

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA
UNIDAD AZCAPOTZALCO**



DIVISIÓN DE CIENCIAS SOCIALES Y HUMANIDADES
MAESTRÍA EN ECONOMÍA
ÁREA Historia Económica

**La productividad en el contexto de la
Inteligencia Artificial: Un estudio empírico
para América del Norte (2000-2019)**

Idónea comunicación de resultados que
para obtener el grado de
MAESTRA EN ECONOMÍA

Presenta:

MÓNICA GISSEL ACOSTA RODRÍGUEZ

Asesor:

Dr. Juan Ramiro de la Rosa Mendoza

Lectores:

Mtro. Francisco Javier Morales Gutiérrez

Dra. María Josefina León León

Mtra. María Monserrat Zapata Gordillo

Ciudad de México a octubre de 2025

Contenido

Introducción	1
Capítulo 1. Aspectos históricos y teóricos.....	6
1.1 Fundamentos históricos de la IA.....	6
1.1.1 Primera Revolución Industrial.....	6
1.1.2 Segunda Revolución Industrial.....	9
1.1.3 Tercera Revolución Industrial	12
1.2 Marco conceptual de la Inteligencia Artificial	19
1.2.1 ¿Qué es la Inteligencia Artificial?	21
1.3 Aportes de la teoría económica y sus vertientes a la Inteligencia Artificial	23
1.3.1 Modelo de Solow	23
1.3.2 Aportaciones al progreso Tecnológico	25
1.3.3 La Inteligencia Artificial en la Automatización de Tareas	29
Conclusiones.....	34
Capítulo 2. Inteligencia Artificial y Productividad en América del Norte	37
2.1 Apertura comercial e innovación en la región de América de Norte.....	39
2.1.2 La Inteligencia Artificial en América del Norte	41
2.2 Revisión del estado del arte	44
2.2.1 Estado del Arte: Productividad e Inteligencia artificial	44
Conclusiones.....	50
Capítulo 3. Análisis empírico	52
3.1 El Modelo	53
3.2 Interpretación de resultados	55
Conclusiones.....	57
Conclusiones Generales	58
Referencias.....	60
Anexo I. Pruebas econométricas.....	66

Introducción

El estudio del progreso científico-técnico ha sido un tema de interés desde los aportes de economistas clásicos como Adam Smith, David Ricardo y Karl Marx, quienes ofrecieron distintas perspectivas sobre las implicaciones sociales y económicas observadas en distintas épocas.

Cada avance en la ciencia y tecnología posee particularidades únicas que pueden representar tanto beneficios como retos para las sociedades que las adoptan. Por ello, para la investigación económica resulta importante la continua contribución al estudio de la temática con la finalidad de comprender, aprovechar y resolver las cuestiones que surgen en el mundo actual a partir de la constante evolución científica.

Lo anterior motiva al presente trabajo a continuar con el aporte a dicha línea de investigación, mediante el análisis de uno de los avances tecnológicos que ha tomado relevancia en el siglo XXI, periodo en el cual las aportaciones en el campo tecnológico se han mostrado aceleradas, principalmente aquellas relacionadas con herramientas digitales que se han vuelto indispensables para la vida cotidiana (computadoras, televisores, celulares, entre otros).

Aunado a ello, la evolución tecnológica contemporánea generó una nueva etapa en las industrias con la integración de tecnologías digitales en los procesos de producción. El internet de las cosas, la automatización y el manejo masivo de datos son algunos de los conceptos que caracterizan a esta nueva fase industrial denominada Industria 4.0 o Cuarta Revolución Industrial (Deloitte, 2018; Poquet, 2020).

En este contexto, se desarrolla la Inteligencia Artificial (IA), herramienta que se ha convertido en un pilar fundamental para el cambio empresarial, transformando procesos operativos, administrativos y de servicios. Su adopción ha sido impulsada, principalmente, por la búsqueda de mayor eficiencia, productividad y reducción de costos, factores clave para mantener la competitividad en un mercado globalizado. Sin embargo, más allá de estas ventajas inmediatas, la IA está redefiniendo los modelos de negocio, ya que facilita la diversificación de productos y servicios, y cataliza la creación de industrias emergentes.

Posterior a los años de pandemia, la Inteligencia Artificial se integró a la vida cotidiana y a las actividades de trabajo de una manera exponencial. De su rápida innovación surgen diversas cuestiones alrededor de estas tecnologías, principalmente respecto a la capacidad de sustituir a los trabajadores dada su característica especial de “pensar”, lo que permite a las máquinas mayor nivel de independencia de la mano de obra.

Es así como la sustitución de mano de obra es uno de los temas centrales de debate que surge en la era digital, intensificado aún más con el desarrollo de la IA. Estudios como el de Paredes y Fleming (2021) han mostrado cómo las máquinas autónomas impactan en el mercado laboral, la recaudación de impuestos y la distribución del ingreso en distintos sectores económicos de diversas regiones o comunidades. Estos efectos ponen de manifiesto la necesidad de diseñar políticas públicas que permitan mitigar las consecuencias económicas derivadas de la creciente reducción de la dependencia del trabajo humano. Si bien el objetivo de este trabajo no es abordar la sustitución de mano de obra es importante tomarlo en cuenta, ya que refleja la importancia que tiene en la actualidad la autonomía tecnológica.

El miedo social de verse sustituido proyecta un proceso de cambio tecnológico, de lo cual, al igual que en el pasado, es necesario abordar y comprender cómo se integra en la dinámica social y económica, de esta manera poder enfrentar los desafíos que surgen con la IA o aprovechar las herramientas que nos brinda.

Por otro lado, es fundamental considerar los beneficios asociados a la IA. Lee (2020) señala que la Inteligencia Artificial constituye un factor estratégico para que las economías líderes en su desarrollo logren dominar el mercado global, transformen estructuras sociales y superen la ventaja competitiva que históricamente han representado los bajos costos laborales en los países en desarrollo. De este modo, se posiciona como un campo donde la competencia global redefine las relaciones de poder y abre la discusión sobre cómo equilibrar los riesgos con las oportunidades que ofrece su integración en la vida cotidiana.

Estudios recientes se han encargado de documentar el impacto de la Inteligencia Artificial en la productividad de empresas, industrias, sectores económicos y regiones (Aleksandra y Kordalska, 2023; Muhammad et al., 2024; Shaaba y Ngepah, 2024; Xiaoyu y Jun, 2024). Concluyen en la necesidad de continuar con el impulso, adopción, capacitación y regulación de esta tecnología para obtener mejores resultados. No obstante, la literatura

especializada que aborda el tema sigue siendo escasa, en parte debido a la falta de información sobre la integración de la IA en los procesos productivos.

Por otra parte, no existe estudio sobre cómo la IA está contribuyendo a la productividad en países como México, Canadá y Estados Unidos. Cada nación presenta una dinámica distinta en cuanto al impulso que se le otorga a los aportes científicos relacionados a esta tecnología y, al realizar una comparación, se observa una marcada divergencia en sus avances, lo que destaca la limitada atención que México ha prestado a este ámbito, lo que también impide una medición empírica y comparativa entre las naciones.

Cabe recordar que estos países conforman una región económica unida por un tratado comercial (Tratado entre México, Estados Unidos y Canadá, T-MEC) que busca fortalecer la competitividad y la integración productiva. Esta unión abre un espacio de oportunidad para alinear esfuerzos y reducir las brechas en materia de crecimiento económico. Al igual que en otros aspectos que deben atenderse para lograr dicho objetivo, resulta fundamental abordar de manera conjunta los retos y oportunidades de la globalización. En este sentido, la Inteligencia Artificial se presenta como una herramienta estratégica que, si es impulsada de manera coordinada, permitirá a la región de América del Norte enfrentar con mayor solidez los desafíos de la economía global y aprovechar las ventajas derivadas de la innovación tecnológica.

Lo anterior expuesto motiva a plantear el presente estudio que explora el impacto económico de la integración de la IA en la productividad de América del Norte, cómo esta tecnología no solo optimiza procesos tradicionales, sino que también actúa como un motor de innovación. A través de su capacidad para analizar datos, automatizar tareas y generar soluciones inteligentes, la IA se consolida como un elemento transformador, capaz de impulsar el crecimiento económico y reconfigurar las dinámicas industriales del siglo XXI.

La metodología empleada en esta investigación se fundamenta en un análisis empírico de carácter estadístico, mediante una medición econométrica orientada a confirmar o descartar la existencia de un impacto positivo al temprano desarrollo de la IA, así como a aproximar su efecto en la productividad en la región. Dada la dificultad de medir de manera directa los efectos de una tecnología en constante evolución, se utilizan como indicadores

representativos las patentes y las publicaciones científicas, al ser reflejo del grado de innovación y desarrollo asociado a la IA.

A partir de la siguiente formulación de investigación: ¿Cómo influye la Inteligencia Artificial en la productividad de América del Norte? El Objetivo general pretende determinar el impacto de la Inteligencia Artificial sobre la productividad en América del Norte, en el periodo 2000-2019.

Los objetivos específicos que guían el desarrollo de este trabajo son: Examinar los fundamentos históricos y teóricos sobre los avances tecnológicos, así como la IA, que han contribuido al impulso de la productividad; analizar la dinámica de intercambio y adopción tecnológica en América del Norte, con énfasis en la Inteligencia Artificial, para comprender su integración e impacto sobre la región; y evaluar la incidencia de la Inteligencia Artificial sobre la productividad.

La hipótesis sugiere que la adopción de tecnologías basadas en Inteligencia Artificial demuestra un impacto positivo en los procesos de productividad en América del Norte para el periodo 2000-2019, pero limitado en comparación con las expectativas asociadas a su potencial de automatización.

La presente tesis se divide en tres capítulos. En el primero, se realiza una revisión historiográfica centrada en la Revolución Industrial, donde se describen los puntos de vista que destacan los avances tecnológicos como factor de crecimiento en distintas épocas. El propósito es contextualizar la relevancia de la IA en la actualidad y, a partir de ello, abordar su origen y conceptualización. Posteriormente, se establecen las bases teóricas a partir de los modelos de Solow (1956) y Romer (1991), los cuales destacan el papel del progreso tecnológico como motor del crecimiento económico y especifican los factores que inciden en ello. La contribución de Aghion et al. (2017) amplía este marco al analizar el efecto particular de la Inteligencia Artificial.

En el segundo capítulo, se analiza la dinámica de la región de América del Norte, con atención en el impulso que se observa en cada país sobre la Investigación y Desarrollo (I+D) y la dinámica que presentan respecto a la IA. Asimismo, se revisa la literatura especializada que estudia los efectos de la Inteligencia Artificial sobre la productividad, para comprender

el estado actual del conocimiento sobre el tema y contrastar con los resultados de esta investigación.

En el tercer capítulo se presentan los resultados del análisis empírico. En esta sección se explica el modelo econométrico utilizado, así como las variables de interés, para luego exponer las conclusiones, donde se relacionan los hallazgos obtenidos con el análisis desarrollado a lo largo de la investigación. Los resultados confirman la existencia de una relación positiva entre la IA y la productividad, empero con un impacto reducido.

Finalmente, se presentan las conclusiones, donde se analizan los resultados obtenidos y se relaciona la dinámica observada en la región de interés con la variable de estudio. Se destaca la necesidad de promover un mayor desarrollo de la Inteligencia Artificial, especialmente en México y Canadá, con el fin de que la región en su conjunto pueda enfrentar de manera más competitiva a otras economías y aprovechar las oportunidades que ofrece la IA.

Capítulo 1. Aspectos históricos y teóricos

Los antecedentes de la Inteligencia Artificial (IA) se remontan a los avances en la ciencia que fueron claves a lo largo de la historia, particularmente aquellos que han impulsado la Revolución Industrial. Para la ciencia económica, estos hechos resultan de gran interés, debido a su transformación económica y social.

El progreso tecnológico se vincula a una relación positiva encargada de impulsar el crecimiento. Sin embargo, el pasado deja ver que la relación no es de manera directa y conlleva una serie de transformaciones económico-sociales para la adaptación comunal que el nuevo conocimiento ofrece.

Con el objetivo de comprender la importancia científica y tecnológica para el estudio económico que antecede a la IA y entender su relevancia en la actualidad, en este capítulo se presenta en el apartado 1.1 un análisis coyuntural y estructural de progreso científico-técnico, desde una revisión historiográfica que expone la relación entre los factores de la producción y la evolución tecnológica presentes a lo largo de la historia. En el apartado 1.2 se presenta el surgimiento de la Inteligencia Artificial y su conceptualización. Por último, en el apartado 1.3, se desarrollan aportes de la teoría económica enfocada en modelar los factores que inciden sobre el cambio técnico y el papel que juega la IA.

1.1 Fundamentos históricos de la IA

1.1.1 Primera Revolución Industrial

De acuerdo con Comín (2011), las revoluciones tecnológicas destacan en distintos matices como una transformación institucional, sobre las relaciones de mercado y el despegue de los indicadores macroeconómicos. La primera Revolución Industrial se caracterizó por la transición de las sociedades agrarias a las industriales. Surgió en Inglaterra, en la segunda mitad del siglo XVIII, ante la necesidad de reducir cuellos de botella en la producción de bienes intermedios como el algodón, carbón y hierro.

En el sector textil, por ejemplo, con la introducción de la lanzadera volante, se incrementó significativamente la demanda de hilo. No obstante, el proceso de hilado se realizaba realizando de forma manual, la producción disminuía la eficiencia, generaba escasez y

presionaba alzas en los precios del bien intermedio. Esta situación se resolvió con la invención de Richard Arkwright: la máquina hiladora de algodón, la cual funcionaba mediante energía hidráulica, que permitió mecanizar el proceso de hilado, aumentando su confección y evolucionando al sector.

Algo similar ocurrió en el sector de la siderurgia. La escasez de madera en Gran Bretaña encarecía los precios del carbón vegetal, elemento requerido para el proceso de fundición del hierro, y que fue suplantado por el carbón mineral. La sustitución se fue dando de forma moderada, puesto que resultaba más caro el uso de carbón mineral, pero era elemento necesario para afrontar la crisis. Posteriormente, se creó el horno de coque, el cual tuvo lenta difusión industrial, ya que en 1760 solo existían 14 a causa de secretismo industrial. No fue hasta 1784 que el encarecimiento logró superarse, con la técnica de pudelado refinado de hierro que permitió rebajar el contenido de carbono y de azufre, en un horno de reverbero, para convertirlo en hierro dulce, mejorando el uso del carbón mineral y reduciendo costos.

Así, se puede señalar esta etapa histórica como una serie de innovaciones inducidas que fueron cambiando la dinámica económica. Las pequeñas industrias de algodón y siderúrgicas iban destacando en pequeñas regiones y beneficiando a una fracción de la población de Gran Bretaña.

En principio, los efectos en los agregados macroeconómicos no fueron perceptibles sino hasta después de 1820, cuando las nuevas industrias comenzaron a tener mayor peso sobre el Producto Interno Bruto (PIB) y la reconfiguración económica era más perceptible. Sectores como la agricultura, construcción y los gremios artesanales (como molineros, panaderos, herreros y zapateros) tenían mayor peso sobre el PIB, pero su crecimiento anual era apenas del 0.6% entre 1780 y 1860. Las nuevas tecnologías permitieron que industrias como la algodonera, minería, transporte, maquinaria y siderurgia tomaran mayor participación en los indicadores económicos (Comín, 2011).

La visualización de los cambios no fue únicamente sobre el aumento potencial de las nuevas industrias, también implicó transformación sobre otros sectores. En la agricultura, la creación de fertilizantes químicos, maquinaria a vapor, segadoras, entre otras, permitieron mayor obtención de materias primas y alimentos, expandiendo su comercio en las grandes ciudades.

La mano de obra se desplazó hacia zonas urbanas como consecuencia del cercamiento y la concentración de propiedad (Escudero, 2000). Pese a la transición poblacional, la producción agrícola en relación con el trabajo no se mostró afectada, por el contrario, el sector continuaba creciendo. A pesar de ello, dejó de destacar en la participación del PIB a consecuencia del traslado del valor agregado al sector industrial, redefiniendo la estructura socioeconómica.

En este primer contexto, la mecanización del trabajo representó el modo de encaminar el crecimiento económico y la consecuente reconstrucción sectorial. La metalurgia, el sector textil, la combinación de mano de obra y el uso de nuevas herramientas fue el impulso al progreso, mientras que el sector agrícola presentaba otra dinámica.

En términos generales, esta primera etapa tecnológica constituye el fundamento del cual nace el interés respecto al desarrollo tecnológico. Hay que tener en cuenta que lo expuesto es parte del debate, tanto en el ámbito histórico como económico, sobre las circunstancias que influyeron en los resultados económicos positivos y cambio en la dinámica social, así como los factores que impulsaron a la innovación en Gran Bretaña.

Desde el enfoque de la Nueva Historia Económica, Mokyr (1987a, 1987b) aborda algunos de los aportes que permiten resumir las relaciones causales y consecuencias de la Revolución Industrial y que son clave para comprender la importancia del progreso tecnológico en la economía. En primer lugar, se deduce que las invenciones del siglo XVIII resaltan por impulsar el crecimiento económico acelerado y sostenido que se manifestó, en comparación con contribuciones de épocas pasadas.

En segundo lugar, se cuestiona si el cambio tecnológico fue el factor directo que potenció el PIB, o fue de forma gradual entre elementos. La interpretación es que, a medida que la introducción de nuevas técnicas y herramientas en las pequeñas fábricas mejoraron la eficiencia productiva del trabajo (curva de aprendizaje) los costos disminuían. Sumado a ello, la expansión demográfica y de comercio favoreciendo a la demanda y ampliaron el mercado, lo que resultó en un proceso de crecimiento económico.

Los pensadores de la Nueva Historia Económica consensan que el factor tecnológico permitió enfrentar los desafíos económicos y sociales de la época, como la trampa malthusiana y las guerras napoleónicas.

Tanto para la economía como para la historia, las implicaciones de esta etapa no terminan aquí y aun en el siglo XXI, persisten secuelas. Por ejemplo, la consecuente contaminación relacionada al crecimiento industrial es el más claro ejemplo. El proceso de transformación tecnológica y sus cuestionamientos relacionados con la dinámica económica no terminaron en esta etapa, como se expondrá en los siguientes apartados.

1.1.2 Segunda Revolución Industrial

En la segunda mitad del siglo XIX, el progreso tecnológico se aceleró notablemente en comparación con épocas anteriores. Gran Bretaña continuó su expansión económica consolidando un sistema en el que el capital se concentraba en manos de unas pocas familias dueñas de grandes empresas industriales y financieras. Sin embargo, el ritmo de crecimiento demandaba cada vez más materias primas, lo que impulsó la búsqueda de nuevos mercados y recursos en el exterior.

A partir de 1850, el desarrollo de la navegación marítima y mejoras en las rutas comerciales permitieron a Gran Bretaña conectar con regiones distantes, ampliando su influencia económica a escala global. Esta expansión no solo facilitó el flujo de mercancías, también consolidó un mercado interdependiente, aunque dominado por los intereses británicos. Para 1870, Gran Bretaña alcanzó un poder económico sin precedentes, ejerciendo un control hegemónico sobre el comercio internacional. Este dominio generó beneficios recíprocos, pero únicamente en aquellos sectores y regiones que convenían al interés británico (Quesada, 1985).

Entre 1870 y 1895, el auge industrial se interrumpe por una depresión económica. La llamada Crisis de los Precios surgió a consecuencia de la propia concentración de capital. Entre la expansión económica y la necesidad de las grandes empresas por crecer, las pequeñas y medianas fábricas eran absorbidas al no poder costear la adquisición y mantenimiento de nueva maquinaria, conduciendo a una concentración de monopolios. Tanto en países de Europa como en Estados Unidos, comenzó el control del mercado mediante monopolios en el sistema bancario como en el industrial. Ante mayor demanda de financiamiento, los grandes consorcios bancarios acaparaban gran parte del capital monetario de las empresas y los pequeños bancos tendían a ser absorbidos. En consecuencia, el desempleo crecía, al mismo tiempo que los monopolios aumentaban los precios y la producción (Delgado, 2006).

El control británico sobre el mercado global y la crisis de los precios impulsaron a otros países, como Francia y Alemania, a competir por el dominio político y económico (etapa de Imperialismo).

El proceso de Revolución Industrial permitió establecer una relación entre las innovaciones técnicas y el crecimiento económico. Países como Alemania y Estados Unidos comprendieron que, para tomar ventaja competitiva, debían fomentar la educación técnica y científica. Todo ello antecedió una nueva etapa donde las economías más avanzadas modificaron sus métodos de organización y producción, dando lugar a la Segunda Revolución Industrial. Esta fase se caracteriza por el uso de nuevas fuentes de energía y avances en la industria química, marcando un nuevo marco técnico que se consolidó entre 1871 y 1914 gracias a la expansión de los sistemas marítimos, ferroviarios y eléctricos que permitieron ampliar la comunicación e integrar un mercado global (Quesada, 1993).

Chandler (1977) expone la dinámica que surgió en Estados Unidos ante este cambio de paradigma. Entre 1880 y 1890, se enfrentó a un período de transición donde las pequeñas empresas familiares fueron sustituidas por grandes corporaciones administradas por gerentes, lo que permitió modificar los mecanismos de mercado. De esta forma, la coordinación concentrada mejoró la organización de flujos de producción, la gestión de los fondos y distribución.¹

Además, la reducción de costos derivado de la introducción de nuevas tecnologías, junto a la evolución del transporte y las telecomunicaciones, planteó nuevos retos de organización en las industrias. La producción crecía y los costos unitarios se abarataban evidenciando las ventajas de las economías a escala, así como la necesidad de expansión de fábricas para poder coordinar mayor producción.

A inicios del siglo XX se instauró el modo de producción en línea, basado en los trabajos de Frederick Taylor y Henry Ford. El primero contribuyó con la organización científica del trabajo. El segundo con la aplicación de líneas de ensamblaje para la generación de productos

¹ Chandler (1977) agrega que, en el sector ferroviario, para 1880 la coordinación y eficiencia ya se daban entre empresas mediante acuerdos cooperativos. En cierto modo, la motivación de una organización integrada respondía principalmente a una lógica defensiva, es decir, a la necesidad de controlar el mercado, evitar la dependencia de otras corporaciones y monopolizar el transporte de mercancías.

en grandes volúmenes, mediante la secuencia de actividades, sistema denominado como fordismo. El sector manufacturero, en esencia el automotriz, se distinguió en implementar el modelo fordista, que predominó hasta 1970.

Ante el nuevo esquema de trabajo especializado en tareas individuales, se hizo necesaria la incorporación de mano de obra calificada para la operación de máquinas complejas. Esto generó mayores resultados en la productividad laboral. Braverman et al., (1998) distinguen esta etapa de mecanización laboral por el actuar de las energías naturales sobre herramientas con cierta finalidad de resultados. Si bien esta etapa no representó desempleo masivo por sustitución de mano de obra, sí reconfiguró abruptamente la operación y elaboración del producto final.

El sector laboral cambió de forma radical la organización del trabajo. Las innovaciones permitieron eficientar los procesos de producción simplificando tareas. Cabe señalar que en ambas etapas de la Revolución Industrial que se han expuesto hasta el momento, se caracterizan por la mecanización del trabajo y el crecimiento de la producción. Sin embargo, la diferencia resalta en la reconfiguración al pasar de un modelo de empresa familiar al esquema de gran empresa. En el primer caso una persona se dedicaba a hacer varias tareas, desde la elaboración y distribución del producto hasta la administración de recursos. El segundo implicó empleo estandarizado, es decir, una persona especializándose en una función en específico.

Es así como esta etapa es vista como los años de consolidación del capitalismo. Si bien el crecimiento económico y la concentración de capital se habían gestado desde la primera Revolución Industrial, fue durante este período cuando el sistema alcanzó su madurez. La expansión industrial no solo aceleró la acumulación de capital, sino que también impulsó el desarrollo del sistema financiero y los mercados de capitales, facilitando la intensificación financiera necesaria para el crecimiento de las grandes corporaciones. Este proceso marcó un punto de inflexión en la evolución del capitalismo, al establecer las bases de su estructura moderna, es decir, la producción masiva, la relación capital-trabajo, el control de mercados, la banca industrializada y los mercados globales.

Maddison (2006) estimó que el crecimiento anual del PIB fue de 2.11% y del PIB per cápita mundial 1.3% durante el período 1870-1913, resultado del cambio técnico, el intercambio

comercial y el aumento del financiamiento por parte de Reino Unido, Francia, Alemania y Países Bajos hacia otras economías. Así mismo, señala la ventaja productiva que tomó Estados Unidos a consecuencia del cambio de paradigma a un modelo de investigación científica colectiva en el sector manufacturero, lo cual permitió emplear cinco veces más científicos a comparación de Reino Unido.

Este fenómeno permitió que la concentración del mercado mundial dejara de estar dominada exclusivamente por Gran Bretaña. De hecho, las exportaciones procedentes de África, Asia y América con destino a Reino Unido, que en 1860 representaban el 50% del total, se redujeron a la mitad para 1900 (Aparicio, 2013).

Por tanto, la relación entre productividad y tecnología nuevamente demuestra su importancia histórica. Este fenómeno refuerza la idea de que los avances tecnológicos impulsan ganancias de productividad. Cabe destacar que, durante este período, la automatización del trabajo comenzó a surgir con la implementación de las líneas de ensamblaje fordistas, las cuales no solo incrementaron la eficiencia, sino que también redefinieron la organización laboral. Sin embargo, esta mecanización no solo trajo consigo mayores rendimientos, sino también una pérdida de autonomía del trabajador, subordinándolo a los ritmos de las máquinas.

1.1.3 Tercera Revolución Industrial

La globalización que marcó el final del siglo XIX y el inicio del siglo XX se distinguió por una nueva concentración económica en los países desarrollados, los cuales ejercieron poder político y social sobre los países subdesarrollados. La necesidad de control sobre los territorios era el interés principal de las potencias económicas, lo que generó tensiones y eventualmente desencadenó guerras.

La etapa comprendida entre 1914 y 1970 se caracterizó por transformaciones económicas y sociales, guerras, la Gran Depresión de 1929-1933, la Edad de Oro del capitalismo y, finalmente, la apertura económica. Los avances tecnológicos continuaron surgiendo, aunque con intereses distintos al de aumentar la producción. Debido a los conflictos, las potencias económicas enfocaron sus esfuerzos en el desarrollo militar.

Durante este período, la organización fordista continuó siendo el esquema de producción de las grandes empresas, pero comenzó a debilitarse tras la Crisis de 1929, cuando la

sobreproducción, la especulación financiera y la desigualdad llevaron al colapso de Wall Street y a una depresión global. Estos hechos cuestionaron el pensamiento económico clásico, especialmente por la influencia de John Maynard Keynes y su obra *La Teoría general del empleo, el interés y el dinero*, en la que rechazaba la idea del equilibrio autorregulado y destacaba la intervención estatal mediante políticas monetarias y fiscales para regular la demanda agregada y reducir el desempleo (Snowdon y Vane, 2005).

Las economías se enfocaron en objetivos de pleno empleo. Debido a la Crisis del 29 y la Segunda Guerra Mundial, los países desarrollados dejaron de demandar bienes primarios a las economías subdesarrolladas. Inició así un período proteccionista que limitaba las importaciones para impulsar la producción interna, con medidas que predominaron en América Latina entre 1945 y 1970, bajo el modelo de Industrialización por Sustitución de Importaciones (ISI), impulsado por las ideas de Raúl Prebisch en la CEPAL (Vázquez, 2017).

En este contexto, surgió un período conocido como la Edad de Oro del Capitalismo, denominado en Francia como "los treinta años gloriosos". Este período, comprendido entre 1946 y 1970, se caracterizó por un crecimiento económico sin precedentes a nivel mundial. De acuerdo con Hobsbawm (2000), fue el período más notable de crecimiento económico sostenido en la historia del capitalismo.

La reconstrucción tras la Segunda Guerra Mundial, junto con políticas keynesianas, el desarrollo del Estado de Bienestar y una expansión del comercio internacional sin precedentes, fueron factores clave que impulsaron este auge. La producción manufacturera se cuadruplicó en los años cincuenta, al igual que aumentaron la agricultura y la pesca. La inversión en investigación y desarrollo permitió crear nuevos equipos industriales y potenciar la producción en masa.

El agotamiento de esta época surgió en la década de 1970, tras la repentina salida de Estados Unidos de los acuerdos de Bretton Woods en 1971, la caída de los precios del petróleo en 1973, la insostenibilidad del modelo ISI en los países de América Latina y las tensiones ideológicas del sistema capitalista.

En este periodo comprendido entre 1914 y 1970 se sentaron las bases de la Tercera Revolución Industrial. Los conflictos mundiales impulsaron los avances en infraestructura y

sistemas de comunicación. El auge económico de 1946 y 1970 impulsó la innovación de maquinaria y equipo en las industrias para hacer la producción en masa más eficiente y así poder atender la creciente demanda. Los avances que definieron este nuevo periodo de transformación industrial y tecnológica surgieron en la década de 1950. Se caracterizaron por la automatización de los procesos de gestión y producción, y por la invención de las primeras computadoras.

Como se expuso anteriormente, si bien los procesos de automatización comenzaron con el modelo fordista, pero los avances que se destacan a partir de la segunda mitad del siglo XX intensificaron la producción mediante este tipo de tecnologías. Hobsbawm (2000) explica que, si bien la automatización inicialmente eliminó puestos de trabajo, conforme las industrias se expandieron, el desempleo de posguerra fue absorbido, incluso aumentó la migración de mano de obra procedente de zonas rurales y se incorporaron las mujeres al mercado laboral.

En la industria manufacturera automotriz, el brazo mecánico, o robot, denominado Unimate, fue el primero en integrarse como parte del proceso productivo en General Motors en 1961 (Abeliuk y Gutiérrez, 2021). Su uso surgió como solución para reducir los riesgos de los trabajadores al manipular piezas fundidas, aunque continuaba operando con apoyo humano.

De acuerdo con Molero (2016), en el ámbito de la informática, los primeros ordenadores surgieron después de 1940, no como una necesidad para intensificar el trabajo. Inglaterra y Estados Unidos estaban interesados en el desarrollo de estas tecnologías con el objetivo de obtener ventaja en la Segunda Guerra Mundial. Alemania había creado una de las primeras calculadoras binarias programables, pero al no ver potencial militar en este tipo de tecnologías los proyectos en este ámbito no se impulsaron, mientras Estados Unidos tomó ventaja con proyectos como el *ENIAC*² (1945) para cálculos balísticos.

Esta nueva etapa de revolución tecnológica es importante porque da origen a las herramientas tecnológicas que predominan hoy en día, es decir, las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC), siendo la base de la era digital.

² El primer ordenador digital electrónico programable de uso general.

Este nuevo periodo tecnológico, también es conocido como la Revolución Científico-Técnica dada la contribución a la innovación sobre las TIC, las energías renovables y la biotecnología que se potenciaron posterior a la década de 1970. Para las empresas, este desarrollo tecnológico conllevó mejoras en los sectores administrativos a través de la incorporación de tecnologías como los sistemas ERP (Planificación de Recursos Empresariales) y SCM (Gestión de la Cadena de Suministro).

La evolución de las TIC y las telecomunicaciones permitieron dar paso a la comunicación global. A su vez, entre 1970 y 2000 la apertura económica se consolidaba, las empresas podían vender y maquilar sus productos en otros países, lo que conglomero las cadenas de suministro globales.

Al igual que en las revoluciones industriales anteriores, se esperaba que el impacto de las TIC fuera positivo, impulsando significativamente la productividad. Sin embargo, Solow cuestionó este optimismo durante la década de 1980 al observar que, en la economía de Estados Unidos, los beneficios esperados no se reflejaban en los datos empíricos. "La era de la informática se ve en todas partes, excepto en las estadísticas de productividad" (Solow, 1987, p. 2). Esta observación, conocida como la *Paradoja de Solow*, puso en duda la correlación automática entre adopción tecnológica y crecimiento económico, generando un debate clave en la economía de la innovación.

Investigaciones posteriores han analizado el impacto de las TIC para evaluar la validez de la crítica de Solow. Los resultados demuestran que sus efectos varían según factores como la región, el tipo de ente económico (industria, sector o tamaño de empresa), el contexto organizacional, la capacitación del personal y las inversiones complementarias (Billón et al., 2007; Capello et al., 2022).

Las innovaciones en las TIC del siglo XXI son resultado del desarrollo científico y tecnológico generado en la última mitad del siglo XX. El uso masivo de datos, el Internet de las Cosas³ y la autonomía de las máquinas son características de una nueva etapa industrial.

³ Internet de las Cosas (IoT, por sus siglas en inglés) es la comunicación y control de forma remota de dispositivos que se logra mediante la transmisión de datos que navegan a través del internet. A su vez, permite que los dispositivos se comuniquen entre sí sin intervención humana, recopilen datos del entorno (a través de sensores) y tomen decisiones automáticas.

La Cuarta Revolución Industrial, o Industria 4.0, se diferencia en que las empresas son más digitales e interconectadas, lo que les permite procesar más información, producir con más eficiencia gracias a la conectividad en tiempo real y mayor automatización del trabajo. En este nuevo paradigma se desarrolla la Inteligencia Artificial.

Lo expuesto en el presente permite considerar que estudiar el progreso tecnológico se realiza desde un enfoque multidisciplinario y se deben tomar en cuenta diversos elementos más que solo una relación entre dos variables. La historia ofrece numerosos ejemplos de transformaciones estructurales que surgen a partir de integrar nuevas tecnologías e innovaciones cuyas características como el ritmo, alcance y consecuencias, varían según la época, el contexto geográfico, los factores involucrados y los sectores afectados, de lo cual la inteligencia artificial no es indiferente.

La revisión historiográfica expuesta resalta el conjunto tecnológico que ha surgido a lo largo de la historia con la finalidad de comprender su importancia para la ciencia económica. Muchas invenciones surgieron en este lapso, que no solo cambiaron la forma de trabajo, sino el estilo de vida cotidiano, como los teléfonos, televisión, radio, entre otros, pero el interés resalta en aquellas que se relacionan con las transformaciones industriales y su impacto económico-social.

Lo anterior se resume en que la primera revolución industrial introdujo herramientas más eficientes, marcando el cambio de los procesos artesanales a la mecanización del trabajo; la segunda redujo la dependencia de la mano de obra mediante nuevas fuentes de energía y procesos automatizados, de la mano de nuevas formas de organización; en la última fase, los procesos automatizados se potenciaron y resaltaron las tecnologías desarrolladas en el campo de la informática. La Tabla 1 muestra los elementos que caracteriza a cada una de estas etapas, agregando el actual cambio industrial que se observa basado en tecnologías inteligentes que, como se presenta más adelante, no se origina en el siglo XXI, pero se potencian los avances en el campo, teniendo una rápida inducción en los procesos industriales.

Tabla 1. Etapas de la Revolución Industrial

Etapa Industrial	Período	Característica
Primera Revolución Industrial	1760-1850	Mecanización del trabajo
Segunda Revolución Industrial	1870-1913	Automatización
Tercera Revolución Industrial	1914-1990	Digitalización
Cuarta Revolución Industrial	Siglo XXI	Inteligencia Artificial

Fuente: Elaboración propia.

Analizar los cambios económicos y sociales, así como la diversidad de factores en juego, invita a cuestionar la certeza de los efectos positivos comúnmente atribuidos a la tecnología. No obstante, lo anterior revela que sin progreso tecnológico la formalización de la industria habría resultado imposible. Esto evidencia una correlación positiva entre tecnología y desarrollo, aunque sus manifestaciones concretas dependan de circunstancias temporales y condiciones sociales específicas.

En el entender de la productividad laboral, la relación no está muy lejos de lo que hasta el momento se ha presentado. Desde el uso de la hiladora hidráulica hasta las tecnologías informáticas, la fuerza de trabajo humano sigue siendo parte del proceso de producción.

La productividad laboral se incrementa a lo largo del tiempo, impulsada por la incorporación de invenciones y avances tecnológicos que optimizan las actividades económicas. En la tabla 2 se muestra la evolución del PIB por hora trabajada para distintos países entre 1870 y 1998.

A lo largo del período, se observa un aumento significativo de la productividad, reflejo de los procesos de industrialización, modernización tecnológica y mejoras en la organización del trabajo.

Hasta 1913, países como el Reino Unido y los Países Bajos lideraban en términos de productividad laboral. Sin embargo, a partir de la segunda mitad del siglo XX, Estados

Unidos pasa a ocupar el liderazgo, seguido por otras economías avanzadas como Francia, Alemania y Japón, que vivieron procesos de reconstrucción y expansión económica.

Tabla 2. PIB por hora Trabajada (1870-1998)

Año	1870	1913	1950	1973	1990	1998
Austria	1.38	2.91	4.05	15.17	24.05	27.07
Bélgica	2.17	3.68	6.19	16.89	27.44	33.57
Dinamarca	1.57	3.58	6.57	16.57	21.67	26.18
Finlandia	0.86	1.87	4.28	13.81	20.27	25.69
Francia	1.38	2.88	5.82	18.02	29.47	33.72
Alemania	1.55	3.03	3.99	14.76	21.94	26.56
Italia	1.05	2.13	4.38	15.92	24.08	27.90
Países Bajos	2.43	4.11	6.67	19.49	30.15	30.62
Noruega	1.20	2.40	5.95	15.44	26.43	32.77
Suecia	1.22	2.58	7.08	18.02	22.49	26.27
Suiza	1.53	3.30	8.87	18.54	25.08	24.81
Reino Unido	2.55	4.31	7.93	15.97	21.42	27.45
Irlanda			3.73	9.84	21.66	27.05
España			2.60	10.86	18.96	21.94
Australia	3.48	5.48	9.64	17.28	22.30	26.93
Canadá	1.71	4.45	10.33	19.74	23.53	26.04
Estados Unidos	2.25	5.12	12.65	23.72	30.10	34.55
Argentina			6.16	10.70	9.63	13.45
Brasil			2.48	5.78	7.05	7.87
Chile			4.66	8.91	9.56	13.19
Colombia			2.79	5.70	7.52	8.28
México			3.57	8.93	10.07	10.04
Perú			2.82	6.22	4.52	5.26
Venezuela			10.92	19.27	14.52	13.72
Japón	0.46	1.08	2.08	11.57	19.04	22.54

Fuente: Maddison (2006), Productividad Laboral (PIB por hora trabajada), 1870-1998, (dólares internacionales 1990), Tabla E-10, p. 351.

La incorporación de nuevas tecnologías al trabajo ha traído históricamente importantes mejoras en la productividad. En este sentido, se espera que la Inteligencia Artificial genere impactos similares o incluso mayores que de tecnologías anteriores.

Sin embargo, para evaluar si esto será posible, es fundamental comprender el contexto específico en el que se desarrolla la IA, así como las diferencias clave que la distinguen de otras revoluciones tecnológicas del pasado.

1.2 Marco conceptual de la Inteligencia Artificial

El punto de partida conceptual de la IA se remonta desde la aportación de Turing (1950) y su trabajo *Computing machinery and intelligence*, también conocido como el *Test Turing*. Este no define el concepto de Inteligencia Artificial como tal, pero sienta las bases para cuestionar sobre la capacidad de las máquinas en poder imitar, hasta cierto punto, al ser humano del tal modo que al interactuar con ellas se dude si se trata de una persona o máquina (juego de imitación).

El trabajo comienza con la pregunta *¿Pueden las máquinas pensar?* El autor reconoce la dificultad de definir el concepto de “pensar” y “máquina”. El segundo término le resulta más fácil de delimitar a máquinas digitales que poseen: almacenamiento de información, la capacidad de realizar cálculos y órdenes a partir de la información que reciben de fuentes externas, una analogía de la habilidad de un computador humano;⁴ unidad ejecutiva, capacidad de realizar distintas actividades; y un mecanismo de control, que asegura se lleve a cabo, de manera adecuada, instrucciones o reglas adquiridas del conocimiento externo (como libros).

La descripción de máquina planteada por Turing no se limitaba a computadoras digitales de su época. El autor, señaló que el concepto cambiaría en concordancia con las innovaciones que se vayan surgiendo. Lo que describió son las características de lo que hoy se conoce como software y hardware,⁵ que en aquel entonces no estaban definidos. Por tanto, siguiendo dicha definición, hoy en día se pueden identificar gran diversidad de objetos que funcionan mediante estos dos componentes desde un reloj, televisión, microondas, entre otros, que no solo realizan acciones mediante la aplicación de una fuerza externa como las máquinas antiguas de la Revolución Industrial.

⁴ En la segunda mitad del siglo XIX, existían puestos de trabajo donde personas se dedicaban a realizar cálculos y ecuaciones matemáticas de forma manual. A estas personas se les llamaba 'computadoras humanas'. Antes de que existieran las máquinas computadoras, estos trabajadores eran conocidos como 'calculistas' o 'computistas', pero con la invención de las computadoras electrónicas, el término 'computadora' se combinó y posteriormente pasó a referirse exclusivamente a las máquinas

⁵ Susnjara y Smalley (2025) definen el hardware como los componentes físicos de un sistema informático que realizan tareas y procesan datos. Mientras que, el software son los programas e instrucciones que permiten al hardware llevar a cabo operaciones específicas.

La tesis central de Turing no es si las máquinas pueden pensar, sino establecer los criterios para que una máquina tenga mayor probabilidad de no ser identificada en el juego de la imitación. Una gran capacidad de almacenamiento, velocidad de acción y un programa adecuado serían las características para captar información, procesar y responder de la forma en que lo haría un humano, con cierta fluidez de conversación y errores.

El término Inteligencia Artificial fue acuñado por primera vez en 1956 en Estados Unidos, durante la propuesta de un proyecto de investigación en la Universidad de Dartmouth, para lo cual se reunió a diez investigadores con la finalidad de formalizar el concepto y campo de la IA. A diferencia del trabajo previo de Turing, el propósito no fue debatir si las máquinas podían “pensar” o “imitar” la inteligencia humana, el objetivo fue impulsar el desarrollo de máquinas o sistemas capaces de replicar aspectos característicos del aprendizaje. A partir de ello, uno de los primeros aportes significativos en la rama fue el de Alan Newell y Herbert Simon. Crearon el primer programa señalado como inteligente, denominado *Logic Theorist*, capaz de simular el razonamiento mediante la operación lógica simbólica, con la finalidad de resolver teoremas matemáticos, una forma de emular el razonamiento humano (Abeliuk y Gutiérrez, 2021; Shaikh, 2022).

En el siglo XXI, el desarrollo de la Inteligencia Artificial (IA) avanzó a un ritmo sin precedentes. En el campo de la IA, la creación de *ImageNet* permitió entrenar redes neuronales para clasificar imágenes e identificar objetos con mayor precisión. Estos avances fueron clave para empresas tecnológicas como Google y YouTube, que innovaron herramientas para el reconocimiento facial, la identificación de objetos y el análisis automatizado de contenido en plataformas digitales.

La Organización Mundial de la Propiedad Intelectual (WIPO por sus siglas en inglés, 2019), mostró el auge sobre el interés en el campo de la inteligencia artificial. Entre 2006 y 2011, las publicaciones de patentes en IA aumentaron a una tasa media anual del 8%, pero entre 2012 y 2017 este ritmo se incrementó hasta el 28% anual. En términos absolutos, el número de solicitudes publicadas anuales pasó de 8,515 en 2006 a 12,473 en 2011, para 2017 la cifra creció a 55,660. Esto refleja un incremento de 6.5 veces en solo doce años. Además, el 53% de todas las patentes relacionadas con IA se han publicado desde 2013, lo que evidenció un fortalecimiento en este ámbito.

Los datos revelan que el crecimiento de la producción científica en IA precedió al de las patentes por aproximadamente una década. Entre 1996 y 2001, los artículos científicos crecieron a un ritmo medio anual del 8 %, cifra que casi se duplicó entre 2002 y 2007.

1.2.1 ¿Qué es la Inteligencia Artificial?

En el apartado anterior se abordaron las características y capacidades que debe tener una máquina digital para lograr confundirse con un ser humano. Así, el concepto de Inteligencia Artificial podría entenderse como la capacidad instalada, tanto en *software* como en *hardware*, de una máquina para emular el comportamiento humano, aunque esta definición resulta bastante ambigua.

En la actualidad, las computadoras pueden ser programadas para procesar grandes cantidades de información y realizar cálculos o acciones que reducen el tiempo necesario para obtener resultados, tal como lo haría un ser humano muy inteligente y rápido. Entonces, ¿una computadora es inteligente por su capacidad de optimizar el tiempo de trabajo? La respuesta es no. Que una máquina supere el rendimiento humano en ciertas tareas no necesariamente la hace inteligente.

Por ejemplo, el uso de maquinaria pesada utilizada en la industria, como las excavadoras. Aunque facilitan la carga y superan las capacidades físicas humanas (fuerza y manipulación), no se consideran inteligentes, sino herramientas que mejoran la eficiencia en tareas específicas.

La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE, 2024), propone la siguiente definición:

Un sistema de IA es un sistema basado en máquinas que, con objetivos explícitos o implícitos, deduce, a partir de la información que recibe, cómo generar resultados, por ejemplo, predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones que pueden influir en entornos físicos o virtuales. Los diferentes sistemas de IA varían en sus niveles de autonomía y adaptabilidad tras su implementación (p. 4)

Esta definición no se aleja de las características planteadas por Turing. Sin embargo, la clave está en el concepto de “sistema de IA”, que se refiere a la programación que, mediante un

conjunto de reglas (algoritmos) basados en modelos de aprendizaje automático (*machine learning*)⁶, permite discernir y aprender sin necesidad de ser programada explícitamente para cada tarea (Sandoval, 2018).

Por tanto, el término Inteligencia Artificial por sí mismo genera ambigüedad. A lo largo de este trabajo, se entenderá por IA aquellos sistemas implementados en máquinas, robots, computadoras, refrigeradores, televisores, autos, etcétera, que contengan software relacionado con aprendizaje automático.

Por ejemplo, cuando se menciona que ChatGPT o Gemini son IA, en realidad se hace referencia a aplicaciones (*apps*) que, mediante sistemas basados en inteligencia artificial, ejecutan tareas específicas.

En el siguiente apartado se mencionará que la Inteligencia Artificial permite automatizar tareas, lo cual no debe confundirse con el grado de autonomía de los sistemas de IA, que se refiere al nivel de aprendizaje que estos sistemas pueden realizar sin intervención humana constante. Desde la fase de diseño, la recopilación de datos, el procesamiento, la validación del modelo y la generación de salidas, la intervención humana sigue siendo clave para el correcto funcionamiento de estos sistemas.

La IA permite automatizar tareas que antes se consideraban exclusivas del ser humano, específicamente las relacionadas con el pensamiento cognitivo. Cada avance tecnológico que ha destacado a lo largo de la historia muestra una característica particular, observamos que a medida que surgen nuevas tecnologías las actividades, tanto cotidianas como laborales, van siendo más eficientes en el sentido que permiten reducir el tiempo de trabajo y actividades repetitivas.

⁶ Aprendizaje automático o machine learning, es el conjunto de técnicas que se utilizan para entrenar a los algoritmos. Por ejemplo, los modelos lineales, se basan en la regresión lineal para realizar predicciones; modelos de árbol; redes neuronales, considerados lo más cercano a replicar las habilidades cognitivas del cerebro mediante nodos que representan las conexiones neuronales para resolver, procesar, reconocer y predecir.

1.3 Aportes de la teoría económica y sus vertientes a la Inteligencia Artificial

Para la teoría económica, resulta importante identificar los elementos y mecanismos que permiten generar crecimiento económico sostenible a largo plazo, dado que este se relaciona con el bienestar social.

En este apartado se presentan algunas aportaciones teóricas que ilustran cómo las variables económicas influyen sobre la productividad, con especial atención en el progreso tecnológico. El abordaje teórico que se expone a continuación se basa en la descripción sobre el crecimiento económico realizada por Sala-i-Martin (2000), en relación con las teorías de progreso tecnológico endógeno, lo cual constituye la base de este trabajo al considerar variables que permitan mostrar evidencia empírica, la cual se abordará más adelante.

Posteriormente, se cita a Romer (1991) con el objetivo de destacar los factores que, dada la realidad actual, pueden contribuir al aumento de los niveles de productividad en el marco del crecimiento endógeno.

Por último, se presenta el análisis y discusión a partir del trabajo de Aghion et al. (2017), quienes integran la inteligencia artificial como potenciador del crecimiento, aclarando también las excepciones y desafíos que surgen en torno a su adopción.

1.3.1 Modelo de Solow

Sala-i-Martin (2000) desarrolla el modelo de Solow, que explica el crecimiento económico a largo plazo en función de la acumulación de capital y trabajo. Este modelo es considerado pionero de los aportes neoclásico del crecimiento económico, ya que, a partir del análisis del capital, destaca la importancia del progreso tecnológico.

A partir de la función de producción neoclásica, que representa una economía cerrada, sin movimiento de capitales ni gasto gubernamental, la inversión en capital físico se presenta como el determinante fundamental del crecimiento a largo plazo:

$$Y = f(A, K, L) \quad (1.1)$$

Donde Y , es la producción total o PIB; K , representa el capital, máquinas físicas que utilizan las empresas en el proceso de producción; L , la mano de obra necesaria; y A la tecnología o conocimiento. El análisis parte de los supuestos siguientes:

- i. La función de producción tiene rendimientos constantes a escala, en la medida que aumente K o L también lo hará Y (homogéneo grado uno).⁷
- ii. La productividad marginal de todos los factores de la producción es positiva, pero decreciente:

$$\frac{\partial f}{\partial K} > 0, \frac{\partial f}{\partial L} > 0$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 K} < 0, \frac{\partial^2 f}{\partial^2 L} < 0$$

- iii. Condiciones de *Inada*,⁸ la productividad marginal respecto al capital se aproxima a cero cuando K tiende a infinito y cuando $K \rightarrow 0$. Lo mismo ocurre con la mano de obra:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\partial f}{\partial K} = 0, \lim_{k \rightarrow 0} \frac{\partial f}{\partial K} = \infty$$

$$\lim_{L \rightarrow \infty} \frac{\partial f}{\partial L} = 0, \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\partial f}{\partial L} = \infty$$

La función (1) se puede representar como una función Cobb-Douglas con la finalidad de evaluar la relación de capital en el largo plazo. En (2) $0 < \alpha < 1$, es la constante que mide la proporción de renta nacional que se queda el capital y el trabajo:

$$Y_t = A_t K_t^\alpha L_t^{1-\alpha} \quad (1.2)$$

Dado que el interés del análisis es del crecimiento consumo y el capital por persona, se supondrá que L representa a todos los trabajadores que a su vez es equivalente al total de población. Dividiendo (1.2) entre L_t , se obtiene:

$$y_t = A_t k_t^\alpha \quad (1.3)$$

⁷ $f(A, \lambda K, \lambda L) = \lambda f(A, K, L)$ donde λ es una constante arbitraria. Nótese que λ no multiplica A , dado que, a cualquier nivel de capital o mano de obra, el conocimiento a aplicar para la elaboración de *inputs* no cambia.

⁸ En esencia, estas propiedades matemáticas aseguran que el sistema no genere comportamientos explosivos o colapsos, y que exista un único equilibrio de largo plazo.

Donde $y_t = \frac{Y_t}{L_t}$, y la relación capital trabajo se representa por $k_t = \frac{K_t}{L_t}$. Para analizar la tasa de crecimiento del capital a largo plazo se aplica logaritmo natural a la ecuación (1.3) y se deriva respecto al tiempo:

$$\ln y_t = \ln A_t + \alpha \ln \alpha k_t \quad (1.4)$$

$$\frac{\dot{y}_t}{y_t} = \frac{\dot{A}_t}{A_t} + \alpha \frac{\dot{k}_t}{k_t} \quad (1.5)$$

Donde $\dot{y}_t = \frac{dy_t}{dt}$, $\dot{A}_t = \frac{dA_t}{dt}$, $\dot{k}_t = \frac{dk_t}{dt}$. Si la inversión por trabajador es sy donde s es la tasa de ahorro; la depreciación del capital es δk , donde δ es la tasa de depreciación; la población crece a una tasa de crecimiento constante n , entonces la acumulación de capital se determina:

$$\dot{k}_t = sy - (\delta + n) k_t \quad (1.6)$$

La ecuación (1.6) es la ecuación fundamental de Solow. El estado estacionario ocurre cuando la inversión en nuevo capital se iguala exactamente las pérdidas por depreciación y el crecimiento de la población, haciendo que el capital por trabajador k_t se mantenga constante. Inicialmente, acumular capital aumenta la producción, pero debido a los rendimientos decrecientes, este efecto se agota hasta alcanzar un equilibrio donde la economía ya no crece en términos per cápita. A largo plazo, solo el progreso tecnológico puede elevar permanentemente el nivel de vida, ya que permite producir más con los mismos recursos, evitando el estancamiento inherente al estado estacionario, como se observa en la ecuación (1.7).

$$\frac{\dot{y}_t}{y_t} = \frac{\dot{A}_t}{A_t} \quad (1.7)$$

1.3.2 Aportaciones al progreso Tecnológico

En el apartado anterior se expuso cómo el papel tecnológico adquiere relevancia en el largo plazo. Sin embargo, este análisis resulta inconcluso, ya que no aborda los factores que influyen en este ámbito, puesto que el modelo de Solow analiza la tasa de crecimiento exógena del progreso tecnológico.

Posterior al trabajo de Solow, surgieron investigaciones enfocadas en explicar el cambio científico-técnico se determina por los factores internos de la economía. Sala-i-Martin (2000)

explica que la endogenización del progreso tecnológico se aborda en dos enfoques considerados fundamentales:

- El primero, propone que el avance tecnológico se manifiesta a través de la expansión en el número de bienes disponibles, ya sean insumos productivos o bienes de consumo. A diferencia de los modelos tradicionales donde el crecimiento depende de acumular más de lo mismo (capital físico o trabajo). La clave está en la diversificación continua de la economía, es decir, la creación de nuevos productos finales.
- El segundo, postula que el avance tecnológico no surge de la mera diversificación de productos, sino de la mejora gradual en la calidad de bienes ya existentes. A diferencia de los modelos basados en variedad, aquí la innovación sigue un proceso de destrucción creativa, donde cada salto cualitativo vuelve obsoletas las versiones anteriores de un producto, redefiniendo constantemente los mercados.

Uno de los primeros enfoques que formaliza la endogenización del progreso tecnológico es el modelo de crecimiento endógeno propuesto por Romer (1990). Este autor sostiene que el crecimiento económico no es un proceso determinado por factores exógenos, sino el resultado de las decisiones de los agentes respecto a la inversión en investigación, desarrollo y acumulación de conocimiento.

El modelo de Romer considera cuatro elementos fundamentales: el capital físico, la mano de obra, el capital humano —entendido como la acumulación de educación y aprendizaje aplicados al trabajo— y el nivel tecnológico o stock de conocimiento (A), que se incrementa a través de la actividad de innovación. De esta forma, el progreso tecnológico se convierte en un resultado endógeno del sistema económico.

Para abordar este análisis se parte del supuesto de una economía compuesta por tres sectores interdependientes, conforme al modelo de Romer (1991).

El *sector de investigación* utiliza capital humano especializado y el acervo de conocimiento existente para generar nuevas ideas o diseños que incrementan el nivel tecnológico de la economía.

El *sector de bienes intermedios* emplea dichos diseños, junto con insumos productivos, para fabricar una amplia variedad de bienes de capital diferenciados, los cuales se destinan al sector de bienes finales.

Finalmente, el *sector de bienes finales* combina trabajo, capital humano y los bienes de capital diferenciados para producir el bien agregado, que puede ser consumido o invertido, dando lugar al proceso de acumulación de capital y crecimiento económico.

Bajo los supuestos la producción de bienes finales se determina en la ecuación (1.8), donde H_Y es el capital humano, L es la mano de obra física.

$$Y = H_Y^\alpha L^\beta \int_0^A x_i^{1-\alpha-\beta} di \quad (1.8)$$

Los parámetros α y β son la contribución del capital humano y la mano de obra a la producción final; x_i el bien de capital duradero que depende de la tecnología existente, A , es decir $i \in \{0, A\}$ ⁹.

Para que una empresa pueda generar un producto final Y , requiere elaborar el bien de capital duradero, para lo cual adquiere la patente para producir el diseño del bien i . Una vez que sea así, la empresa convierte n unidades del producto final en una unidad duradera del bien i . La producción de bienes de capital implica sacrificar bienes de consumo, es decir, para producir bienes duraderos se requieren η unidades de consumo sacrificado para elaborar x_i . Por tanto, el capital total se determina en la ecuación (1.9) donde η es el costo de unidades de consumo para producir una unidad de cualquier bien de capital¹⁰:

$$K = \eta \int_0^A x_i di \quad (1.9)$$

En el mercado de la investigación, la tasa de nuevos diseños \dot{A} se representa de la siguiente forma:

⁹ La lista de insumos que son usados por una empresa para la producción final puede ser una combinación infinita de insumos intermedios, es decir $x = \{x_i\}$ donde $i \in \{0, \infty\}$. Sin embargo, solo los bienes de capital que han sido inventados pueden ser utilizados en la producción. Los demás ($i > A$) no existen, por lo que su cantidad utilizada es cero.

¹⁰ El consumo sacrificado es aquel bien que nunca se fabrica. Esto refiere a los recursos que se habrían utilizado para la producción de bienes fines, pero fueron destinados a la producción de bienes de capital.

$$\dot{A} = \delta H_A A \quad (1.10)$$

Donde δ es un parámetro de productividad de la investigación, A es el acervo de conocimiento implícitos de diseños y H_A es el capital humano empleado en la investigación.

El producto marginal de H_A en investigación se determina $\frac{\partial \dot{A}}{\partial H_A} = \delta A$. P_A representa el precio de nuevos diseños, por tanto el valor de la producción de investigación será $P_A \frac{\partial \dot{A}}{\partial H_A} = P_A \delta A$, lo cual equivale al salario de los investigadores, w_H , como se expresa en la ecuación (1.11):

$$w_H = P_A \delta A \quad (1.11)$$

En este modelo, los bienes duraderos se alquilan a un precio p_i , por lo que las empresas de bienes finales se enfrentan a una lista de precios para todos los bienes de productos duraderos $\{p_i: i \in [0, \infty]\}$. De la ecuación (1.8), H_A y L ya se encuentran determinados, por tanto se requiere elegir la producción de x_i para maximizar las ganancias:

$$\max_x \int_0^\infty [H_Y^\alpha L^\beta x_i^{1-\alpha-\beta} - p_i x_i] di \quad (1.12)$$

Resolviendo la condición de primer orden y obteniendo la función inversa de demanda:

$$p_i = (1-\alpha-\beta) H_Y^\alpha L^\beta x_i^{-\alpha-\beta} \quad (1.13)$$

En el mercado de bienes de capital, dada la ecuación (1.13) por el productor de bienes finales, se maximiza las ganancias considerando el costo de oportunidad $r\eta x_i$, donde r es la tasa de interés y η el costo de producción. Por tanto:

$$\pi = \max_x p_i x_i - r\eta x_i \quad (1.14)$$

Sustituyendo la ecuación (1.3) en (1.4):

$$\pi = \max_x (1-\alpha-\beta) H_Y^\alpha L^\beta x_i^{1-\alpha-\beta} - r\eta x_i \quad (1.15)$$

En la interacción de los mercados la tasa de crecimiento del consumo, capital y la tecnología se determina que en el estado estacionario se encuentra determinada por parámetro de productividad de la investigación y el capital humano, es decir¹¹:

¹¹ Para el desarrollo de la ecuación (1.16) véase Vite (2008).

$$g_A = \frac{\dot{A}}{A} = \delta H_A \quad (1.16)$$

La dinámica del modelo deja ver que en el largo plazo el producto, el stock de capital y el nivel de tecnología crecen a la misma tasa. Esto resulta porque las nuevas tecnologías permiten diseñar bienes de capital intermedios que aumentan la productividad en el sector final. Así, el avance tecnológico no solo se refleja en más variedad de bienes, sino también en mayores niveles de producción y acumulación de capital. Por otro lado, la asignación de capital humano entre la producción de bienes finales y la investigación responde a incentivos de mercado como el salario que recibe el capital humano en cada sector debe igualarse, lo que a su vez depende del valor de los nuevos diseños y de la tasa de interés. Una tasa de interés más alta reduce el valor presente de los flujos de ganancia futuros de los innovadores, desincentivando la investigación y reduciendo el crecimiento.

De esta forma se asume que en el largo plazo el acervo de conocimiento (I+D) hace que el producto, el stock de capital y el nivel de tecnología crezcan a la misma tasa. El equilibrio económico surge de la interacción dinámica entre las decisiones de consumo, inversión y producción, donde el acervo de conocimiento desempeña un papel central como determinante último del crecimiento.

Los hogares ajustan su consumo en función de la tasa de interés fija, que actúa como señal clave para decidir entre satisfacer necesidades inmediatas o destinar recursos a actividades que generarán beneficios futuros. Mientras que las empresas enfrentan el capital humano disponible entre la producción de bienes finales y la investigación.

Por tanto, la acumulación de conocimiento permite superar los rendimientos decrecientes del capital físico y sostener el crecimiento a largo plazo.

1.3.3 La Inteligencia Artificial en la Automatización de Tareas

Hasta el momento se comprende el concepto de Inteligencia Artificial, la característica especial que la diferencia a otras tecnologías y se conocen algunos elementos que de acuerdo con la teoría son importantes para impulsar el progreso tecnológico que a su vez permite el crecimiento económico.

Para comprender la importancia que tiene en la actualidad en el análisis económico, se presenta el aporte de Aghion et al. (2017), que examinan la relación entre la Inteligencia Artificial y el crecimiento económico.

La inteligencia artificial es la última forma de un proceso de automatización que lleva en marcha al menos 200 años. Desde la hilandería hasta la máquina de vapor, pasando por la electricidad y los chips informáticos, la automatización de aspectos de la producción ha sido una característica clave del crecimiento económico desde la Revolución Industrial (p. 3)

La inteligencia artificial (IA) representa la evolución más avanzada de la automatización, un proceso que ha transformado históricamente la producción y el trabajo humano. Inicialmente, la mecanización surgió para optimizar actividades manuales y físicas, reduciendo tiempo y esfuerzo en los procesos industriales. Posteriormente, la era informática aceleró el procesamiento de datos, mejoró la conectividad global y revolucionó el manejo de la información.

Las IA se aplican en tareas que requieren inteligencia humana, como el aprendizaje, la resolución de problemas, la percepción sensorial, la toma de decisiones y el procesamiento del lenguaje. En el ámbito industrial, estas herramientas se integran en flujos de trabajo para optimizar decisiones, generar innovación y mejorar experiencias.

Para abordar como la IA afecta el crecimiento económico, se parte de la función de producción tipo Cobb-Douglas:

$$Y = AX_1^{\alpha_1} X_2^{\alpha_2} \dots X_n^{\alpha_n} \text{ donde } \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \quad (1.17)$$

Donde X_i son las tareas que pueden ser automatizadas, en cuyo caso:

$$X_i = \begin{cases} L_i \\ K_i \end{cases} \quad (1.18)$$

L_i indica que la tarea no es automatizada. Al ser automatizada se asigna como K_i , $i \in \{0, n\}$.

La asignación óptima de tareas en L_i y K_i , la función de producción (1.17) se expresa en términos de α que representa la importancia de las actividades automatizadas:

$$Y_t = A_t K_t^\alpha L_t^{1-\alpha} \quad (1.19)$$

Este modelo toma en cuenta que la tasa de crecimiento del producto por trabajador es $y \equiv Y/L$, por lo que en el estado estacionario, sustituyendo en la ecuación (1.19):

$$y_t = A_t K_t^\alpha \quad (1.20)$$

Recordemos que en el modelo de Solow se obtuvo en la ecuación (1.6) que la acumulación de capital es $\dot{k}_t = sy_t - (\delta + n) k_t$. Dado que el capital por trabajador es constante $\dot{k}_t = 0$, entonces:

$$sy_t = (\delta + n) k_t \quad (1.21)$$

Sustituyendo la ecuación (1.20) en (1.21), se obtiene:

$$sA_t K_t^{\alpha-1} = (\delta + n) \quad (1.22)$$

Despejando k_t :

$$k_t = \left(\frac{sA_t}{\delta + n} \right)^{\frac{1}{1-\alpha}} \quad (1.23)$$

Sustituyendo la ecuación (1.22) en (1.20), se obtiene:

$$y_t = \left(\frac{s}{\delta + n} \right)^{\frac{\alpha}{1-\alpha}} A_t^{\frac{1}{1-\alpha}} \quad (1.24)$$

Tomando el logaritmo y derivando respecto al tiempo:

$$\ln y_t = \frac{\alpha}{1-\alpha} \ln \left(\frac{s}{\delta + n} \right) + \frac{1}{1-\alpha} \ln A_t \quad (1.25)$$

$$\frac{\dot{y}_t}{y_t} = \frac{1}{1-\alpha} \frac{\dot{A}_t}{A_t} \quad (1.26)$$

Por tanto:

$$g_t = \frac{g}{1-\alpha} \quad (1.27)$$

Donde g representa la tasa de crecimiento de A_t . A partir de ello, los autores mencionan que a medida que la automatización aumenta, afectará positivamente a α , lo que genera crecimiento económico en el largo plazo.

A diferencia de los aportes de Solow y Romer, se observa que en este caso la automatización de tareas tiene un efecto directo sobre la tasa de crecimiento de largo plazo g_t , ya que las tareas automatizadas aumentan la participación del capital.

No toda automatización se encuentra en el conjunto de la IA, pero esta última genera mayor autonomía en los procesos dependientes de robots, sistemas computacionales, maquinaria pesada, entre otros.

Se puede observar que la Productividad Total de los Factores, A , es también determinante del crecimiento para este análisis. Tanto la automatización de tareas impulsada por IA como la tasa de crecimiento de los factores de producción se están dando de manera exógena. Si tomamos en cuenta la capacidad de la IA para el desarrollo de nuevas ideas, podría tomarse en cuenta el impacto endógeno sobre la producción de investigación. Esto es una explicación de por qué la IA se considera como potenciador del crecimiento económico.

No obstante, la extensión del modelo integra la enfermedad de los costos de Baumol, como se presenta a continuación:

$$Y_t = (\beta_t^{1-\rho} K_t^\rho (1 - \beta_t)^{1-\rho} L_t^\rho)^{1/\rho} \quad (1.28)$$

La nueva función de producción donde β representa la fracción de tareas que han sido automatizadas y, por tanto $1 - \beta_t$ la fracción de tareas que no han sido automatizadas. Por otra parte, ρ es la elasticidad de sustitución entre tareas, si este parámetro es negativo, sugiere que la tasa de sustitución es baja, por tanto K como L son actividades complementarias, representando aquellos sectores donde la mano de obra resulta indispensable, como el sector de la salud.

Esta función revela cómo la automatización influye en el crecimiento económico, especialmente cuando ciertas tareas no pueden ser fácilmente reemplazadas por tecnología. Cuando el parámetro ρ es negativo ($\rho < 0$), se sugiere que los factores de producción se vuelven complementos indispensables, lo que implica que el desempeño económico está condicionado por ambos.

El análisis sugiere que la automatización impulsada por la inteligencia artificial tiene un efecto positivo sobre la productividad, al permitir realizar tareas de forma más eficiente y a menor costo. Sin embargo, su impacto sobre el crecimiento económico total depende de la

capacidad de automatizar una proporción suficientemente amplia de las actividades económicas.

Por otra parte, Acemoglu y Restrepo (2018) analizan el impacto de la IA desde las repercusiones en la mano de obra y los salarios. Al igual que Aghion et al. (2017), se parte de la premisa de que la IA presenta la capacidad de automatizar tareas que antes se consideraban fuera del alcance de la automatización, conllevando al desplazamiento de mano de obra sobre estas actividades lo que genera presiones a la baja de los salarios, pero que en el agregado económico se ve contrarrestado por mayor productividad. La expansión económica impulsada por este tipo de tecnologías no muestra un panorama donde toda actividad sea independiente de la intervención humana en el largo plazo. El efecto productividad, impulsado por ahorros de costos que genera la IA, permite abaratar bienes y servicios, aumentando el poder adquisitivo y estimulando la demanda en otros sectores. Además, se genera un efecto de destrucción creativa de tareas. A medida que se automatiza el trabajo, la productividad crece y tanto se demandan más tareas no automatizadas, al igual que surgen nuevos roles como gestores, entrenadores o auditores de sistemas de IA.

El desempleo a causa de la IA podría afectar a la demanda agregada si es que el efecto de compensación de nuevas oportunidades fuera más lento que el surgimiento de nuevo empleo. Difícilmente puede atribuirse un efecto directo entre la IA y el desempleo, ya que al igual que las tecnologías que han revolucionado la historia, el efecto puede considerarse compensatorio a largo plazo. La dificultad reside en medir cuánto de la mano de obra ha logrado reintegrarse en el mercado laboral cuando surge una nueva tecnología.

En el marco del desarrollo reciente de la IA, es de suma importancia impulsar el conocimiento y aprendizaje sobre el manejo de estas tecnologías, para adaptar a la población a los nuevos campos de trabajo y evitar el efecto total de desplazamiento.

En resumen, la IA puede potenciar el crecimiento económico, pero su efecto depende de su integración en distintos sectores y de su capacidad para actuar como complemento entre la mano de obra y la tecnología. Por tanto, cobra relevancia el diseño de políticas que promuevan la innovación y la adaptación tecnológica para incrementar la productividad.

Así, el impacto de la inteligencia artificial depende de su capacidad para automatizar procesos que complementen el trabajo humano, lo que hace fundamental evaluar su influencia sobre la productividad laboral.

Conclusiones

La revisión de la historia económica ofrece un marco analítico para comprender el fenómeno de la inteligencia artificial y proyectar sus tendencias futuras. Las innovaciones examinadas en el apartado histórico revelan cambios estructurales en las economías, mostrando tanto el origen como la naturaleza teórica de esta conexión. Esto incluye el debate sobre si la innovación tecnológica constituye realmente el factor determinante del crecimiento económico y del bienestar social, o si opera en conjunto con otras variables

Las innovaciones analizadas en el apartado histórico han mostrado cambios significativos en las economías. El análisis de la Revolución Industrial permite identificar el origen de la relación entre tecnología y economía, y su carácter teórico explica cómo se da esta conexión. A ello se suma el debate sobre los factores que intervienen en esta dinámica y el cuestionamiento de si la innovación tecnológica es realmente el factor de mayor peso para impulsar el crecimiento económico y mejorar el bienestar social.

Si bien este capítulo no realiza una revisión exhaustiva de las teorías económicas sobre la productividad, la revisión presentada permite comprender la relación que se ha establecido entre el fomento tecnológico y el crecimiento económico.

Para el interés de esta investigación, no se excluyen otros factores económicos. En la actualidad la tecnología adquiere un papel protagónico. Pero, al igual que en el pasado, las guerras, el proteccionismo económico, y las transformaciones estructurales y sociales no pueden dejarse de lado y deben considerarse al analizar los resultados esperados del surgimiento de nuevas tecnologías.

Desde el punto de vista de Aghion et al. (2017), en cualquier forma de automatización, el trabajo humano sigue siendo elemento necesario para la producción, por ello la IA debe entenderse como una herramienta de apoyo para la productividad laboral.

Para da un panorama actual de la rápida integración de la IA en la productividad, el trabajo de Malik et al. (2024) presentan una lista de algunas aplicaciones de IA utilizadas en distintos

sectores de la industria, como se simplifica en la tabla 3. Las actividades relacionadas con IA no son exclusivas del ámbito informático. El uso de tecnología inteligente ha evolucionado con rapidez, dando lugar a una gran diversidad de herramienta para el trabajo laboral.

Tabla 3. Aplicaciones de IA en las Industrias

Industria	IA Aplicaciones
Cosmética	Desarrollo eficiente de productos Motores de recomendación de productos Servicio de atención al cliente
Turismo	Asistentes de viaje inteligentes Motores de recomendación Gestión inteligente de destinos
Transporte	Optimización inteligente de rutas Gestión del tráfico Funciones de seguridad personalizadas
Mecánica	Optimización de la producción Diseño y optimización de productos Gestión de la energía
Gestión ambiental	IA en la gestión medioambiental y Optimización de la eficiencia energética Control de la contaminación atmosférica Gestión de los recursos hídricos
Entretenimiento	Oponente inteligente Diseño automatizado de niveles Procesamiento del lenguaje natural
Textil	Optimización del diseño y los patrones Personalización y customización Reciclaje textil
TIC	Filtros de correo electrónico Análisis predictivo Publicidad personalizada

Fuente: Elaboración propia con información de *Malik et al., (2024)* Tabla 2, pp. 8-9.

En este enlistado se observa que la IA está influyendo en actividades diferentes a las manuales. Aquellas labores relacionadas con gestión, diseño, planeación y análisis tienen la característica de basarse en el ingenio humano. Introducir Inteligencia Artificial en este tipo

de procesos no solo permite gestionar o realizar de manera más eficiente unas actividades mediante una herramienta, sino que representa una reducción de la creatividad humana.

Capítulo 2. Inteligencia Artificial y Productividad en América del Norte

En la década de 1970 comenzó un proceso de crisis y agotamiento del auge capitalista de la posguerra. El nuevo orden económico mundial de 1980, que se caracterizó por la privatización de empresas públicas, desregulación de sectores clave, y la apertura tanto comercial como financiera.

A finales del siglo XX, México pasó por una crisis interna debido a la deuda y el déficit fiscal adquiridos en los años de prosperidad, la cual se intensificó con la caída de los precios del petróleo. Para afrontar la crisis, comenzó una fase de reformas estructurales, bajo la recomendación del Fondo Monetario Internacional y el Banco Mundial, para salir de la crisis, entre estas. el cambio de paradigma de una economía enfocada hacia adentro a la apertura de mercado internacional. En este contexto surge la integración de la región económica de América del Norte, con la firma y entrada en vigor del Tratado de Libre Comercio de América del Norte (TLCAN) en 1994. El propósito era enfrentar, en conjunto, los desafíos globales, incentivar crecimiento sostenido y reducir las brechas diferenciales en el ingreso de los países (Clavijo y Valdivieso, 2000).

Los puntos más importantes de negociación del TLCAN se centraron en eliminar aranceles del sector manufacturero y de productos agrícolas, el establecimiento de estándares entre las patentes, disminución de barreras en las inversiones e incremento de los niveles de inversión extranjera directa. Ruiz (2021) expone que, desde el análisis de insumo producto entre 1992 y 2014, el TLCAN representó para Estados Unidos y México beneficios en distintas dimensiones. Para México el crecimiento del porcentaje del empleo generado por las exportaciones de Estados Unidos, pasó de 8.4% a 11.3% en el periodo de estudio. En el mismo ámbito, para Estados Unidos se observó una reducción de 0.8% a 0.4% en el mismo periodo. Si bien México obtuvo ventajas en términos de empleo y valor agregado generados por el comercio, la distribución de estos beneficios favoreció desproporcionadamente al capital, principalmente extranjero, sobre los trabajadores mexicanos.

En los años del TLCAN 1994-2020, los resultados del tratado han variado. Desde el punto de vista de México, se consideran efectos negativos en el sector de la agricultura y minería

en los primeros años de entrada en vigor. Por otra parte, permitió mayor intercambio de inversión extranjera directa al país, principalmente sobre la industria automotriz, pero a su vez esto generó una dependencia sobre el capital proveniente de Estados Unidos (Escalante y González, 2019; Infante et al., 2019; Flores, 2019).

En 2017, surgieron tensiones que amenazaban la disolución del acuerdo, ya que Estados Unidos criticaba un déficit tanto con Canadá y México, así como la falta de empleo debido a que las empresas preferían instalarse en los países socios. Sin embargo, las diferencias se resolvieron con la actualización del tratado, ahora denominado Tratado entre México, Estados Unidos y Canadá (T-MEC) en 2020.

A pesar de las diferencias que surgieron en torno al tratado entre Estados Unidos, México y Canadá, es fundamental analizar la dinámica económica conjunta de los tres países para fomentar un crecimiento mutuo, inclusivo y sostenible. La integración regional debe aprovechar las ventajas complementarias de cada economía. A pesar de que el T-MEC no tenga una cláusula dedicada a fomentar el crecimiento mutuo mediante el impulso del progreso científico tecnológico, es un pilar fundamental de las tres economías que se debe atender de manera conjunta. así mismo, la cooperación en torno a la Inteligencia Artificial permitiría fortalecer las economías, así como posicionaría a América del Norte como región de competencia destacable frente a otras economías.

En este capítulo, en el apartado 2.1 se explica la dinámica económica entre los países que integran la región sobre los aspectos de incentivos en I+D e innovación. Posteriormente, se expone como las economías de América del Norte están llevando a cabo la integración y desarrollo de la Inteligencia Artificial de acuerdo con University-Stanford (2025) y el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA). Por último, en el apartado 2.2 se presenta la revisión de literatura con la finalidad de observar el estado del arte que relaciona la productividad y la Inteligencia Artificial en los distintos ámbitos económicos.

2.1 Apertura comercial e innovación en la región de América de Norte

2.1.1 Los avances tecnológicos en América de Norte

La región de América del Norte mostró un notable dinamismo en la invención y el desarrollo tecnológico, lo que impulsó su competitividad global y su crecimiento económico. Sin embargo, la participación no se muestra de manera equitativa en términos de participación de los países.

Para comprender mejor el desempeño económico y la capacidad productiva de la región, en la tabla 4 se presenta la tasa de crecimiento promedio anual del Producto Interno Bruto (PIB) y de la Formación Bruta de Capital Fijo (FBKF). Estados Unidos lidera en ambos indicadores, con tasas promedio de 2.7% y 3.2%, respectivamente, seguido por Canadá, con 2.3% y 2.4%, durante el periodo 1980–2023. En contraste, México muestra un crecimiento más moderado, con 2.0% en el PIB y 1.8% en la FBKF.

Si bien el rezago de México en el PIB parece poco relevante frente a sus socios comerciales, la brecha en la FBKF evidencia una menor capacidad de inversión productiva. Esta disparidad refleja diferencias en la dinámica de producción que limitan su competitividad internacional.

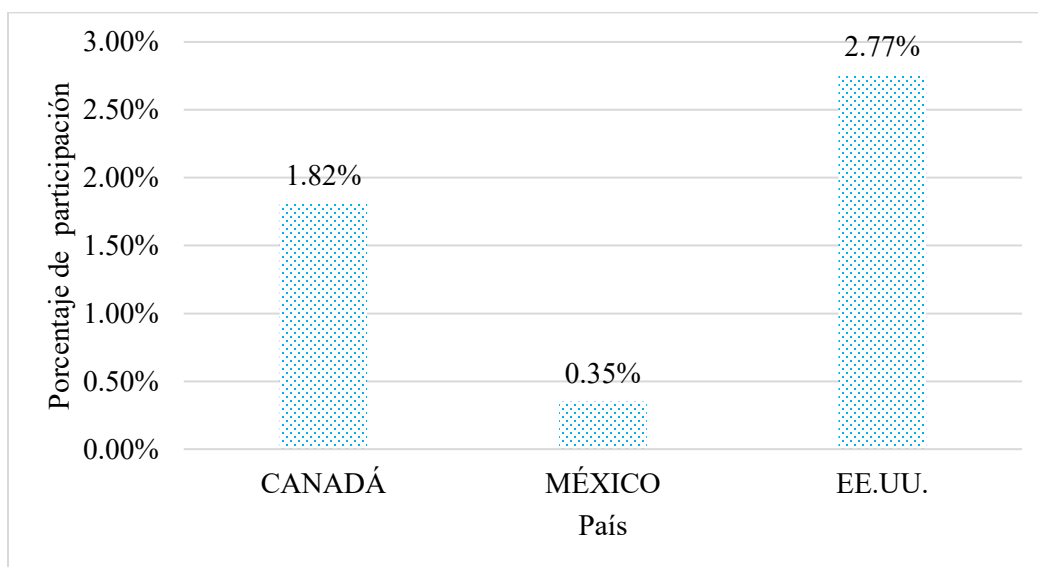
Tabla 4. Tasa de crecimiento promedio anual en América del Norte (1980-2023)

	México	Canadá	Estados Unidos
	Período		
	1980-2023	1980-2023	1980-2023
<i>PIB</i>	2.0	2.3	2.7
<i>FBKF</i>	1.8	2.4	3.2

Fuente: Elaboración propia con datos de World Development Indicators, OCDE (2024). PIB: Producto Interno Bruto. FBKF: Formación Bruta de Capital Fijo

De manera complementaria, el gráfico 1 muestra el promedio anual de Gasto en Investigación y Desarrollo como porcentaje del PIB. Se observa que Estados Unidos y Canadá tienen una participación de 2.77% y 1.82%, respectivamente, mientras que México exhibe un notorio rezago en el ámbito de innovación.

Gráfico 1. Promedio anual del Gasto en Investigación y Desarrollo (% PIB, 1996-2022)



Fuente: Elaboración propia con datos de World Development Indicators;(2025)

Este panorama permite observar que Estados Unidos actúa como el soporte en innovación y productividad en la región. Las empresas multinacionales que se establecen en países en vías de desarrollo además de integrar inversión comparten conocimiento, invención y nuevas tecnologías, lo que quita preocupación al país receptor, dejando de incentivar factores como el gasto en investigación y desarrollo generando diferencias sobre el crecimiento económico (Meller y Gana, 2014).

Desde la primera versión del tratado de libre comercio no se estipuló la importancia sobre la cooperación trilateral sobre el fomento de la innovación y avances tecnológicos entre los países. Hay una cláusula dirigida a proteger los derechos de propiedad intelectual y en nuevo tratado, el T-MEC, se promueve el comercio digital y acceso y cooperación del intercambio de información mediante la reducción mínima de restricciones, (Chávez et al., 2019). Pero esto dista de incentivar los sectores de la ciencia.

Esto deja ver que el interés sobre la innovación y el desarrollo tecnológico en la región se presenta como una problemática independiente en cada país. Moreno-Brid, (2022) expone los acuerdos y programas que se han llevado a cabo en la región para fortalecer al sector privado, instituciones académicas y de investigación. Por ejemplo, en el 2005 los tres países se comprometieron a impulsar sobre la población ámbitos como la educación superior, la ciencia y la tecnología mediante la creación de la Alianza para la Seguridad y la Prosperidad

de América del Norte (ASPAN), en áreas específicas como biotecnología, energía, transporte, medio ambiente y salud. Posteriormente en 2011, se firmó un Acuerdo de Cooperación en Investigación e Innovación entre México y el Gobierno de Quebec, que fomenta proyectos científicos y tecnológicos conjuntos, enfocados en campos como biotecnología, agronomía, química, geociencias, medicina, nanotecnología, tecnologías de la información, ingeniería y el sector aeroespacial. A nivel trilateral, el mecanismo de cooperación más relevante en ciencia, tecnología e innovación ha sido el Foro Bilateral México-Estados Unidos sobre Educación Superior, Innovación e Investigación (FOBESII), creado en 2013. Su propósito es impulsar el desarrollo de capital humano y consolidar a América del Norte como una región basada en el conocimiento.

Sin embargo, se requiere una mayor coordinación regional y políticas internas en México y Canadá, que prioricen la inversión en I+D, la productividad y la formación de capital humano. Esto podrá reducir la dependencia comercial y la brecha tecnológica asegurando un crecimiento económico más equilibrado, donde Estados Unidos no solamente sea el soporte económico de toda la región.

2.1.2 La Inteligencia Artificial en América del Norte

En el ámbito de integración y desarrollo sobre la Inteligencia Artificial, la dinámica no resulta muy diferente a lo expuesto en el apartado anterior. De acuerdo con el reporte University-Stanford (2025), Estados Unidos destacó en inversión privada en IA, en aproximadamente en 67,200 millones de dólares en el 2023.

En la historia de la IA Estados Unidos ha dominado la investigación desde inicios del siglo XXI. Sin embargo, la brecha se ha ido cerrando de frente a China. En abril de 2025, el mercado bursátil estadounidense sufrió un descenso tras el lanzamiento de *DeepSeek*, modelo de inteligencia artificial desarrollado por China que destacó por su bajo costo y acceso abierto. Este avance tecnológico desencadenó una fuerte corrección en el sector, especialmente en empresas vinculadas a la IA, debido a la amenaza que representaba una alternativa eficiente y gratuita frente a los costosos sistemas occidentales.

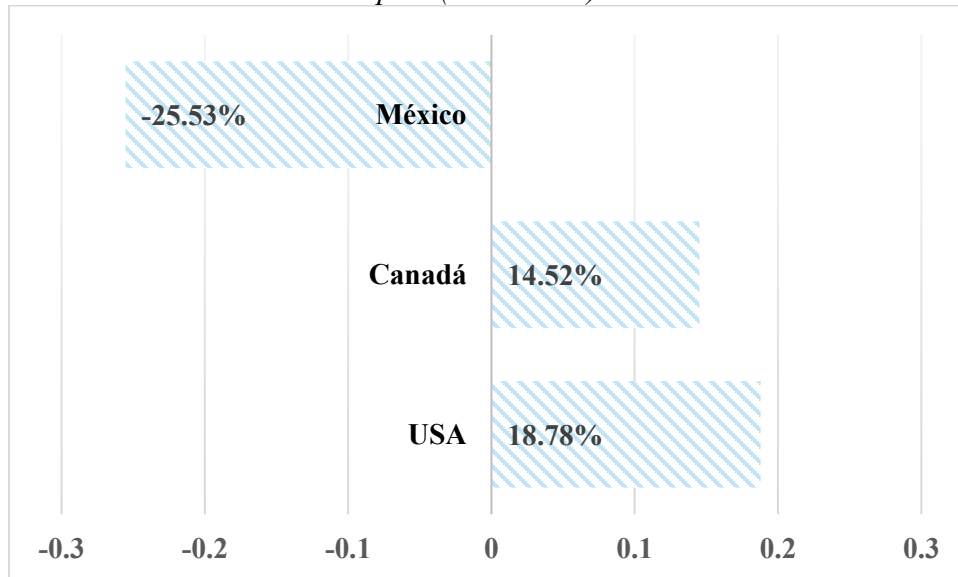
En abril de 2025, el efecto tomó relevancia en indicadores de inversión como el S&P 500, uno de los índices más representativos de la bolsa de valores de Estados Unidos, que cayó un 1.5%, perdiendo 87.85 puntos y situándose en 6.0 unidades. Mientras que el Nasdaq, índice

con mayor peso tecnológico, registró una caída del 3,1%. Nvidia (empresa que destaca en chips para IA) la cual fue una de las más afectadas, con un desplome del 17% (Infobae, 2025). Este episodio reflejó la creciente competencia global en inteligencia artificial, donde China, al ofrecer una solución de código abierto y asequible, no solo desafió el dominio de empresas como OpenAI y Google, sino que también generó incertidumbre sobre el futuro de la industria. La reacción del mercado mostró la relación que se está generando en las economías del mundo con estas innovaciones.

De acuerdo con un estudio de The Code Work (2024), las empresas en América del Norte que lideran la adopción de inteligencia artificial están obteniendo un retorno sobre el capital (ROA, por sus siglas en inglés Return On Assets) del 51%, superando ampliamente sus expectativas. No obstante, solo un 0.4% indicó que el retorno cumplió moderadamente sus previsiones. América del Norte fue pionera en la implementación de IA, con un 11% de adopción ya en 2015, y se estima que el mercado regional de IA alcanzará un valor de 731.8 mil millones de dólares para 2032, estas estimaciones se centran en las inversiones que toman mayor peso en Estados Unidos.

El gráfico 2 se presenta la tasa de crecimiento promedio anual en capital de riesgo sobre inteligencia artificial. Este tipo de inversiones se relaciona con nuevas empresas dedicadas a proyectos de innovación, en este caso relacionados con IA, que presentan potencial de desarrollo, pero también un gran riesgo de fracaso, se denominan *startups*. Se observa que Estados Unidos y Canadá están incentivando al desarrollo de las empresas en este rubro. México, por el contrario, va reduciendo la inversión.

Gráfico 2. Tasa de crecimiento promedio anual de inversión de capital de riesgo en IA por país (2012-2025)



Fuente: Elaboración propia con información de OCDE.AI, (2025). *Datos para México del 2013 a 2024.

En el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) caracteriza a México con un perfil “adoptante”¹² debido a que requiere el desarrollo de distintos aspectos estructurales para poder integrar tecnología de IA en las industrias, como mejorar la infraestructura digital. Sin embargo, destacan niveles de talento humano y formación profesional en el rubro, pero sus niveles en investigación y desarrollo se encuentran por debajo del promedio, lo que refleja nuevamente la necesidad de atención que hace falta en el ámbito científico, no solo para adoptar y adaptar la Inteligencia Artificial, sino como forma de incentivar a la economía.

En conjunto, la región de América del Norte, a pesar de la falta de participación de la economía mexicana, destaca su presencia en la aportación para los avances en IA, siendo el pilar principal Estados Unidos. Sin embargo, Thormundsson (2017) estima que para el año 2030 en China la IA tendrá una participación del 26.10% respecto al PIB, mientras que en América del Norte se espera sea de 14.50%.

¹² ILIA (2024) se encarga de evaluar a países de Latinoamérica y el Caribe mediante tres rubros (Habilidades, Investigación y Desarrollo y Gobernanza), sobre el estado de avance para adopción e integración de IA. El perfil de adoptante se refiere a naciones que han comenzado a integrar la IA en diversos sectores de su economía y sociedad, pero que aún no alcanzan una posición de liderazgo. Están utilizando esta tecnología en los sectores productivos, servicios y administraciones públicas, pero de manera incipiente.

2.2 Revisión del estado del arte

El desarrollo de la Inteligencia Artificial (IA) ha sido un fenómeno marcado por avances tecnológicos y una creciente influencia en diversos sectores económicos. Desde sus bases teóricas hasta su aplicación práctica, la IA ha evolucionado rápidamente, consolidándose como una tecnología transformadora. Sin embargo, aunque el auge de la IA se ha acelerado notablemente a partir de 2017 aún persisten interrogantes sobre su impacto real en la productividad, especialmente en regiones donde la inversión en IA ha sido significativa pero los efectos económicos no han sido del todo explorados como es el caso de la región de interés de este trabajo.

La literatura empírica ha comenzado a abordar el tema, destacando la importancia de evaluar cómo la IA está modificando los patrones de productividad en diferentes contextos regionales y sectoriales.

2.2.1 Estado del Arte: Productividad e Inteligencia artificial

Fitri et al. (2023) partieron de la importancia de mejorar la productividad para analizar, mediante un modelo de ecuaciones estructurales (SEM-PLS), el impacto de las habilidades de los empleados y los sistemas de tecnología con IA, considerando además la preparación de los recursos humanos. Para ello, recopilaron datos a través de cuestionarios aplicados a 99 empleados de diversas empresas, quienes evaluaron su percepción sobre las habilidades del personal, la preparación de los recursos humanos y el uso de sistemas tecnológicos con y sin IA. Los resultados mostraron que las habilidades de los empleados tienen un impacto positivo en la productividad laboral, mientras que las tecnologías sin IA no presentaron un efecto significativo. En cambio, las tecnologías con IA sí resultaron estadísticamente significativas, aunque con un impacto limitado (coeficiente de 0.36). Con base en estos hallazgos, los autores concluyen que la IA contribuye a mejorar la productividad, por lo que recomiendan su integración en los procesos organizacionales, especialmente en el área de recursos humanos, la cual actúa como un puente clave para potenciar las habilidades de los trabajadores mediante estas herramientas.

Placeres et al. (2025) realizaron una revisión sistemática de literatura para analizar cómo la inteligencia artificial influye en la productividad organizacional, medida a través de tres dimensiones clave: optimización de recursos, cumplimiento de tareas y calidad de resultados. En su marco conceptual, identificaron como variable independiente las herramientas de IA

(incluyendo sistemas de machine learning, chatbots y procesos de automatización), mientras que como variable mediadora consideraron los programas de formación para el uso efectivo de estas tecnologías. Tras analizar los estudios empíricos disponibles, los autores concluyeron que el mayor impacto en la productividad se produce cuando las organizaciones implementan capacitaciones especializadas sobre el uso de herramientas basadas en IA. Este hallazgo sugiere que la mera adopción tecnológica no es suficiente: la formación del capital humano emerge como factor crítico para maximizar los beneficios. Además, destacan que la productividad laboral -potenciada por esta sinergia entre tecnología y capacitación- puede convertirse en un determinante clave para el crecimiento económico nacional. Señalan que este efecto se ve modulado por factores organizacionales, particularmente por la eficiencia operativa que las empresas logran desarrollar en sus empleados mediante estas prácticas.

Yaranga y Olórtiga (2025), realizan un estudio similar, recopilando evidencia bibliográfica de la plataforma de Scopus y Google Scholar para el periodo 2014-2024. El estudio bibliométrico examinó 758 documentos, identificando los países, las revistas y las áreas temáticas más activas, así como las redes de co-ocurrencia de palabras clave que revelan los principales focos de investigación. Mediante una estrategia de búsqueda booleana (“inteligencia artificial OR AI” AND “productividad OR eficiencia” AND “empresa OR organización”), se normalizaron los metadatos, se eliminaron duplicados y se generaron indicadores cuantitativos (año de publicación, autoría, afiliación, citas, área temática y fuente), complementados con mapas de co-ocurrencia elaborados en VOSviewer y gráficos en Excel. Los resultados muestran un crecimiento del 59,3 % en el número de publicaciones durante la década, con una aceleración notable a partir de 2020. Estados Unidos concentra el 27,8 % de los trabajos, seguido por Reino Unido (21,7 %) e India (17,7 %), y las áreas de Ciencias de la Computación (34 %), Ingeniería (23 %) y Negocios/Gestión (13 %) lideran la producción, siendo IEEE Access la revista más prolífica y Wirtz J. el autor más citado.

El estudio Damioli et al. (2020) evalúa el efecto de las patentes de IA sobre la productividad laboral de 5,257 empresas que patentaron IA en el periodo 2000–2016, a partir de un modelo dinámico de panel. Parten de la hipótesis de que cada patente AI incrementa el stock de conocimiento de la firma, y lo contrastan con las patentes no-IA para aislar su contribución específica. Emplean una muestra global de empresas que hayan presentado al menos una

patente de IA en PATSTAT, vinculadas vía ORBIS a sus datos financieros. Su variable dependiente es el logaritmo por empleado (productividad laboral), y como regresores incluyen: productividad rezagada, cambio anual en patentes IA y no-IA, crecimiento de empleo y de capital fijo, y tamaño de la firma, controlando por efectos fijos de industria, país y año. Los resultados arrojaron que, al aumentar el número de patentes en IA, la productividad por trabajador incrementa 7%, en pequeñas y medianas empresas, sin embargo, en grandes industrias los resultados muestran que en las grandes empresas el impacto fue no significativo. La conclusión de los autores es que la IA ya se encuentra impulsando la productividad laboral sobre todo en las pequeñas y medianas empresas y aconsejan que las políticas públicas fomenten la adopción y preparación sobre las tecnologías relacionadas con IA.

Liu, et. al. (2024) examinan para el periodo 2010-2021 a empresas de Shanghai y Shenzhen que se dedican al procesamiento de alimentos y que registraron el uso de IA. Empleando una regresión mediante el modelo de mínimos cuadrados ordinarios, para una muestra de 194 empresas analizaron cómo afecta el uso de este tipo de tecnologías al rendimiento de los activos. Los resultados indicaron una mejora del rendimiento empresarial gracias a la aplicación de la inteligencia artificial. Además, los autores aportan que los avances en las tecnologías de producción impulsados por la IA estimulan la necesidad de mano de obra altamente cualificada, induciendo así cambios en la estructura de la mano de obra. Agregan que la inteligencia artificial tiene un enorme potencial para estimular el crecimiento económico y mejorar los resultados de las empresas derivado de que se ha convertido en una fuerza motriz impulsada por la revolución científica y técnica y la transformación industrial, basada en los cambios en la estructura de competencia.

Aleksandra y Kordalska (2023) analizan la relación entre la innovación tecnológica basada en inteligencia artificial (IA) y la productividad macroeconómica en países pertenecientes y no pertenecientes a la OCDE, durante el periodo de 1998 a 2017. Utilizando registros de patentes triádicas en IA¹³ y datos bibliométricos, los autores aplican un modelo econométrico de mínimos cuadrados ordinarios para datos panel. Los resultados muestran una relación

¹³ Se les denomina así a patentes que han sido registradas en tres jurisdicciones: Estados Unidos, Europa y Japón, lo cual se hace generalmente con innovaciones que se consideran especialmente relevantes cuyo efecto puede notarse a nivel global, debido a su difusión y amplitud.

positiva entre el desarrollo de la IA y la productividad, aunque con un nivel de significancia limitado. Aleksandra y Kordalska sugieren que esta débil significancia puede deberse a la complejidad de medir con precisión el impacto de la evidencia científica en IA sobre la productividad económica, ya que los beneficios de la IA pueden no reflejarse plenamente en indicadores macroeconómicos actuales. Sin embargo, concluyen que, a futuro, esta relación podría volverse más evidente, particularmente a medida que las mediciones de impacto mejoren. Además, los autores señalan que, a nivel microeconómico, la influencia de la IA sobre la productividad podría ser más clara y significativa, dado que los beneficios suelen manifestarse directamente en la eficiencia y competitividad de las empresas y sectores específicos.

Un estudio similar es el que presentan Shaaba y Ngepah (2024) para los países BRICS, analizando el impacto de la Inteligencia Artificial sobre el empleo y el crecimiento económico, tomando en cuenta el papel del gobierno entre los años 2012 y 2022. Utilizando datos panel y mediante la estimación econométrica de Mínimos Cuadrados Completamente Modificados (FMOLS), los resultados muestran que la gobernanza¹⁴ junto a la IA tiene un efecto positivo en el empleo y en crecimiento económico. De esta forma, consideran que los gobiernos en los países estudiados deben fortalecerse, así como crear entornos de gobernanza capaces de incorporar y adaptarse eficazmente a las tecnologías de IA sin obstaculizar el empleo y el crecimiento.

A nivel sectorial, Muhammad et al., (2024) analizan la interacción entre la IA y las energías renovables y su consiguiente impacto en el concepto de desarrollo sostenible y crecimiento económico para 22 países¹⁵ punteros en robótica e innovación de acuerdo con la Federación Internacional de Robótica (IFR, por sus siglas en inglés) para el periodo de 1991 a 2020. Mediante un modelo econométrico Autorregresivo Distribuido No Lineal y tomando como variable a explicar la producción de energías renovables y como variables explicativas las patentes en IA, Producto Interno Bruto y Tecnologías de Información y Comunicación. De

¹⁴ Llamamos gobernanza a la capacidad de toma de decisiones institucionales en la organización, dirección y uso de los recursos y manejo de las instituciones para la producción y mejora de resultados.

¹⁵ Alemania, Australia, Austria, Bélgica, China, Corea del Sur, Dinamarca, España, Estados Unidos, Finlandia, Francia, Irlanda, Italia, Japón, Luxemburgo, Noruega, Nueva Zelanda, Países Bajos, Reino Unido, Singapur, Suecia y Suiza.

esta forma, resulta una relación positiva entre la variable independiente y las dependientes, permitiendo concluir que la inteligencia artificial, así como las Tecnologías de Información y Comunicación, estimulan las energías renovables a largo plazo. De acuerdo con los resultados, los autores señalan que la adopción de IA produce impactos duraderos en la energía renovable y por ello enfatizan la importancia de la innovación tecnológica junto a una conciencia medioambiental, lo que da como resultado procesos más limpios y eficaces, lo cual permite impactos duraderos en la energía renovable y en el crecimiento. Así mismo, destacan que para países como Austria, Alemania y Nueva Zelanda, los cambios impulsados por la IA mejoran significativamente la estructura de las energías limpias a corto plazo.

A nivel regional, Xiaoyu y Jun (2024) examinan el impacto de la Inteligencia Artificial en la productividad, con la finalidad de entender cómo altera el proceso de producción y promueve el desarrollo de servicios productivos y la aglomeración industrial, para 508 empresas que se encuentran en 27 provincias de China y que cotizan en la Bolsa de Valores de dicho país para el periodo de 2006 a 2019. Este estudio utiliza la densidad de robots industriales instalados para medir el nivel de uso de la tecnología de IA. De esta forma, los autores utilizan el coeficiente de Ginni y Hoover para medir el grado de aglomeración del sector de procesos productivos que será la variable a explicar en el modelo de mínimos cuadrado ordinarios propuesto, donde la IA es la variable explicativa junto a las variables de control. Los resultados muestran que la IA favorece la concentración de los sectores de servicios productivos y, de acuerdo con los autores, ofrece un apoyo beneficioso para su crecimiento en China. Por tanto, la principal aportación es que la IA representa mejoras para la aglomeración de la industria de servicios productivos.

Zhong, et al., (2023) analizan la influencia de las aplicaciones de IA en empresas chinas sobre la productividad total de los factores (PTF) para el periodo de 2007-2020. Consideran que en el periodo señalado, el 0.96% de las empresas aplicaban IA en el primer año de estudio, porcentaje que aumentó hasta el 88.17% en 2020, lo cual pone de manifiesto el creciente uso de aplicaciones de IA en las empresas chinas que cotizan en bolsa. Los datos considerados en IA se obtuvieron de informes anuales que presentan las empresas y que identifican diferentes usos de la misma, por ejemplo: Machine learning, data services, sensores, networks, entre otros. Mediante un modelo econométrico de mínimos cuadrados ordinarios

donde la variable a explicar es la PTF, se observó que las aplicaciones de IA pueden aumentar significativamente la PTF de las empresas, promoviendo la innovación tecnológica y sustituyendo a la mano de obra de gama baja.

Empleando datos de empresas manufactureras de China, Gao y Feng (2023) presentan un análisis cuantitativo sobre el impacto de la inteligencia artificial en la productividad de las empresas estatales y no estatales. A diferencia de otros estudios que se centran en medir la inteligencia artificial mediante datos en robótica o patentes, este estudio recopila datos que captan la aplicación de las tecnologías de IA utilizando un enfoque de procesamiento del lenguaje natural (NLP, por sus siglas en inglés). Mediante la propuesta de un modelo de probabilidad lineal, miden el efecto de IA en la productividad total de los factores (PTF). La interpretación de los resultados son que la integración de la inteligencia artificial puede dar lugar a un aumento del 14,2% en la productividad total de los factores, mostrando así un efecto positivo y significativo en la productividad. Por último, concluyen que la adopción de la IA también ha estimulado a las empresas a aumentar su demanda de trabajadores altamente cualificados. Además, el análisis permite mostrar que, si distinguimos empresas estatales y no estatales, los efectos son diferenciados, siendo más significativos para las segundas, lo cual se considera es causa de la mala asignación de recursos y a la distorsión de incentivos en las empresas públicas.

Gambacorta y Qui (2024) realizan un trabajo innovador. Examina el impacto de la inteligencia artificial generativa en la productividad laboral mediante un experimento de campo controlado con 1,219 programadores de la empresa Ant Group, una importante empresa tecnológica china. La investigación se centró en analizar los efectos de CodeFuse, (modelo de lenguaje grande) avanzado similar a GitHub Copilot, durante un período de 12 semanas en 2023. Los resultados demostraron que el uso de IA generativa incrementó la productividad medida en líneas de código en un notable 55%. Sin embargo, este impacto no fue uniforme en los niveles de trabajadores de la empresa. Mientras que los programadores con menos de un año de experiencia mostraron un aumento del 67% en su productividad, en los programadores senior no resultó estadísticamente significativo. Se considera que los programadores juniors realizaron el doble de solicitudes a la IA (900 vs 450 en 8 semanas) que sus colegas más experimentados. Estos hallazgos sugieren que, aunque la IA generativa

tiene un potencial significativo para aumentar la productividad, su adopción efectiva requiere estrategias diferenciadas según la experiencia del trabajador. Para programadores junior, la IA actúa como un potente acelerador de capacidad, mientras que, para los seniors, su valor parece residir más en complementar que en reemplazar su experiencia. El estudio destaca la importancia de considerar no solo la implementación tecnológica, sino también los factores humanos y organizacionales para maximizar los beneficios de la IA en el entorno laboral.

Conclusiones

El análisis presentado en este capítulo revela que la adopción de la inteligencia artificial (IA) en América del Norte ha sido desigual, con Estados Unidos liderando en inversión, innovación y aplicación de estas tecnologías, mientras que México enfrenta rezagos significativos en investigación, desarrollo y adopción. A pesar de los avances en la región, la falta de cooperación trilateral en políticas de innovación y la dependencia de México hacia el capital estadounidense limitan el potencial de la IA como motor de crecimiento equitativo.

En síntesis, la IA representa una oportunidad para impulsar la productividad en América del Norte, pero su éxito depende de políticas públicas que fomenten la inversión en I+D, la formación de talento especializado y una mayor colaboración regional. Sin estas medidas, el rezago tecnológico de México podría profundizar las desigualdades económicas en la región, limitando el potencial transformador de la inteligencia artificial.

El interés por exponer el impacto de la Inteligencia Artificial sobre el crecimiento económico se presentó en el estado del arte. Los autores que aquí se mencionaron presentan diferentes maneras de medir el impacto que esta teniendo la IA. A pesar de las diferencias metodológicas y de resultados, en todos se concluye la evidencia de un impacto positivo sobre la productividad. Hay que destacar que aquellos trabajos enfocados a estudios regionales (Aleksandra y Kordalska, 2023; Shaaba y Ngepah, 2024) observan un impacto positivo de la Inteligencia Artificial, apenas perceptible en las estimaciones.

Para hacer un estudio regional resulta complicado observar el impacto de la IA ya que es una tecnología que lleva pocos años en desarrollo y no se tiene un registro exacto de las tecnologías que se caractericen por el uso de sistemas de IA. Sin embargo, centros de estudio como University-Stanford (2025) y la CEPAL (2025) realizaron el monitoreo de variables

relacionadas con Inteligencia Artificial, lo que permite hacer estimaciones tempranas para el estudio y documentación de este tema.

Capítulo 3. Análisis empírico

El marco teórico desarrollado en el Capítulo 1 se establece que los avances científico-técnicos constituyen un motor fundamental para el crecimiento económico, ya sea a través de su incorporación exógena, como postula el modelo de Solow mediante la Productividad Total de los Factores (PTF), o de manera endógena mediante la inversión en Investigación y Desarrollo (I+D) y la acumulación de conocimiento, como lo plantea Romer, donde el Capital Humano desempeña un rol crucial. En este contexto, la propuesta de Aghion et al. (2017) introduce un matiz específico al analizar la Inteligencia Artificial (IA) como un factor de automatización que, en el estado estacionario, incrementa la participación del capital en la producción.

A partir de estos fundamentos, este capítulo tiene como objetivo trasladar dichas premisas teóricas a un plano empírico, con el fin de evaluar el impacto de la IA sobre la productividad en la región de América del Norte durante el período 2000-2019. Para ello, se ha construido un modelo econométrico de datos de panel que integra, además de variables representativas de la IA (publicaciones científicas y patentes), otros factores clave señalados por la literatura, tales como la Formación Bruta de Capital Fijo, la Inversión Extranjera Directa, el Capital Humano, el gasto en I+D y la Calidad Regulatoria.

En este Capítulo se desarrolla un análisis empírico que permita observar el impacto de la IA sobre la región de América del Norte. En el apartado 3.1, se explica la propuesta del modelo econométrico de efectos fijos para datos panel que relaciona la productividad con la variable de interés (Inteligencia Artificial) y la selección de variables de control que fortalecen los resultados estimados. Finalmente, en el apartado 3.2 se interpretan los resultados obtenidos y se discuten las implicaciones de estos hallazgos en relación con la dinámica de productividad regional.

3.1 El Modelo

Si bien el enfoque teórico sugiere analizar el progreso tecnológico mediante la productividad laboral Y/L . Para fines de esta investigación, se propone estudiar la relación entre los recursos obtenidos y utilizados desde un enfoque general, con el propósito de integrar no solamente la eficiencia laboral, sino también de los demás factores de la producción.

Para ello se considera al PIB como variable proxy de productividad, de esta forma se asume como un indicador fundamental para medir la capacidad productiva agregada de una economía. Esta aproximación se justifica en la relación kaldoriana, la cual considera que el crecimiento del producto se vincula con el incremento de la productividad (Kaldor, 1984). De esta manera, el PIB permite reflejar los efectos conjuntos del capital, el trabajo y la incorporación de innovaciones tecnológicas, proporcionando una medida más amplia y representativa del progreso productivo.

A partir de lo anterior se plantea la siguiente función que integra la relación de la IA con la productividad:

$$Y = AF(U, K, L)$$

Donde Y representa el PIB; A captura la productividad total de los factores; K es el stock capital físico; y U los insumos tangibles e intangibles, que representan el conocimiento encargado de aportar a los avances de Inteligencia Artificial. .

Para relacionar la función operacional con los términos empíricos se propone la siguiente aproximación a las variables: El componente de conocimiento U se representa por publicaciones y patentes (tanto registradas como productivas) en Inteligencia Artificial, para de esta manera tomar en cuenta los insumos tangibles e intangibles relacionados con la IA. El stock de capital se representa mediante el Acervo de Formación Bruta de Capital Fijo. El factor trabajo se determina por el Capital Humano, que refleja la calidad de la fuerza laboral. Las variables de control que influyen en la producción de tecnología son el Gasto en Investigación y Desarrollo, la Inversión Extranjera Directa y la Calidad regulatoria.¹⁶

¹⁶ La Inversión Extranjera Directa (IED) se reconoce como un factor que puede impulsar la productividad mediante la generación de empleo y la acumulación de capital físico. Este efecto sería particularmente relevante en economías en desarrollo, donde la llegada de empresas transnacionales, con sistemas de producción más

En concordancia con lo anterior para el análisis empírico del impacto de la Inteligencia Artificial sobre la productividad en la región económica de América del Norte (Estados Unidos Canadá y México) se emplea un modelo de regresión de datos panel para el periodo 2000-2019. La estructura general del modelo es la siguiente:

$$\ln PIB_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln IApub_{it} + \beta_2 \ln IApat_{it} + \beta_3 \ln FBK_{it} + \beta_4 \ln IED_{it} + \beta_5 CH_{it} + \beta_7 ID_{it} + \beta_7 CR_{it} + u_{it}$$

$$u_{it} = \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

Las variables expresadas en logaritmo natural (ln) refieren a aquellas expresadas en logaritmo natural para mitigar los problemas de escala entre las variables y obtener resultados interpretables en términos de elasticidades.

La especificación de las variables se muestra en la tabla 5. Los subíndices i y t , representan el corte transversal país y tiempo respectivamente. β es un vector de coeficientes a estimar que miden la sensibilidad del producto ante cambios en las variables explicativas, α_i captura los efectos fijos (heterogeneidad no observada, constante en el tiempo, de cada país) y ε_{it} es el término componente idiosincrático. Para validar la conveniencia de un modelo de efectos fijos frente a uno de efectos aleatorios, se realiza la prueba de Hausman con $\text{Prob} > \chi^2 = 0.0000$, se rechaza la hipótesis nula de consistencia de los efectos aleatorios. En consecuencia, el modelo de efectos fijos resulta el más apropiado para esta especificación.

eficientes y una mayor integración en cadenas globales de valor, puede introducir mejoras tecnológicas y organizativas frente a las empresas locales. (Rangel y López, 2022). Por otra parte, la calidad regulatoria o gobernanza, es un pilar para el crecimiento. Su medición refleja la capacidad de las instituciones para proteger la propiedad privada, incentivar el emprendimiento, atraer inversiones y elevar la productividad, lo cual solo es posible en un clima de estabilidad política, certeza jurídica y eficiencia administrativa y judicial (Zurbriggen, 2011).

Tabla 5. Especificación de variables

Variable	Nombre	Descripción	Fuente
PIB_{it}	Producto Interno Bruto	Dólares constantes, base 2015	World Development Indicators
$IAPub_{it}$	Publicaciones científicas de Inteligencia Artificial	Datos sobre publicaciones de IA de OpenAlex y Scopus	OCDE (2025)
$IAPat_{it}$	Patentes de Inteligencia Artificial	Registro de familia triadica de patentes	OCDE (2025)
FBK_{it}	Acervo de Formación bruta de capital	Valor total de los activos fijos nuevos o existentes	World Development Indicators
IED_{it}	Acervo de Inversión Extranjera Directa	Dólares constantes, base 2015	World Development Indicators
CH_{it}	Capital Humano	Índice de capital humano, basado en los años de escolarización y el rendimiento de la educación.	PWT 10.01
ID_{it}	I+D	Gasto en Investigación y Desarrollo como porcentaje del PIB	World Development Indicators
CR_{it}	Calidad Regulatoria	Clasificación porcentual de la calidad normativa refleja la percepción de la capacidad del gobierno para formular y aplicar políticas y normativas sólidas que permitan y promuevan el desarrollo del sector privado.	World Development Indicators

Fuente: Elaboración propia

3.2 Interpretación de resultados

El Cuadro 6 presenta los resultados empíricos obtenidos mediante distintas especificaciones del modelo econométrico propuesto, donde la estimación de distintos Modelos (del 1 al 6) responde a una estrategia metodológica crucial para validar la robustez y confiabilidad de los hallazgos. Esta práctica permite examinar la estabilidad de los coeficientes de las variables centrales de interés, como las publicaciones y patentes en IA, bajo diferentes conjuntos de control, asegurando que sus efectos no sean artefactos de variables omitidas o de una especificación errónea. Asimismo, facilita identificar interacciones y dependencias entre los predictores, evaluar el papel moderador de factores institucionales y tecnológicos, y descartar que la multicolinealidad esté inflando la varianza de los estimadores. En conjunto, el ejercicio de estimar múltiples modelos no solo enriquece el análisis al mostrar cómo se comportan las relaciones en distintos contextos especificados, sino que también brinda mayor solidez a las inferencias causales y a las conclusiones prácticas derivadas del estudio.

Tabla 6. Productividad e Inteligencia Artificial

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
lnPIB						
const	23.325 0.000***	22.445 0.000***	24.616 0.000***	22.59 0.000***	23.432 0.000***	13.41 0.000***
lnIApub	0.023 0.060 *	0.032 0.056*	0.011 0.33	0.018 0.098*		
lnIApat	0.013 0.065 *	0.021 0.025**			0.017 0.015**	0.008 0.084*
lnIED	0.040 0.276	0.070 0.133		0.0946 0.002***	0.033 0.38	
lnFBK						0.493 0.000***
CH	1.114 0.000***	1.236 0.000***	1.037 0.000***	0.899 0.000***	1.169 0.000***	0.208 0.237
ID	0 0.000 ***		0 0.000***	0 0.000***	0 0.000***	0 0.000***
CR	0.003 0.050*		0.005 0.001***	0.003 0.011 **	0.004 0.041 **	0.000 0.709
R²	0.571	0.395	0.632	0.707	0.539	0.792

Fuente: Elaboración propia con información: te: elaboración propia con datos de la OCDE, PWTC, World Development Indicators. Valor p: *nivel de significancia al 10 %; **nivel de significancia al 5%; ***nivel de significancia al 1%.

De acuerdo con los resultados de los modelos de regresión de panel con efectos fijos, se identifica un impacto positivo, pero modesto de la investigación en Inteligencia Artificial (medida a través de publicaciones científicas) sobre la productividad (PIB), en promedio respecto a los primeros cuatro modelos de 0.021%, con una significancia estadística marginal. También, sugieren un efecto positivo significativo, aunque de magnitud aún pequeña, de las patentes en IA situándose a un aumento entre 0.008% y 0.021% sobre la variable dependiente.

La aparente debilidad de este efecto no implica que las patentes no importen, sino que podría deberse a dos factores clave: primero, el efecto de rezago, donde el impacto económico de una patente tarda varios años en materializarse en ganancias de productividad; y segundo, la escasa participación de México en la generación de patentes de IA, frente a la dinámica de Estados Unidos y Canadá, diluye el efecto agregado para toda la región de América del Norte.

Así, el modelo captura un promedio regional donde el fuerte desempeño innovador de EE.UU. y Canadá muestra una señal positiva, que se ve atenuada por la menor actividad en México.

Estos resultados adquieren mayor relevancia al contrastarlos con el comportamiento de otras variables en el modelo. Por un lado, indicadores como el índice de capital humano (CH) mostraron efectos positivos, robustos y altamente significativos sobre la productividad, confirmando su papel fundamental como pilar del crecimiento económico en la región.

Por otro lado, el impacto de la Inversión Extranjera Directa (IED) no mostró mayor significancia en la mayoría de los modelos. En el modelo 4 se observó significancia sobre la variable, pero con una incidencia apenas del 0.094% sobre el PIB.

El caso más crítico es la falta de una significancia en el gasto en Investigación y Desarrollo en la mayoría de las especificaciones. Este hallazgo evidencia las posibles deficiencias del sistema de innovación en la región, donde el bajo nivel de inversión (especialmente en México), su ineficiente aplicación práctica o la desconexión entre la investigación científica y el sector productivo, estarían limitando severamente su impacto en la productividad agregada, al menos en el corto y mediano plazo.

Conclusiones

El análisis empírico desarrollado en este capítulo permitió cuantificar el impacto de la Inteligencia Artificial sobre la productividad en América del Norte durante el período 2000-2019, proporcionando evidencia sobre la relación entre estas variables en el contexto regional. Los resultados obtenidos a través de modelos de datos panel con efectos fijos revelan un efecto positivo, aunque moderado, de las publicaciones y patentes en IA sobre la productividad, confirmando la hipótesis de trabajo sobre el papel de esta tecnología como impulsor de la productividad.

En conjunto, los resultados empíricos respaldan la relevancia de la Inteligencia Artificial como factor de productividad en América del Norte, aunque su impacto agregado aparece matizado por las asimetrías regionales y la complementariedad con otros factores productivos. Estos hallazgos establecen un punto de partida para investigaciones futuras que profundicen en los mecanismos de transmisión y los efectos de la IA a nivel sectorial y empresarial.

Conclusiones Generales

Este estudio permitió observar el impacto de la inteligencia artificial en la productividad en América del Norte durante el periodo 2000-2019. La investigación combinó un enfoque histórico, teórico y empírico para evaluar cómo la adopción de tecnologías basadas en IA ha influido en el crecimiento económico y la eficiencia productiva de la región.

Desde una perspectiva histórica, se revisaron las tres revoluciones industriales, destacando que cada una introdujo innovaciones tecnológicas que transformaron la producción y la sociedad. La IA se presentó como la evolución más reciente de este proceso, con el potencial de impactar la productividad de manera similar a tecnologías pasadas, aunque con un alcance más amplio al automatizar tareas cognitivas.

En el marco teórico, se discutieron los modelos económicos que resaltan el progreso tecnológico como motor del crecimiento a largo plazo, y las teorías de crecimiento endógeno, que enfatizan la importancia de la inversión en I+D y capital humano. Además, se examinó cómo la IA puede complementar el trabajo humano, aunque su efectividad depende de factores como la capacitación laboral y la adaptación organizacional.

El estudio empírico, basado en un modelo econométrico de datos panel, reveló que las publicaciones científicas en IA tienen un efecto positivo significativo en la productividad. Sin embargo, las patentes no mostraron un impacto significativo, posiblemente debido a la baja participación de México en I+D. Otros hallazgos incluyen el papel positivo del capital humano y la formación bruta de capital, mientras que la IED no se mostró significativa.

Se concluyó que la IA contribuye al crecimiento de la productividad en América del Norte, pero su impacto se muestra moderado. El estudio sugiere la necesidad de políticas que fomenten la adopción efectiva de la IA y reduzcan las brechas tecnológicas en la región, especialmente en México, para maximizar sus beneficios económicos.

De acuerdo con la revisión de la literatura y los hallazgos empíricos de este estudio, se sugiere que para futuras investigaciones se profundicen en el análisis a nivel microeconómico, específicamente evaluando el impacto diferenciado de la inteligencia artificial y la innovación en empresas, así como en sectores estratégicos de cada país. Este enfoque permitiría identificar con mayor precisión brechas de adopción tecnológica,

externalidades sectoriales y mecanismos de transferencia de conocimiento en Inteligencia Artificial, aportando así evidencia para el diseño de políticas industriales y de innovación más efectivas y focalizadas.

Referencias

- Abeliuk, A., y Gutiérrez, C. (2021). Historia y evolución de la inteligencia artificial. *Revista Bits de Ciencia*(21), 14-21.
<https://doi.org/https://doi.org/10.71904/bits.vi21.2767>
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2018). Artificial Intelligence, Automation and Work. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 24196*.
<http://www.nber.org/papers/w24196>
- Aghion, P., Jones, F., y Jones, C. I. (2017). Artificial Intelligence and Economic Growth. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 23928*.
<http://www.nber.org/papers/w23928>
- Aleksandra, P., y Kordalska, A. (2023). Artificial intelligence and productivity: global evidence from AI patent and bibliometric data. *Technovation, 125*, 102-764.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166497223000755>
- Aparicio, A. (2013). Historia económica mundial 1870-1950. *Economía Informal, 382*, 99-115. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0185-0849\(13\)71337-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0185-0849(13)71337-9)
- Billón, M., Lera, F., y Ortiz, S. (2007). Evidencias del impacto de las TIC en la productividad de la empresa. ¿Fin de la «paradoja de la productividad»? *Cuadernos de Economía, 30*(82), 5-36.
[https://doi.org/https://doi.uam.elogim.com/10.1016/S0210-0266\(07\)70006-7](https://doi.org/https://doi.uam.elogim.com/10.1016/S0210-0266(07)70006-7)
- Boundi, C. (2016). Análisis insumo-producto multirregional e integración económica del TLCAN. *Cuadernos de Economía, 40*, 256-267.
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.cesjef.2016.10.004>
- Braverman, H., Sweezy, M., y Foster, J. B. (1998). The Scientific-Technical Revolution and the Worker: The Degradation of Work in the Twentieth Century. En *Labor and Monopoly Capital*, 117-126. NYU Press. <http://www.jstor.org/stable/j.ctt9qfrkf.13>
- Capello, R., Lenzi, C., y Perucca, G. (2022). The modern Solow paradox. In search for explanations. *Structural Change and Economic Dynamics, 63*, 166-180.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.strueco.2022.09.013>
- CEPAL. (2025). *ILIA*. Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial:
<https://indicelatam.cl>
- Chandler, A. D. (1977). System-Building, 1880s–1900s. En *The Visible Hand: The Managerial Revolution in American Business*, 145–187. Harvard University Press.
<https://doi.org/https://doi.org/10.2307/j.ctvjghwrj.10>
- Chávez, A., Ramírez, N., y Rodríguez, D. (2019). Del Tratado de Libre Comercio de América del Norte (TLCAN) al Tratado entre México, Estados Unidos y Canadá (T-MEC) y sus diferencias. *Revista contribuciones a la Economía, 17*(4), 2-12.
<https://eumed.net/ce/2019/4/tratado-libre-comercio.html>

- Clavijo, F., y Valdivieso, S. (2000). *Reformas estructurales y política macroeconómica: El caso de México: 1982-1999*. (N. U. (CEPAL), Ed.) Series Históricas.
- Comín, F. (2011). *Historia económica mundial. De los orígenes a la actualidad*. España: Alianza Editorial.
- Damioli, G., Van, R., y Vertesy, D. (2020). The impact of artificial intelligence on labor productivity. *Eurasian Bus Rev*, 11, 1-25.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s40821-020-00172-8>
- Delgado de Cantú, G. M. (2006). *Historia Universal*. México: Pearson Educación.
- Deloitte. (25 de Enero de 2018). *What is Industry 4.0?* . Deloitte:
<https://www.deloitte.com/es/es/Industries/industrial-construction/analysis/que-es-la-industria-4-0.html>
- Escalante, R., y González, F. (2019). El TLCAN en la agricultura de México: 23 años de malos tratos. *Ola financiera*, 11(29), 85-104.
- Escudero, A. (2000). La Revolución Industrial. *Aula-Historia Social*(5), 16-38.
<http://www.jstor.org/stable/40343057>
- Feenstra, R., Robert, I., y Marcel, P. (2015). The Next Generation of the Penn World Table. *American Economic Review*, 105(10), 3150-3182. www.ggdc.net/pwt
- Fitri, D., Langgeng, S., Suyanto, y Sultan, Z. (2023). Enhancing Employee Productivity Through Technology System Ai-Based Approaches. *International Seminar on Business, Economics, Social Science, and Technology*, 3, 77-82.
<https://doi.org/https://doi.org/10.33830/isbest.v3i1.1236>
- Flores, M. (2019). Financiarización, empleo y relaciones laborales en la industria automotriz en México. *Ola Financiera*, 12(34), 88-121.
- Gambacorta, L., y Qui, H. (2024). Generative AI and labour productivity: a field experiment on coding. *Monetary and Economic Department*, 1208, 2-15.
- Gao, X., y Feng, H. (2023). AI-Driven Productivity Gains: Artificial Intelligence and Firm Productivity. *Sustainability*, 15, 8934. <https://doi.org/10.3390/su15118934>
- Hobsbawm, E. (2000). *Historia del siglo XX*. España: Crítica.
- Infante, J., Durán, A., y Hernández, L. (2019). Retos y Oportunidades en el Sector Automotriz Hacia el TLCAN 2.0. *Internacional de Investigacion Academia Journals*, 11(6), 1141-1148.
- Infobae. (25 de Abril de 2025). *DeepSeek, la IA china detrás del desplome en bolsa de grandes tecnológicas en EE.UU., sufre un ciberataque*. Infobae:
<https://www.infobae.com/america/agencias/2025/01/27/deepseek-la-ia-china-detras-del-desplome-en-bolsa-de-grandes-tecnologicas-en-eeuu-sufre-un-ciberataque/>

- Kaldor, N. (1984). Causas del lento ritmo de crecimiento del reino unido. *Investigacion Economica*, 43(167), 9-27.
- Lee, K.-F. (2020). *Superpotencias de la inteligencia artificial: China, Silicon Valley y el nuevo orden mundial*. Deust.
- Liu, H., Wang, Y., y Yan, Z. (2024). Artificial Intelligence and Food Processing Firms Productivity: Evidence from China. *Sustainability*, 16(14), 59-28.
<https://doi.org/10.3390/su16145928>
- Maddison, A. (2006). *The World Economy: Volume 1: A Millennial Perspective and Volume 2: Historical Statistics*. Paris: OECD Publishing.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1787/9789264022621-en>
- Malik, S., Muhammad, K., y Waheed, Y. (2024). Artificial intelligence and industrial applications-A revolution in modern industries. *Ain Shams Engineering Journal*, 15(9), 102-886.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447924002612>
- Meller, P., y Gana, J. (2014). Perspectiva de la Innovación Tecnológica. En A. Foxley, y B. Stallings, *Economías latinoamericanas. Cómo avanzar más allá del ingreso medio*, 105-158. Chile, Corporacion de Estudios para Latinoamerica.
- Mokyr, J. (1987a). La Revolución Industrial y la Nueva Historia Económica (I). *Revista de Historia Económica*, 5(2), 203-241.
<https://doi.org/doi:10.1017/S0212610900015081>
- Mokyr, J. (1987b). La Revolución Industrial y la Nueva Historia Económica (y II). *Revista de Historia Económica*, 5(2), 441-482.
<https://doi.org/doi:10.1017/S0212610900015317>
- Molero, X. (2016). *Un viaje a la historia de la informática*. Universitat Politècnica de València. <https://riunet.upv.es/handle/10251/67745>
- Moreno-Brid, J. C. (2022). La cooperación científica y tecnológica de México, Canadá y Estados Unidos en la era Trump. ¿Retos nuevos, o qué tan nuevos? *Revista De Ciencias Sociales Y Humanidades*, 27(53-1), 64-75.
<https://doi.org/https://doi.org/10.20983/noesis.2018.3.5>
- Muhammad, Q. R., Zhao, Y., Zahoor, A., Abdul, H., y Shah, S. (2024). Information communication technology, economic growth, natural resources, and renewable energy production: Evaluating the asymmetric and symmetric impacts of artificial intelligence in robotics and innovative economies. *Journal of Cleaner Production*, 447, 141-466. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141466>
- OCDE. (2024). Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system. *OECD Artificial Intelligence Papers, No. 8*.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1787/623da898-en>.

- OCDE. (2025). *OECD Policy Observatory*. OECD Policy Observatory: <https://oecd.ai>
- Paredes, D., y Fleming-Muñoz, D. (2021). Automation and robotics in mining: Jobs, income and inequality implications. *The Extractive Industries and Society*, 8(1), 189–193. <https://doi.org/10.1016/j.exis.2021.01.004>
- Placeres, S., Torres, M., y Martínez, E. (2025). La Inteligencia Artificial: un factor fundamental en la productividad de las organizaciones. *Vinculatégica EFAN*, 11(1), 90-106. <https://doi.org/https://doi.org/10.29105/vtga11.1-1015>
- Poquet, R. (2020). Cuarta revolución industrial, automatización y afectación sobre la continuidad de la relación laboral. *Ars Iuris Salmanticensis*, 8(1), 167–183. <https://revistas.usal.es/cuatro/index.php/ais/article/view/23856>
- Quesada, R. (1985). América Central y Gran Bretaña: La Composición del Comercio Exterior. *Anuariode Estudios Centroamericanos*, 11(2), 77-92. <https://doi.org/http://www.jstor.org/stable/40682694>
- Quesada, R. (1993). *El siglo del totalitarismo (1871-1991): ensayo sobre la historia contemporánea de la guerra Franco-Prusiana a la guerra del Golfo Pérsico*. Costa Rica: EUNED.
- Rangel, E., y López, L. (2022). Inversión extranjera directa y productividad laboral en la industria manufacturera regional. *EconoQuantum*, 19(1), 20-52. <https://doi.org/https://doi.org/10.18381/eq.v19i1.7252>
- Romer, P. (1991). El Cambio Tecnológico Endogeno. *El Trimestre Económico*, 3(231), 441-480.
- Ruiz, P. (2021). ¿Quién ganó y quién perdió con el TLCAN? Resultados del comercio bilateral México-Estados Unidos sobre la producción, el empleo y la distribución del ingreso. *El Trimestre Económico*, 88(352), 1099–1120. <https://doi.org/https://doi.org/10.20430/ete.v88i352.1272>
- Sala-i-Martin, X. (2000). *Apuntes de crecimiento económico*. España: Antoni Bosch.
- Sandoval, L. (2018). Algoritmos de Aprendizaje Automático para Análisis y Predicción de Datos. *Revista Tecnológica*, 11, 36-40. <https://doi.org/oai:http://redicces.org.sv:10972/3626>
- Shaaba, S. C., y Ngepah, N. (2024). The impact of artificial intelligence (AI) on employment and economic growth in BRICS: Does the moderating role of governance Matter? *Research in Globalization*, 8, 100-213. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.resglo.2024.100213>

- Shaikh, S. J. (2022). Artificially Intelligent, Interactive, and Assistive Machines: A Definitional Framework for Intelligent Assistants. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(4), 776–789.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2049133>
- Snowdon, B., y Vane, H. R. (2005). *Modern Macroeconomics: Its Origins, Development and Current State*. Edward Elgar Publishing.
- Solow, R. (12 de Julio de 1987). We’d better watch out. *New York Times*, p. 36.
- Solow, R. M. (1956). A Contribution to the Theory of Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 70(No.1), 65-94.
- Susnjara, S., y Smalley, I. (2025). *What is computer hardware?* IBM:
<https://www.ibm.com/think/topics/hardware>
- The Code Work. (12 de Junio de 2024). *AI Innovations Across North America*. The Code :
<https://thecodework.com/blog/ai-innovations-across-north-america/>
- The World Development Indicators; (2025). *World Development Indicators*. World Bank Group:
<https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>
- Thormundsson, B. (2017). *Statista*. Statista: PwC (2017). Impacto de la inteligencia artificial (IA) en los productos internos brutos (PIB) en todo el mundo en 2030, por región (en por<https://statista.com/statistics/785877/worldwide-impact-of-inte>
- Turing, A. M. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
<http://www.jstor.org/stable/2251299>
- University-Stanford. (2025). *AI Index Report*. Stanford University Human Center Artificial Intelligence: <https://hai.stanford.edu/ai-index>
- Vazquez, M. (2017). Revisión del Modelo de Sustitución de Importaciones: Vigencia y Algunas Reconsideraciones. *Economía Informal*, 404, 4-17.
<https://doi.org/doi.org/10.1016/j.ecin.2017.05.008>.
- Vite, R. (2008). Crecimiento endógeno en un país menos desarrollado: el caso de firmas imitadoras. *Economía: teoría y práctica*, 28, 09-43.
http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S01883380200800012&lng=es&tlng=es
- WIPO. (2019). *Artificial Intelligence*.
https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/en/wipo_pub_1055.pdf
- Xiaoyu, X., y Jun, Y. (2024). How does artificial intelligence affect productivity and agglomeration? Evidence from China's listed enterprise data. *International Review of Economics & Finance*, 94, 103-408.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1059056024004003>

- Yaranga, I., y Olórtiga, L. (2025). Inteligencia artificial para aumentar la productividad en las empresas: un Estudio Bibliométrico. *Revista InveCom*, 5(4), 1-11.
<https://zenodo.org/records/14846656>
- Zhong, Y., Xu, F., y Zhang, L. (2023). Influence of artificial intelligence applications on total factor productivity of enterprises—evidence from textual analysis of annual reports of Chinese-listed companies. *Applied Economics*, 56(43), 5205–5223.
<https://doi.org/10.1080/00036846.2023.2244246>
- Zurbruggen, C. (2011). Gobernanza: una mirada desde América Latina. *Perfiles latinoamericanos*, 19(38), 39-64.
[http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0188-76532011000200002&lng=es&tlng=es.](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0188-76532011000200002&lng=es&tlng=es)

Anexo I. Pruebas econométricas

Tabla 7. Prueba de Hausman.

Estadístico	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Chi2	35.32	37.40	52.58	50.71	36.16	30.15
Prob>chi2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Fuente: Elaboración propia.

H0: Diferencia en los coeficientes no es sistemática.

Tabla 8. Prueba de Wald para heteroscedasticidad grupal.

Estadístico	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Chi2 (3)	7.97	6.54	55.78	29.62	10.09	15.21
Prob>chi2	0.147	0.088	0.010	0.168	0.118	0.122

Fuente: Elaboración propia.

H0: La varianza es constante para todo i.

Tabla 9. Prueba de Wooldridge para autocorrelación en datos panel.

Estadístico	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
F	57.43	36.673	12.77	12.323	56.754	31.147
Prob>F	0.084	0.104	0.070	0.072	0.084	0.113

Fuente: Elaboración propia.

H0: No existe autocorrelación de primer orden.

Tabla 10. Prueba Pesaran test para correlación contemporánea.

Estadístico	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
Pesaran	1.594	2.010	0.383	2.183	1.604	2.010
Prob>chi2	0.111	0.654	0.701	0.129	0.109	0.074

Fuente: Elaboración propia.

H0: Los residuos son independientes entre los cortes transversales