

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente

Reconocimiento de validez oficial de estudios de nivel superior según acuerdo secretarial 15018, publicado en el Diario Oficial de la Federación del 29 de noviembre de 1976.

Departamento de Economía, Administración y
Mercadología
Maestría en Administración



Las variables determinantes de la adopción de la IA en las empresas mexicanas

TRABAJO RECEPCIONAL que para obtener el **GRADO** de
MAESTRO EN ADMINISTRACIÓN

Presenta: **ROBERTO DANIEL GONZÁLEZ GALLEGOS**

Tutora **MTRA. ELVIRA MIREYA PASILLAS TORRES**

Tlaquepaque, Jalisco. 17 de mayo de 2026

Abstract

Esta investigación analiza la adopción de Inteligencia Artificial (IA) y sus variables determinantes en las empresas mexicanas mediante una regresión logística aplicada a los Censos Económicos 2024 del INEGI. Los resultados revelan que la adopción es un proceso influenciado por ventajas estructurales de escala, exposición internacional y capital humano calificado.

La capacitación técnica del personal es el predictor más robusto, demostrando que las competencias del talento son la principal condición para la absorción tecnológica, superando a los factores financieros. Le siguen la participación de capital extranjero, vinculada a cadenas globales de valor; y el tamaño de la organización, que beneficia significativamente a las grandes corporaciones frente a las microempresas.

Sectorial y geográficamente, los servicios financieros y de información lideran la transición digital frente al rezago de la manufactura tradicional, concentrándose el dinamismo en la región Norte. La antigüedad y el gasto en innovación resultaron variables no significativas.

En conclusión, el rezago tecnológico en México no obedece a la falta de disponibilidad técnica, sino a profundas asimetrías de escala y a la necesidad urgente de desarrollar competencias especializadas.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, Adopción Tecnológica, Regresión Logística Binaria, Empresas Mexicanas, Censo Económico INEGI.

Introducción	7
1. Fundamentación del trabajo.....	10
1.1. Problematización de la investigación	11
1.2. Objetivos y pregunta de investigación.....	14
1.3. Justificación de la investigación	15
1.3.1. Descripción del contexto de la investigación	15
1.3.2. Validación de las condiciones para la investigación	21
1.4. Relevancia y pertinencia de la investigación.....	22
2. Marco conceptual de la investigación	25
2.1. Estado de la cuestión	25
2.2. Conceptos y enfoques teóricos relacionados	36
3. Marco metodológico de la investigación	43
3.1. Hipótesis o proposición de estudio	43
3.2. Descripción de las categorías de análisis: indicadores y variables de análisis	44
3.3. Descripción de los instrumentos de investigación.....	47
3.4. Limitaciones metodológicas y alcance inferencial	52
4. Trabajo de campo de la investigación.....	55
4.1. Diseño del trabajo de campo de la investigación	55
4.2. Cronograma del trabajo de campo de la investigación.....	60
4.3. Imprevistos y riesgos	61
5. Exposición de hallazgos	64
5.1. Organización de los hallazgos	64
5.1.1. Modelo Inicial (95% de significancia)	64
5.1.2. Pruebas de robustez del modelo inicial	67
5.1.3. Modelo Final (95% de significancia)	69
5.1.4. Robustez del modelo final	73
5.2. Impacto de la investigación	76

6.	Discusión final	79
6.1.	Líneas para futuras investigaciones.....	81
6.2.	Relevancia y trascendencia disciplinaria de la investigación.....	82
	Conclusiones	84
7.	Referencias	87
8.	Anexos.....	92

Índice de siglas

TOG: Trabajo de Obtención de Grado

IDI: Investigación, Desarrollo e Innovación

DEAM: Departamento de Economía, Administración y Mercadología

ITESO: Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente.

IA: Inteligencia Artificial

TIC: Tecnologías de Información y Comunicación

IAG: Inteligencia Artificial General

SCIAN: Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte

AIC: Criterio de Información de Akaike

BIC: Criterio de Información Bayesiano



Las variables determinantes de la adopción de la IA en las empresas mexicanas

Introducción

La Inteligencia Artificial (IA) es el conjunto de tecnologías y modelos que permiten a las computadoras realizar lectura, análisis y procesamiento de datos. Estas capacidades les permiten escribir, aprender, implementar y automatizar procesos con el objetivo de generar recomendaciones y ejecutar tareas de acuerdo con un modelo dentro de un sistema. “La IA es el estudio de agentes que reciben percepciones del entorno y ejecutan acciones” (Russell & Norvig, 2010).

La IA se ha consolidado como un componente en la transformación digital en el mundo; sin embargo, en México la adopción se da de manera desigual, pues mientras ya se emplea en áreas como la salud (IMSS, 2025) y en la gestión de agua (Sánchez Rivas, 2025), las empresas enfrentan barreras estructurales, tecnológicas y culturales que impiden su uso uniforme.

Para fines de esta investigación, y debido a las limitantes mismas de los Censos Económicos del INEGI, no existe distinción entre tecnologías de tipo estrecho, orientadas a la solución de tareas específicas; o general (IAG), que pretende replicar capacidades cognitivas propiamente humanas y adaptarse a las soluciones a partir de un razonamiento del producto del procesamiento y la retroalimentación que se le proporcione (Raman, 2025).

Esta investigación determina las variables estructurales que explican la presencia o ausencia de la IA en las empresas en México y el grado de influencia que estas tienen. A través de una regresión logística binaria, se analizan las variables que son explicativas y representativas en la adopción de la IA en las empresas mexicanas; esto, a partir de una

hipótesis que engloba el tamaño, la antigüedad, el sector y subsector de las empresas, la región del país, la participación extranjera en su capital y los aportes financieros en innovación.

El estudio muestra evidencia recopilada a partir de los Censos Económicos de 2024 elaborados por el INEGI, que por primera vez en su historia incluye el uso de IA como parte de los cuestionarios aplicados. Lo anterior permite definir cómo las variables anteriormente descritas pueden convertirse en un vehículo estratégico para la competitividad empresarial en México, permitiendo que en un futuro se puedan hacer recomendaciones en beneficio de la mayoría de los sectores económicos del país.

Los resultados del modelo econométrico demuestran que la adopción de IA en México responde principalmente a tres factores estructurales: la capacitación técnica del personal, la participación de capital extranjero en la empresa y el tamaño de la organización. Contrariamente a lo que podría suponerse, la antigüedad de la empresa no resultó significativa, y el gasto en innovación tuvo un efecto marginal, lo que sugiere que la disparidad en la adopción de la IA en México no es primordialmente financiera sino de capital humano.

Estos hallazgos tienen implicaciones directas para el diseño de políticas públicas y estrategias organizacionales orientadas a una digitalización más equitativa que impulsen la competitividad nacional e inclusión de empresas en cadenas de valor globales gracias a la adopción de tecnologías emergentes en sus procesos.

Capítulo 1

1. Fundamentación del trabajo

Mientras la IA ha emergido como una herramienta clave para el crecimiento y desarrollo económico a nivel global al automatizar tareas y optimizar procesos, su adopción avanza de manera desigual entre economías. Dicho contraste ha exacerbado desigualdades, al depender de infraestructura tecnológica, inversión en investigación, innovación y acceso a datos en gran volumen. La privacidad, acceso a la información y el riesgo que esto representa para la creación o pérdida de empleos son objeto de escrutinio público y privado (Cortés Ricard, 2025).

En México, este escenario se traduce en una adopción heterogénea; especialmente cuando se contrastan a las grandes empresas, que operan en nuestro país respaldadas por capital extranjero, con las Pymes. Dichas brechas estructurales no hacen sino rezagar la integración de estas unidades en una estructura económica digital que hoy opera globalmente.

El objetivo de esta investigación es analizar y determinar la relevancia de las condiciones estructurales, organizacionales y económicas como variables internas y externas que intervienen en la adopción de tecnologías de IA en las empresas mexicanas, explicando los factores que puedan ralentizar el proceso de adopción en las unidades económicas de diferentes niveles en el país. La relación entre estas variables permitirá en un futuro proponer acciones estratégicas orientadas a cerrar la brecha entre las empresas y fortalecer la competitividad de México.

1.1. Problematicación de la investigación

La IA es parte de nuestra vida diaria y avanza hacia diferentes sectores. Su carácter disruptivo tiene potencial transformador desde un aspecto socioeconómico, por lo que la investigación se orienta a identificar la relación entre las variables que intervienen en el proceso de decisión ante la implementación de la IA en los comercios como un agente acelerador en el crecimiento productivo de las organizaciones.

La evidencia internacional indica que la implementación de tecnologías avanzadas no depende únicamente de la disponibilidad técnica, sino de una combinación de variables que involucran a las organizaciones y su estructura, fenómeno que se evalúa en el objeto de estudio al analizar la relación entre las características estructurales de las empresas mexicanas y su propensión a adoptar IA.

De acuerdo con el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2023 (Centro Nacional de Inteligencia Artificial, 2024), México se ubica por detrás de Brasil, Argentina, Uruguay y Chile, destacando la infraestructura tecnológica, pero matizándola respecto al retraso en su implementación y acceso a internet.

La IA en México, si bien está alineada a los estándares de regulación, carece de políticas públicas continuas que impulsen su desarrollo y adopción. La UNESCO (2024) resalta la falta de un plan nacional de digitalización e IA, así como el gasto público y capital de riesgo en IA, ambos dentro de los índices más bajo en todo América Latina.

Las tendencias en IA, por estudios recientes del MIT (Singh, y otros, 2024), evidencian que su adopción está orientada hacia aplicaciones específicas: la creación de

agentes personales que atienden necesidades de los usuarios alineadas a sus requerimientos, computadoras con IA integrada, y modelos con sistemas multi-agentes y de *machine learning* compuestos por componentes coordinados dentro del sistema.

Las tendencias anteriores buscan atender las principales preocupaciones nacientes en las organizaciones como lo son los modelos de trabajo centralizados, que ponen en riesgo la información del sistema y la responsabilidad para que entidades pequeñas desarrollen modelos que se adapten de manera general (Singh, y otros, 2024).

Resulta necesario abordar la adopción de la IA no sólo desde su viabilidad técnica o económica, sino también desde un enfoque que contemple las implicaciones éticas y sociales derivadas de su integración. La manera en que las organizaciones gestionan el cambio de forma sostenible y la eficiencia operativa.

Dentro de las dimensiones clave identificadas para mitigar el riesgo de desplazamiento ante la implementación de la IA, se identifican formas éticas en las que individuos y organizaciones pueden participar:

- Creación de regulaciones para el uso ética de la IA con auditorías pertinentes para el monitoreo del estado de los modelos y actividades.
- Formación en tecnólogos y carreras STEM.
- Participación multidisciplinaria que brinde perspectivas diferentes sobre preocupación y visión ante las necesidades más amplias de las personas en un equipo o sociedad.

Lo anterior se da con el fin de crear un marco de IA que atienda las necesidades de quienes integran la organización, estén diseñadas para el uso humano, que se alineen con la estrategia de las organizaciones y se asienten en modelos de transparencia y confianza (Giralt Hernández, 2024)

La problemática en México es persistente debido a que las pequeñas y medianas empresas que en el año 2004 contaban con dificultades al adoptar tecnologías en general debido a la desconfianza o dificultad para implementar herramientas de *e-commerce* (Rodriguez Abitia, Vidrio, & Montiel Sanchez, 2004), las cuales hoy en día se consideran prácticas comunes, y son el fondo de la situación que actualmente impide a las empresas adoptar la IA: “la infraestructura, la gestión de datos fragmentados y la resistencia cultural” (Mejía, 2024).

Veinte años después, las problemáticas cambian de nombre, pero residen principalmente en la resistencia cultural a adoptar las tecnologías, así como la inversión y complejidad requeridas para tratar con datos y riesgos en ciberseguridad.

La relevancia de la investigación reside en el uso de un modelo estadístico basado en censos económicos que por primera vez consideran a la IA para escrutarse y compartirse al público. Esto constituye una de las primeras aproximaciones al estudio de las condiciones estructurales, organizacionales y de innovación que determinan la adopción de la IA.

Esta investigación complementa la literatura descriptiva existente sobre adopción tecnológica empresarial en Latinoamérica mediante evidencia empírica cuantitativa aplicada

en el contexto mexicano. Los antecedentes previamente descritos permiten ahondar en el tema y formular una pregunta de investigación que guiará los objetivos centrales.

1.2. Objetivos y pregunta de investigación

Con la información anteriormente recolectada, se establece la siguiente pregunta de investigación:

¿Cuáles son los factores que determinan la adopción de IA en empresas mexicanas y en qué medida actúan como barreras o facilitadores?

Objetivo General: Analizar, mediante una regresión logística binaria, la influencia que tienen el tamaño y giro de la empresa, la región, composición financiera y la capacitación de los colaboradores en empresas mexicanas y determinar la representatividad de las variables en la explicación del fenómeno de adopción de IA.

Definiendo los objetivos específicos, podemos encontrar los siguientes:

- Identificar el nivel de adopción de la IA en empresas mexicanas, segmentadas por tamaño y actividad económica.
- Examinar las diferencias regionales en la adopción de IA en México.
- Evaluar el nivel de preparación y capacitación de los colaboradores como factor que impulsa o limita el uso de la IA en el país.
- Identificar los factores críticos que expliquen la razón de la adopción o no adopción de IA en el contexto empresarial mexicano.

1.3. Justificación de la investigación

Desde la perspectiva de la administración, la capacidad de comprensión de las variables que intervienen en la adopción de IA permitirá diseñar estrategias públicas y privadas que abarquen aspectos organizacionales basadas en evidencia y orientar la creación de políticas hacia la digitalización empresarial.

La falta de estudios cuantitativos sustentados en información económica limita la comprensión del panorama nacional y dificulta la identificación de los factores estructurales y organizacionales que influyen en la adopción tecnológica de la IA en México.

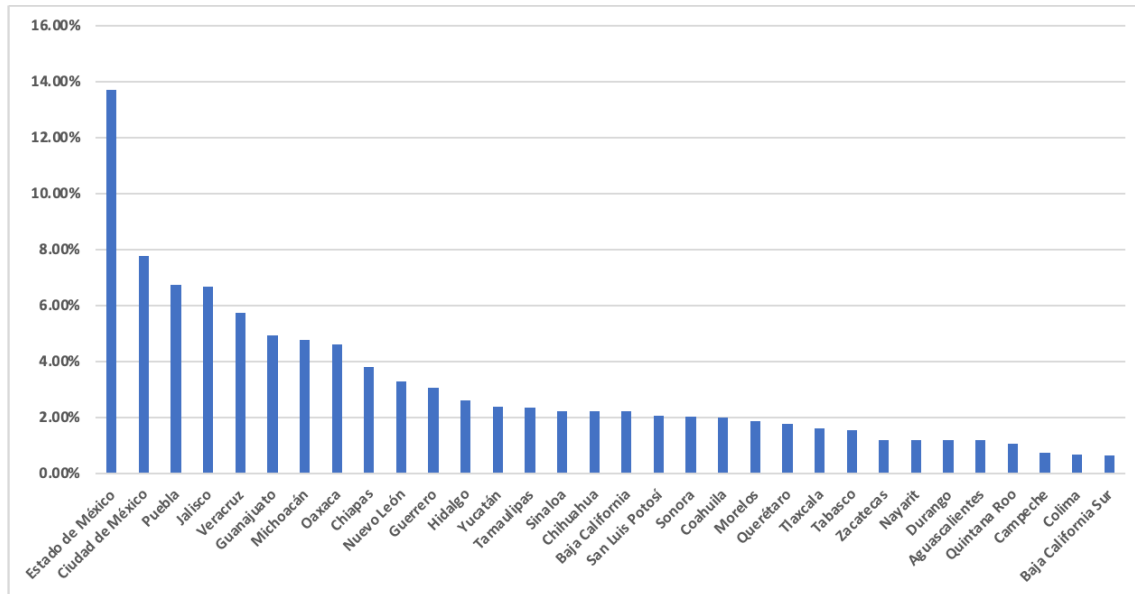
En este sentido, el presente estudio contribuye a subsanar la brecha a partir del análisis de microdatos censales, ofreciendo una visión estadísticamente fundamentada del estado de la inteligencia artificial en las empresas mexicanas. Esta aproximación proporciona una base objetiva para la formulación de políticas y estrategias empresariales orientadas a una adopción más equitativa y sostenible de la IA en el país en un futuro.

1.3.1. Descripción del contexto de la investigación

De acuerdo con los últimos Censos Económicos del INEGI (2024), del universo de casi 5.5 millones de empresas encuestadas en México, poco más de 26 mil hicieron uso de la IA. Lo anterior representa apenas el 0.5% del total de unidades económicas en el país, indicando una falta de adopción en materia de IA no sólo en el sector público, sino también en la iniciativa privada.

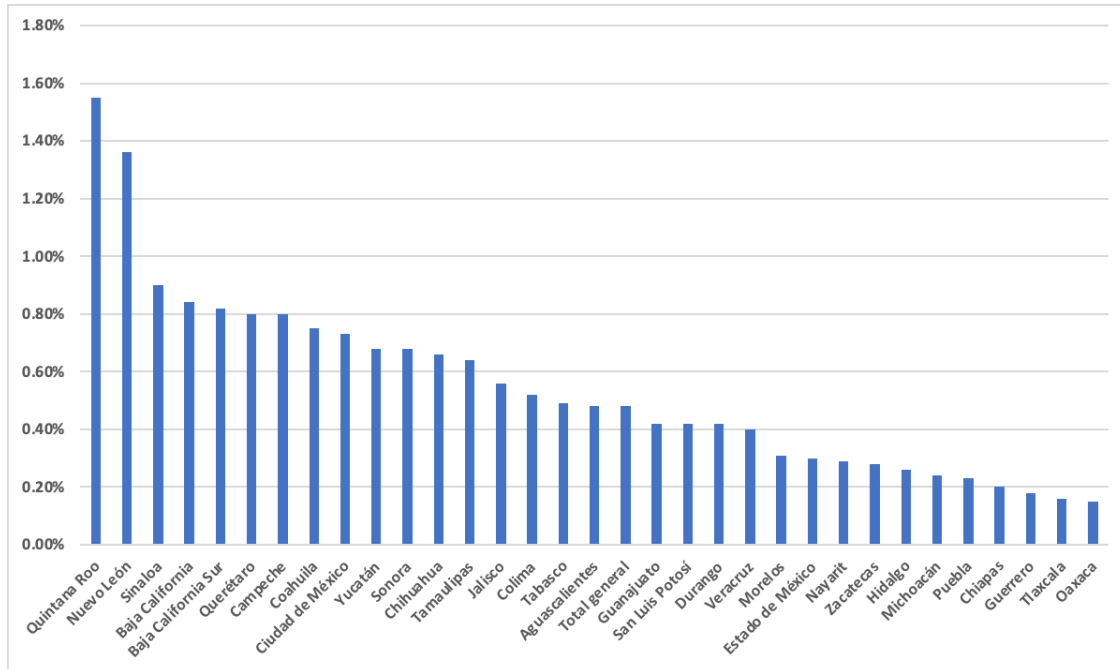
Del total de empresas en el país, casi el 14% se encuentran establecida en el Estado de México, seguida por Ciudad de México, Puebla y Jalisco. En resumen, siete estados concentran poco más del 50% de las empresas en el país.

Figura 1. Unidades económicas en México y su porcentaje de distribución por entidad federativa - 2024



Fuente: Datos tabulados de los Censos Económicos de INEGI del 2024

Figura 2. Unidades económicas por entidad federativa en México por porcentaje de implementación de sistemas de IA en sus procesos - 2024

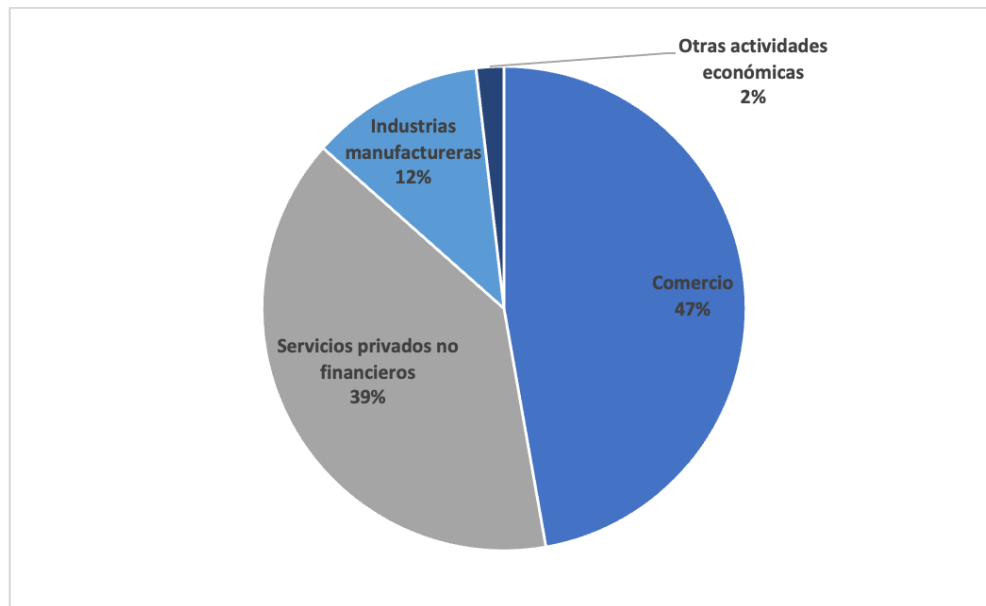


Fuente: Datos tabulados de los Censos Económicos de INEGI del 2024

Los resultados tabulados del Censo Económico del 2024, muestran una distribución desigual en la adopción entre regiones, donde sólo Quintana Roo y Nuevo León rebasan el 1% de implementación de IA. Si bien entidades como Ciudad de México, Puebla y Jalisco figuran entre los estados con mayor porcentaje de empresas del país, ninguno de estos llega a rebasar el 0.80% de adopción de IA.

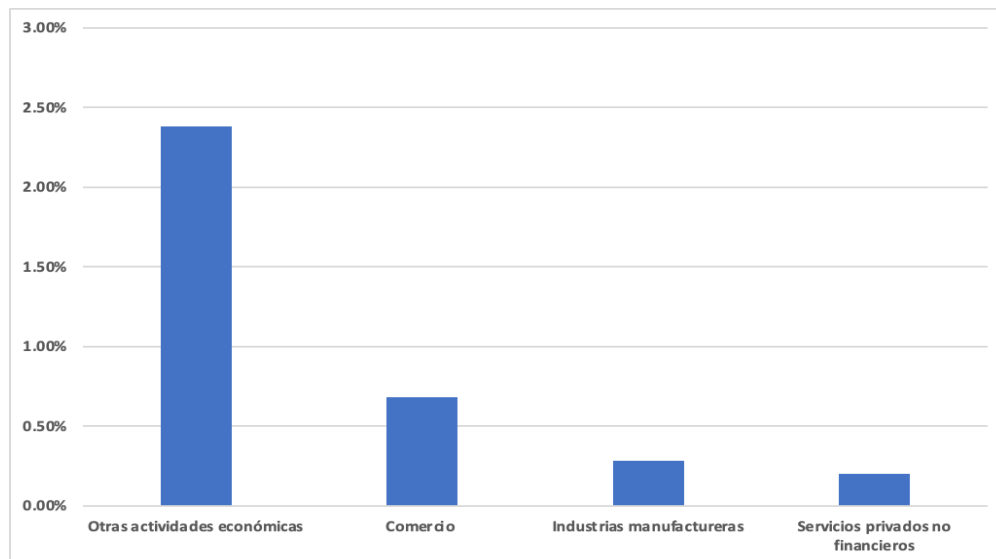
La adopción de IA no depende únicamente del tamaño empresarial, sino de factores estructurales como la infraestructura digital regional, la disponibilidad de talento especializado y posiblemente el tipo de industrias que se localicen en cada estado.

Figura 3. Unidades económicas en México por tipo de actividad económica - 2024



Fuente: Datos tabulados de los Censos Económicos de INEGI del 2024

Figura 4. Porcentaje de implementación de IA por tipo de actividad económica - 2024

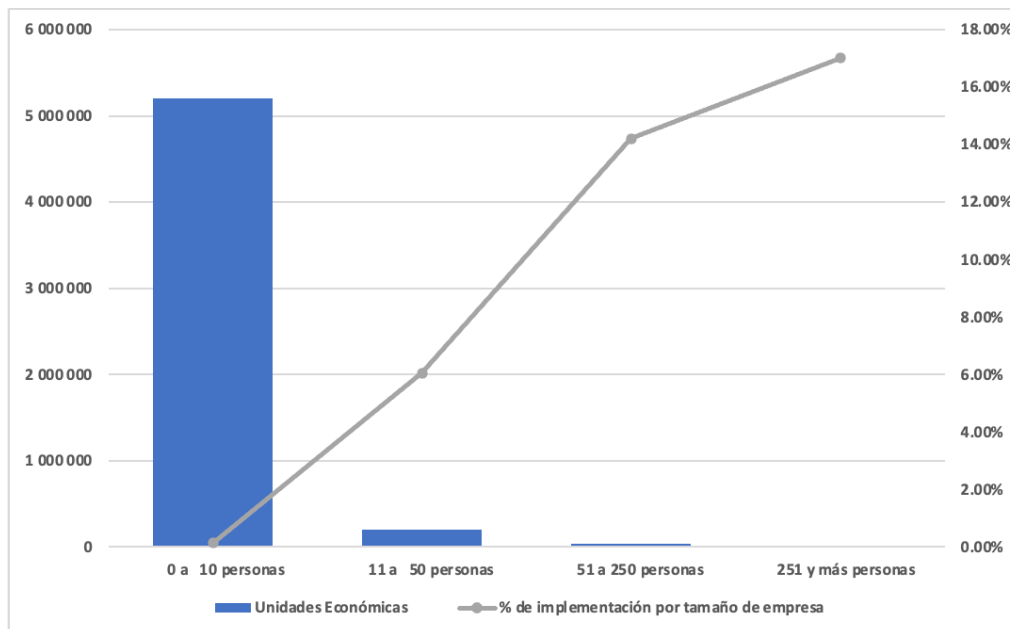


Fuente: Datos tabulados de los Censos Económicos de INEGI del 2024

Ahondando en el análisis de los sectores económicos, el comercio y los servicios privados no financieros son los sectores con mayor número de empresas que usan IA, aunque su porcentaje de adopción sigue siendo bajo. Por su parte, otras actividades económicas concentran casi 2.5% de empresas que implementan IA, pero este número apenas rebasa las 2,400 unidades.

Pese al bajo porcentaje de implementación en el área de comercio, su total de unidades es más de 7 veces el total del número de otras actividades económicas, con más de 17 mil unidades haciendo uso de la IA. De lo anterior se concluye que tanto el sector secundario como el terciario son los únicos que cuentan con uso de IA entre sus procesos, mientras que el sector primario no figura dentro de las empresas que hacen uso de dicha tecnología.

Figura 5. Uso de IA por tamaño de unidad - 2024



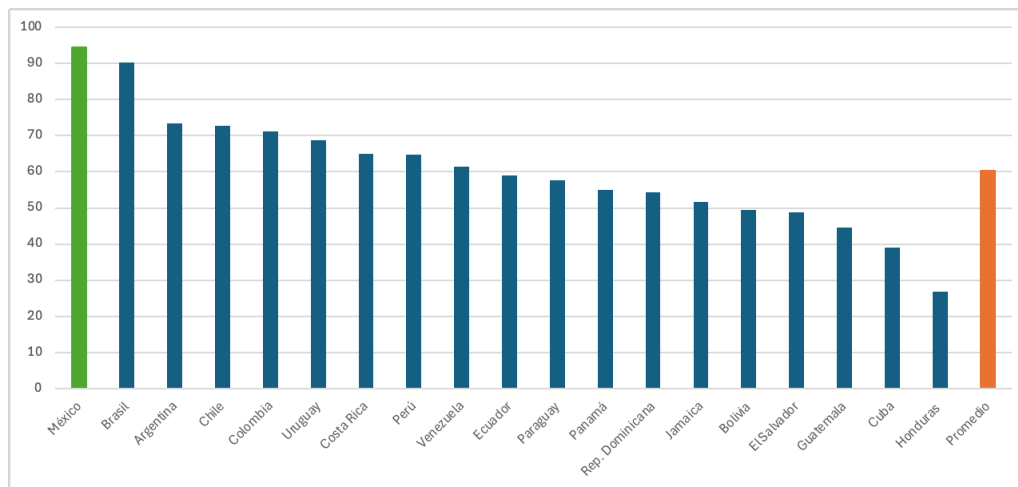
Fuente: Datos tabulados de los Censos Económicos de INEGI del 2024

Las empresas pequeñas son por mucho el primer segmento económico por volumen de unidades, pese a ello son las que presentan la adopción más pobre por porcentaje, apenas 0.13%, o poco más de 7 mil empresas.

Respecto al volumen relativo de empresas haciendo uso de IA en sus procesos, destaca el segmento de 11 a 50 personas, con un total de 12 mil empresas, o 6%. Las empresas grandes son las menos en volumen absoluto; sin embargo, son las que cuentan con mayor porcentaje relativo, con un 17%.

Como los anteriores datos representan, sólo un pequeño porcentaje de unidades económicas en el país hacen uso de tecnologías de IA en sus procesos productivos, lo cual potencialmente frena el desarrollo económico en México, pese a que el país destaca entre los países de América Latina en materia de adopción de la IA en sectores productivos, gracias a su integración en la fabricación de tecnología y el valor añadido, y en la gestión pública, debido a la integración en el Gobierno digital.

Figura 6. ILIA 2024 en Adopción por país de América Latina



Fuente: Datos tomados de la segunda edición del Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial del 2024, elaborado conjuntamente por el Centro Nacional de Inteligencia Artificial (CENIA) y la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).

1.3.2. Validación de las condiciones para la investigación

El estudio se desarrolla a partir del análisis de datos tabulados, microdatos e información recopilada a través de los cuestionarios de INEGI realizados durante el Censo Económico 2024, enfocados en las preguntas acerca del uso de la IA y tecnologías emergentes en sus procesos productivos y de transformación contrastadas con variables como la antigüedad de la empresa, innovación y presencia de capital y relaciones extranjeras en la estructura de negocios de la empresa.

El sujeto de estudio será, por ende, las empresas mexicanas escrutadas y dentro de las bases de datos relevantes y los Censos Económicos, abarcando un universo de aproximadamente 1 millón de empresas y, de ser necesario, acotarla a respecto a la relevancia de sus respuestas a los cuestionarios y la representatividad de los datos obtenidos.

La investigación es viable debido al acceso a los datos a evaluar, fuentes de información relevante publicada por organizaciones certificadas y válidas, así como la inmersión del investigador dentro del sector tecnológico que ayuda a desarrollar estas tecnologías y llevarlas a escala a clientes de todos tamaños.

1.4. Relevancia y pertinencia de la investigación

Desde un enfoque administrativo y de política pública, comprender la relevancia de la IA, así como impacto, permite justificar la implementación de esta tecnología como una herramienta estratégica para que las empresas aborden problemas de manera rápida, con bajo riesgo económico y en aras de mejorar la productividad.

Dicho análisis permite orientar la creación de políticas públicas y privadas que promuevan un entorno tecnológico lo más inclusivo posible con el objetivo de impulsar la competitividad dentro y a través de los diferentes sectores económicos del país.

En síntesis, el rezago tecnológico observado en México no sólo refleja una brecha de infraestructura, sino una oportunidad estratégica para comprender las variables que favorecen la adopción de la IA y su potencial para contribuir al desarrollo económico sostenible. El siguiente capítulo desarrolla el marco conceptual que fundamenta cómo las variables teóricas explican los distintos factores estructurales, organizacionales y especializados en la adopción de esta tecnología.

A diferencia de la literatura predominante, basadas en encuestas y estudios de caso (Davenport & Ronanki, 2018), esta investigación hace uso de los primeros microdatos de un censo económico. El aporte que realiza este análisis se basa en la estadística recolectada a

partir de aproximadamente 1 millón de unidades económicas en el país, lo que permite medir la presencia real de la IA, ayudando a dar representatividad estadística que permita orientar políticas de digitalización.

Este enfoque metodológico es de suma importancia, pues permite aislar estadísticamente el peso de barreras estructurales para fundamentar con evidencia probabilística la potencial creación de políticas públicas y estrategias privadas orientadas a una digitalización verdaderamente equitativa



Capítulo 2

2. Marco conceptual de la investigación

En virtud de su relevancia, el estudio de la inteligencia artificial ha estado en constante evolución desde sus inicios. Si bien no existe un consenso, diversas aproximaciones literarias definen a la inteligencia como el conjunto de tecnologías que, mediante entrenamiento, pueden recopilar, analizar y accionar datos hacia un objetivo específico previamente indicado en un modelo lógico (Pernas Ciudad, 2022).

Lo anterior ha permitido que la IA sea incorporada en sectores de servicios, manufactura, educativos y de salud como un medio para maximizar la productividad de los países y las empresas.

Habiendo definido lo que es la IA, este capítulo abordará la evolución de esta tecnología, la capacidad de implementarse dentro de las organizaciones, para posteriormente hablar de la implementación en México de forma pública y privada, concluyendo con la profundización en este último, ilustrándolo a partir de ejemplos de integración exitosa.

2.1. Estado de la cuestión

La evolución de la IA se remonta a los estudios de 1937 cuando Alan Turing, después de diseñar el ordenador digital, se cuestionó si las máquinas pudiesen desarrollar pensamiento como el del humano en algún futuro e incluso suplantarlos. En las décadas posteriores, los avances tecnológicos han permitido replicar los procesos cognitivos, posibilitando el desarrollo de modelos que automatizan y optimizan diversas actividades.

El área de estudio de la IA espera capacitar a las máquinas con habilidades cognitivas similares a las capacidades humanas, siendo John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester y Claude Shannon los primeros investigadores que integraron el equipo de trabajo dentro del *Dartmouth College* en 1956 (McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 1955).

La hipótesis del proyecto de investigación sostiene que cada aspecto del aprendizaje o característica de la inteligencia se describe al nivel en el que una máquina pudiera simularlo (McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 1955). La propuesta se centró en estudiar automatización de computadoras, el lenguaje natural, las neuronas artificiales, las teorías de complejidad, la creatividad, la abstracción y el autoaprendizaje, sentando las bases de la IA como un campo de investigación.

En los años 50, se crea el primer programa de IA, llamado *Logic Theorist*, por *RAND Corporation*, que representaba problemas reales a partir de símbolos y daba estructuras de solución lógica basados en principios matemáticos, logrando demostrar problemas con razonamiento simbólico realizado por una máquina (Newell, Simon, & Shaw, 1956).

A inicios de la siguiente década, nace el *General Problem Solver*, de los mismos Allen Newell y Herbert Simon (1961), que resolvía problemas generales y no solamente lógico-matemáticos, con técnicas de búsqueda a problemas representados como símbolos y de los primeros marcos de investigación heurística dentro de la IA.

La segunda mitad de los años 60 e inicio de los años 70 trajeron consigo dos programas que continuaron sentando las bases de IA aplicada: DENDRAL (Buchanan & Feigenbaum, 1978) y MYCIN (Shortliffe, 1976), ambos desarrollados por la universidad de

Stanford, y cuyo propósito era interpretar problemas específicos a partir de reglas de conocimiento previo en campos específicos como química y medicina, respectivamente. Ambos con beneficios y que, contrario a sus predecesores, buscaban mejoras en campos específicos y no generales.

Los años 80 trajeron consigo un auge en los sistemas expertos de IA, similares a los modelos previamente descritos, desarrollando lenguajes como *LISP* y *Prolog* en IA. El respaldo en la creación de dichos programas fue gracias a la inversión privada y gubernamental, pero eran limitados debido a la necesidad del factor humano para alimentar de conocimiento a los programas y carecían de una adaptabilidad: la automejora (Nilsson, 1998).

El aprendizaje automático alcanzó su auge en la década de los 90. En este periodo, las máquinas adquirieron capacidad de mejorar su desempeño a partir del análisis de situaciones y la comparación con sus experiencias previas (Mitchell, 1997).

Lo anterior fue enfatizado por modelos de árboles de decisión, redes neuronales y aprendizajes supervisados y no supervisados. Esto permitió que la aplicación de la IA fuese expandiéndose hacia áreas como la visión por computadora, reconocimiento de voz y análisis de datos, sentando las bases para el análisis profundo en décadas posteriores.

De acuerdo con Russell y Norvig (2010), la integración de la IA a niveles de percepción, razonamiento, acción y aprendizaje en entornos complejos fue el principal avance de la década; a partir de mayor capacidad de cómputo y disponibilidad de grandes volúmenes de datos, se impulsaron modelos de lenguaje natural y robótica autónoma. Los

2000, además, estuvieron marcados por una expansión en la IA con aplicaciones como búsquedas web y publicidad digital, por lo que la transición hacia el uso cotidiano era visible y más robusto que en años previos.

La madurez en los modelos de aprendizaje fue una combinación entre desarrollos de redes neuronales profundas provistas del poder de procesamiento por las Unidades de Procesamiento Gráfico (GPU), algoritmos de entrenamiento y datos que permitían entrenar a dichos modelos, permitiendo desarrollar el *Deep Learning* (Silver, 2016).

Finalmente, la década de los 2020, marcada por el desarrollo de modelos a gran escala que trasciende hasta convertirse en un factor estratégico en el desarrollo y sostenibilidad globales (Vinuesa, y otros, 2020). Destacan que el potencial de la IA está detenido por la complejidad que resulta en la implementación responsable para abordar los desafíos sin presentar sesgos económicos, sociales y éticos.

Al igual que Vinuesa, Bender y otros autores (2021), destacan los riesgos relacionados con el uso de modelos a gran escalada, debido a los sesgos, desinformación y riesgos presentes en los entrenamientos de los algoritmos de IA, destacando que si bien el crecimiento en los modelos no representa una comprensión total sin que estos estén regulados por estrategias de transparencia, responsabilidad y gobernanza.

Hoy en día, existen diversas aplicaciones de la IA, una de ellas es la IA empresarial, que se ha convertido en una herramienta para resolver problemas complejos dentro de las organizaciones a partir de la transformación de las operaciones comerciales que faciliten desarrollar nuevos negocios, mejoras en los procesos de trabajo y reducción en las cargas de

trabajo para los empleados, a través de la síntesis de la información que permita la toma de decisiones de manera eficiente y escalable (Davenport & Ronanki, 2018).

Davenport y Ronanki (2018) refieren a que la adopción efectiva de la IA en las empresas depende de identificar procesos que generen valor, cultura organizacional abierta a la innovación y la integración de tecnologías existentes, dotando con mayor capacidad de análisis y decisión a los empleados a fin de que optimicen costos y aumenten la eficiencia operativa. De acuerdo con los autores, la clave para el éxito de integración de la IA en las organizaciones resulta en identificar áreas en los que dicha tecnología pueda aportar valores medibles que permitan rastrear y gestionar su adopción.

Pese a que las investigaciones previas en materia de IA identifican variables como la disponibilidad de datos, la cultura organizacional y la inversión en innovación. En el contexto mexicano, la evidencia empírica sobre estos determinantes es aún escasa, por lo que esta investigación busca llenar dicho vacío mediante un análisis cuantitativo sustentado en microdatos censales a fin de establecer determinantes claras ante el estado de la IA en el país.

La manufactura, telecomunicaciones, servicios financieros y *retail* son aquellos que se benefician en mayor medida al adoptar modelos de IA en sus procesos, gracias a la integración de *machine learning* y análisis predictivo (Chui, y otros, 2018). Los avances en algoritmos y capacidades computacionales han favorecido un crecimiento en la adopción de IA, pero la correcta implementación va ligada a la disponibilidad de datos de calidad, infraestructura tecnológica y adaptación organizacional.

Para Brynjolfsson y McAfee (2017), la IA tiene influencia directa en la competitividad de las empresas, facilitando la creación de productos innovadores, acelerando la toma de decisiones basada en datos y se confirma en el estudio de Cockburn, Henderson y Stern (2018), al determinar que los procesos de innovación cuentan con procesos de investigación reducidos y mejoran la predicción en tendencias de mercado al considerar combinaciones de ideas y soluciones que tomarían mucho tiempo analizar manual e individualmente.

Algunos casos que ejemplifican los beneficios de la aplicación de IA en las organizaciones dentro de su cadena productiva son:

- HSBC y la detección de actividades fraudulentas a través de la implementación de algoritmos impulsados por IA.
- Organizaciones del Servicio Nacional de Salud del Reino Unido (NHS) implementaron soluciones de IA que ayudaron a ahorrar recursos monetarios y liberar capacidad de trabajo a través de la gestión de flujos de trabajo.
- Cargas de trabajo proporcionadas en la fuerza de ventas de Vale a través de la racionalización de las operaciones.
- Electrobras y el procesamiento de documentos anuales que ahorra más de 10 mil horas de trabajo.

Dando aún más ejemplos de la aplicación de la IA son los sectores industriales, de agricultura y salud para mejorar la eficiencia y reducir desperdicios (ONU, 2025).

- En la industria, se emplea para mantenimiento predictivo y optimización de cadenas de suministro.
- En la agricultura, facilita la gestión del agua, la detección de plagas y el monitoreo de cultivos.
- En la salud, apoya en el diagnóstico de enfermedades y en el análisis predictivo de condiciones médicas (Baños Gonzalez, 2024).

Estos ejemplos internacionales permiten dimensionar el potencial de la IA para transformar procesos empresariales y públicos. No obstante, en el contexto latinoamericano, y particularmente en México, la evidencia empírica es aún escasa, lo que resalta la pertinencia del presente estudio.

Dentro del reporte de Deloitte (2025) acerca del estado de la IA generativa en las empresas del año 2024, se destaca que, si bien su implementación toma tiempo, las empresas encuestadas cuentan con retornos de inversión mayores a lo esperado. Actualmente el 26% de las empresas en el estudio exploran iniciativas de integración de otro tipo de agentes digitales en sus procesos con el propósito de generar valor sostenible. Similar al texto de Davenport y Ronanki (2018), las empresas sortean las complicaciones de implementar la IA de manera general acotándola a tareas específicas con resultados medibles.

Un reciente estudio de *IA Readiness*, elaborado por Cisco Systems (2025), existe una brecha significativa entre los líderes en uso e implementación de IA respecto al resto de las empresas analizadas, donde la preocupación principal de las empresas es la rapidez con la que sus inversiones en IA pueden representar beneficios a nivel económico y de negocio, y

representa una presión a nivel ejecutivo por demostrar que el retorno de inversión (ROI) es suficiente para justificar la inversión en un entorno en constante competencia y comparación entre competidores.

Entre las principales brechas señaladas por el reporte (Cisco Systems, 2025) es la complejidad en establecer procesos donde la monetización de la implementación de IA sea lo suficientemente significativa y con métricos de impacto. Un punto focal son los deseos de eficiencia operativa, donde industrias como manufactura, servicios financieros, bienes raíces, salud y recursos naturales destacan entre los sectores donde la IA cuenta con mayor enfoque.

El futuro de la IA depende de la manera en la que las empresas aborden los desafíos tecnológicos y regulatorios actuales, así como la gestión de riesgos y adaptación interna; sin dejar de lado la relevancia que tiene el retorno de inversión para cada una de estas empresas y sus objetivos en el largo plazo.

Estudios de Mazzei (Zuinaga de Mazzei, 2014) profundizan en las barreras que impiden que las Pymes de los sectores industriales se adapten a los cambios, destacando la falta de comunicación clara y oportuna sobre los objetivos y consecuencias de los cambios, así como el poco involucramiento de los trabajadores en la toma de decisiones y concluye en que la cultura organizacional rígida y poco flexible es de los principales factores que obstaculizan el cambio.

En América Latina, específicamente México, estudios de la CEPAL (Jung & Katz, 2025) advierten sobre la desigualdad en la adopción empresarial de IA, identificando a los sectores manufactureros, de telecomunicaciones y servicios financieros como aquellos que

lideran la implementación, destacando el rezago presente en las Pymes debido a la falta de inversión tecnológica adecuada, políticas de gobernanza, y citando la necesidad de mejorar la enseñanza en instituciones de educación superior y cultivar la práctica empresarial con enfoque en la IA como un medio de obtención de experiencia que facilite la adopción en un futuro (Anibal Rivero, Armijo Borja, Bastidas Gonzalez, Heredia Perez Grimaldo, & Saltos Garcia, 2025).

Tabla 1. Sectores empresariales con mayor uso de IA

Sector / Tamaño de empresa	Grandes empresas	Medianas empresas	Pequeñas empresas	Aplicaciones comunes de IA
Telecomunicaciones	Alta	Media	Baja	Atención al cliente, análisis predictivo de tráfico, optimización de redes
Servicios Financieros	Alta	Media	Baja	Análisis de riesgos, detección de fraudes, personalización de productos
Manufactura Avanzada	Alta	Media	Baja	Optimización de producción, mantenimiento predictivo, control de calidad
Retail	Media	Media	Baja	Recomendaciones personalizadas, gestión de inventarios, predicción de demanda
Salud	Media	Baja	Muy baja	Diagnóstico asistido, análisis de datos clínicos, optimización logística
Servicios Profesionales	Media	Baja	Muy baja	Automatización de procesos, análisis de datos, <i>chatbots</i>

Fuente: Elaboración propia a partir del estudio de Jung y Katz para el CEPAL en el impacto económico de la IA en América Latina, así como estudios de Chui y otros analistas para la consultora McKinsey a partir de

un reporte de cien casos de estudio de IA en empresas, así como el reporte del Q4 de 2024 de Deloitte sobre implementación y usos de IA en las empresas.

El Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe (CAF) advierte sobre la posibilidad de dependencia tecnológica excesiva y pérdida de factor humano en la implementación de la IA, como un adicional a los desafíos expuestos con anterioridad (Casanova, 2023). De acuerdo con la autora, se debe priorizar la capacitación del factor humano para hacerle frente a los riesgos y rechazos potenciales, en la medida que se trabaja para mitigar los efectos negativos en su implementación.

Como conclusión, la IA se constituye como un medio de transformación que abarca eficiencia operativa, innovación de productos y servicios que dan respuesta a un mercado cambiante y permite a las empresas ser más competitivas.

Su adopción dentro de las organizaciones se da mediante la unión entre las capacidades humanas, capacidad de adaptación de las organizaciones, gobernanza y estrategia. Esto debe considerarse previo a una implementación a gran escala y está sujeta a la madurez de la empresa, su relación con entidades extranjeras y la importancia que le den a la innovación dentro de sus prácticas.

En México, la investigación sobre adopción tecnológica continúa siendo limitada. Esta ausencia dificulta comprender hasta qué punto los factores identificados en estudios internacionales, como la infraestructura digital, talento y capacitación e inversión en innovación se replican en el entorno productivo mexicano. Ante ello, este estudio busca aportar evidencia cuantitativa que permita contextualizar la adopción dentro del país,

identificando coincidencias, divergencias y oportunidades para acelerar su integración en las empresas.

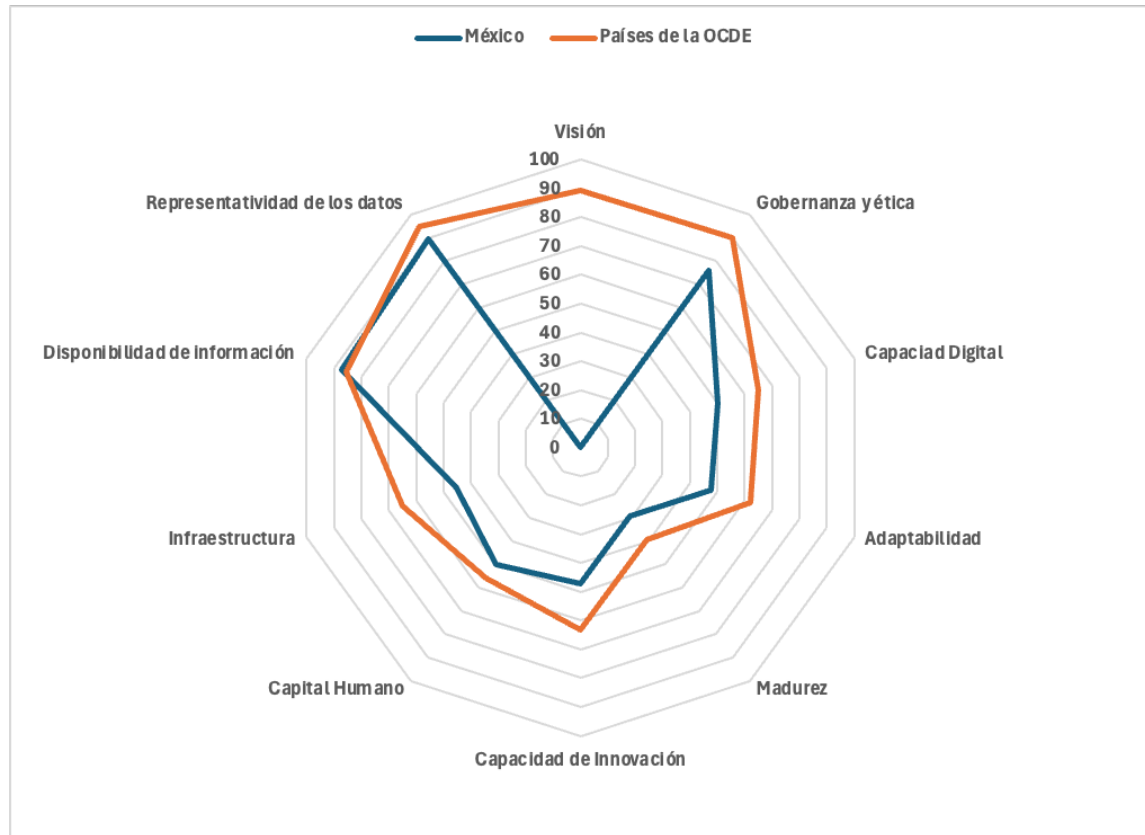
2.2. Conceptos y enfoques teóricos relacionados

En la Agenda Nacional Mexicana de IA 2030 (Del Pozo, Gómez Mont, & Martínez Pinto, 2020), se establece la estrategia integral para el desarrollo y adopción de la IA en México, donde se contemplan:

- Definición de una política nacional con un enfoque ético y responsable.
- Impulsar la innovación e inversión en IA a partir de fondos públicos y privados.
- Desarrollo de capacidades técnicas y humanas a partir de la formación y capacitación en IA.
- Uso ético y regulado para minimizar los sesgos y proteger los derechos humanos.
- Promover el uso de IA en sectores como salud, educación, seguridad y economía digital.
- Desarrollar la cooperación internacional.

El índice de preparación para la IA del año 2024 sitúa a México en el lugar número 71 a nivel mundial, de 188 países analizados, rezagado frente a países que integran la OCDE y algunos latinoamericanos, destacando la disponibilidad de información y gobernanza, pero con deficiencias en infraestructura, capital humano y visión estratégica (Oxford Insights, 2025).

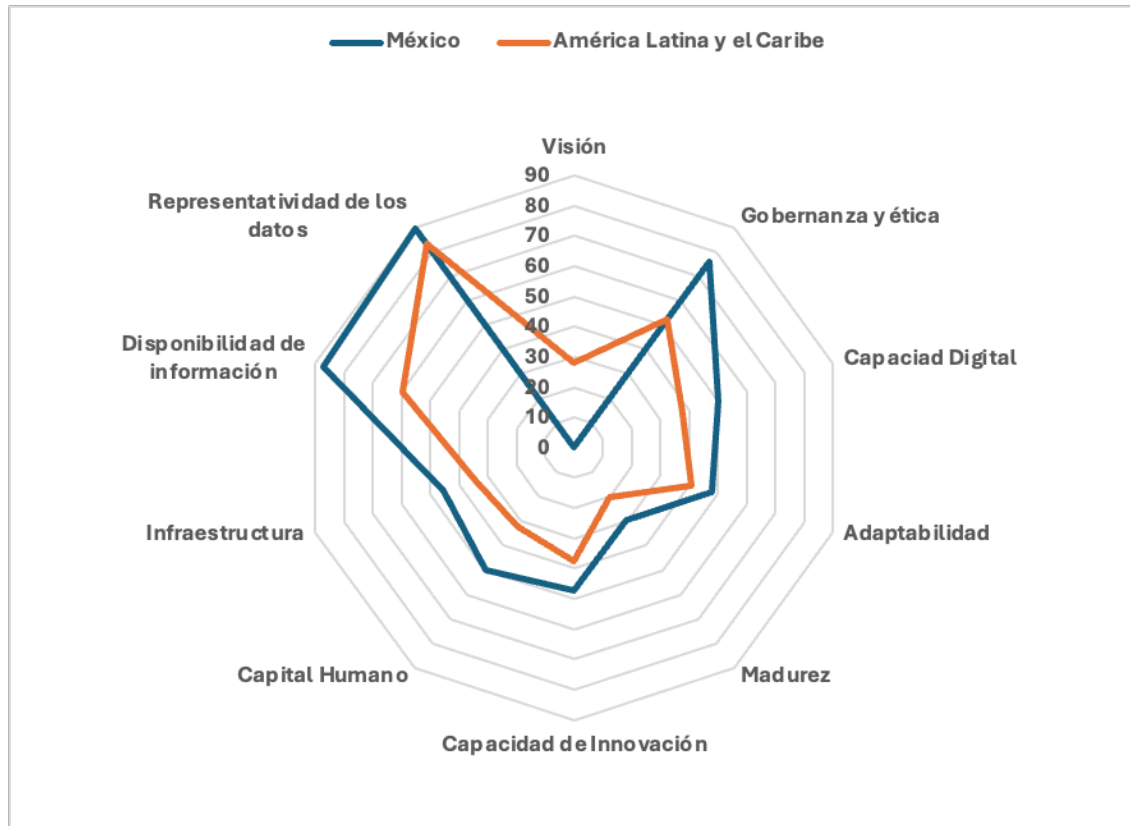
Figura 7. Comparativa entre México y países de la OCDE dentro del Government IA Readiness Index por
dimensión de estudio - 2024



Fuente: Tomado de Reporte de Preparación de IA del año 2025 elaborado por Oxford Insights

En comparación respecto a otros países latinoamericanos, México se posiciona en octavo lugar, superando en promedio en ámbitos como infraestructura, gobernanza, datos y capital humano, pero con debilidades en visión estratégica. Brasil, Chile y Uruguay lideran el ranking regional.

Figura 8. Comparativa entre México y países de América Latina y el Caribe dentro del Government IA Readiness Index por dimensión de estudio - 2024



Fuente: Tomado de Reporte de Preparación de IA del año 2025 elaborado por Oxford Insights

Entre las claves de transformación que destaca el índice se encuentra la importancia de la digitalización de los gobiernos; siendo México uno de los cuales ha iniciado el proceso de digitalización de servicios públicos a partir de la creación de la Agencia de Transformación Digital y Telecomunicaciones durante la gestión actual de gobierno. Sin embargo, el sector privado presenta bajos niveles de adopción de IA.

De acuerdo con estudios de PwC (2025), la adopción de IA se relaciona directamente con un aumento en la productividad, reflejado en una brecha del 18 % entre los sectores con mayor exposición a esta tecnología frente a los menos expuestos.

Asimismo, la percepción del riesgo frente al desplazamiento laboral funge como una variable que incide en la decisión de implementar IA. Dicho indicador creció un 38 %, esto es por debajo del promedio en sectores con menor interacción con la IA, lo cual cuestiona el paradigma de que su uso conduce a una reducción en los puestos de trabajo.

Como sugerencia de implementación, el informe señala que la IA resulta clave para acelerar el crecimiento de las empresas en los países, aplicándola hacia la transformación de negocios, agilidad y desarrollo de talento.

Un consenso dentro de la información es que las capacidades en infraestructura de redes es clave en la adopción de IA para los procesos, pero conlleva una alta inversión que no todas las empresas están listas ni dispuestas a realizar si es que el impacto financiero no es relevante en el corto o mediano plazo.

El modelo teórico recopilado considera la adopción de la IA como una convergencia de factores estructurales, organizacionales y tecnológicos, mismos que serán tomados para aplicarlos en el contexto mexicano con el propósito de analizar cómo es que la IA puede ser dinamizada o enlentecida y en qué medida.

El marco teórico y conceptual desarrollado sirve de base para la operacionalización de las variables que se detallan en el capítulo metodológico siguiente, donde se precisan las hipótesis y técnicas de análisis que harán posible comprobar las relaciones propuestas.

El modelo de Teoría-Organización-Entorno (TOE), propuesto originalmente por Tornatzky y Fleischer (1990), analiza cómo los procesos de adopción tecnológica moldean la decisión organizacional: el tecnológico, organizacional y ambiental. Nguyen, Le y Ly Vu

(2022) aplicaron dicho marco en el comercio digital, específicamente en Vietnam, identificando componentes relevantes en contextos de transformación acelerada.

Tabla 2. Resumen de las variables que explican la adopción o rechazo de una innovación en una empresa de acuerdo con el modelo TOE

Factores que influyen en la adopción de una innovación	
Tecnológicos	Compatibilidad de la tecnología, observabilidad, ventajas relativas
Organizacionales	Apoyo de la organización, orientación emprendedora y tecnológica
Ambientales	Apoyo gubernamental, tendencias, marcos legales
Factores que no influyen en la adopción de una innovación	
Tamaño de la empresa	Nivel de recursos y escala que posee la empresa, tanto en ingresos como en número de empleados.
Presión competitiva	Influencia de competidores en la industria para mantener la competitividad al adoptar ciertas tecnologías y evitar estar rezagado

Fuente: Elaboración propia a partir del marco conceptual de la TOE, propuesto originalmente por Tornatzky y Fleischer y adaptado para la adopción tecnológica por Nguyen, Le y Ly Vu.

Es necesario destacar que los hallazgos de los autores fueron obtenidos en el contexto del comercio en línea en Vietnam, por lo que su clasificación del tamaño empresarial como factor no determinante debe interpretarse con cautela al trasladarse al entorno mexicano.

La literatura internacional presenta un límite explicativo al aplicarse al contexto mexicano: sus hallazgos asumen un nivel base de madurez digital, infraestructura y acceso a

capital que no refleja la composición del tejido empresarial de México, dominado mayoritariamente por micro y pequeñas empresas. Mientras los estudios globales proveen las categorías de análisis, no logran anticipar el peso restrictivo que ejercen barreras estructurales en economías emergentes, como la dependencia del capital extranjero o las asimetrías regionales y subsectoriales.

El concepto de capacidad de absorción, desarrollado por Cohen y Levinthal (1990), explica cómo algunas organizaciones, pese a tener las mismas condiciones estructurales, no logran adoptar innovaciones. Esta capacidad está definida como la habilidad para reconocer el valor del conocimiento externo, asimilarlo e incorporarlo a sus procesos productivos con fines comerciales. Esta capacidad depende del nivel de conocimiento acumulado por los integrantes de la organización.

El siguiente capítulo detallará la metodología que permitirá operacionalizar las variables teóricas a partir de los microdatos del INEGI y poner a prueba la relación propuesta entre las variables propuestas por el TOE, guiará la formulación de la hipótesis y la interpretación de los resultados del modelo.

Capítulo 3

3. Marco metodológico de la investigación

3.1. Hipótesis o proposición de estudio

La implementación de la IA en las empresas en México no puede ser entendida exclusivamente como un problema que involucre a una sola variable, sea acceso tecnológico o de infraestructura, políticas, capacidades públicas y privadas, gobernanza de datos, prioridades y desigualdades sociales entre estados, regiones y sectores económicos. Por lo anterior, es necesario establecer un análisis que ayude a comprender y determinar la representatividad de cada una de las variables anteriormente mencionadas.

La hipótesis de esta investigación sostiene que la adopción de la IA en empresas mexicanas está determinada por el tamaño y antigüedad de la empresa, sectores y subsectores económicos, inversión extranjera, gastos en innovación y región geográfica. Dichas variables pueden actuar como facilitadores u obstáculos, influyendo en la probabilidad de que una organización incorpore estas tecnologías en sus procesos.

El enfoque de la investigación es de carácter cuantitativo y se conducirá a partir del análisis de los microdatos obtenidos en los cuestionarios del Censo Económico 2024 del INEGI, lo que permitirá analizar el impacto de las variables en la adopción de IA en México, permitiendo identificar patrones y lo que cada una de estas variables aporta. Cabe recordar que, por primera vez en la historia de los Censos Económicos, se incluye a la IA como parte de los cuestionarios dada la relevancia que la adopción de esta tecnología representa para empresas de otros países con el objetivo de medir el progreso en su adopción.

Si bien diversos reportes argumentan que la cultura organizacional es un factor determinante en la adopción de la IA, la falta de información pertinente en los cuestionarios del INEGI dificulta la obtención de un indicador que nos ayude a comprender la influencia y cómo es que se puede parametrizar la cultura organizacional

Se demuestra que los factores anteriormente descritos son los principales predictores de la adopción de IA en las unidades económicas mexicanas, cada una con determinada probabilidad de que suceda y con una proporción determinada entre los posibles resultados.

3.2. Descripción de las categorías de análisis: indicadores y variables de análisis

El objetivo de la investigación es identificar las variables que expliquen el hecho que una empresa adopte la IA o no, partiendo de la variable dependiente principal, de tipo dicotómico; es decir, si se adoptó o no la IA en determinada empresa.

Se identifican variables independientes y dependientes en la tabla siguiente:

Tabla 3. Variables claves de análisis con su respectivo indicador esperado

Variable Dependiente	Indicador	Característica de la variable
Adopción de IA (IA_ADOP)	Implementación de IA en procesos productivos.	Dicotómica: 1 = Sí, 0 = No
Variable Independiente	Indicador	Característica de la variable
Antigüedad de la empresa (ANT_EMP)	Calculada a partir del año de inicio de operaciones de la empresa hoy en día.	Variable numérica
Tamaño de la empresa (TAM_EMP)	Número de empleados y segmentación posterior según el tamaño.	Micro (Variable omitida) Pequeña Mediana Grande
Participación de capital extranjero (CAP_EXT)	Porcentaje de capital extranjero.	Variable numérica
Colaboración con empresas extranjeras (COLLAB_EXT)	Contratos de colaboración con empresas extranjeras.	Sí = 1 No = 0
Subsector económico (SUB_SECTOR)	Subsector económico perteneciente a cada sector económico.	Manufactura, Construcción, Comercio al por mayor, Comercio al por menor, Empresas de Servicios, Servicios Financieros.

Región geográfica (REGIÓN)	Ubicación de la empresa por zonas del país a partir de una subclasificación dada por la entidad federativa a la que pertenecen.	Nominal: Norte = 1; Centro = 2; Centro_Norte = 3; Sur (Variable Omitida)
Gastos en actividades de innovación (GAST_INN)	Gasto en innovación y desarrollo.	Sí = 1 No = 0
Uso de otras TIC (USO_TIC)	Uso de otro tipo de tecnologías de información y desarrollo.	Sí = 1 No = 0
Capacitación a personal (CAP_TEC)	Recibieron capacitación el personal técnico.	Sí = 1 No = 0
Gastos en capacitación (GAST_CAP)	Gasto en miles de pesos dedicados a capacitación para el personal.	Variable numérica
Productividad (PROD)	Producción bruta Total / Empleados.	Variable numérica
Intensidad de capital (INT_CAP)	Activo Fijo / Empleados.	Variable numérica

Fuente: Elaboración Propia a partir de cuestionario general y cuestionario específico para las empresas de manufactura del Censo Económico 2024 del INEGI

Las variables anteriores son las suficientes para explicar el fenómeno de adopción de IA en las empresas mexicanas y determinar su injerencia en la decisión y posibilidad de adopción o no adopción de esta tecnología.

3.3. Descripción de los instrumentos de investigación

La investigación está soportada por análisis documental sobre estudios previos acerca de la adopción de IA en empresas y el análisis de microdatos provenientes de las respuestas al cuestionario general y de manufactura del Censo Económico del 2024 del INEGI, permitiendo identificar los antecedentes de la implementación de IA en contextos similares, contrastadas con las razones que llevan a que se efectúe o no, esto a partir de los siguientes instrumentos:

- Análisis de los microdatos provenientes de los cuestionarios generales y por sector en los Censos Económicos del INEGI relacionados con IA y relacionados con las variables descritas con anterioridad.

El análisis se efectúa con el propósito de conocer las razones que llevan al estado actual de la implementación de la IA en el país, para lo cual se ahondará en:

- Datos sobre adopción de IA por empresa de acuerdo con los sectores económicos establecidos por el Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte (SCIAN)
- La relación entre las variables independientes y su influencia a la variable dependiente de adopción de IA. Asimismo, identificar la influencia de cada una de las variables independientes en el modelo a usar para validar su significancia en el sistema.

El resultado a obtener es un diagnóstico de las variables y el impacto que estas tienen respecto al estado actual de la IA en las empresas en México; para posteriormente identificar

oportunidades, limitantes y escenarios posibles para su integración en el desarrollo y crecimiento de la productividad empresarial del país.

El análisis consiste en la aplicación de la Regresión Logística Binaria, que explica la posibilidad de ocurrencia de un evento, contrario a lo que se obtiene en otro tipo de regresiones, como la Lineal Múltiple.

La razón por la cual emplear este modelo se debe a la naturaleza de la variable dependiente, cuyo resultado de si usa o no la IA la hace de tipo discreto, contrario a los valores continuos que se pueden adoptar en otro tipo de modelos, como el lineal múltiple (Hosmer Jr., Lemeshow, & Sturdivant, 2013).

La regresión logística permite estimar probabilidades ajustadas y razones de momios, facilitando la interpretación de la influencia de cada variable independiente en la probabilidad de adopción. Este modelo evita problemas de heterocedasticidad y predicciones fuera del rango [0,1], garantizando resultados estadísticamente consistentes y alineados con el objetivo de comprender los factores que aumentan o disminuyen la probabilidad de incorporar IA en las empresas mexicanas.

Se formula teóricamente de la siguiente manera:

$$P(Y = 1 | X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}}$$

Donde:

- $P(Y=1|X)$ es la probabilidad de que ocurra el evento.
- β_0 es el intercepto.

- β_n son los coeficientes de regresión asociados a cada predictor X_n .

La manera de obtener los resultados de las estimaciones se da por la función logarítmica:

$$\text{logit}(P) = \ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$

El coeficiente calculado para cada una de las betas (β) representa el cambio en el logaritmo de las probabilidades, que corresponden a un cambio de una unidad dentro de la variable independiente. Es decir, a partir del cambio en una unidad dentro de esta variable, cuánto es el cambio, en número de veces, que esto significa para el resto de las variables.

De la misma forma, la diferencia entre el logit se puede transformar en la razón de posibilidades (*Odds Ratio*), y se ejemplifica con la siguiente fórmula:

$$OR = e^{\beta_1}$$

Esto nos permite medir la asociación e interpretar cuan más o menos probable es que suceda un evento para sujetos, o en este caso empresas, cuyo resultado de adopción de la IA sea 1 o 0.

La Regresión Logística Binaria empata perfectamente con esta investigación, al no estimar una implementación, sino la probabilidad de que un evento ocurra bajo ciertas condiciones y estimar qué tanto es lo que cada uno de estos factores a analizar influyen en la posibilidad de adoptar la IA (Hosmer Jr., Lemeshow, & Sturdivant, 2013).

Las variables están definidas de la siguiente forma:

- Variables Dependientes (Y): Si es igual a 1 indica que la IA fue adoptada, si toma un valor 0, quiere decir que la empresa no adoptó la IA.
- Variables Independientes (X): Enlista el tamaño de la empresa, región, inversión extranjera y su porcentaje, gastos en capacitación, productividad total, uso de otras TIC y de gestión computacional, participación en actividades de innovación, etc.

A fin de evaluar la calidad del ajuste en los modelos logísticos, se considerará el pseudo R^2 de McFadden e indica lo acertado que el modelo explica el fenómeno que se desea evaluar. El cálculo se da a partir del log-likelihood del modelo y sus predictores respecto a un modelo nulo, y se formula como:

$$R^2_{McFadden} = 1 - \frac{\log L_{modelo}}{\log L_{nulo}}$$

A un valor cercano a 0.4 en el valor del pseudo R^2 de McFadden, el modelo cuenta con un ajuste muy bueno a la realidad.

Contrario a estudios previos enfocados en aspectos cualitativos, esta investigación propone ahondar desde un aspecto cuantitativo en las determinantes de adopción de IA, basado en estudios recientes y respaldados por una institución como el INEGI. Sin embargo, es importante reconocer las limitaciones de este estudio, al no poder determinar si la alta productividad de una empresa facilita la adopción de la IA o si esta última es la causa exclusiva de un aumento en la productividad.

El logaritmo de verosimilitud, *log-likelihood* o *logLik*, mide qué tan bien se ajusta el modelo a los datos observados. Este se obtiene al calcular el logaritmo natural de la probabilidad de observar los datos dado el modelo estimado. Se expresa mediante la fórmula:

$$\log Lik = \vartheta(\theta|x) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i|\theta)$$

Donde θ representa el vector de los parámetros del modelo y $f(x_i|\theta)$ es la función de densidad de probabilidad de cada observación.

Un valor menos negativo indica mejor ajuste; sin embargo, este indicador mejora al agregar más variables, por lo que debe complementarse con criterios que penalicen la complejidad (Hosmer Jr., Lemeshow, & Sturdivant, 2013).

El criterio de información de Akaike (AIC) introduce una penalización proporcional al número de parámetros estimados en el modelo. Esto sirve para comparar modelos con distinto número de variables. La fórmula es:

$$AIC = -2 * \log Lik + 2k$$

Siendo k el número de parámetros involucrados en el modelo. Un AIC menor indica un mejor equilibrio entre ajuste y parsimonia (Akaike, 1974).

El Criterio de Información Bayesiano (BIC) aplica una penalización más severa que el AIC, proporcional tanto al número de parámetros como al logaritmo del tamaño muestral. Su fórmula es:

$$BIC = -2 * \log Lik + k * \ln(N)$$

Dicha penalización lo hace especialmente apropiado en muestras de gran tamaño, como la del estudio, con casi un millón de observaciones, donde el AIC tiende a favorecer modelos más complejos (Schwarz, 1978).

Estos criterios de ajuste son utilizados en el Capítulo 5 para comparar las especificaciones del modelo inicial y el modelo final, lo que permite evaluar si la exclusión de variables problemáticas compromete el poder explicativo del modelo o si, por el contrario, mejora su parsimonia e interpretabilidad. Dicho contraste constituye la base de las pruebas de robustez de esta investigación.

3.4. Limitaciones metodológicas y alcance inferencial

Si bien el modelo econométrico empleado permite identificar relaciones estadísticamente significativas entre diversas variables estructurales, organizacionales y económicas con la adopción de IA en las empresas mexicanas, es importante reconocer ciertas limitaciones metodológicas inherentes al diseño del estudio.

Algunas variables explicativas incluidas en el modelo, como la capacitación del personal, el uso de tecnologías de información, el gasto en innovación y la productividad, podrían estar simultáneamente determinadas por la propia adopción de IA. Esta posible simultaneidad introduce un potencial problema de endogeneidad, en la medida en que parte de los factores identificados como determinantes también pueden ser resultado del proceso de adopción tecnológica y que debido a la naturaleza de los datos es difícil de excluir.

En este contexto, los coeficientes estimados mediante la regresión logística binaria deben interpretarse principalmente como asociaciones estadísticas en términos de

probabilidad relativa, y no como efectos causales estrictos. El objetivo central del estudio consiste en identificar patrones y factores correlacionados con la adopción de IA en el contexto empresarial mexicano, más que establecer relaciones causales estructurales. La naturaleza transversal de los datos disponibles, así como la ausencia de variables instrumentales válidas o estructuras de datos panel, limita la posibilidad de aplicar metodologías de identificación causal más robustas.

No obstante, el modelo estimado proporciona evidencia empírica sólida y consistente con la literatura internacional sobre adopción tecnológica, permitiendo identificar los factores observables que se asocian con una mayor probabilidad de adopción de IA en las empresas mexicanas. En este sentido, los resultados deben entenderse como una aproximación explicativa del fenómeno desde una perspectiva probabilística y estructural, reconociendo que futuras investigaciones podrían profundizar en el análisis causal mediante el uso de datos longitudinales, diseños cuasi-experimentales o técnicas econométricas avanzadas.

Capítulo 4

4. Trabajo de campo de la investigación.

4.1. Diseño del trabajo de campo de la investigación

El trabajo de campo de la investigación tiene como finalidad analizar los factores que determinan la adopción o resistencia a la IA en las empresas mexicanas. Para ello, se empleó una metodología cuantitativa apoyada en el modelo de regresión logística binaria, con el propósito de identificar la influencia de variables como el tamaño y giro de la empresa, la entidad federativa, los gastos en capacitación para los colaboradores, uso de otras TIC, inversión extranjera y gastos en innovación.

La elección de la metodología se inspira en estudios recientes aplicados a empresas mexicanas durante la pandemia de COVID-19, en los que se emplearon modelos de regresión logística para evaluar la probabilidad de que las empresas enfrentaran dificultades financieras (Rodríguez Reyes & Pasillas, 2025). Permitiendo constatar que factores como el tamaño de la empresa, la antigüedad, el sector económico, el género del propietario, apoyo gubernamental y pérdidas en ventas se asociaron significativamente con mayores probabilidades de experimentar estrés financiero.

El estudio se basa en la base de datos de los Censos Económicos 2024 del INEGI, seleccionando como población de análisis el universo de empresas mexicanas que reportaron información sobre el uso o no uso de IA en sus procesos productivos. Se realizó una depuración para identificar las unidades económicas que proporcionan información completa y confiable, lo que permitió contar con una muestra representativa.

Con el propósito de agrupar algunas variables, como la región, se consolidan en el modelo las entidades federativas en la regionalización propuesta por el Banco de México (2018) desde el reporte de las economías regionales:

- Norte: Baja California, Chihuahua, Coahuila, Nuevo León, Sonora y Tamaulipas.
- Centro Norte: Aguascalientes, Baja California Sur, Colima, Durango, Jalisco, Michoacán, Nayarit, San Luis Potosí, Sinaloa y Zacatecas.
- Centro: Ciudad de México, Estado de México, Guanajuato, Hidalgo, Morelos, Puebla, Querétaro y Tlaxcala.
- Sur: Campeche, Chiapas, Guerrero, Oaxaca, Quintana Roo, Tabasco, Veracruz y Yucatán.

El proceso de modelado requirió transformar las variables categóricas del Censo Económico 2024 en variables binarias que representara la adopción de la IA, así como algunas otras variables en el modelo como tipo dicotómico, 0 y 1, para reflejar si existen en la empresa o no y que fueran compatibles con el modelo que se deseaba representar.

La codificación se realizó en lenguaje R, utilizando los paquetes data-table, openxlsx y stringi. El criterio para estructurar la codificación tomando la categoría omitida para codificarse y servir como referencia estadística a partir de la tabla 3:

Tabla 4. Variables y tratamiento de datos

Variable Dependiente	Variable en el código	Tipo	Codificación	Categoría Omitida/Referencia
Adopción de la IA	IA_ADOP	Binaria	1 = Sí adopta IA / 0 = No adopta IA	Ninguna (variable dependiente)
Variable Independiente	Variable en el código	Tipo	Codificación	Categoría Omitida/Referencia
Antigüedad de la empresa	ANT_EMP	Numérica	Años desde inicio operaciones	—
Tamaño: Pequeña	TAM_PEQUENA	Dummy	1 = Sí, 0 = No	Microempresa
Tamaño: Mediana	TAM_MEDIANA	Dummy	1 = Sí, 0 = No	Microempresa
Tamaño: Grande	TAM_GRANDE	Dummy	1 = Sí, 0 = No	Microempresa
Región: Norte	REGION_NORTE	Dummy	1 = Sí, 0 = No	Región Sur
Región: Centro Norte	REGION_CENTRO_NORTE	Dummy	1 = Sí, 0 = No	Región Sur
Región: Centro	REGION_CENTRO	Dummy	1 = Sí, 0 = No	Región Sur
Manufacturas 31	SUBSEC_31	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Manufacturas 32	SUBSEC_32	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Manufacturas 33	SUBSEC_33	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23

Comercio al por mayor	SUBSEC_43	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Información en medios masivos	SUBSEC_51	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Servicios financieros	SUBSEC_52	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Servicios profesionales	SUBSEC_54	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Servicios de apoyo	SUBSEC_56	Dummy	1 = Sí, 0 = No	SUBSEC_23
Capital extranjero (%)	CAP_EXT	Numérica	% de participación	—
Colaboración con empresas extranjeras	COLLAB_EXT	Binaria	1 = Sí, 0 = No	—
Financiamiento usado	FIN_USO	Dummy	1 = Bancario / 0 = Apoyo gubernamental	Recursos propios
Gasto en innovación	GAST_INN	Binaria	1 = Sí, 0 = No	—
Gasto en capacitación (miles de pesos)	GAST_CAP	Numérica	Valor continuo	—

Personal técnico capacitado	CAP_TEC	Binaria	1 = Sí, 0 = No	—
Gasto en innovación	GAST_INN	Binaria	1 = Sí, 0 = No	—
Uso de otras TIC	USO_TIC	Binaria	1 = Sí, 0 = No	—
Productividad total	PROD	Numérica	Producción bruta total / empleados	—
Intensidad de capital	INT_CAP	Numérica	Activo fijo / empleados	—

Fuente: Elaboración propia

La variable dependiente es la adopción de IA (ia_adop), y se modela en función de las variables independientes:

$$IA_{ADOP} = \beta_0 + \beta_1 ANT_EMP + \beta_2 TAM_EMP + \beta_3 CAP_EXT + \beta_4 COLLAB_EXT + \beta_5 SUBSECTOR + \beta_6 REGIÓN + \beta_7 GAST_INN + \beta_8 USO_TIC + \beta_9 CAP_TEC + \beta_{10} GAST_CAP + \beta_{11} PROD + \beta_{12} INT_CAP + \varepsilon_{ia_adop}$$

Es importante resaltar que las variables región, tamaño y subsector omiten una variable que se determina como la que menor adopción de la IA puede tener para usarse como referencia y emitir conclusiones una vez obtenidos los *Odds Ratios*.

4.2. Cronograma del trabajo de campo de la investigación

El desarrollo del trabajo de campo se llevó a cabo en distintas etapas:

1. Revisión y adaptación de bases de datos: Depuración de la información de INEGI y construcción de la base de análisis una vez los microdatos del Censo Económico de 2024 sean compartidos. En el anexo 1 se puede observar la solicitud de acceso a microdatos del INEGI bajo la solicitud LM 2691. En el anexo 2 se aprecian las variables solicitadas al INEGI para el análisis de la presente investigación.
2. Codificación de variables: Asignación de categorías dicotómicas y ordinales para la regresión logística.
3. Pruebas de consistencia y robustez: Aplicación de algoritmos de selección de modelos para asegurar parsimonia, similar al procedimiento de eliminación reversa utilizado en investigaciones previas de Rodríguez Reyes y Pasillas (2025).

4. Ejecución del modelo de regresión logística binaria para estimar la influencia de las variables explicativas seleccionadas. El código enviado al INEGI para ser procesado se encuentra en el anexo 3.
5. Análisis de resultados y redacción de hallazgos. El cual fue llevado a cabo durante el periodo de noviembre 2025 a enero 2026.

4.3. Imprevistos y riesgos

Entre los riesgos más relevantes del trabajo de campo se encontraron:

- **Disponibilidad y calidad de datos:** Aunque el INEGI proporciona bases robustas, existieron inconsistencias o vacíos de información que limiten la muestra efectiva, así como la poca diferenciación y especificación en el uso de la IA.
- **Heterogeneidad empresarial:** Pues las diferencias entre sectores, tamaños de empresa y regiones pueden generar sesgos en la interpretación de resultados.
- **Resistencia cultural y sesgos de reporte:** Algunas empresas pueden minimizar o exagerar su nivel de adopción tecnológica, lo que afecta la validez de los datos.
- **Factores externos no controlados:** Instrumentos de evaluación y aplicación durante los Censos Económicos.
- **Cuestionarios poco definidos:** Los cuestionarios de INEGI no ahondan en el tipo, tareas y uso de la IA. Para mitigarlo, se decide que cualquier aplicación reportada, sea pequeña o grande, es suficiente para considerar el valor como Sí.

Cada etapa del trabajo de campo se orientó a verificar la hipótesis propuesta y sostenerla con evidencia confiable. La depuración de datos permite trabajar con una base íntegra y

representativa; la codificación de variables traduce la información disponible en indicadores útiles para el análisis; la estimación del modelo logístico binario hizo posible identificar el peso de cada factor en la adopción de IA; y las pruebas de consistencia fortalecen la validez de los resultados obtenidos.

Capítulo 5

5. Exposición de hallazgos

5.1. Organización de los hallazgos

Tras el análisis de los microdatos del Censo Económico del INEGI sobre la adopción de la IA en empresas mexicanas mediante un modelo logístico binario, se revela la heterogeneidad estructural del fenómeno, evidenciando factores clave que actúan como facilitadores o barreras en la adopción de la IA en las empresas mexicanas.

Los coeficientes del modelo, abajo nombrados como *Odds Ratio (OR)*, se interpretan como los factores multiplicadores que indican cuánto aumenta o disminuye la probabilidad de adopción de la IA cuando la empresa posee determinada característica estructural. Un OR mayor a 1 indica un efecto positivo sobre la adopción; un OR menor a 1, efecto negativo; y un OR igual a 1, ausencia de efecto.

5.1.1. Modelo Inicial (95% de significancia)

En el modelo inicial con 95% de significancia incorpora el conjunto amplio de variables candidatas con el fin de evitar exclusión de predictores relevantes que explican la adopción de IA que deseamos describir. Este modelo incluye todas las variables disponibles, con excepción de las categorías de referencia que actúan como base de comparación para evaluar el resultado de las Betas.

Tabla 5. Modelo Inicial 95% significancia

Término	Beta	SE	Z	P	Odds Ratio	Or CI Low	Or CI High
(Intercepto)	-5.65	0.06	-95.68	0.00	0.00	0.00	0.00
ANT_EMP	0.00	0.00	3.89	0.00	1.00	1.00	1.00
CAP_EXT	0.95	0.04	26.19	0.00	2.59	2.41	2.78
COLLAB_EXT	-0.01	0.08	-0.17	0.87	0.99	0.85	1.14
GAST_INN	0.00	0.00	-0.88	0.38	1.00	1.00	1.00
USO_TIC	-16.85	51.82	-0.33	0.75	0.00	0.00	VE
CAP_TEC	1.58	0.03	45.46	0.00	4.84	4.52	5.18
GAST_CAP	0.00	0.00	2.83	0.00	1.00	1.00	1.00
PROD	0.00	0.00	5.74	0.00	1.00	1.00	1.00
INT_CAP	0.00	0.00	-4.39	0.00	1.00	1.00	1.00
FIN_USO	0.65	0.03	23.30	0.00	1.92	1.82	2.03
TAM_PEQUENA	1.48	0.04	38.99	0.00	4.40	4.08	4.74
TAM_MEDIANA	1.74	0.05	34.96	0.00	5.71	5.18	6.30
TAM_GRANDE	2.39	0.04	54.79	0.00	10.96	10.06	11.94
REGION_NORTE	0.24	0.04	5.72	0.00	1.27	1.17	1.38
REGION_CENTRO_NORTE	0.09	0.04	2.10	0.04	1.09	1.01	1.19
REGION_CENTRO	0.01	0.04	0.28	0.78	1.01	0.94	1.09
SUBSEC_31	-1.87	0.07	-26.49	0.00	0.15	0.13	0.18
SUBSEC_32	-0.90	0.06	-14.32	0.00	0.41	0.36	0.46
SUBSEC_33	-1.13	0.06	-17.74	0.00	0.32	0.28	0.37
SUBSEC_43	0.33	0.05	6.85	0.00	1.38	1.26	1.52
SUBSEC_51	1.15	0.07	15.83	0.00	3.16	2.74	3.64
SUBSEC_52	1.12	0.06	18.54	0.00	3.07	2.72	3.45
SUBSEC_54	0.15	0.07	2.18	0.03	1.16	1.01	1.32
SUBSEC_56	-0.47	0.07	-6.69	0.00	0.63	0.55	0.72

Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI. Se excluye el modelo de 90% de significancia dada la similitud en los valores

El análisis del modelo inicial revela que la capacitación técnica, CAP_TEC, es la variable de mayor peso predictivo, con un OR de 4.84, lo que significa que las empresas con personal capacitado son casi cinco veces más propensas a adoptar la IA que aquellas que no cuentan con capacitación.

La participación de capital extranjero, CAP_EXT, presenta un OR de 2.59, lo que indica que la exposición a financiamiento, estándares e integración en cadenas de valor globales constituyen un acelerador significativo. Las empresas con capital mixto o extranjero operando requieren un uso intensivo de tecnologías (Borensztein, Lee, & De Gregorio, 1998), lo cual se traduce en una propensión mayor a adoptar IA.

El tamaño de la empresa cuenta con influencia de forma escalonada. Las empresas medianas cuentan con un OR de 5.71 y las grandes de 10.96 respecto a las microempresas, que son la categoría de referencia. Esta diferencia refleja que la adopción de IA se sustenta en estructuras organizacionales con mayor capacidad de absorción de costos de implementación, personal procesos y entrenamiento.

En cuanto a la distribución geográfica de las empresas en el país, la Región Norte presenta un OR de 1.27, consistente con la concentración de industrias exportadoras y maquilas que operan bajo el ecosistema global. La Región Centro-Norte muestra un efecto marginal positivo, un OR de 1.09, mientras que las regiones Centro y Sur no resultan estadísticamente significativas.

Los subsectores económicos muestran una polarización diferenciada: las industrias manufactureras tradicionales, integradas en SUBSEC_31, 32 y 33, presentan un OR entre 0.15 y 0.41; es decir, una baja propensión a la adopción. Por su parte, los servicios de información y servicios financieros, SUBSEC_51 y SUBSEC_52, cuenta con ORs de 3.16 y 3.07, respectivamente.

Lo anterior nos indica que los sectores terciarios de la economía lideran la adopción digital de tecnologías emergentes, como la IA, pues su modelo de negocio está ligado al procesamiento y análisis de datos a gran escala, lo cual puede eficientarse con el uso de la IA.

El modelo inicial también identifica variables cuya relación con la adopción de IA no resultó estadísticamente significativa al nivel del 95%. La colaboración con empresas extranjeras, *COLLAB_EXT*, cuanta con un valor *p* de 0.87, por lo que no constituye un predictor significativo, lo que sugiere que la mera existencia de contratos con empresas externas no es suficiente para impulsar la adopción.

El gasto en innovación, *GAST_INN*, cuyo valor *p* es igual a 0.38, tampoco resultó un predictor significativo, lo que puede indicar que en el contexto mexicano la innovación formal no está vinculada sistemáticamente a la adopción de IA, posiblemente porque dicho gasto se orienta a otras áreas tecnológicas.

Finalmente, la Región Centro no muestra diferencia estadística respecto al Sur, que tiene un valor *p* de 0.78, lo que apunta a condiciones de adopción similares entre ambas regiones y no una diferenciación marcada.

5.1.2. Pruebas de robustez del modelo inicial

Para evaluar la estabilidad de las estimaciones del modelo inicial, se examinó la consistencia de signos y magnitudes de los coeficientes en las variables de interés principal. La variable *USO_TIC* presentó indicios de cuasi-separación perfecta, evidenciada por un coeficiente de magnitud inusualmente alta, $\beta = -16.85$, acompañado de un error estándar elevado, $SE =$

51.82, y un intervalo de confianza superior no calculable. Este fenómeno ocurre cuando una variable predice de manera casi determinística la variable dependiente en algún subconjunto de observaciones, impidiendo que el algoritmo de máxima verosimilitud converja a estimaciones estables (Albert & Anderson, 1984).

En presencia de separación, los estimadores de máxima verosimilitud no existen o son infinitos, y los errores estándar se inflan de manera artificial, haciendo que los coeficientes carezcan de interpretación sustantiva (Heinze & Schemper, 2002). Dado que la inclusión de esta variable compromete la estabilidad e interpretabilidad del modelo, se optó por excluirla del modelo final, procedimiento consistente con las recomendaciones de Hosmer, Lemeshow y Sturdivant (2013) para el tratamiento de variables que generan problemas de convergencia en modelos logísticos binarios.

Las variables restantes en el modelo inicial como CAP_TEC, CAP_EXT, FIN_USO, tamaño de empresa y subsectores, mantienen valores coherentes con las hipótesis planteadas y con la literatura sobre adopción tecnológica, lo cual es la primera señal de robustez previo a la especificación parsimoniosa.

Tabla 6. Validación de coeficientes del modelo

logLik	AIC	BIC	N	pseudoR2_McFadden
-26,250	52,551	52,846	984,094	0.4046

Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI.

El modelo inicial incluye un mayor número de variables explicativas, lo que contribuye a que presente un mejor ajuste absoluto en todos los criterios de evaluación. Específicamente, este

modelo alcanza un logLik menos negativo de $-26,250$, un AIC inferior de $52,551$, un BIC también menor de $52,846$ y un pseudo R^2 de McFadden más alto, situándose en 0.4046 .

5.1.3. Modelo Final (95% de significancia)

Para garantizar la parsimonia y estabilidad de las estimaciones, se aplicó un procedimiento de eliminación reversa que excluyó variables cuya significancia estadística, p , era mayor 0.05 . El modelo final de 95% de significancia se muestra en la tabla 6.

Tabla 7. Modelo Final 95% significancia

Término	beta	se	z	p	odds ratio	or ci low	or ci high
(Intercepto)	-5.99	0.05	-111.83	0.00	0.00	0.00	0.00
CAP_EXT	1.11	0.03	32.82	0.00	3.03	2.83	3.24
CAP_TEC	1.69	0.03	51.76	0.00	5.41	5.07	5.77
FIN_USO	0.57	0.03	21.45	0.00	1.77	1.68	1.87
TAM_PEQUENA	1.47	0.04	41.66	0.00	4.37	4.08	4.68
TAM_MEDIANA	2.02	0.05	42.22	0.00	7.54	6.87	8.28
TAM_GRANDE	2.72	0.04	65.13	0.00	15.16	13.97	16.45
REGION_NORTE	0.16	0.03	5.32	0.00	1.17	1.10	1.24
SUBSEC_43	0.20	0.05	4.31	0.00	1.23	1.12	1.34
SUBSEC_51	0.98	0.07	13.86	0.00	2.66	2.32	3.05
SUBSEC_52	0.94	0.06	15.77	0.00	2.55	2.27	2.87

Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI. Se excluye el modelo de 90% de significancia dada la similitud en los valores

El modelo final confirma los hallazgos del modelo inicial, con una notable ganancia en la magnitud de los efectos estimados. La capacitación técnica, CAP_TEC, incrementó el OR a 5.41 , consolidando el predictor de que el capital humano calificado es el factor más relevante en la adopción de IA en México.

Lo anterior está en relación con el modelo TOE, donde la dimensión organizacional es una condicionante primaria en la adopción tecnológica (Tornatzky & Fleischer, 1990) y se representa en la capacidad de aprendizaje y absorción del talento humano.

Un segundo factor relevante es la participación de capital extranjero en la estructura financiera de la organización, en el que su *Odds Ratio* de 3.03 indica que esto representa más de tres veces respecto a las empresas cuyo capital es exclusivamente nacional. Como se ha explicado con anterioridad, la exposición a estándares y requerimientos extranjeros impulsa a las empresas a interactuar con cadenas de valor y presiones competitivas más altas, lo cual demanda el uso de tecnología de forma intensiva (Borensztein, Lee, & De Gregorio, 1998).

La existencia de la inversión extranjera en las empresas mexicanas permite desarrollar cadenas de valor globales y acceso tecnologías, pero exacerba las brechas entre empresas nacionales y multinacionales en términos de capacidad de absorción tecnológica y se demuestra en el factor del modelo al no poder integrarse en un desarrollo económico local, motivando a más unidades económicas a integrarse a esta red (Moreno-Brid & Ros, 2010).

El escalonamiento por tamaño de empresa se exagera en el modelo final, donde las empresas medianas ahora tienen un OR de 7.54 y las grandes 15.16 frente a las microempresas. La diferencia en magnitud respecto al modelo inicial sugiere que al eliminar el ruido estadístico de las variables marginales, el efecto del tamaño es estimado con mayor precisión.

La brecha entre las grandes empresas y las microempresas ilustra la profunda segmentación estructural en la composición del tejido empresarial de México, lo que apunta

a la necesidad de contar con políticas públicas diferenciadas y adaptadas a cada uno de estos sectores.

Es importante contrastar esta información respecto a los resultados de los tabulados del INEGI presentados con anterioridad, ya que las empresas más grandes resultaban ampliamente dominadoras en proporción, respecto a las medianas, pequeñas y micro, aunque estas últimas eran las que superaban en número de unidades económicas (INEGI, 2024).

El acceso a financiamiento, FIN_USO cuyo valor es de 1.77 se mantiene significativo, pero de magnitud moderada, por lo que el financiamiento y acceso a capital continúa siendo necesaria, pero no suficiente para explicar la adopción de la IA. El efecto de esta variable resulta menor que otras variables, por lo que la barrera principal continúa siendo el capital humano y no el financiero.

La Región Norte conserva su efecto positivo en adopción de IA, con un OR de 1.17, pero menor que el inicial. Esto se podría argumentar con la correlación que guardan la región y el capital extranjero presente en los ecosistemas en ese sector del país.

Los subsectores económicos obtenidos a partir de la clasificación del SCIAN ayudan a ejemplificar cómo ciertos tipos de industrias y comercios son más propensos a adoptar herramientas tecnológicas como la IA. Lo anterior se puede resumir en la siguiente tabla:

Tabla 8. Subsectores y su adopción de IA

Variable	Subsector Económico	Odds Ratio	Interpretación
SUBSEC_31	Fabricación de alimentos, bebidas, textiles	0.16	Muy baja adopción
SUBSEC_32	Industria de madera, impresión, papel, química	0.34	Baja adopción
SUBSEC_33	Industrias Metálicas	0.28	Baja adopción
SUBSEC_43	Comercio al por mayor	1.23	Adopción moderada
SUBSEC_51	Información en medios masivos	2.66	Adopción alta
SUBSEC_52	Servicios financieros y de seguros	2.55	Adopción alta
SUBSEC_54	Servicios profesionales, científicos y técnicos	0.56	Baja adopción
SUBSEC_56	Servicios de apoyo a negocios y manejo de desechos	0.52	Baja adopción

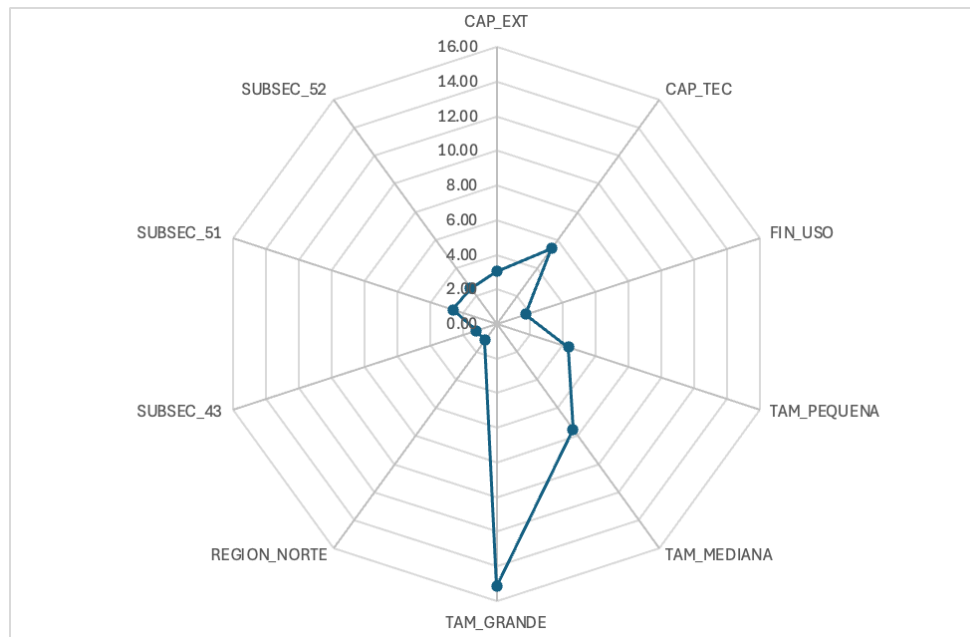
Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI

Los subsectores de información y servicios financieros mantienen su ventaja diferencial, con OR de 2.66 y 2.55 respectivamente, mientras que las manufacturas tradicionales confirman su rezago aún en el modelo final.

Otros subsectores que no visibles respecto a la tabla 7 se dan debido a la exclusión del modelo final a 95% de significancia debido a su valor p y baja influencia en la adopción

de la IA. Sin embargo, es relevante incluirlos en la discusión para evidenciar la disparidad entre los sectores económicos en el país

Figura 9. Variables que influyen en la adopción de IA según el *Odds Ratio* bajo un modelo de 95% de significancia



Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI

La antigüedad de la empresa tiene efectos positivos pero marginales. Si bien es estadísticamente significativa, indicando que la trayectoria organizacional aporta estabilidad y formalización de procesos, no representa un factor determinante en el proceso de adopción y se decide removerla del modelo final.

5.1.4. Robustez del modelo final

La validez de los resultados del modelo se evalúa a través del ajuste global del modelo y la estabilidad de los coeficientes respecto al modelo inicial. Sobre el ajuste global, el pseudo R^2

de McFadden alcanza un valor de 0.36, que en el contexto de fenómenos sociales y empresariales heterogéneos, indica un ajuste satisfactorio, con una capacidad explicativa de los determinantes seleccionados.

Si bien el valor resulta inferior al modelo inicial, de 0.40, es importante destacar que el pseudo R^2 de McFadden no es un indicador adecuado para comparar modelos con distinto número de predictores, pues tiende a aumentar de manera artificial conforme se agregan variables al modelo, independientemente de su aporte sustantivo. Por lo anterior, no debe usarse este coeficiente como señal de que un modelo es superior a otro.

Tabla 9. Validación de coeficientes del modelo

logLik	AIC	BIC	N	pseudoR2_McFadden
-29,800	59,642	59,889	984,126.00	0.3620

Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI

El modelo final es una versión más parsimoniosa. Al reducir la complejidad y el número de variables, sus métricas reflejan un ajuste menor en comparación directa con el modelo inicial, presentando un logLik de -29,800, un AIC de 59,642, un BIC de 59,889 y un pseudo R^2 de McFadden de 0.3620.

A continuación, se muestra una tabla resumen que contrasta las métricas entre ambos modelos:

Tabla 10. Comparación de criterios de ajuste: modelo inicial vs. modelo final

Criterio	Modelo Inicial	Modelo Final
logLik	-26,250.79	-29,800.02
AIC	52,551.58	59,642.04
BIC	52,846.49	59,889.83
N	981,094	984,126
Pseudo R ² de McFadden	0.4046	0.3620

Fuente: elaboración propia a partir del resultado del modelo de regresión logística binaria obtenido de los microdatos de los Censos Económicos 2024 del INEGI

Los criterios AIC y BIC, que penalizan la complejidad, son indicadores apropiados para comparar especificaciones. En este caso, ambos criterios aumentan al pasar del modelo inicial al final, lo que indica que las variables excluidas sí contribuían con información útil. En este trabajo de investigación es necesario reconocer la disyuntiva entre estabilidad estadística y capacidad explicativa del modelo.

Los resultados obtenidos a partir del modelo de regresión logística binaria muestran cómo la adopción de la IA en las empresas mexicanas no corresponde a un solo factor determinante, sino a un conjunto de variables que engloban la estructura financiera de las empresas, la exposición al entorno global y la relevancia de la capacitación técnica entre los colaboradores.

Esta consistencia entre el modelo inicial y el modelo final sugiere que los resultados no dependen de una especificación particular del modelo, lo que constituye evidencia de la robustez de los principales hallazgos empíricos de esta investigación. La diferencia en el pseudo R² de McFadden entre ambos modelos, 0.4046 vs. 0.3620, refleja principalmente la

exclusión de variables problemáticas y no una pérdida de poder explicativo sustantiva en las variables de interés.

5.2. Impacto de la investigación

Los hallazgos en la investigación permiten comprender las razones del rezago en la adopción de IA en México y permiten desarrollar u orientar la creación de políticas públicas en sectores específicos con el propósito de impulsar la competitividad de los diferentes sectores económicos y reducir la brecha que existe entre ellas.

La respuesta a la pregunta de investigación acerca de las variables que influyen mayormente en la adopción de la IA puede responderse como una serie de factores que involucran al capital humano como habilitador de la transformación digital, pero también una serie de factores que abarcan la ubicación geográfica, las facilidades de adopción por subsectores económico y la configuración financiera de las empresas.

El resultado de la investigación demuestra la brecha existente entre las organizaciones y su vinculación en mercados internacionales contra las que colaboran en un entorno exclusivamente local, lo cual es un factor que profundiza las desigualdades en la adopción tecnológica que estas empresas tienen.

Un impacto más de esta investigación es la identificación de patrones que condicionan la adopción de la IA. Los sectores intensivos en información, como los servicios financieros y los medios de comunicación, presentan una mayor probabilidad de adoptar IA, mientras que industrias consideradas tradicionales se encuentran rezagados en la adopción. Lo anterior

nos puede indicar que el desarrollo tecnológico en México es dispar, lo que requiere políticas específicas dentro de cada uno de estos sectores que permitan acelerar la transición tecnológica e identificar aplicaciones en las que la mayoría de los sectores sean los beneficiados.

En contraste con el modelo TOE aplicado por Nguyen, Le y Ly Vu (2022) en el contexto vietnamita, donde el tamaño de la empresa no resultó ser un determinante significativo, la evidencia censal de México demuestra que el tamaño sí opera como un predictor estructural de magnitud relevante. Esto refuerza el argumento de que los factores organizacionales del modelo TOE adquieren influencias diferentes según el grado de madurez digital de cada economía, donde las condiciones del país magnifican el efecto del tamaño como predictor.

La evidencia obtenida confirma algunas de las hipótesis planteadas, como que la ubicación geográfica y la participación extranjera de capital refuerzan la adopción de la IA, sino que nos ayuda a crear una base para avanzar en la discusión sobre los determinantes de la transformación digital en México, con el potencial de aumentar la productividad de los distintos sectores económicos y empresas que los conforman.

Capítulo 6

6. Discusión final

La evidencia empírica obtenida permite responder la pregunta de investigación desde una perspectiva estructural. Los factores que determinan la adopción de IA en las empresas mexicanas no son primordialmente tecnológicos ni financieros, sino organizacionales y relacionales.

Este hallazgo es coherente con lo que Tornatzky y Fleischer (1990) denominan el “contexto organizacional” en el modelo TOE como la capacidad interna de la empresa para absorber e integrar innovaciones. En México, el capital humano calificado es un motor de innovación con mayor relevancia que el acceso a capital financiero, desafiando la idea de que la falta de recursos es la principal barrera en países en desarrollo.

Sorprendentemente, la magnitud financiera del gasto en capacitación no modifica la probabilidad en la misma proporción, indicando que lo vital es la naturaleza de las habilidades adquiridas. Los directivos deben reorientar sus esfuerzos hacia programas de formación y talento humano, pues destinar recursos financieros a la tecnología carece de impacto si no se dota a los colaboradores de las competencias para integrarla operativamente y elevar la productividad de la organización.

Los clústeres tecnológicos, así como la cercanía que tienen las empresas ubicadas en la región Norte del país favorecen un entorno en el que la IA puede florecer. En ecosistemas desarrollados, el modelo de TOE postula que el tamaño no siempre es un factor concluyente (Tornatzky & Fleischer, 1990); sin embargo, la evidencia recolectada demuestra que en el

contexto mexicano tanto el tamaño como la participación de capital extranjero son determinantes.

Los hallazgos evidencian que las actividades intensivas en información, como los servicios financieros y los medios masivos, lideran la transición tecnológica. En contraste, la industria manufacturera tradicional exhibe un rezago profundo en sus probabilidades de adopción. Considerando que este último sector es de amplia relevancia en las cadenas de suministro del país, esta brecha requiere el diseño de políticas públicas específicas y focalizadas que aceleren la transición tecnológica industrial, evitando la pérdida de competitividad frente a economías fuertemente automatizadas.

La correlación positiva entre el origen de capital de la empresa y su adopción en materia de IA refleja una dinámica global en la que las cadenas de valor refuerzan la modernización tecnológica, lo cual puede tanto acelerar como exacerbar las brechas económicas en las empresas que operan de manera local.

Se encontró que la antigüedad de las empresas no está directamente relacionada con la adopción de la IA, lo que indica que la agilidad y necesidad por adaptarse a un entorno económico cambiante en la era digital tienen mayor importancia en el accionar de las organizaciones.

La adopción de IA en el país no obedece a un proceso de democratización tecnológica generalizada, sino a una acumulación de ventajas competitivas ligadas al volumen de recursos y a la exposición a mercados globales.

Es importante reconocer que una de las limitantes de la investigación es la incapacidad de articular el uso preciso de la IA, dado que esto no está descrito en los cuestionarios del censo, por lo que a medida que estos evolucionen y se nutran de las consultas públicas, se podrán retomar las investigaciones partiendo de esta como base.

Al utilizar un diseño de corte transversal basado en los Censos Económicos 2024, el modelo captura asociaciones probabilísticas y no relaciones de causalidad absoluta a lo largo del tiempo. Es importante recordar que existe riesgo de endogeneidad, pues no es posible determinar unívocamente si la alta productividad facilita la adopción de IA, o si la IA es la causa exclusiva del aumento productivo. Asimismo, los cuestionarios del INEGI limitan el análisis al no detallar el tipo, tareas o intensidad de uso de la IA, y el modelo no logra capturar factores intangibles críticos como la cultura organizacional, la resistencia al cambio o la estrategia directiva.

6.1. Líneas para futuras investigaciones

Dado que este fue el primer censo del INEGI que incluye información acerca de la adopción de IA, el análisis es algo limitado en cuestiones como aplicación e intensidad de uso, las líneas de investigación futuras son prometedoras. Cuando el Instituto amplíe la consulta acerca de la IA y se pueda relacionar con la productividad más recomendaciones podrán emitirse a partir del contraste entre variables.

Del mismo modo, se puede evaluar y hacer un seguimiento mediante un análisis de tipo panel en la que se evalúen las unidades económicas a lo largo de varios censos e

identificar si hay relación entre intensidad de uso y aumento de la productividad, así como el impacto que esta guarda en la disminución de empleos.

Con lo anterior, valdría la pena ampliar la investigación y conocer si el uso intensivo de la IA realmente potencia la productividad o si el impacto es mayormente aplicado hacia el desplazamiento o transformación de puestos de empleo. Para ello también es importante identificar mecanismos y políticas para que las Pymes logren superar las barreras de adopción que hoy están presentes.

Valdría la pena considerar si dentro de las decisiones empresariales se busque mejorar la productividad aun cuando esta pueda significar la pérdida de empleos, o si es necesario definir un equilibrio que salvaguarde la integridad de los colaboradores y les permita realizar sus tareas con mayor eficiencia.

6.2. Relevancia y trascendencia disciplinaria de la investigación

El presente trabajo busca servir como una guía empírica para identificar áreas de oportunidad en las organizaciones mexicanas. Proporciona herramientas base para que el directivo destine sus recursos hacia oportunidades como capacitación a sus colaboradores en tecnologías emergentes como un medio de acelerar su adopción y elevar la productividad y resiliencia de la organización.

Desde una perspectiva directiva, uno de los hallazgos más relevantes de esta investigación es que la barrera crítica para la modernización empresarial no es la accesibilidad a la tecnología, sino la capacidad de absorción del capital humano para integrar

nuevas lógicas operativas. Por lo que la adopción de la IA debe orquestarse a partir del desarrollo de capacidades de los colaboradores para generar crecimiento sostenible.

Por lo tanto, la adopción de la Inteligencia Artificial debe gestionarse no como una actualización de sistemas, sino como una innovación que exige rediseñar la estructura de la organización. Las empresas requieren líderes que trasciendan la visión operativa y fomenten una cultura de aprendizaje continuo, donde la IA se aproveche para potenciar las capacidades del talento y generar valor a largo plazo y no como un vehículo de reducción de costos.

Conclusiones

El propósito central de esta investigación fue determinar las variables estructurales, organizacionales y económicas que explican la adopción de la IA en las empresas mexicanas. Se demostró mediante un modelo de regresión logística binaria que factores como el tamaño de la empresa, la capacitación, subsector económico y estructura de capital son determinantes en la adopción de esta tecnología, respondiendo así a la pregunta de investigación.

La hipótesis se confirma parcialmente pues el tamaño de la empresa, el capital extranjero, el subsector y la región son determinantes significativos en la adopción de IA. No obstante, este resultado se matiza al descartar la antigüedad de la organización como un predictor significativo, así como identificar a la capacitación técnica del personal como el factor con mayor magnitud, redefiniendo al capital humano como la barrera o facilitador más relevante del proceso.

Factores como la capacitación del personal, el tamaño y la conformación de la empresa funcionan como catalizadores en la integración de tecnologías en las organizaciones. La integración de las empresas en economías globales, favorecidas por el sector y fondeo, juega un papel determinante en la dinámica de adopción tecnológica, en especial su vinculación con cadenas de valor norteamericanas que Moreno-Brid y Ros (2010) identifican como elemento estructural de la economía nacional.

Los resultados obtenidos presentan tanto convergencias como divergencias relevantes respecto a la literatura internacional. Alineado con Davenport y Ronanki (2018), la adopción efectiva de la IA requiere una cultura organizacional y capacidades internas que integren la

tecnología, lo cual es respaldado por el predictor de la capacitación técnica como principal determinante. Sin embargo, los estudios que respaldan a la manufactura como un segmento que adopta a la IA (Chui, y otros, 2018), la realidad mexicana lo presenta como uno de los espacios con la menor integración de esta tecnología. Esto sugiere que los patrones globales de adopción no se replican uniformemente en un país dominado por microempresas.

El capital extranjero como facilitador es consistente con la teoría de absorción tecnológica de Borensztein, Lee y De Gregorio (1998), quienes demuestran que la inversión extranjera directa acelera la transferencia de tecnología cuando el país receptor cuenta con las competencias base en su personal. El modelo confirma que el capital extranjero y la capacitación técnica actúan como determinantes que se refuerzan mutuamente. Asimismo, el efecto positivo de la Región Norte es coherente con los factores ambientales del modelo TOE de Tornatzky y Fleischer (1990) y aplicado por Nguyen y Vu (2022), donde el entorno competitivo e institucional moldea la propensión a adoptar innovaciones.

El presente estudio aporta un matiz relevante para el contexto mexicano, pues el tamaño de la empresa va de la mano con la exposición internacional del capital. Esto sugiere que en economías emergentes la brecha de adopción no se debe únicamente a diferencias de escala, sino también a las diferencias en la integración de las empresas en los mercados.

La polarización existente entre los diferentes sectores económicos coincide con los reportes de la CEPAL (Jung & Katz, 2025), que identifican al sector financiero y de servicios como el de mayor dinamismo tecnológico en América Latina, y a la Manufactura tradicional como el de menor actividad. El presente estudio confirma este comportamiento con evidencia

censal para México, aportando estimaciones de magnitud a partir de datos estadísticamente representativos.

Las implicaciones de esta investigación, dentro de los límites de su alcance, son de doble nivel. A nivel microeconómico, los resultados sugieren que las organizaciones deben priorizar la inversión en la formación técnica de sus colaboradores sobre la mera adquisición de infraestructura tecnológica. Y a nivel macroeconómico, los hallazgos abren la puerta para diseñar estrategias diferenciadas por sector y región, con énfasis en el sector manufacturero, para impulsar su competitividad dentro de las cadenas de valor globales.

Es necesario señalar que el estudio cuenta con áreas de mejora debido a sus limitaciones metodológicas. Al tratarse de un análisis transversal, los hallazgos establecen asociaciones probabilísticas y enfrentan riesgos de endogeneidad. Además, el instrumento general del INEGI no permite medir la profundidad y tipo de herramientas de IA utilizadas, ni variables culturales e intangibles de las organizaciones, aspectos que requerirán abordarse en futuras investigaciones cualitativas y longitudinales.

Analizar la adopción de la IA ha permitido vincular el rigor metodológico y estadístico con los retos operativos que enfrente en el diseño y ejecución de estrategias corporativas, especialmente en áreas críticas como la planeación de la demanda y la gestión ágil de componentes en cadenas de suministro globales. Comprender empíricamente que la tecnología no optimiza la competitividad si no está respaldada por una profunda adaptación del talento humano, brinda una visión directiva mucho más integral para liderar proyectos de innovación con impacto real en el negocio.

7. Referencias

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-723.
- Albert, A., & Anderson, J. A. (1984). On the existence of maximum likelihood estimates in logistic regression models. *Biometrika*, 71(1), 1-10.
- Anibal Rivero, R. A., Armijo Borja, G. M., Bastidas Gonzalez, L. D., Heredia Perez Grimaldo, & Saltos Garcia, P. A. (2025). Impacto de la inteligencia artificial en la Innovación empresarial en PYMES: perspectiva desde la educación superior. *Revista InveCom*, 5(4), 1-7.
- Banco de México. (2018). *Reporte sobre las Economías Regionales*. Ciudad de México: Banxico.
- Baños Gonzalez, V. (30 de noviembre de 2024). La inteligencia artificial, estudio de su evolución y aplicación en México. *Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI*, 12(4), 250-260.
- Bender, E. M., McMillan-Major, A., Gebru, T., & Shmitchell, S. (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? *FAccT '21: Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (págs. 610-623). Virtual Event Canada: Association for Computing Machinery.
- Borensztein, E., Lee, J.-W., & De Gregorio, J. (1998). How Does Foreign Investment Affect Growth? *Journal of International Economics*, 45(1), 115-135.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). The Business of Artificial Intelligence. *Harvard Business Review*, 95(4), 3-11. Recuperado de <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence>
- Buchanan, B., & Feigenbaum, E. (1978). *Dendral and Meta-Dendral: Their Applications Dimension*. Stanford: Computer Science Department.
- Casanova, H. (15 de junio de 2023). *¿Cómo la Inteligencia Artificial puede ayudar a las pymes de América Latina?* Obtenido de Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe: <https://www.caf.com/es/blog/como-la-inteligencia-artificial-puede-ayudar-a-las-pymes-de-america-latina/>
- Centro Nacional de Inteligencia Artificial. (2024). *Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial*. Santiago de Chile: CENIA. Obtenido de https://indicelatam.cl/wp-content/uploads/2024/09/ILIA_2024.pdf
- Chui, M., Manyika, J., Miremadi, M., Henke, N., Chung, R., Nel, P., & Malhotra, S. (2018). *Notes from the AI Frontier: Insights from Hundreds of Use Cases*. New York: McKinsey Global Institute.

-
- Cisco Systems. (2025). *Realizing the Value of AI. Cisco AI Readiness Index 2025*. San Jose: Cisco.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). *The Impact of Artificial Intelligence on Innovation*. NBER Working Paper Series.
- Cohen, W., & Levinthal, D. (1990). Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35, 128-152.
- Cortés Ricard, M. (2 de enero de 2025). *Ventajas y retos de la IA en las empresas*. Obtenido de Beyond: <https://www.esade.edu/beyond/es/ventajas-retos-inteligencia-artificial-empresas/>
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
- Del Pozo, C. M., Gómez Mont, C., & Martínez Pinto, C. (2020). *Resumen Ejecutivo de la Agenda Nacional Mexicana de Inteligencia Artificial*. Ciudad de México: C Minds.
- Deloitte. (2025). *Deloitte's State of Generative AI in the Enterprise*. New York: Deloitte. Obtenido de <https://www.deloitte.com/content/dam/assets-shared/docs/about/2025/quarter-4.pdf>
- Giralt Hernández, E. (2024). *Hacia una implementación ética e inclusiva de la Inteligencia Artificial en las organizaciones: un marco multidimensional*. Barcelona.
- Heinze, G., & Schemper, M. (2002). A solution to the problem of separation in logistic regression. *Statistics in Medicine*, 21(6), 2409-2419.
- Hosmer Jr., D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression*. New Jersey: Wiley.
- IMSS. (2 de abril de 2025). *IMSS desarrolla Inteligencia Artificial (IA) para evaluar respuesta a inmunoterapia en pacientes con melanoma*. Obtenido de IMSS: <https://www.imss.gob.mx/prensa/archivo/202504/167>
- INEGI. (2024). *Censos Económicos 2024. Resultados oportunos*. Obtenido de INEGI: https://www.inegi.org.mx/contenidos/programas/ce/2024/tabulados/ronace24_07.xlsx
- INEGI. (agosto de 2025). *Censos Económicos (CE) 2024 - Cuestionarios*. Obtenido de INEGI: https://www.inegi.org.mx/contenidos/programas/ce/2024/doc/ce2024_i0s.pdf
- Jung, J., & Katz, R. (31 de julio de 2025). *Impacto económico de la inteligencia artificial en América Latina: transformación tecnológica y rezago en materia de inversión y capacidades laborales*. Santiago: CEPAL. Obtenido de CEPAL: https://www.cepal.org/es/publicaciones/81909-impacto-economico-la-inteligencia-artificial-america-latina-transformacion?utm_source=chatgpt.com
-

- McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C. (1955). *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*. Stanford: Stanford University.
- Mejía, E. (11 de diciembre de 2024). *Empresas mexicanas muestran rezagos para aprovechar la IA*. Obtenido de El Financiero:
https://www.elfinanciero.com.mx/factor-fintec/2024/12/11/empresas-mexicanas-muestran-rezagos-para-aprovechar-la-ia/?utm_source=chatgpt.com
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.
- Moreno-Brid, J. C., & Ros, J. (2010). Development and Growth in the Mexican Economy. A Historical Perspective. *El Trimestre Económico*, 77(305), 247-251.
- Newell, A., & Simon, H. (1961). *GPS, A Program that Simulates Human Thought*. Cambridge: McGraw Hill.
- Newell, A., Simon, H., & Shaw, C. (1956). *The Logic Theory Machine: A Complex Information Processing System*. Cambridge: RAND Corporation.
- Nguyen, T. H., Le, X., & Ly Vu, T. L. (diciembre de 2022). An Extended Technology-Organization-Environment (TOE) Framework for Online Retailing Utilization in Digital Transformation: Empirical Evidence from Vietnam. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 8(4), 1-22.
- Nilsson, N. J. (1998). *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers.
- ONU. (06 de febrero de 2025). *Objetivo 12: Garantizar modalidades de consumo y producción sostenibles*. Obtenido de Objetivos de Desarrollo Sostenible:
<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/sustainable-consumption-production/>
- Oxford Insights. (02 de febrero de 2025). *Government AI Readiness Index 2024*. Obtenido de Oxford Insights: <https://oxfordinsights.com/ai-readiness/ai-readiness-index/>
- Pernas Ciudad, E. (2022). Inteligencia Artificial y los Objetivos de Desarrollo Sostenible: Cooperación Necesaria. *Revista de Derecho UNED*(29), 495-520.
- PwC. (25 de junio de 2025). *El impacto de la IA en el trabajo: Barómetro global de la IA en el mundo laboral 2025 de PwC*. Obtenido de PwC México:
https://www.pwc.com/mx/es/prensa/barometro-laboral-ia-2025.html?utm_source=chatgpt.com
- Raman, R. K. (2025). Navegando por el desarrollo de la inteligencia artificial general: caminos sociales, tecnológicos, éticos e inspirados en el cerebro. *Nature*, 637(8002), 45-52. <https://doi.org/10.1038/s41586-025-08628-5>
- Rodriguez Abitia, G., Vidrio, S., & Montiel Sanchez, S. (2004). Assessing the State of e-Readiness for Small and Medium Companies in Mexico: A Proposed Taxonomy

- and Adoption Model. *Association for Information Systems AIS Electronic Library (AISeL)*, 548-553.
- Rodriguez Reyes, L. R., & Pasillas, M. (2025). Un estudio sobre las dificultades financieras relacionadas con el COVID-19 en las empresas de México. *Management Research: Journal of the Iberoamerican Academy of Management*.
- Russell, S., & Norvig, P. (2010). Artificial Intelligence: A Modern Approach. En S. Russell, & P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (pág. 34). New Jersey: Prentice Hall.
- Sánchez Rivas, N. (9 de abril de 2025). *IA en la gestión del agua: oportunidades, retos y casos de aplicación*. Obtenido de Campus Milenio:
<https://suplementocampus.com/ia-en-la-gestion-del-agua-oportunidades-retos-y-casos-de-aplicacion/?srsltid=AfmBOorwG-7tDmOHhIHhkoKWtwqeZGfYjY43316WfOU4ahWPwEC-t3ld>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461-464.
- Shortliffe, E. H. (1976). *Computer-based medical consultations: MYCIN*. New York: Elsevier Computer Science Library.
- Silver, D. H. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529, 484-489.
- Singh, A., Lu, C., Gupta, G., Behari, N., Chopra, A., Blanc, J., . . . Raskar, R. (2024). *A Perspective on Decentralizing AI*. Cambridge, MA: MIT Media Lab.
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The Process of Technology Innovation*. Lexington: Lexington Books.
- UNESCO. (2024). *México: Evaluación del estadio de preparación de la inteligencia artificial*. París: UNESCO.
- Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I., Balaam, M., Dignum, V., Domisch, S., . . . Fuso Nerini, F. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nature Communications*, 11(233).
- Zuinaga de Mazzei, S. (2014). Resistencia al cambio organizacional en una pequeña y mediana empresa (PyME) del sector industrial. *TELOS. Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales Universidad Rafael Belloso Chacín*, 226-242.

ANEXOS

8. Anexos

Anexo 1. Solicitud de acceso a Microdatos INEGI – folio 2691



Solicitud de acceso a microdatos mediante Procesamiento remoto o Laboratorio de microdatos

Folio número	2691
Fecha de la solicitud	20/10/2025

Datos del usuario:

Nombre:	Roberto Daniel González Gallegos		
Fecha de nacimiento:	17/09/1994		
País de nacimiento:	México		
País de residencia:	México		
Sexo:	Hombre	☒	Mujer
Nivel de escolaridad:	Maestría		
Dirección:	Avenida Admar 1216 int.207, San Agustín, Jalisco, México		
Entidad federativa nacimiento (si aplica):	Jalisco		
Entidad federativa residencia (si aplica):	Jalisco		
Correo electrónico registrado:	ii692032@iteso.mx		
Otro correo electrónico:	ii692032@iteso.mx		
Teléfonos			
Particular:			
Celular:	523314297296		
Institucional:			
Ocupación:			
Servidor público del Estado Mexicano			
Funcionario de organismo internacional			
Funcionario de institución pública de estadística			
Investigador			
Estudiante:	Maestría		
	Doctorado		
¿Es becario activo de CONACYT o investigador SNI?		Si	No X
Número de registro en el Sistema de Curriculum Vitae Único de CONACYT:		No aplica	
Puesto o nombre del postgrado que cursa:		Maestría en Administración de Empresas	

Datos de la institución donde trabaja o estudia

Nombre:	Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente ITESO
Dirección:	San Juan De la cruz 491, colonia Camino Real Zapopan Jalisco
Entidad federativa (si aplica):	Jalisco
Página de internet:	www.iteso.mx

Información del proyecto de investigación

Nombre del proyecto de investigación:	Las determinantes en la adopción de la IA en las empresas mexicanas
Objetivo de la investigación:	Identificar las razones y nivel de influencia de las variables en la adopción de IA en empresas mexicanas
Beneficio que traerá la investigación a nuestra sociedad:	Documentar el estado de la implementación, lo que influye su adopción y en el largo plazo, emitir recomendaciones para acelerar la adopción de la tecnología y potencialmente acelerar el crecimiento y maximizar la productividad de las empresas mexicanas.
Requerimientos: <i>Censos económicos</i> Censos Económicos 2024	
Metodología a usar	Regresión Logística Binaria
Justificación de uso de microdatos:	Se requiere información a nivel empresa para conocer los determinantes del uso de la IA utilizando métodos econométricos.
Resultados esperados	Probar la hipótesis de que varias características de la empresa tamaño, antigüedad, subsector económico, región, entre otras son determinantes en la adopción de la IA en las empresas mexicanas. Estos resultados podrían orientar acciones de política pública que puedan contribuir al desarrollo económico del país.
Formas de difundir los resultados:	Tesis
Fuente de financiamiento:	No aplica
Fecha estimada de terminación del proyecto de investigación:	31/05/2026

Preferencia del usuario en forma de atención

Laboratorio de Microdatos	Procesamiento remoto	X
Software que requiere en Laboratorio	STATA, R	

Autoriza al INEGI publicar en la sección de microdatos de su sitio en Internet en el apartado “Proyectos en Desarrollo” el objetivo del proyecto para el cual solicita acceso a microdatos, los datos que se publican son: nombre del proyecto de investigación, nombre de o los proyecto(s) estadístico(s) del cual solicitó acceso a microdatos, nombre del usuario y de su institución	Si X	No
--	-----------------------	-----------

Nombres y firmas



Roberto Daniel González Gallegos

Usuario Solicitante



Elvira Mireya Pasillas Torres

Jefe inmediato o supervisor de tesis

Anexo 2. Variables solicitadas a INEGI - folio 2691

Variable	Descripción	Variables de Interés
E03	Entidad federativa	X
E04	Municipio	X
E23	Tipo de unidad económica	X
E17	Código de actividad (scian)	X
G411A	Indique si este establecimiento pertenece a algún grupo como: holding, grupo empresarial, grupo financiero, empresa controladora, entre otros	X
D311A	Indique si existe participación de capital extranjero en el capital social de este establecimiento.	X
D312A	Indique el porcentaje. 2023	X
D313A	País del cual proviene principalmente	X
D315A	¿durante 2023 este establecimiento participó en procesos integrados mediante contratos o programas de colaboración económica con empresas extranjeras, incluso las ubicadas en México?	X
D317A	Los contratos o programas de colaboración con empresas extranjeras, incluso las ubicadas en México, los estableció principalmente con:	X
G111A	Añote en qué año inició operaciones este establecimiento	X
G113A	Mes de inicio de operaciones; mes	X
H001A	Personal ocupado. total	X
H001B	Personal ocupado. hombres	X
H001C	Personal ocupado. mujeres	X
H412A	¿cuántas personas recibieron capacitación durante 2023? total	X
J000A	Total de remuneraciones	X
J011A	Total de sueldos y salarios	X
J300A	Contribuciones patronales a regímenes de seguridad social; total	X
K991A	Gastos de capacitación al personal. total (miles de pesos)	X
K991B	Gastos de capacitación al personal. nacional (miles de pesos)	X
K991C	Gastos de capacitación al personal. extranjero (miles de pesos)	X
O010A	Valor de productos elaborados, bienes generados y extraídos (miles de pesos)	X
O100A	Valor de los productos elaborados con materias primas propias (miles de pesos)	X
O020A	Activos fijos producidos para uso propio (miles de pesos)	X
O200A	Activos fijos producidos para uso propio (miles de pesos)	X
Q000A	Total de activos fijos. activos fijos (miles de pesos). el día 31 de diciembre de 2023	X
Z117A	¿utilizó teléfono celular para las actividades del establecimiento?	X
Z118A	¿utilizó equipo de cómputo o tabletas para el desarrollo de las actividades del establecimiento?	X
Z101A	Indique el porcentaje del personal que usó habitualmente equipo de cómputo en 2023	X
Z102_1A	¿contó con los siguientes servicios de redes de comunicación? internet	X
Z102_2A	¿contó con los siguientes servicios de redes de comunicación? extranet	X
Z102_3A	¿contó con los siguientes servicios de redes de comunicación? intranet	X
Z103A	Indique el porcentaje del personal que usó habitualmente internet en 2023	X
Z104A	¿utilizó servicio de internet para las actividades del establecimiento?	X
Z105_1A	En el desarrollo de las actividades de este establecimiento utilizó internet para: operaciones bancarias y financieras	X
Z105_2A	En el desarrollo de las actividades de este establecimiento utilizó internet para: trámites o gestiones gubernamentales	X
Z105_4A	En el desarrollo de las actividades de este establecimiento utilizó internet para: búsqueda de información para bienes y servicios de este establecimiento	X
Z105_5A	En el desarrollo de las actividades de este establecimiento utilizó internet para: realizar la gestión del establecimiento (planeación, organización, contabilidad, administración, dirección y control)	X
Z105_9A	En el desarrollo de las actividades de este establecimiento utilizó internet para: otra (especifique)	X
Z501_1A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? tiendas en línea: amazon, uber, airbnb, ebay, mercado libre, aliexpress, walmart, liverpool, apple, etc.	X



Z501_2A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? buscadores: google, bing, yahoo!, baidu, duckduckgo, yandex, etc.	x
Z501_3A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? repositorios: youtube, spotify, wikipedia, patreon, etc.	x
Z501_4A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? robótica avanzada.	x
Z501_5A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? sistemas de inteligencia artificial.	x
Z501_6A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? dispositivos que pueden ser controlados a distancia	x
Z501_7A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? servicios informáticos en la nube	x
Z501_8A	¿qué tipo de tecnología digital utilizó para el desarrollo de las actividades del establecimiento? uso de técnicas, tecnologías y herramientas de software para analizar datos masivos	x
Z106_1C	Indique si efectuó actividades de innovación: en coordinación con universidades o centros de investigación. en 2023	x
Z106_2C	Indique si efectuó actividades de innovación: por contrato o colaboración con empresas sin relación productiva. en 2023	x
Z106_3C	Indique si efectuó actividades de innovación: por contrato o asociación con clientela, empresas proveedoras o filiales. en 2023	x
Z106_4C	Indique si efectuó actividades de innovación: por cuenta propia del establecimiento sin ninguna colaboración. en 2023	x
Z108_1C	Indique los mecanismos de financiamiento utilizados para realizar las actividades de innovación. recursos propios. en 2023	x
Z108_2C	Indique los mecanismos de financiamiento utilizados para realizar las actividades de innovación. créditos de instituciones bancarias. en 2023	x
Z108_3C	Indique los mecanismos de financiamiento utilizados para realizar las actividades de innovación. apoyos gubernamentales. en 2023	x
Z108_9C	Indique los mecanismos de financiamiento utilizados para realizar las actividades de innovación. otros (especifique). en 2023	x
Z113C	¿contó con personal calificado dedicado a actividades de investigación y desarrollo tecnológico? en 2023	x
Z116_1C	Indique la cantidad que destinó a la producción o adquisición de: investigación y desarrollo para la innovación (miles de pesos). en 2023	x
Z116_2C	Indique la cantidad que destinó a la producción o adquisición de: software de cómputo y bases de datos de uso informático (miles de pesos). en 2023	x
Z116_3C	Indique la cantidad que destinó a la producción o adquisición de: patentes, marcas, paquetes tecnológicos y otros productos de propiedad industrial (miles de pesos). en 2023	x
O511A	¿obtuvo crédito, préstamo o financiamiento para la operación del establecimiento?	x
H418_6A	Problemáticas que enfrenta este establecimiento. falta de acceso a tecnologías de la información	x
H413A	¿en este establecimiento viven personas de manera permanente?	x
A111A	Producción bruta total	x
A121A	Consumo intermedio	x
A131A	Valor agregado censal bruto	x
A182A	Remuneración media diaria por persona ocupada (pesos)	x
A191A	Horas diarias trabajadas en promedio por el personal ocupado total	x
A192A	Horas diarias trabajadas en promedio por el personal remunerado (horas diarias)	x
A206A	Producción bruta total por personal ocupado total (pesos)	x
A211A	Inversión total	x
A221A	Formación bruta de capital fijo	x
A534A	Tasa de rentabilidad promedio	x
A244A	Activos fijos a producción bruta total (porcentaje)	x

Anexo 3. Código en R enviado al INEGI para selección de variables y aplicación del modelo de Regresión Logística Binaria

```
#
=====

# CE2024 — MODELO LOGÍSTICO BINARIO SOBRE ADOPCIÓN DE IA EN LAS
EMPRESAS
# Autor: <Roberto Daniel González Gallegos / ITESO>
# Número proyecto INEGI: LM 2691
# Fecha: <2025-11-04>
# Objetivo: 1) Estadística descriptiva, 2) Recodificaciones, 3) Modelos logit,
#          4) Salidas en Excel para ejecución.
#
=====

# --- Instalación/carga de paquetes mínimos ---
pkgs <- c("data.table", "openxlsx", "stringi", "haven")
need <- setdiff(pkgs, rownames(installed.packages()))
if (length(need)) install.packages(need, repos = "https://cloud.r-project.org")
suppressPackageStartupMessages({
  library(data.table)
  library(openxlsx)
  library(haven)
})

# -----
# 0) CONFIGURACIÓN (INEGI solo cambia input_file)
# -----
CFG <- list(
  # Ruta para Mac: archivo .dta de microdatos CE 2024
  input_file = "/Users/robertogonzalez/Downloads/Insumo2024.dta", # INEGI debe cambiar
  la ruta
```

```
out_xlsx = "LM_2691_salidas_logit_IA_CE2024.xlsx" # INEGI debe cambiar la ruta
)

# -----
# 1) UTILIDADES
# -----

to_char_up <- function(x) toupper(trimws(as.character(x)))
to_num_safely <- function(x) suppressWarnings(as.numeric(gsub(",", "", as.character(x))))

.is_num <- function(x) is.numeric(x) || inherits(x, c("integer", "numeric"))
as_factor_safe <- function(v) { if (is.factor(v)) v else factor(v) }

# helper: elige la primera columna que exista en DT
pick_col <- function(cands, data) {
  hit <- intersect(cands, names(data))
  if (length(hit)) hit[1] else NA_character_
}

run_logit <- function(frm, data) glm(frm, data = data, family = binomial(link = "logit"))
make_formula <- function(y, xvec) as.formula(paste0(y, " ~ ", paste(unique(xvec),
collapse = " + ")))

summarize_model <- function(fit) {
  s <- summary(fit)
  coefs <- as.data.table(coef(s))
  setnames(coefs, c("Estimate", "Std. Error", "z value", "Pr(>|z|)"),
    c("beta", "se", "z", "p"))
  coefs[, term := rownames(coef(s))]
  setcolorder(coefs, c("term", "beta", "se", "z", "p"))
}
```

```
coefs[, `:=`(odds_ratio = exp(beta),  
  or_ci_low = exp(beta - 1.96*se),  
  or_ci_high= exp(beta + 1.96*se))]  
  
fit_stats <- data.table(  
  logLik = as.numeric(logLik(fit)),  
  AIC = AIC(fit),  
  BIC = BIC(fit),  
  N = nobs(fit),  
  pseudoR2_McFadden = 1 - (fit$deviance / fit$null.deviance)  
)  
list(coefs = coefs, fit = fit_stats)  
}
```

```
reduce_by_p <- function(fit, alpha = 0.10) {  
  sm <- summary(fit)$coefficients  
  if (nrow(sm) <= 1) return(character(0))  
  rownames(sm)[-1][sm[-1,4] <= alpha] # excluye intercepto  
}
```

```
estimate_with_selection <- function(data, y, xvars, alpha = 0.10) {  
  xvars <- intersect(xvars, names(data))  
  if (!length(xvars)) {  
    warning("Sin regresores disponibles para ", y)  
    return(NULL)  
  }  
}
```

```
# glm se encarga de eliminar NA automáticamente  
fit0 <- tryCatch(  
  run_logit(make_formula(y, xvars), data),
```

```
error = function(e) { message("Modelo inicial falló: ", e$message); return(NULL) }
)
if (is.null(fit0)) return(NULL)

keep <- reduce_by_p(fit0, alpha)

fitF <- if (length(keep)) {
  tryCatch(
    run_logit(make_formula(y, keep), data),
    error = function(e) { message("Modelo final falló: ", e$message); return(NULL) }
  )
} else NULL

list(initial = fit0, final = fitF)
}

# -----
# 2) CARGA DE DATOS
# -----

message("[INFO] Cargando microdatos...")
ext <- tolower(tools::file_ext(CFG$input_file))

if (ext %in% c("csv", "txt")) {
  DT <- data.table::fread(CFG$input_file, encoding = "UTF-8", na.strings =
c("", "NA", "NaN"))
} else if (ext == "dta") {
  DT <- haven::read_dta(CFG$input_file) # tibble con 'labelled'
} else {
  stop("Extensión no soportada: ", ext, ". Usa .csv o .dta")
}
```

```
data.table::setDT(DT)
data.table::setnames(DT, names(DT), toupper(names(DT)))

# Normalizar 'labelled' -> character legible
for (j in names(DT)) {
  if (inherits(DT[[j]], "labelled")) {
    DT[, (j) := as.character(haven::as_factor(DT[[j]], levels = "default"))]
  }
}

# Limpieza 9/99/999...
num_cols <- names(DT)[sapply(DT, is.numeric)]
for (v in num_cols) DT[[v]][DT[[v]] %in% c(9,99,999,9999,99999,999999)] <- NA

# -----
# 3) RECODIFICACIONES PRINCIPALES (ligadas a REGRESSORS)
# -----

# 3.0 Mapa de columnas CE 2024 -> constructos del modelo
COLS <- list(
  ENTIDAD      = pick_col(c("E03"), DT),          # Región
  SCIAN_CLASE   = pick_col(c("E17"), DT),          # SCIAN clase
  FIN_USO       = pick_col(c("O511A","O511"), DT), # Crédito / financiamiento
  PBT           = pick_col(c("A111A","PRODUCCION_BRUTA_TOTAL"), DT), #
  Producción bruta total
  PERS_OCUP     = pick_col(c("H001A","PERSONAL_OCUPADO","H001"), DT), #
  Personal ocupado total
  ACT_FIJOS     = pick_col(c("Q000A","ACTIVO_FIJO"), DT),    # Activos fijos
  totales
  IA_TEC        = pick_col(c("Z501_5A","Z501_5"), DT),        # Tecnología IA
```

```

ANIO_INICIO = pick_col(c("G111A","ANIO_INICIO"), DT),      # Año de inicio
operaciones
TIC_INTERNET = pick_col(c("Z104A"), DT),                  # Uso de internet
CAP_PERS1    = pick_col(c("H412_1A"), DT),                # Personas capacitadas (1)
CAP_PERS2    = pick_col(c("H412_2A","H412A"), DT),        # Personas capacitadas
(2)
GAST_CAP_VAR = pick_col(c("K991A"), DT),                  # Gasto en capacitación
CAP_EXT_VAR  = pick_col(c("D311A"), DT),                  # Capital extranjero
COLLAB_EXT_VAR = pick_col(c("D317A","D315A"), DT)         # Colaboración
con extranjeras
)

# ----- Variable dependiente -----
# 3.1 IA_ADOP: 1 = Sí utiliza IA, 0 = No
if (is.na(COLS$IA_TEC)) stop("No se encontró la variable de IA (por ejemplo Z501_5A)
en los microdatos.")

tmp_ia <- to_char_up(DT[[COLS$IA_TEC]])

# CE 2024 típico: 1 = Sí utilizó, 2 = No utilizó, 3 = No aplica, 9 = No sabe / No responde
yes_vals <- c("1","SI","SÍ","YES","TRUE")
no_vals  <- c("0","2","NO","FALSE")

DT[, IA_ADOP := fifelse(tmp_ia %in% yes_vals, 1L,
                        fifelse(tmp_ia %in% no_vals, 0L, NA_integer_))]
rm(tmp_ia)

# Diagnóstico rápido
message("[INFO] Distribución IA_ADOP (1=SÍ, 0=NO, NA=otros):")
print(table(DT$IA_ADOP, useNA = "ifany"))

```

```
# ----- Regresores de contexto espacial -----  
# REGION_* (Norte, Centro_Norte, Centro) desde E03  
if (is.na(COLS$ENTIDAD)) stop("No se encontró E03 (entidad federativa).")  
e03_raw <- to_char_up(DT[[COLS$ENTIDAD]])  
e03_num <- suppressWarnings(as.integer(e03_raw))  
DT[, E03 := sprintf("%02d", e03_num)]  
  
norte    <- c("02","08","05","19","26","28")  
centro_norte <- c("01","03","06","10","14","16","18","24","25","32")  
centro    <- c("09","15","11","13","17","21","22","29")  
sur       <- c("04","07","12","20","23","27","30","31")  
  
DT[, REGION := fcase(  
  E03 %in% norte,    "Norte",  
  E03 %in% centro_norte, "Centro_Norte",  
  E03 %in% centro,    "Centro",  
  E03 %in% sur,       "Sur",  
  default = NA_character_  
)]  
DT[, REGION_NORTE := as.integer(REGION == "Norte")] # regressor  
DT[, REGION_CENTRO_NORTE := as.integer(REGION == "Centro_Norte")] #  
regressor  
DT[, REGION_CENTRO := as.integer(REGION == "Centro")] # regressor  
DT[, REGION_SUR := as.integer(REGION == "Sur")]  
rm(e03_raw, e03_num)  
  
# ----- Regresores por subsector -----  
# SUBSEC_* desde SCIAN (E17)  
if (is.na(COLS$SCIAN_CLASE)) stop("No se encontró E17 (SCIAN clase) en los  
microdatos.")  
e17_chr <- gsub("\\D", "", to_char_up(DT[[COLS$SCIAN_CLASE]]))
```

```
e17_chr[nchar(e17_chr) == 0] <- NA
DT[, E17_2D := ifelse(nchar(e17_chr) >= 2, substr(e17_chr,1,2), NA_character_)]
sub_highIA <- c("23","31","32","33","43","51","52","54","56")
DT[, FLAG_HIGH_IA := as.integer(E17_2D %in% sub_highIA)]
for (cod in sub_highIA) {
  DT[, (paste0("SUBSEC_", cod)) := as.integer(E17_2D == cod)] # regressors
  SUBSEC_31, ...
}
rm(e17_chr)

# ----- Regresor ANT_EMP -----
# Antigüedad de la empresa a partir del año de inicio (G111A)
if (!is.na(COLS$ANIO_INICIO)) {
  anio_ini <- to_num_safely(DT[[COLS$ANIO_INICIO]])
  DT[, ANT_EMP := 2024 - anio_ini] # regressor
  rm(anio_ini)
}

# ----- Tamaño de empresa y dummies de tamaño -----
# PERSONAL_OCUPADO desde H001A y dummies TAM_*
if (!is.na(COLS$PERS_OCUP)) {
  po <- to_num_safely(DT[[COLS$PERS_OCUP]])
  DT[, PERSONAL_OCUPADO := po]
  DT[, TAM_EMP := fcase(
    PERSONAL_OCUPADO < 11, "Micro",
    PERSONAL_OCUPADO < 51, "Pequena",
    PERSONAL_OCUPADO < 101, "Mediana",
    default = "Grande"
  )]
  DT[, TAM_EMP := factor(TAM_EMP, levels =
c("Micro","Pequena","Mediana","Grande"))]
```

```
DT[, TAM_MICRO := as.integer(TAM_EMP == "Micro")]
DT[, TAM_PEQUENA := as.integer(TAM_EMP == "Pequena")] # regressor
DT[, TAM_MEDIANA := as.integer(TAM_EMP == "Mediana")] # regressor
DT[, TAM_GRANDE := as.integer(TAM_EMP == "Grande")] # regressor
rm(po)
}

# ----- Productividad e intensidad de capital -----
# PROD y INT_CAP
if (!is.na(COLS$PBT) && !is.na(COLS$PERS_OCUP)) {
  DT[, PROD := to_num_safely(get(COLS$PBT)) /
to_num_safely(get(COLS$PERS_OCUP))] # regressor
}
if (!is.na(COLS$ACT_FIJOS) && !is.na(COLS$PERS_OCUP)) {
  DT[, INT_CAP := to_num_safely(get(COLS$ACT_FIJOS)) /
to_num_safely(get(COLS$PERS_OCUP))] # regressor
}

# ----- FIN_USO -----
# Uso de financiamiento (O511A)
if (!is.na(COLS$FIN_USO)) {
  tmp_fi <- to_char_up(DT[[COLS$FIN_USO]])
  yes_vals <- c("1", "SI", "SÍ", "YES", "TRUE")
  no_vals <- c("0", "NO", "FALSE", "2")
  DT[, FIN_USO := fifelse(tmp_fi %in% yes_vals, 1L,
fifelse(tmp_fi %in% no_vals, 0L, NA_integer_))] # regressor
rm(tmp_fi)
}

# ----- USO_TIC -----
# Uso de TIC (internet para las actividades)
```

```
if (!is.na(COLS$TIC_INTERNET)) {
  tmp_tic <- to_char_up(DT[[COLS$TIC_INTERNET]])
  yes_vals <- c("1", "SI", "SÍ", "YES", "TRUE")
  no_vals <- c("0", "NO", "FALSE", "2")
  DT[, USO_TIC := fifelse(tmp_tic %in% yes_vals, 1L,
    fifelse(tmp_tic %in% no_vals, 0L, NA_integer_))] # regressor
  rm(tmp_tic)
}

# ----- CAP_TEC y GAST_CAP -----
# CAP_TEC: dummy si hay personas capacitadas
if (!is.na(COLS$CAP_PERS1) || !is.na(COLS$CAP_PERS2)) {
  cap1 <- if (!is.na(COLS$CAP_PERS1)) to_num_safely(DT[[COLS$CAP_PERS1]]) else
  0
  cap2 <- if (!is.na(COLS$CAP_PERS2)) to_num_safely(DT[[COLS$CAP_PERS2]]) else
  0
  DT[, CAP_TEC := as.integer((cap1 + cap2) > 0)] # regressor
  rm(cap1, cap2)
}

# GAST_CAP: gasto en capacitación (miles de pesos)
if (!is.na(COLS$GAST_CAP_VAR)) {
  DT[, GAST_CAP := to_num_safely(get(COLS$GAST_CAP_VAR))] # regressor
}

# ----- CAP_EXT -----
# Participación de capital extranjero
if (!is.na(COLS$CAP_EXT_VAR)) {
  tmp_ce <- to_char_up(DT[[COLS$CAP_EXT_VAR]])
  yes_vals <- c("1", "SI", "SÍ", "YES", "TRUE")
  no_vals <- c("0", "NO", "FALSE", "2")
}
```

```
DT[, CAP_EXT := fifelse(tmp_ce %in% yes_vals, 1L,  
                        fifelse(tmp_ce %in% no_vals, 0L, NA_integer_))] # regressor  
rm(tmp_ce)  
}  
  
# ----- COLLAB_EXT -----  
# Colaboración con empresas extranjeras  
if (!is.na(COLS$COLLAB_EXT_VAR)) {  
  tmp_co <- to_char_up(DT[[COLS$COLLAB_EXT_VAR]])  
  # Supuesto típico D317A:  
  # 1 = solo nacionales, 2 = solo extranjeras, 3 = ambas, 4 = ninguna  
  DT[, COLLAB_EXT := fifelse(tmp_co %in% c("2","3"), 1L,  
                            fifelse(tmp_co %in% c("4","0"), 0L, NA_integer_))] # regressor  
  rm(tmp_co)  
}  
  
# ----- GAST_INN -----  
# Gasto en innovación: suma de Z116_1A, Z116_2A, Z116_3A (miles)  
inn_vars <- intersect(c("Z116_1A","Z116_2A","Z116_3A"), names(DT))  
if (length(inn_vars)) {  
  tmp_inn <- DT[, lapply(.SD, to_num_safely), .SDcols = inn_vars]  
  DT[, GAST_INN := rowSums(tmp_inn, na.rm = TRUE)] # regressor  
  DT[rowSums(!is.na(tmp_inn)) == 0, GAST_INN := NA_real_]  
  rm(tmp_inn)  
}  
  
# -----  
# 3.B) DEFINICIÓN DE REGRESORES (ligada a lo anterior)  
# -----
```

```
BASE_REGRESSORS <- c(
  "ANT_EMP", "CAP_EXT", "COLLAB_EXT",
  "GAST_INN", "USO_TIC", "CAP_TEC", "GAST_CAP",
  "PROD", "INT_CAP", "FIN_USO"
)

SIZE_REGRESSORS <- c("TAM_PEQUENA", "TAM_MEDIANA",
  "TAM_GRANDE")

REGION_REGRESSORS <- c("REGION_NORTE", "REGION_CENTRO_NORTE",
  "REGION_CENTRO")

SUBSEC_REGRESSORS <- paste0("SUBSEC_",
  c("31", "32", "33", "43", "51", "52", "54", "56"))

REGRESSORS <- c(
  BASE_REGRESSORS,
  SIZE_REGRESSORS,
  REGION_REGRESSORS,
  SUBSEC_REGRESSORS
)

# (opcional) chequeo de qué regresores realmente existen en DT
reg_check <- data.table(
  regressor = REGRESSORS,
  existe = REGRESSORS %in% names(DT)
)

print(reg_check)

# -----
# 4) DESCRIPTIVOS
# -----
message("[INFO] Descriptivos...")
```

```
Zvars <- grep("^Z", names(DT), value = TRUE)
vars_to_describe <- intersect(unique(c(Zvars, REGRESSORS, "IA_ADOP", "REGION",
"E03")), names(DT))

# 4.1 Numéricas
NUM <- vars_to_describe[sapply(DT[, ..vars_to_describe], .is_num)]
CAT <- setdiff(vars_to_describe, NUM)

if (length(NUM)) {
  desc_num <- rbindlist(lapply(NUM, function(v) {
    x <- DT[[v]]
    qs <- suppressWarnings(quantile(x, probs = c(.10,.25,.50,.75,.90), na.rm = TRUE, names
= TRUE))
    data.table(
      variable = v,
      n = sum(is.finite(x)),
      na = sum(!is.finite(x)),
      mean = mean(x, na.rm = TRUE),
      sd = sd(x, na.rm = TRUE),
      min = suppressWarnings(min(x, na.rm = TRUE)),
      p10 = unname(qs["10%"]),
      p25 = unname(qs["25%"]),
      p50 = unname(qs["50%"]),
      p75 = unname(qs["75%"]),
      p90 = unname(qs["90%"]),
      max = suppressWarnings(max(x, na.rm = TRUE))
    )
  }), fill = TRUE)
} else desc_num <- data.table()
```

4.2 Categóricas

```
freq_list <- list()
if (length(CAT)) {
  for (v in CAT) {
    tab <- DT[, .(n = .N), by = .(categoria = get(v))]
    tab[, variable := v]
    setcolorder(tab, c("variable", "categoria", "n"))
    freq_list[[paste0("Freq_", v)]] <- tab[order(-n)]
  }
}
```

4.3 Contingencias IA_ADOP $\times$ {REGION, E03, Z*}

```
ct_list <- list()
cat_vars_for_ct <- intersect(unique(c("REGION", "E03", Zvars)), names(DT))
for (v in cat_vars_for_ct) {
  DT[, (v) := as_factor_safe(get(v))]
  ct <- DT[, .N, by = .(IA_ADOP, get(v))]
  setnames(ct, c("IA_ADOP", v, "n"))
  ct_list[[paste0("CT_IA_vs_", v)]] <- ct[order(get(v), IA_ADOP)]
}
```

```
# -----
```

5) MODELOS LOGÍSTICOS (total y alta IA)

```
# -----
```

```
message("[INFO] Modelos logit...")
```

```
Y <- "IA_ADOP"
```

```
X <- intersect(REGRESSORS, names(DT)) # solo usa los regresores que existan
```

```
models_out <- list()
```

```
# Filtrar solo casos con IA_ADOP observada
DT_model <- DT[!is.na(get(Y))]

if (!nrow(DT_model)) {
  warning("No hay observaciones con IA_ADOP no-NA. No se pueden estimar modelos
logit.")
} else if (!length(X)) {
  warning("No hay regresores disponibles en la base para estimar el modelo.")
} else {

  message("[INFO] N casos para el modelo total: ", nrow(DT_model))

  # Universo total
  res90 <- estimate_with_selection(DT_model, y = Y, xvars = X, alpha = 0.10)
  if (!is.null(res90$initial)) {
    s90i <- summarize_model(res90$initial)
    models_out[["Model_total_init_90_coefs"]] <- s90i$coefs
    models_out[["Model_total_init_90_fit"]] <- s90i$fit
  }
  if (!is.null(res90$final)) {
    s90f <- summarize_model(res90$final)
    models_out[["Model_total_final_90_coefs"]] <- s90f$coefs
    models_out[["Model_total_final_90_fit"]] <- s90f$fit
  }

  res95 <- estimate_with_selection(DT_model, y = Y, xvars = X, alpha = 0.05)
  if (!is.null(res95$initial)) {
    s95i <- summarize_model(res95$initial)
    models_out[["Model_total_init_95_coefs"]] <- s95i$coefs
    models_out[["Model_total_init_95_fit"]] <- s95i$fit
```

```
}  
if (!is.null(res95$final)) {  
  s95f <- summarize_model(res95$final)  
  models_out[["Model_total_final_95_coefs"]] <- s95f$coefs  
  models_out[["Model_total_final_95_fit"]] <- s95f$fit  
}  
  
# Subconjunto: subsectores de alta prob. IA  
DT_high <- DT_model[FLAG_HIGH_IA == 1]  
if (nrow(DT_high) > 0) {  
  message("[INFO] N casos para el modelo alta IA: ", nrow(DT_high))  
  
  res90h <- estimate_with_selection(DT_high, y = Y, xvars = X, alpha = 0.10)  
  if (!is.null(res90h$initial)) {  
    s90ih <- summarize_model(res90h$initial)  
    models_out[["Model_highIA_init_90_coefs"]] <- s90ih$coefs  
    models_out[["Model_highIA_init_90_fit"]] <- s90ih$fit  
  }  
  if (!is.null(res90h$final)) {  
    s90fh <- summarize_model(res90h$final)  
    models_out[["Model_highIA_final_90_coefs"]] <- s90fh$coefs  
    models_out[["Model_highIA_final_90_fit"]] <- s90fh$fit  
  }  
  
  res95h <- estimate_with_selection(DT_high, y = Y, xvars = X, alpha = 0.05)  
  if (!is.null(res95h$initial)) {  
    s95ih <- summarize_model(res95h$initial)  
    models_out[["Model_highIA_init_95_coefs"]] <- s95ih$coefs  
    models_out[["Model_highIA_init_95_fit"]] <- s95ih$fit  
  }  
}
```

```
if (!is.null(res95h$final)) {  
  s95fh <- summarize_model(res95h$final)  
  models_out[["Model_highIA_final_95_coefs"]] <- s95fh$coefs  
  models_out[["Model_highIA_final_95_fit"]] <- s95fh$fit  
}  
} else {  
  warning("No hay observaciones FLAG_HIGH_IA==1 con IA_ADOP no-NA.")  
}  
}  
  
# -----  
# 6) EXPORTACIÓN A EXCEL  
# -----  
message("[INFO] Exportando a Excel...")  
  
val_rows <- data.table(  
  check = c("n_rows", "n_cols", "approx_object_size_MB", "run_timestamp"),  
  value = c(nrow(DT), ncol(DT), as.numeric(object.size(DT))/(1024^2),  
    as.character(Sys.time()))  
)  
  
wb <- createWorkbook()  
addWorksheet(wb, "Descriptivos_NUM"); writeDataTable(wb, "Descriptivos_NUM",  
  desc_num)  
if (length(freq_list)) for (nm in names(freq_list)) { addWorksheet(wb, nm);  
  writeDataTable(wb, nm, freq_list[[nm]]) }  
if (length(ct_list)) for (nm in names(ct_list)) { addWorksheet(wb, nm);  
  writeDataTable(wb, nm, ct_list[[nm]]) }  
if (length(models_out)) for (nm in names(models_out)) { addWorksheet(wb, nm);  
  writeDataTable(wb, nm, models_out[[nm]]) }  
addWorksheet(wb, "Validaciones"); writeDataTable(wb, "Validaciones", val_rows)
```

```
addWorksheet(wb, "Validacion_regresores"); writeDataTable(wb,  
"Validacion_regresores", reg_check)
```

```
saveWorkbook(wb, CFG$out_xlsx, overwrite = TRUE)
```

```
message("[OK] Archivo generado: ", CFG$out_xlsx)
```

```
# == FIN ==
```

Anexo 4. Solicitud de información a INEGI - inicio

LM 2691 - Acusamos recepción de solicitud y mandamos pasos a seguir

🕒 ↶ ↷ ↲ ↳

martes, 21 de octubre de 2025, 14:11

 **microdatos@inegi.org.mx** <microdatos@inegi.org.mx>

Para  GONZALEZ GALLEGOS, ROBERTO DANIEL;  PASILLAS TORRES, ELVIRA MIREYA

 LM 2691 Solicitud.pdf
173.6 KB

[Descargar todo](#) · [Vista previa de todo](#)

Estimado Roberto,

Por instrucciones de la Dra. Natalia Volkow, acusamos de recibida tu solicitud de acceso a microdatos para llevar a cabo el análisis: Las determinantes en la adopción de la IA en las empresas mexicanas.

Objetivo: Identificar las razones y nivel de influencia de las variables en la adopción de IA en empresas mexicanas

Solicitas acceso a microdatos de:

Censos Económicos 2024 para todo el país

Tu solicitud se atenderá mediante Procesamiento Remoto.

te pedimos por favor mandar la selección de variables usando el Excel Descriptor de Archivos (FD). Las variables que requiere se encuentran en los cuestionarios especiales. El FD lo puede descargar en el apartado de Microdatos en la página del INEGI en Internet. En el Excel cree una columna de Variables de Interés y las marcas con una X.

El Excel con la selección de variables debes enviarlos a microdatos@inegi.org.mx con la siguiente nomenclatura:

- Primero incluir número de proyecto de investigación
- Siglas del proyecto estadístico del cual está solicitando acceso a microdatos
- Fecha del día del envío iniciando por el año, mes y día.
- Después indicar con texto de qué trata del archivo, por ejemplo, en tu caso que es selección de variables

Ejemplos

LM2691-CE2024_2025-10-21 FDseleccvar

Cuando nos envíes el Excel del descriptor de archivos solicitaremos la información al área enlace.

Te envío anexa tu solicitud, te pedimos firmarla por ti y tu asesor, la escanees y nos envíes el pdf para completar tu registro.

Por formalidad te recuerdo que los resultados se revisan y solo se entregan si no violentan confidencialidad.

En el asunto del presente, aparece el número de folio LM 2691 que se ha asignado a tu investigación, cualquier comunicación que nos envíes a microdatos@inegi.org.mx, te pedimos por favor lo incluyas al inicio del asunto del correo, para facilitar el seguimiento de tus requerimientos.

Saludos cordiales,

Liliana

Anexo 5. Solicitud de información a INEGI - final

De: microdatos@inegi.org.mx <microdatos@inegi.org.mx>

Fecha: lunes, 24 de noviembre de 2025, 12:15

Para: GONZALEZ GALLEGOS, ROBERTO DANIEL <ji692032@iteso.mx>

CC: PASILLAS TORRES, ELVIRA MIREYA <elviramireyap@iteso.mx>

Asunto: LM 2691 - Entrega de información Procesamiento Remoto Censos Económicos 2024

Precaución: Este correo se originó desde fuera de la Institución. No haga clic en enlaces ni abra archivos adjuntos, a menos que reconozca el remitente y tenga conocimiento de que el contenido es seguro.

Estimado Roberto,

En relación con tu requerimiento, por instrucciones de la Dra. Natalia Volkow, te comunico que el área enlace realizó el proceso de tu archivo Do-file de los Censos Económicos 2024 y envía el archivo que se generó.

Adjunto encontrarás la información requerida, te pido confirmar la correcta recepción.

Saludos cordiales,

Alejandra