
31-33	Industrias manufactureras	92	8
311	Industria alimentaria	88	12
312	Industria de las bebidas y del tabaco	94	6
313	Fabricación de insumos textiles y acabado de textiles	86	14
314	Fabricación de productos textiles, excepto prendas de vestir	56	44
315	Fabricación de prendas de vestir	65	35
316	Curtido y acabado de cuero y piel, y fabricación de productos de cuero, piel y materiales sucedáneos	61	39
321	Industria de la madera	37	63
322	Industria del papel	92	8
323	Impresión e industrias conexas	53	47
324	Fabricación de productos derivados del petróleo y del carbón	100	0
325	Industria química	97	3
326	Industria del plástico y del hule	83	17
327	Fabricación de productos a base de minerales no metálicos	77	23
331	Industrias metálicas básicas	98	2
332	Fabricación de productos metálicos	76	24
333	Fabricación de maquinaria y equipo	88	12
334	Fabricación de equipo de computación, comunicación, medición y de otros equipos, componentes y accesorios electrónicos	93	7
335	Fabricación de accesorios, aparatos eléctricos y equipo de generación de energía eléctrica	95	5
336	Fabricación de equipo de transporte	99	1
337	Fabricación de muebles, colchones y persianas	51	49
339	Otras industrias manufactureras	78	22

Fuente: elaboración propia con información de INEGI (2013). Censos económicos.

6. CONCLUSIONES

El cambio tecnológico aumenta la productividad y la competitividad, redefine los modelos de producción y desplaza al trabajo humano en actividades que las máquinas pueden hacer de manera más eficiente. Hace poco más de una década se consideraba que la tecnología sólo podía reemplazar al trabajo humano en tareas rutinarias, pero (todavía) no lo podía sustituir en tareas no rutinarias (Autor, Levy y Murnane, 2003; Goos y Manning, 2007). Sin embargo, el rápido cambio tecnológico y el avance de la fragmentación de procesos productivos han aumentado la capacidad de la tecnología para automatizar tareas, desdibujando la frontera entre lo que es automatizable y lo que no.

En este artículo se plantearon preguntas como: ¿cuál es el impacto potencial del cambio tecnológico en el empleo de las industrias manufactureras?; ¿cuáles son las ocupaciones más vulnerables? y ¿cuál es la relación entre el nivel de calificación y el riesgo de automatización? Para responder a estas preguntas se utilizaron las probabilidades de automatización por ocupaciones estimadas por Frey y Osborne (2013) y la ENOE del tercer trimestre de 2016 (INEGI, 2016). De acuerdo con datos obtenidos en la investigación, sin contar con estimaciones sobre plazos, aproximadamente 64.5% de los empleos manufactureros tienen un riesgo alto de ser automatizados. En el análisis por industria se halló que más del 50% del empleo manufacturero se encuentra en cuatro industrias, tres de las cuales están entre las más robotizadas a nivel mundial (IFR, 2015; Jäger *et al.*, 2016). Finalmente, se encontró una correlación negativa entre el nivel de calificación y el riesgo de automatización, ya que mientras 70% del empleo de calificación baja enfrenta un riesgo alto de automatización, sólo 40% de los trabajadores altamente calificados se encuentran en esta situación.

Aunque el impacto potencial estimado del cambio tecnológico sobre el empleo manufacturero puede parecer aterrador, históricamente, de manera muy imperfecta y *humanamente muy costosa*, las revoluciones industriales tuvieron mecanismos de mercado que compensaron el desplazamiento de la mano de obra. Es posible que en la actualidad, ¿la compensación sería diferente dada la expulsión de trabajo físico y la nueva demanda de trabajo fundamentalmente cognitivo?

En las últimas décadas surgen nuevas empresas con nuevos productos y servicios que elevaron la productividad del trabajo y la producción, generando así nuevas fuentes de trabajo, aunque mayoritariamente de orden cognitivo. Además de productos y servicios nuevos, están en proceso de reinversión

varias industrias tradicionales (como la automotriz y la farmacéutica), con grandes impactos esperados en productividad, eficiencia energética, calidad y empleo. Por lo que la principal consecuencia de la automatización parece apuntar hacia un cambio significativo de la estructura ocupacional, con una disminución constante de la demanda de mano de obra de calificación baja y media, y contrariamente hacia un desempleo masivo como consecuencia (Levy y Murnane, 2004).

AGRADECIMIENTOS

Se agradece a los asistentes de investigación Denhy Rodríguez Bautista, Alonso Lozano Tena, Carlos Briseño Larios y Luis Amezquita Bobadilla por su colaboración.

Anexo 1

Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO), 2011		$1/n^*$	Clasificación Ocupacional Uniforme (SOC) 2010	Probabilidad SOC	Empleo US 2016	Participación %	Probabilidad ponderada SINCO	Probabilidad media SINCO
2122	Asesores y analistas en finanzas	1.0	13-205 Analistas y asesores financieros	0.47	575 110	77	0.43	0.32
		1.0	13-206 Examinadores financieros	0.17	49 750	7		
		1.0	13-209 Especialistas financieros, misceláneos	0.33	123 270	16		
					748 130	100		
2132	Investigadores y especialistas en sociología y desarrollo social	1.0	19-304 Sociólogos	0.06	2 870	14	0.12	0.09
		0.5	19-305 Planificadores urbanos y regionales	0.13	34 810	86		
					20 275	100		

* n es el número de ocupaciones del SINCO con las que cada ocupación del SOC tiene correspondencia. En el primer ejemplo la correspondencia es unitaria, pero en el segundo la ocupación 19-305 tiene correspondencia con dos clasificaciones de SINCO, por lo que para la ocupación 2132, su probabilidad se pondera únicamente con el 50% del empleo de la ocupación 19-305.

Fuente: elaboración propia.

BIBLIOGRAFÍA

- Acemoglu, D. (2002), “Technical Change, Inequality, and the Labor Market”, *Journal of Economic Literature*, vol. 40, núm. 1, United States, American Economic Association.
- Autor, D. H., Levy, F. y Murnane, R. J. (2003), “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, vol. 118, núm. 4, United Kingdom, Oxford University.
- Banco Mundial (BM) (2016), “Digital Dividends”, *World Development Report*. Recuperado de <<http://documents.worldbank.org/curated/en/896971468194972881/pdf/102725-PUB-Replacement-PUBLIC.pdf>>
- Benigno, P., Ricci, L. A. y Surico, P. (2015), “Unemployment and Productivity in The Long Run; The Role of Macroeconomic Volatility”, *The Review of Economics and Statistics*, vol. 97, núm. 3, United States, Harvard University.
- Bowles, J. (2014), “Chart of the Week: 54% of EU Jobs at Risk of Computerization”, *Bruegel*. Recuperado de <<http://bruegel.org/2014/07/chart-of-the-week-54-of-eu-jobs-at-risk-of-computerisation/>>
- Brynjolfsson, E. y McAfee, A. (2011), *Race against the Machine: How the Digital Revolution is accelerating Innovation, driving Productivity, and irreversibly transforming Employment and The Economy*, United States, Digital Frontier Press.
- Bureau of Labor Statistics (BLS) (2016), *National Occupational Employment and Wage Estimates: United States*. Recuperado de <<https://www.bls.gov/>>
- Chang, H. J. (2009), *ABCDE (Annual World Bank Conference on Development Economics)*. Recuperado de <<http://siteresources.worldbank.org/INTAB-CDESK2009/Resources/Ha-Joon-Chang.pdf>>
- Chui, M., Manyika, J. y Miremadi, M. (2017), “The Countries Most (and Least) Likely to be Affected by Automation”, *Harvard Business Review*. Recuperado de <<https://hbr.org/2017/04/the-countries-most-and-least-likely-to-be-affected-by-automation>>
- _____, Manyika, J. y Miremadi, M. (2016), “Where Machines could Replace Humans and Where they can’t (yet)”, *Mckinsey Quarterly* [Anexo]. Recuperado de <<https://public.tableau.com/profile/mckinsey.analytics#!/vizhome/InternationalAutomation/WhereMachinesCanReplaceHumans>>
- El Financiero* (30 de julio de 2017), “México, cuarto lugar mundial en importación de robots industriales: OMC”, *El Financiero*. Recuperado de <<http://>>

- www.elfinanciero.com.mx/tech/mexico-cuarto-lugar-mundial-en-importacion-de-robots-industriales.html>
- Enflo, K. (2010), "Productivity and Employment-Is there a Trade-off? Comparing Western European Regions and American States 1950-2000", *The Annals of Regional Science*, vol. 45, núm. 2, United States, Western Regional Science Association.
- Forbes* (2014), "¿Por qué a México le falta talento?", *Forbes*, marzo. Recuperado de: <<https://www.forbes.com.mx/por-que-mexico-le-falta-talento/>>
- Frey, C. B. y Osborne, M. A. (2013), "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?", *Working Paper: Oxford Martin Programme on Technology and Employment*. Recuperado de <https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf>
- Gallegati, M., Gallegati, M., Ramsey, J. B., y Semmler, W. (2014), "Does Productivity Affect Unemployment? A Time-frequency Analysis for the US", en M. Gallegati y W. Semmler (eds.), *Wavelet Applications in Economics and Finance*, Germany, Springer.
- Goos, M. y Manning, A. (2007), "Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain", *The Review of Economics and Statistics*, vol. 89, núm. 1, February, United States, Harvard Kennedy School.
- Gordon, R. J. (2012), "Is U.S. Economic Growth Over? Faltering Innovation Confronts the Six Headwinds", *National Bureau of Economic Research*, Working Paper 18315. DOI <10.3386/w18315>
- Graetz, G. y Michaels, G. (2015), "Robots at Work", *Center for Economic Performance*. Discussion Paper No. 1335. Recuperado de <<http://cep.lse.ac.uk/pubs/download/dp1335.pdf>>
- Guthrie, A. (12 de julio de 2017), "Trump Talk Aside, Auto Manufacturing and Automation are Booming in Mexico", *MIT Technology Review*. Recuperado de <<https://www.technologyreview.com/s/608220/trump-talk-aside-auto-manufacturing-and-automation-are-booming-in-mexico/>>
- Hansen, A. H. (1939), "Economic Progress and Declining Population Growth", *The American Economic Review*, 29 (1). Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/1806983?seq=1#page_scan_tab_contents>
- IBM (2017), *IBM Watson Health: Watson for Oncology*. Recuperado de <<https://www.ibm.com/watson/health/oncology-and-genomics/oncology/>>
- International Federation of Robotics (IFR) (2015), *World Robotics Industrial Robots 2014*, International Federation of Robotics Statistical Department, Germany. Recuperado de <<https://ifr.org/worldrobotics/>>

- Instituto Nacional de Geografía y Estadística (INEGI) (2016), *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo* (ENOE), tercer trimestre de 2016. Consultada en mayo de 2017. Recuperado de <<http://www.inegi.org.mx>>
- _____ (2013), *Censos económicos*. Recuperado de <<http://www.inegi.org.mx/est/contenidos/proyectos/ce/ce2014/default.aspx>>
- _____ (2012), Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO) (2011). Tablas comparativas. Consultado en mayo de 2017. Recuperado de <<http://www.inegi.org.mx/est/contenidos/proyectos/aspectosmetodologicos/clasificadoresycatalogos/sinco.aspx>>
- Jäger, A., Moll, C., Som, O. y Zanker, C. (2016), “Analysis of The Impact of Robotic Systems on Employment in the European Union”, *Publications Office of the European Union 2012 Data Update*. DOI <10.2759/516348>
- Keynes, J. M. (2003) [1936], *Teoría general de la ocupación, el interés y el dinero*, México, Fondo de Cultura Económica.
- _____ (1986) [1930], *Ensayos de persuasión, las posibilidades económicas de nuestros nietos*, España, Editorial Crítica S.A.
- Levy, F. y Murnane, R.J. (2004), *The New Division of Labor: How Computers Are Creating the Next Job Market*, United States, Princeton University Press.
- Manpowergroup (2015), *Talent Shortage Survey*, Manpowergroup. Recuperado de <https://www.manpowergroup.com/wps/wcm/connect/db23c560-08b6-485f-9bf6-f5f38a43c76a/2015_Talent_Shortage_Survey_US_lo_res.pdf?MOD=AJPERES>
- Marx, K. (2010) [1867], *El capital I. Crítica de la Economía Política*, México, Fondo de Cultura Económica.
- McKinsey Global Institute (MGI) (2017), “A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity”, *McKinsey & Company*. Recuperado de <<https://www.mckinsey.com/mgi/overview/2017-in-review/automation-and-the-future-of-work/a-future-that-works-automation-employment-and-productivity>>
- _____ (2013), “Disruptive Technologies: Advances that will Transform Life, Business, and The Global Economy”, *McKinsey & Company*. Recuperado de <<https://www.mckinsey.com/business-functions/digital-mckinsey/our-insights/disruptive-technologies>>
- Minian, I. (1981), *Progreso técnico e internacionalización del proceso productivo: el caso de la industria maquiladora de tipo electrónico*, México, Ensayos CIDE.
- Mokyr, J., Vickers, C. y Ziebarth, N. (2015), “The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different?”, *The Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, núm. 3, United States, American Economic Association.

- Muscattelli, V. A. y Tirelli, P. (2001), “Unemployment and Growth: Some Empirical Evidence from Structural Time Series Models”, *Applied Economics*, vol. 33, núm. 8, United Kingdom, Routledge.
- Nordhaus, W.D. (2007), “Two Centuries of Productivity Growth in Computing”, *The Journal of Economic History*, vol. 67, núm. 1, United Kingdom, Cambridge University.
- Piva, M. y Vivarelli, M. (2017), “Technological Change and Employment: Were Ricardo and Marx Right?”, *Discussion Paper Series*, núm. 10471, Germany, Institute of Labor Economics (IZA).
- Ricardo, D. (1959) [1817], *Principios de economía política y tributación*, México, Fondo de Cultura Económica.
- Schumpeter, J. A. (1983) [1950], *Capitalismo, socialismo y democracia I*, España, Ediciones Orbis.
- Shafaeddin, M. (1998), “How did Developed Countries Industrialize? The History of Trade and Industrial Policy: The Cases of Great Britain and the USA”, *United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD)*. Recuperado de <http://unctad.org/en/Docs/dp_139.en.pdf>
- Standing, G. (1984), “La noción de desempleo tecnológico”, *Revista Internacional del Trabajo*, vol. 103, núm. 2, abril-junio, United States, Organización Internacional del Trabajo.

