

UNIVERSIDAD PANAMERICANA

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES
DOCTORADO EN CIENCIAS EMPRESARIALES
INCORPORADO A LA SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA
RVOE 20181652**

TESIS

**“Efecto de la transformación digital en la competitividad de las
empresas mexicanas”**

**QUE PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:
DOCTOR EN CIENCIAS EMPRESARIALES**

PRESENTA:

Jorge Arturo Salgado-García

Directora:

Antonia Terán-Bustamante

Codirectora:

Antonieta Martínez-Velasco

Revisor/Lector:

Sandra Nelly Leyva-Hernández

Ciudad de México, 2026

DEDICATORIA

A la Gloria de Dios.

A mi mamá, por darme la vida, cuidarme y ser mi inspiración.

A mi abuela, por apapacharme y consentirme.

A mi hermana, por coronarme y quererme.

A Kin, Q.E.P.D., por ser mi padre y enseñarme.

A Mauricio, por estar en los momentos difíciles y felices.

A Paco, por hacerme compadre y por su amistad de tantos años.

A la sociedad mexicana, por permitirme decir *estuve aquí*.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Panamericana, por creer en mí y brindarme su respaldo en los momentos más difíciles.

Al claustro de profesores, por compartir su conocimiento, experiencia y rigor académico, contribuyendo de manera decisiva a mi formación como investigador.

A la Dra. Terán-Bustamante, por su paciencia, orientación y acompañamiento a lo largo de este proceso de investigación.

A Centro México Digital, por compartir la base de datos desagregada que hizo posible el desarrollo de esta investigación.

ÍNDICE

Resumen	2
Palabras clave: Transformación digital; Innovación; Competitividad empresarial; <i>Machine learning</i> ; Ecuaciones estructurales.	2
Abstract	3
CAPÍTULO I.	4
Introducción	4
1.1 Planteamiento del Problema de Investigación	6
1.2 Justificación del Tema	7
1.3 Preguntas general y específica.....	8
1.4 Objetivos de Investigación.....	8
1.5 Hipótesis	9
1.6 Descripción de Capítulos	11
CAPÍTULO II. Marco teórico – Revisión de la literatura	14
2.1 Transformación digital: conceptualización, importancia y tipología	14
2.2 Campos de estudio de la transformación digital en las empresas.....	15
2.2.1 COVID como catalizador de la transformación digital en las empresas	16
2.2.2 Capacidades organizacionales que habilitan la transformación digital de las empresas	18
2.2.3 Las tecnologías que habilitan la transformación digital de las empresas.....	19
2.3 La madurez digital de las empresas	22
2.4 Innovación en las empresas	26
2.4.1 La adopción de las innovaciones tecnológicas	27
2.4.2. Innovación y competitividad: conceptualización e importancia	30
2.4.3 Transformación Digital y Competitividad	33
2.5 Modelo conceptual del efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas	34
CAPÍTULO III. Metodología.....	36
3.1 Tipo de investigación.....	36

3.1.1	Selección de variables	37
3.1.2	Diseño Muestral y Alcance del Estudio	39
CAPÍTULO IV. Resultados		50
4.1	Análisis de Resultados	50
CAPÍTULO V. Conclusiones y Recomendaciones		66
5.1	Conclusiones.....	66
5.2	Limitantes	68
5.3	Recomendaciones	70
5.4	Futuras investigaciones.....	71
CAPÍTULO VI. Contribución Académica, Empresarial y Nacional.....		72
6.1	Contribución Académica	72
6.2	Contribución Empresarial	72
6.3	Contribución Nacional.....	72
Referencias		Error! Bookmark not defined.
ANEXOS.....		86

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 - Preguntas, hipótesis y objetivos específicos de investigación.....	10
Tabla 3.1 - Operacionalización de las variables de transformación digital	37
Tabla 3.2 - Operacionalización de la variable de competitividad.....	38
Tabla 4.1 - Resumen de modelos estructurales analizados.....	62

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 - Modelo de la difusión de las ideas.	28
Figura 2.2 - Modelo de la difusión de la innovación	29
Figura 2.3 Modelo de Gartner Hype Cycle.....	30
Figura 2.4. Modelo conceptual del efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas.....	35

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 4.1 - Adopción tecnológica por empresas a nivel estatal.....	52
Gráfico 4.2 - Adopción tecnológica por tamaño de empresa.....	53
Gráfico 4.3 - Adopción tecnológica por tamaño de empresa.....	54
Gráfico 4.4 - Matriz de correlación entre las variables tecnológicas.....	56
Gráfico 4.5 - Prueba de linealidad.	57
Gráfico 4.6 - Diagrama de caminos del modelo de análisis de tres componentes principales rotados.....	59
Gráfico 4.7 - Diagrama de caminos del modelo de análisis de tres componentes principales rotados.....	60
Gráfico 4.8 - Importancia de las variables en el XGBoost optimizado.	63

“Efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas”

Resumen

La transformación digital permite a las empresas ser más innovadoras y competitivas; sin embargo, es un proceso que conlleva desafíos tecnológicos y estratégicos. Por ello, el objetivo de esta investigación es evaluar el efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas, identificando las dimensiones latentes confirmadas por las tecnologías digitales, evaluando su impacto en la competitividad y determinando la contribución individual de cada tecnología. La metodología empleada en esta investigación es cuantitativa y se desarrolló en tres partes: I. Identificación de las dimensiones subyacentes conformadas por las variables estudiadas, a partir de un análisis de componentes principales; II. Estimación de un modelo de ecuaciones estructurales a partir de las dimensiones subyacentes halladas para evaluar el efecto grupal de las tecnologías digitales en la competitividad y III. Desarrollo de un modelo de *machine learning* supervisado para evaluar la importancia individual de cada tecnología. La evidencia sugiere que el nivel de adopción tecnológica difiere según el estado, el tamaño de la empresa y el año de fundación, siendo las tecnologías digitales maduras las más adoptadas. Por otro lado, se encontró evidencia de que las tecnologías se agrupan en cuatro dimensiones según su función dentro de la empresa: I. Infraestructura, II. Exposición digital y ventas, III. Sistemas de gestión y IV. Inteligencia artificial. Los modelos de ecuaciones estructurales mostraron evidencia de que únicamente la dimensión subyacente de infraestructura tecnológica tiene un efecto positivo sobre la competitividad de las empresas, lo que sugiere que la adopción de tecnologías maduras es primordial para que las firmas sean más competitivas. Por su parte, el modelo de *machine learning XGBoost* mostró que las tecnologías maduras, *Internet*, *Intranet*, *Extranet* y *Sitio Web* tienen un mayor efecto sobre la competitividad empresarial, siendo *Data Analytics* la única tecnología de frontera con alto efecto. Se concluyó que la transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad de las empresas; no obstante, las tecnologías maduras constituyen la base del desempeño competitivo.

Palabras clave: Transformación digital; Innovación; Competitividad empresarial; *Machine learning*; Ecuaciones estructurales.

"Effect of digital transformation on the competitiveness of Mexican companies"

Abstract

Digital transformation enables firms to become more innovative and competitive; however, it entails both technological and strategic challenges. The objective of this research is therefore to evaluate the effect of digital transformation on the competitiveness of Mexican firms by identifying the latent dimensions supported by digital technologies, assessing their impact on competitiveness, and determining the individual contribution of each technology. The methodology employed is quantitative and was carried out in three stages: (i) identification of the underlying dimensions formed by the variables studied through principal component analysis, (ii) estimation of a structural equation model based on the identified latent dimensions to evaluate the collective effect of digital technologies on competitiveness, and (iii) development of a supervised machine learning model to assess the individual importance of each technology. The evidence suggests that the level of technology adoption varies across states, firm size, and year of foundation, with mature digital technologies being the most widely adopted. Furthermore, results show that technologies group into four dimensions according to their function within the firm: (i) infrastructure, (ii) digital exposure and sales, (iii) management systems, and (iv) artificial intelligence. The structural equation models indicated that only the latent dimension of technological infrastructure positively affects firm competitiveness, suggesting that adopting mature technologies is essential for firms to enhance their competitiveness. In turn, the XGBoost machine learning model revealed that the mature technologies of the Internet, Intranet, Extranet, and Website have the most significant impact on business competitiveness, with Data Analytics being the only frontier technology that has a strong effect. It is concluded that digital transformation positively affects firms' competitiveness; nevertheless, mature technologies form the foundation of competitive performance.

Keywords: Digital Transformation; Innovation; Competitiveness of Companies; Machine learning; Structural Equation

CAPÍTULO I.

Introducción

La transformación digital ha cobrado relevancia a escala global como uno de los principales catalizadores del cambio organizacional, impulsando nuevos modelos de negocio, prácticas operativas y formas de interacción con clientes y proveedores. Esta transformación no se limita al uso de tecnologías emergentes, sino que implica una reconfiguración profunda de capacidades organizacionales, culturales y estratégicas (Bharadwaj et al., 2013). Asimismo, representa una oportunidad para reducir brechas de competitividad y fortalecer la capacidad de adaptación empresarial frente a entornos dinámicos (Zuboff, 2019; Reis et al., 2018). Debido a su impacto transversal, la transformación digital ha dejado de ser una ventaja táctica para convertirse en un imperativo estratégico para el desarrollo empresarial y económico.

A medida que el entorno empresarial se redefine mediante la digitalización, el ritmo de aparición de nuevas tecnologías representa un desafío constante para las organizaciones. Se estima que el universo tecnológico actual comprende más de 23,000 tecnologías agrupadas en dominios que abarcan desde la inteligencia artificial hasta la robótica y los sistemas ciberfísicos (Gong et al., 2025). Sin embargo, la transformación digital no ocurre de manera homogénea; la incorporación de tecnologías avanzadas varía entre sectores, tamaños de empresa y capacidades organizacionales (Zolas et al., 2020). Estas diferencias responden tanto a factores estructurales como a distintos niveles de madurez tecnológica y organizacional.

La transformación digital está modificando la forma en que las empresas producen bienes y servicios, gestionan operaciones e interactúan con sus clientes (Brynjolfsson y McAfee, 2014). Asimismo, constituye un facilitador clave de la innovación y permite desarrollar nuevas formas de creación de valor y competitividad (Westerman et al., 2014; Bharadwaj et al., 2013). Debido a su naturaleza multidisciplinaria, este proceso involucra distintas áreas organizacionales, desde la producción y las operaciones hasta el marketing y las relaciones con clientes (OECD, 2018), lo que exige un enfoque integral para su implementación (Verhoef et al., 2019).

No obstante, la adopción tecnológica por sí sola no garantiza una transformación exitosa. Las organizaciones requieren estrategias digitales claras y, en muchos casos, procesos de reestructuración organizacional que permitan aprovechar las oportunidades asociadas con la

digitalización (Kane et al., 2015; Ross et al., 2017). Entre los principales desafíos identificados se encuentran la ausencia de estrategias digitales coherentes (Matt et al., 2015), los costos de implementación y mantenimiento tecnológico, particularmente en pequeñas y medianas empresas (Liang et al., 2010), los riesgos asociados con la seguridad y privacidad de datos (Romanosky et al., 2019; Zhao et al., 2025), la gestión y aprovechamiento del conocimiento organizacional (Parviainen et al., 2017), la resistencia al cambio por parte de individuos y organizaciones (Bresnahan et al., 2002; Kane et al., 2015) y la persistencia de brechas digitales que limitan el acceso a infraestructura tecnológica de calidad, especialmente en economías en desarrollo (CEPAL, 2018).

La pandemia de COVID-19 intensificó estos procesos al acelerar la adopción tecnológica y transformar la relación entre empresas y consumidores. Las restricciones sanitarias y los cambios en los patrones de consumo impulsaron una rápida transición hacia modelos de trabajo digitalizados y automatizados (Arntz et al., 2020), así como la expansión de canales de comercio electrónico y servicios digitales (McKinsey, 2020). La crisis sanitaria actuó como un catalizador de procesos de digitalización previamente existentes, evidenciando la importancia estratégica de las capacidades tecnológicas para la continuidad operativa de las organizaciones (CEPAL, 2020).

Más allá de este contexto extraordinario, la transformación digital posee implicaciones económicas de alcance global al estar asociada con incrementos en productividad, eficiencia y crecimiento económico. Se ha señalado que una adopción más amplia de tecnologías digitales podría contribuir significativamente al crecimiento del PIB mundial mediante el desarrollo de nuevos mercados y canales digitales (Foro Económico Mundial, 2018). De manera similar, la OECD (2019) y el Fondo Monetario Internacional (2020) han resaltado el potencial de la digitalización para promover la modernización económica, especialmente en economías emergentes.

En el caso de México, las condiciones estructurales, las disparidades territoriales y las capacidades organizacionales configuran un entorno particular para la adopción tecnológica. En el siguiente apartado se abordan los principales retos que enfrentan las empresas mexicanas en sus procesos de transformación digital.

1.1 Planteamiento del Problema de Investigación

La transformación digital representa un proceso complejo para las empresas mexicanas, en particular debido a la coexistencia de múltiples restricciones estructurales que limitan su adopción efectiva. Entre los principales síntomas de esta problemática se encuentran la persistencia de una brecha digital significativa, el acceso limitado a financiamiento, la escasez de capital humano con competencias digitales avanzadas y los elevados costos asociados a la adquisición, implementación y actualización tecnológica (INEGI, 2018). Estas limitaciones se ven agravadas por factores institucionales, como la fragmentación de las políticas públicas y la falta de coordinación entre los actores públicos y privados, lo que dificulta la consolidación de una estrategia nacional coherente en materia de digitalización.

A nivel operativo, las empresas enfrentan barreras adicionales; la inversión requerida no se limita a infraestructura tecnológica, sino que implica costos recurrentes en mantenimiento, capacitación y adaptación organizacional (Schwellnus et al., 2018). Asimismo, el acceso al financiamiento es restringido debido a la falta de garantías, el desconocimiento de instrumentos financieros y la ausencia de acompañamiento técnico en la toma de decisiones tecnológicas (Beck et al., 2005; European Commission, 2019). A esto se suma la insuficiencia de talento especializado, lo que limita la capacidad de las organizaciones para implementar, gestionar y escalar procesos de transformación digital (Castells, 2010; Davenport, 2014). En conjunto, estos factores configuran un entorno en el que la adopción tecnológica es desigual, fragmentada y, en muchos casos, limitada a tecnologías maduras de bajo impacto estratégico.

De mantenerse esta situación, las empresas mexicanas enfrentarán un rezago progresivo en términos de competitividad. La incapacidad para adoptar tecnologías digitales avanzadas restringe su acceso a mejoras en productividad, innovación y expansión hacia mercados internacionales (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Porter & Heppelmann, 2014). En consecuencia, las organizaciones no solo pierden oportunidades de optimización de procesos y reducción de costos, sino que también ven limitada su capacidad para generar valor agregado y adaptarse a entornos económicos cada vez más digitalizados. A nivel agregado, esta situación puede traducirse en una desaceleración del crecimiento económico, una menor diversificación productiva y una ampliación de las brechas regionales y sectoriales en el país.

En este contexto, resulta necesario avanzar hacia una comprensión más precisa de cómo la transformación digital incide en la competitividad de las empresas mexicanas, así como de los mecanismos a través de los cuales las distintas dimensiones tecnológicas se articulan para generar valor. A pesar de la relevancia del tema, la literatura existente presenta una brecha en el análisis empírico del impacto de la transformación digital sobre la competitividad empresarial en México. Por lo tanto, esta investigación se propone diagnosticar los patrones de adopción tecnológica en las empresas mexicanas, identificar sus dimensiones subyacentes y evaluar empíricamente su efecto sobre la competitividad, mediante el uso de técnicas estadísticas, modelos de ecuaciones estructurales y enfoques de *machine learning*. De esta manera, se busca aportar evidencia que permita orientar tanto la toma de decisiones empresariales como el diseño de políticas públicas en materia de digitalización.

1.2 Justificación del Tema

La presente investigación se justifica desde una perspectiva teórica, práctica y metodológica. En el plano teórico, la transformación digital se ha consolidado como un campo de estudio central en la literatura contemporánea de gestión y economía, al vincularse directamente con la productividad, la innovación y la competitividad empresarial (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Vial, 2019). Diversos estudios han documentado que la adopción de tecnologías digitales permite automatizar procesos, mejorar la toma de decisiones basada en datos y fortalecer la relación con los clientes mediante experiencias más personalizadas (Chen et al., 2012; Verhoef et al., 2021). No obstante, persisten vacíos en la comprensión de cómo estas dinámicas se manifiestan en economías emergentes, particularmente en contextos como el mexicano, donde coexisten sectores altamente digitalizados con ecosistemas análogos. Es así que la investigación contribuye a la construcción de un cuerpo teórico más robusto al analizar la transformación digital desde una perspectiva estructural y multidimensional.

Desde una perspectiva práctica, el estudio aporta evidencia relevante para la toma de decisiones tanto en el ámbito empresarial como en el diseño de políticas públicas. Para las empresas, los resultados permiten identificar qué dimensiones de la transformación digital tienen un mayor impacto en su competitividad, facilitando la priorización de inversiones tecnológicas y el diseño de estrategias más efectivas. Para el sector público, los hallazgos ofrecen insumos para el desarrollo de políticas diferenciadas que atiendan las brechas regionales y sectoriales en

materia de digitalización. En un contexto donde la transformación digital no se distribuye de manera homogénea (Bertschek et al., 2019), comprender sus efectos reales permite orientar intervenciones más focalizadas que contribuyan a reducir desigualdades y potenciar el desarrollo económico.

Por último, en el ámbito metodológico, la investigación se justifica por la integración de enfoques cuantitativos para el análisis del fenómeno. A diferencia de estudios que abordan la transformación digital desde perspectivas descriptivas o parciales, este trabajo combina análisis estadístico, pruebas paramétricas, análisis de componentes principales, modelos de ecuaciones estructurales y técnicas de *machine learning* supervisado. Esta aproximación permite no solo identificar patrones de adopción tecnológica, sino también modelar correlaciones y evaluar la capacidad predictiva de distintas variables en la competitividad empresarial. De esta manera, se aporta una metodología robusta y replicable que puede ser aplicada en otros contextos y estudios futuros, fortaleciendo el rigor analítico en la investigación sobre transformación digital.

1.3 Preguntas general y específica

Derivado de la problemática planteada, se tiene la siguiente pregunta general de investigación (**P1**): ¿Cuál es el efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas?

De esta, se desprenden las siguientes preguntas específicas:

P2. ¿Cómo se estructura la transformación digital en las empresas mexicanas a partir de las tecnologías digitales adoptadas?

P3. ¿Cuál es el efecto de la transformación digital, expresada en dimensiones latentes, sobre la competitividad de las empresas mexicanas?

P4. ¿Cuál es la contribución de las tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas?

1.4 Objetivos de Investigación

El objetivo general (**O1**) de la presente investigación es analizar la relación entre la transformación

digital y la competitividad de las empresas mexicanas.

A partir de este objetivo general, se plantean los siguientes objetivos específicos:

O2. Identificar la estructura latente de la transformación digital en las empresas mexicanas mediante técnicas de análisis multivariado.

O3. Analizar el efecto de las dimensiones latentes de la transformación digital sobre la competitividad de las empresas mexicanas mediante modelos econométricos.

O4. Determinar la contribución individual de las tecnologías digitales que integran la transformación digital sobre la competitividad empresarial mediante técnicas de *machine learning* supervisado.

1.5 Hipótesis

Derivado las preguntas de investigación se proponen las siguientes hipótesis:

Hipótesis principal (**H1**): la transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad de las empresas mexicanas.

A partir de esta hipótesis general, se derivan las siguientes hipótesis específicas:

H2. La transformación digital en las empresas mexicanas se estructura en dimensiones latentes asociadas con infraestructura tecnológica, gestión empresarial, análisis de datos e inteligencia artificial y exposición digital.

H3. La transformación digital, expresada en dimensiones latentes, tiene un efecto diferenciado sobre la competitividad de las empresas mexicanas, siendo mayor en las dimensiones con mayor nivel de adopción tecnológica.

H4. La contribución de las tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas es diferenciada de manera individual.

Tabla 1.1 - Preguntas, hipótesis y objetivos de investigación

Preguntas de investigación	Literatura	Hipótesis	Variables	Objetivos	Acciones por realizar
P1. ¿Cuál es el efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas?	Bharadwaj et al., 2013; Westerman et al., 2014; Verhoef et al., 2021.	H1. La transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad de las empresas mexicanas.	Variable independiente: transformación digital. Variable dependiente: competitividad.	O1. Analizar la relación entre la transformación digital y la competitividad de las empresas mexicanas.	Integrar la evidencia obtenida mediante PCA, SEM y <i>XGBoost</i> .
P2. ¿Cómo se estructura la transformación digital en las empresas mexicanas a partir de las tecnologías digitales adoptadas?	Verhoef et al., 2021; Rogers, 1962	H2. La transformación digital en las empresas mexicanas se estructura en dimensiones latentes asociadas con infraestructura tecnológica, gestión empresarial, análisis de datos e inteligencia artificial y exposición digital.	Variable independiente: transformación digital. Indicadores observados: tecnologías digitales adoptadas.	O2. Identificar la estructura latente de la transformación digital en las empresas mexicanas mediante técnicas de análisis multivariado.	Aplicar el análisis de componentes principales (PCA) para identificar las dimensiones latentes de la transformación digital.
P3. ¿Cuál es el efecto de la transformación digital, expresada en dimensiones latentes, sobre la competitividad de las empresas mexicanas?	CEPAL, 2021	H3. La transformación digital, expresada en dimensiones latentes, tiene un efecto diferenciado sobre la competitividad de las empresas mexicanas, siendo mayor en las dimensiones con mayor nivel de adopción tecnológica.	Variable independiente: transformación digital. Variables explicativas: dimensiones latentes. Variable dependiente: competitividad.	O3. Analizar el efecto de las dimensiones latentes de la transformación digital sobre la competitividad de las empresas mexicanas mediante modelos econométricos.	Estimar modelos de ecuaciones estructurales a partir de las dimensiones latentes identificadas.
P4. ¿Cuál es la contribución de las tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas?	Iansiti & Lakhani, 2020; Verhoef et al., 2019	H4. La contribución de las tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas es diferenciada de manera individual.	Variable independiente: transformación digital. Indicadores individuales: tecnologías digitales adoptadas. Variable dependiente: competitividad.	O4. Determinar la contribución individual de las tecnologías digitales que integran la transformación digital sobre la competitividad empresarial mediante técnicas de <i>machine learning</i> supervisado.	Construir un modelo <i>XGBoost</i> para evaluar la importancia relativa de cada tecnología digital.

Fuente: elaboración propia.

1.6 Descripción de Capítulos

La presente investigación está estructurada en cinco capítulos:

Capítulo I – Es el capítulo introductorio de la investigación; en él se plantea el problema.

Capítulo II - Marco teórico y conceptual – Revisión de la literatura. En esta sección se conceptualiza la transformación digital y se ofrece una revisión del estado del arte en un marco empresarial siguiendo tres bloques temáticos: condiciones contextuales, capacidades organizacionales y tecnologías habilitadoras. Asimismo, se abordan otros fenómenos relacionados y necesarios para llevar a cabo la transformación digital como la madurez digital, la innovación y la adopción de las innovaciones. Por último, se conceptualiza la competitividad de las empresas relacionándola con la transformación digital.

Capítulo III - Metodología. Se detallan el tipo de investigación, base de datos empleada para el análisis, la selección y operacionalización de las variables. Se listan los pasos metodológicos de la investigación: I) análisis estadístico de las variables, II) pruebas paramétricas de las variables, III) análisis de componentes principales, IV) construcción y comparación de modelos de ecuaciones estructurales a partir de las variables latentes encontradas en el análisis de componentes principales y V) elaboración de un modelo de *machine learning* supervisado.

Capítulo IV - Resultados. La estructura del capítulo replica la secuencia metodológica del capítulo anterior y, para cada subsección, se observa lo siguiente: I) se examina el nivel de adopción tecnológica según el estado, el tamaño y el año de fundación de las empresas. Los resultados evidencian una amplia incorporación de tecnologías maduras. En contraste, las tecnologías avanzadas muestran una adopción limitada y concentrada en empresas medianas y grandes. Asimismo, se observa una fuerte brecha territorial, con mayor digitalización en estados industrializados y urbanos, y una brecha generacional, ya que las empresas fundadas después de 1991 tienden a incorporar más tecnologías emergentes. II) Los resultados mostraron un cumplimiento parcial de las pruebas paramétricas: se validaron adecuadamente los supuestos de especificación funcional, homocedasticidad e independencia de los errores. No obstante, se identificaron una desviación respecto a la normalidad de los residuos y una posible colinealidad entre variables explicativas. Estas condiciones sugieren que, aunque el modelo puede ser estimado, las inferencias deben interpretarse con cautela; III) el análisis de componentes principales permitió identificar patrones latentes de adopción tecnológica que difieren del modelo clásico propuesto

por la CEPAL. A partir de los datos, se obtuvo una nueva organización de las tecnologías digitales en cuatro grupos: infraestructura, ventas, IA y Gestión. IV) Los modelos de ecuaciones estructurales evidenciaron que no todos los grupos obtenidos por el análisis de componentes principales fueron estadísticamente viables. El modelo que relaciona la infraestructura con la competitividad mostró un ajuste robusto y confiable, posicionándose como el único estructuralmente válido y estadísticamente sólido; V) el modelo de *machine learning* supervisado, *XGBoost*, obtuvo un rendimiento con un R^2 de 0.61. Los resultados mostraron que las tecnologías con mayor impacto en el modelo fueron las de mayor adopción, como Intranet, sitio web e Internet; sin embargo, de manera individual, Data Analytics fue la tecnología con mayor contribución.

Capítulo V - Conclusiones y recomendaciones. Este capítulo presenta el cierre de la investigación a partir de los resultados obtenidos y de su contraste con las hipótesis propuestas. Se concluye que la transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad de las empresas mexicanas. Se confirmó empíricamente que la adopción tecnológica se estructura en dimensiones funcionales diferenciadas, destacando la infraestructura como el único factor con relación significativa y efecto sobre la competitividad de las empresas mexicanas. Asimismo, se observó que las tecnologías maduras como Internet, Intranet y Sitio Web son las de mayor impacto global en el modelo predictivo, mientras que *Data Analytics* destaca como la tecnología emergente con mayor peso relativo individual. El capítulo también reconoce las limitaciones del estudio, entre las cuales destacan el carácter no probabilístico de la muestra y su tamaño reducido, así como la dependencia de datos auto informados. Con base en la evidencia generada, se formulan recomendaciones tanto para la generación de políticas públicas como para la estrategia empresarial. En particular, se destaca la importancia de fortalecer la infraestructura digital básica antes de avanzar hacia la adopción de tecnologías de frontera. También se sugiere fomentar capacidades organizacionales en torno a competencias digitales, así como mecanismos de seguimiento, diseño de estrategias tecnológicas y colaboración intersectorial. Finalmente, se delinean posibles rutas para investigaciones futuras, incluyendo la replicación del modelo en otras economías emergentes, la incorporación de variables cualitativas, el desarrollo de estudios longitudinales y la exploración de vínculos entre digitalización, sostenibilidad y resiliencia organizacional.

Capítulo VI - Contribuciones académicas, empresariales y nacionales. Este capítulo presenta las aportaciones principales de la investigación en tres niveles. En el plano académico, se ofrece un marco teórico estructurado y una metodología robusta que aplica modelos estadísticos, ecuaciones

estructurales y *machine learning*. A nivel empresarial, los hallazgos orientan la adopción estratégica de tecnologías, destacando el valor de las herramientas maduras y de analítica de datos como motores de competitividad. Y en el ámbito nacional, se identifican disparidades regionales que justifican políticas públicas diferenciadas y sostenidas en evidencia empírica para fomentar una transformación digital más equitativa y efectiva.

CAPÍTULO II. Marco teórico – Revisión de la literatura

2.1 Transformación digital: conceptualización, importancia y tipología

La importancia de la transformación digital en la economía ha aumentado con la llegada de la cuarta revolución industrial o Industria 4.0 (Yuan et al., 2021). La Industria 4.0 describe un entorno donde los individuos y las organizaciones interactúan continuamente entre los dominios digitales y físicos mediante tecnologías conectadas que permiten gestionar actividades y procesos de manera integrada (Schwab, 2016). La transformación digital representa un proceso de integración de tecnologías digitales en las distintas áreas de una organización mediante cambios tecnológicos, organizacionales y culturales (Bharadwaj et al., 2013; Kane et al., 2015). Dicho proceso genera oportunidades para producir valor y obtener ventajas competitivas (Westerman et al., 2014).

La transformación digital ha modificado industrias completas mediante el surgimiento de nuevos modelos de negocio, servicios digitales y productos conectados. Westerman et al. (2014) señalan que este proceso ha transformado sectores mediante aplicaciones digitales de movilidad, dispositivos inteligentes y nuevos servicios basados en tecnologías conectadas. Sin embargo, este cambio no constituye un fenómeno espontáneo, sino una respuesta a múltiples factores externos e internos que impulsan a las empresas a adoptar tecnologías digitales.

Entre los factores que impulsan la transformación digital destacan las regulaciones gubernamentales (Susskind & Susskind, 2015), la presión competitiva derivada de empresas nativas digitales (Fichman et al., 2014), el surgimiento de plataformas y modelos de negocio basados en tecnología (Parker et al., 2016), las nuevas expectativas de los clientes respecto a experiencias personalizadas (Legner et al., 2017) y el avance de tecnologías emergentes como Internet de las cosas, inteligencia artificial y computación en la nube (Bughin et al., 2017).

La implementación de la transformación digital debe responder a objetivos organizacionales concretos. Entre los más relevantes se encuentran el incremento de la eficiencia operativa, la reducción de costos y el aumento de la productividad (Bharadwaj et al., 2013), el fortalecimiento de la relación con los clientes mediante interacciones personalizadas (Lemon & Verhoef, 2016), la generación de nuevas fuentes de ingresos mediante productos o servicios digitales (Yoo et al., 2010), la expansión hacia nuevos segmentos o mercados (Nambisan et al., 2017) y el fortalecimiento de los procesos de toma de decisiones (Sharma et al., 2014).

No obstante, existen diversos obstáculos que dificultan la adopción tecnológica en las organizaciones. Entre las barreras más frecuentes se encuentran la resistencia al cambio por parte de los empleados (Hafke et al., 2016), la falta de experiencia y capacidades para utilizar adecuadamente las tecnologías digitales (Kane et al., 2015) y la existencia de infraestructura tecnológica previa incompatible con tecnologías emergentes, lo que genera problemas de integración (Verhoef et al., 2019).

Asimismo, las organizaciones cuentan con diversos habilitadores internos que facilitan el proceso de transformación digital. Entre ellos destacan la visión estratégica y el compromiso de la alta dirección con los procesos de digitalización (Berman & Bell, 2011), los programas de capacitación orientados al desarrollo de competencias digitales (Kane et al., 2015), una cultura organizacional colaborativa que fomente la interacción entre áreas funcionales (Westerman et al., 2011) y estructuras organizacionales ágiles que promuevan la experimentación, la innovación y la adaptación continua a los cambios tecnológicos (Fitzgerald et al., 2013).

Desde la visión basada en recursos, la transformación digital puede entenderse como un recurso estratégico que genera competitividad mediante infraestructura tecnológica compuesta por hardware, software y redes (Barney, 1991; Wade & Hulland, 2004), así como mediante capital humano capaz de utilizar y gestionar tecnologías digitales (Teece, 2007). Complementariamente, la teoría de capacidades dinámicas sostiene que las organizaciones desarrollan capacidades que les permiten responder a entornos cambiantes. Teece (2007) identifica tres capacidades fundamentales: sensibilidad digital, entendida como la capacidad de detectar oportunidades y cambios en el entorno; aprovechamiento digital, relacionada con la capacidad de explotar dichas oportunidades mediante nuevos procesos, productos o servicios; y transformación digital, asociada con la capacidad de reconfigurar continuamente los recursos organizacionales.

En la siguiente sección se presenta una revisión estructurada de los principales campos temáticos que han articulado el estudio académico sobre la transformación digital en el ámbito empresarial.

2.2 Campos de estudio de la transformación digital en las empresas

En los últimos años, la transformación digital ha generado una amplia producción académica que

aborda múltiples dimensiones del fenómeno (Salgado-García et al., 2024). En el presente estudio se revisan de manera sistemática siete líneas temáticas que estructuran el cuerpo actual de literatura. Estas se agrupan en tres grandes bloques analíticos: condiciones contextuales, capacidades organizacionales y tecnologías digitales.

El primer bloque corresponde a las condiciones contextuales que han impulsado los procesos de adopción digital. Entre ellas destaca la pandemia por COVID-19, la cual aceleró cambios en modelos de negocio, educación, salud y trabajo remoto, generando una presión sin precedentes sobre las capacidades digitales de las organizaciones.

El segundo bloque analiza las capacidades organizacionales necesarias para sostener la transformación digital dentro de una economía digital. En este ámbito, las capacidades dinámicas permiten a las organizaciones adaptar y reconfigurar recursos frente a entornos cambiantes, mientras que la gobernanza corporativa establece los marcos institucionales y de decisión que orientan las estrategias tecnológicas. Asimismo, las competencias y la formación educativa constituyen elementos fundamentales para la adquisición, implementación y aprovechamiento de tecnologías digitales tanto a nivel organizacional como sistémico.

El tercer bloque se centra en las tecnologías habilitadoras de la transformación digital. La inteligencia artificial, la Industria 4.0 y las Fintech han sido ampliamente estudiadas debido a su capacidad para incrementar la eficiencia, reducir costos operativos y promover la innovación. No obstante, estas tecnologías también generan desafíos asociados con la adopción desigual, las brechas tecnológicas y las modificaciones estructurales en la organización del trabajo. A partir de esta estructura, en las siguientes secciones se examinan los temas identificados.

2.2.1 COVID como catalizador de la transformación digital en las empresas

La pandemia de COVID-19 constituyó un punto de inflexión para la transformación digital en múltiples sectores, obligando a las organizaciones a replantear procesos operativos, adoptar tecnologías emergentes y responder a entornos altamente volátiles (Dwivedi et al., 2020). Desde la perspectiva de los sistemas de información, este fenómeno expuso vulnerabilidades estructurales en empresas y gobiernos, al tiempo que aceleró la adopción de soluciones digitales como respuesta a las restricciones sanitarias, las disrupciones logísticas y los cambios en los patrones de consumo.

Tecnologías como inteligencia artificial, Big Data, ciberseguridad y plataformas digitales adquirieron un papel estratégico durante este periodo (Dwivedi et al., 2020).

Rapaccini et al. (2020) sostienen que, además de generar perturbaciones significativas, la pandemia abrió oportunidades para replantear capacidades organizacionales desde una lógica digital, promoviendo nuevas prácticas de prestación de servicios, interacción con clientes y gestión de recursos. En este sentido, la crisis sanitaria no solo aceleró procesos tecnológicos existentes, sino que transformó la manera en que las organizaciones entienden y ejecutan la digitalización.

Diversos estudios muestran que este proceso afectó de forma diferenciada a distintos sectores económicos. Bartsch et al. (2021) identificaron que el trabajo remoto exigió nuevas formas de liderazgo virtual capaces de sostener el rendimiento organizacional en contextos de incertidumbre. En el sector hotelero, Hao et al. (2020) observaron una reorganización profunda de modelos de negocio, canales de distribución y estrategias de inversión, mientras que Almeida et al. (2020) señalaron que organizaciones con baja madurez digital adoptaron tecnologías que anteriormente consideraban innecesarias o inaccesibles.

Asimismo, la pandemia modificó las dinámicas de consumo y educación. Li et al. (2020) argumentan que consumidores y empresas redefinieron sus rutinas y mecanismos de intercambio, evidenciando limitaciones en los modelos tradicionales de comercialización. En el ámbito educativo, la transición abrupta hacia modalidades virtuales reveló desigualdades tecnológicas y nuevas formas de exclusión digital, especialmente entre estudiantes de educación básica (Iivari et al., 2020).

Desde una perspectiva más amplia, Barnes (2020) y Abdel-Basset et al. (2021) destacan que la pandemia aceleró la adopción de soluciones digitales en sectores como educación, comercio electrónico, salud y entretenimiento, consolidando una nueva dinámica económica sustentada en plataformas digitales y tecnologías disruptivas. Más allá del componente tecnológico, estos cambios implicaron transformaciones sociales y organizacionales que modificaron las formas de interacción, trabajo y generación de conocimiento.

Los hallazgos anteriores sugieren que el COVID-19 operó como un catalizador que intensificó procesos de transformación digital previamente existentes. Más que originar una nueva

tendencia tecnológica, la pandemia aceleró procesos de adaptación organizacional y evidenció la necesidad de desarrollar capacidades que permitan responder de manera flexible a entornos dinámicos e inciertos.

2.2.2 Capacidades organizacionales que habilitan la transformación digital de las empresas

Las capacidades organizacionales, particularmente las capacidades dinámicas, desempeñan un papel central en habilitar la transformación digital de las empresas al permitirles adaptarse y responder a entornos tecnológicos cambiantes. Estas capacidades permiten identificar oportunidades, integrar recursos y reconfigurar procesos organizacionales frente a escenarios de incertidumbre y evolución tecnológica.

Matarazzo et al. (2021) analizaron este fenómeno en los sectores de alimentos, moda y mobiliario, demostrando que la transformación digital no solo optimiza procesos existentes, sino que facilita la reconfiguración de modelos de negocio mediante nuevos canales de distribución y propuestas de valor centradas en el cliente. Estos cambios requieren capacidades organizacionales que permitan detectar oportunidades, implementar cambios estratégicos e incorporar nuevas tecnologías.

Desde una perspectiva conceptual, Sousa-Zomer et al. (2020) propusieron un marco que vincula directamente la capacidad de transformación digital con la generación de competitividad, argumentando que esta depende de microfundaciones específicas de las capacidades dinámicas. Asimismo, Soluk y Kammerlander (2021) plantearon un modelo evolutivo compuesto por tres etapas: procesos, productos y modelo de negocio. Cada una de estas etapas demanda capacidades específicas, que van desde la percepción y evaluación de oportunidades hasta la transformación organizacional.

Por otra parte, Khurana et al. (2022) mostraron cómo las empresas pueden desarrollar capacidades de resiliencia mediante procesos de transformación digital. Su propuesta integra niveles micro, meso y macro, destacando que las capacidades de percepción, toma de decisiones y transformación se reflejan en ajustes estratégicos y operativos frente a escenarios inciertos.

De forma complementaria, Skare et al. (2023) sintetizaron la evidencia disponible señalando que la transformación digital implica no solo la adopción tecnológica, sino también una

reinención organizacional basada en capacidades dinámicas. Estas capacidades fortalecen la flexibilidad organizacional y permiten responder estratégicamente tanto a oportunidades como a riesgos asociados con la digitalización.

Además de las capacidades dinámicas, la educación y el desarrollo de competencias constituyen elementos fundamentales para la transformación digital. Ratten y Usmanij (2021) destacan el papel de la educación empresarial como un mecanismo para desarrollar habilidades y capacidades necesarias para enfrentar entornos tecnológicos complejos. Los autores argumentan que la formación futura debe integrar dimensiones humanas y tecnológicas que permitan fortalecer las capacidades organizacionales requeridas por las empresas digitales. Las tecnologías que habilitan la transformación digital se revisan en el siguiente apartado.

2.2.3 Las tecnologías que habilitan la transformación digital de las empresas

A La Industria 4.0 constituye uno de los pilares tecnológicos fundamentales para la habilitación de la transformación digital en las empresas. No obstante, su estudio enfrenta desafíos epistemológicos importantes debido a la ausencia de una definición consensuada, lo que complica la construcción de teorías robustas y la comparación entre investigaciones (Culot et al., 2020). Desde su origen como iniciativa estratégica en Alemania en 2011, el concepto ha evolucionado significativamente, acumulando múltiples interpretaciones que reflejan tanto la diversidad de aplicaciones tecnológicas como las expectativas socioeconómicas depositadas en este paradigma.

En el plano organizacional, la adopción de tecnologías asociadas a la Industria 4.0, como sensores inteligentes, sistemas ciberfísicos, internet de las cosas y analítica avanzada, requiere una atención específica a los factores humanos. Neumann et al. (2021) subrayaron que los diseños exitosos de soluciones industriales deben integrar principios de la ingeniería de factores humanos para garantizar que las transformaciones tecnológicas no solo sean funcionales, sino también sostenibles desde el punto de vista del trabajo humano.

Desde una perspectiva sistémica, Ghadge et al. (2020) propusieron un marco de implementación de la Industria 4.0 que considera tanto sus impulsores como sus barreras, clasificados en dimensiones estratégicas, organizacionales, tecnológicas, legales y éticas. Mediante un modelo de dinámica de sistemas, se analiza el impacto de esta transformación en los

parámetros operativos de la cadena de suministro. Los hallazgos sugieren que la implementación exitosa de la Industria 4.0 depende de la interacción equilibrada entre las capacidades tecnológicas, la alineación estratégica y la adaptación organizacional, en un entorno regulatorio que favorezca la innovación responsable.

Las *Fintech* se han consolidado como un eje central en la transformación digital de los sistemas financieros y en la promoción de un desarrollo económico más inclusivo. Arner et al. (2020) destacaron que son un catalizador clave para alcanzar los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), particularmente a través de su capacidad para fomentar la inclusión financiera. Este proceso requiere una infraestructura digital robusta que facilite la participación de segmentos tradicionalmente excluidos del sistema financiero formal, transformando no solo los servicios financieros, sino también las estructuras económicas y sociales subyacentes.

Desde una perspectiva organizacional y de servicios, Breidbach et al. (2020) señalaron que las *Fintech* introducen innovaciones disruptivas que desafían las prácticas y estructuras de las instituciones financieras tradicionales. Mediante minería de texto aplicada a literatura profesional, los autores identificaron una serie de desafíos gerenciales asociados con la integración de *Fintech* en los sistemas de servicios financieros digitales. Estos incluyen la gestión de la complejidad sistémica, la creación conjunta de valor entre actores tradicionales y emergentes y el diseño de infraestructuras adaptativas. La investigación concluye que una agenda de investigación orientada a estos desafíos puede contribuir significativamente a la comprensión y optimización del ecosistema.

La IA ha emergido como una de las tecnologías más influyentes en la reconfiguración de modelos organizacionales, procesos productivos y estructuras de mercado, particularmente en el contexto de la transformación digital acelerada por eventos como la pandemia de COVID-19. Dwivedi et al. (2020) sintetizan las perspectivas de múltiples expertos sobre el papel de la IA, destacando su potencial para redefinir ámbitos como la estrategia digital, la gestión de la información y la ciberseguridad. Esta visión multifacética enfatiza que la IA no debe considerarse en aislamiento, sino como parte de un ecosistema tecnológico interdependiente que incluye *Big Data*, *Block Chain* y aprendizaje automático.

En un enfoque complementario, Chauhan et al. (2022) abordan el papel de la IA en el

contexto de la economía circular, argumentando que su adopción puede facilitar procesos sostenibles mediante la optimización de recursos, la automatización del ciclo de vida de productos y la toma de decisiones inteligentes. No obstante, el estudio también identifica barreras estructurales y regulatorias que obstaculizan dicha transición, incluyendo la incertidumbre política, la resistencia organizacional y la gestión de riesgos asociados a la privacidad y seguridad de la información.

Kamble et al. (2020) ubican a la IA como un componente crítico en los sistemas de manufactura inteligente (SMS) dentro del paradigma de la Industria 4.0. En estos entornos, la IA opera en sinergia con sistemas ciberfísicos (CPS), *IoT* y automatización para ofrecer competitividad, particularmente en términos de eficiencia operativa y flexibilidad. Sin embargo, también reconocen la complejidad técnica y los altos costos asociados a la integración de estos sistemas, lo que plantea desafíos para su adopción generalizada.

Volberda et al. (2021) subrayan la capacidad transformadora de la IA en industrias tradicionales, habilitando nuevos sectores económicos y redefiniendo las lógicas competitivas. La computación en la nube, el aprendizaje profundo y la IA avanzada reconfiguran los procesos de creación de valor, especialmente en telecomunicaciones, medios y servicios financieros, al tiempo que generan nuevas barreras cognitivas y estratégicas para los tomadores de decisiones. La irrupción de la -inteligencia artificial generativa exige que las organizaciones reconfiguren sus procesos de creación de valor, redefinan sus lógicas competitivas y desarrollen nuevas barreras cognitivas y estratégicas. Por ejemplo, Marmon (2025) señala que los modelos generativos están habilitando a las empresas para innovar más rápidamente, personalizar ofertas a escala y redefinir operaciones completas, lo que a su vez obliga a que los directivos reconsideren los fundamentos de sus ventajas competitivas.

Tras revisar el papel de tecnologías, resulta necesario analizar cómo las empresas interiorizan y articulan estas tecnologías a lo largo del tiempo. Esta adopción tecnológica no ocurre de forma homogénea ni simultánea, sino que responde a trayectorias diferenciadas marcadas por el grado de madurez digital que cada organización alcanza. La siguiente sección se enfoca en el concepto de madurez digital, entendido como un constructo evolutivo que permite clasificar y comparar el progreso de las empresas en su proceso de transformación digital.

Derivado de este marco teórico, se presenta la **H2**: las dimensiones latentes conformadas por las tecnologías adoptadas por las empresas mexicanas se agrupan en componentes asociados con infraestructura tecnológica, gestión empresarial, análisis de datos e inteligencia artificial y exposición digital.

2.3 La madurez digital de las empresas

La transformación digital es un proceso de transformación de actividades, procesos o modelos de negocio (Matt et al, 2015) que implica evolucionar desde solo usar herramientas digitales hasta integrarlas totalmente en la operación y la estrategia empresariales (Fitzgerald et al., 2013). En esta línea, para Westerman et al. (2014) la madurez digital es el grado en el que las compañías utilizan tecnologías digitales para cambiar sus modelos de negocio. Para Bughin et al. (2015) es la preparación y capacidad de adaptación de las organizaciones. La madurez digital implica distintos niveles de aprovechamiento de las oportunidades mediante tecnologías digitales (Ross et al., 2017) cuyo objetivo último radica en lograr un pico de eficiencia e innovación (Kane et al., 2015). Las empresas pueden madurar digitalmente siguiendo modelos que se han desarrollado desde los años 70 como herramientas estructuradas para iniciar e implementar proyectos (Pöppelbub, 2011), que involucran un camino al éxito y proponen guías de alineación, configuración y renovación de capacidades existentes (Mettler et al., 2009).

Es relevante mencionar que las tecnologías de las cuales depende la transformación digital tienen su propio grado de madurez ajeno a la madurez de transformación digital de las empresas. En la literatura se reconocen cinco grados de madurez tecnológica: tecnologías legado, tecnologías maduras, tecnologías emergentes, tecnologías de frontera y tecnologías de nicho (Porter & Heppelmann, 2015; Manyka et al., 2013; Benbasat & Zmud, 2003; Adner, 2002; Bower & Christensen, 1995). A continuación, se detalla cada tipo de tecnología:

1. Tecnologías legado: son aquellas que han sido superadas por otras alternativas pero que se continúan utilizando debido a necesidades específicas (Benbasat & Zmud, 2003).
2. Tecnologías maduras: son las que han sido adoptadas por el mercado masivo porque ofrecen beneficios estables y predecibles (Porter & Heppelmann, 2015).
3. Tecnologías emergentes: son aquellas que están en etapas tempranas de adopción y

comercialización y que tienen un gran impacto en sus respectivos mercados (Bower & Christensen, 1995).

4. Tecnologías de frontera: son las que están en una etapa naciente y tienen el potencial de dar forma a desarrollos futuros pero cuyo impacto es impredecible.
5. Tecnologías de nicho: son aquellas que cumplen un objetivo específico en un contexto limitado, pero suelen ser fundamentales (Adner, 2002).

Las trayectorias de las tecnologías no están definidas y pueden coexistir (CEPAL, 2021). En un contexto de madurez digital, la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (2021) reconoce tres tipos de tecnologías:

1. Maduras. Aquellas cuyo uso no determinan reestructuraciones importantes en las empresas adoptantes como el correo electrónico, el sitio web y las redes sociales.
2. Avanzadas. Las que requieren de una reestructuración mayor que las maduras pero que no significan un ajuste profundo como los sistemas de gestión empresarial ERP y la computación en la nube.
3. De frontera. Aquellas cuya incorporación sí requiere de ajustes profundos dentro de las organizaciones como es el caso de la inteligencia artificial y la robótica avanzada. Es importante mencionar, que el modelo de CEPAL (2021) no especifica el tipo de IA, por lo que se asume que, dado el momento coyuntural en el que la Inteligencia Artificial Generativa está siendo trabajada por empresas como OpenAI (2020), se refieren a este tipo de IA.

Uno de los primeros modelos de madurez digital es el de Rogers (1962), el cual propone diferentes segmentos de usuarios de acuerdo con el momento en el que adoptan las tecnologías: desde los innovadores hasta los retardados. Este modelo se comprende dentro del contexto de la teoría de la difusión de las innovaciones de la cual se abordará más en el siguiente apartado.

En la literatura hay más modelos de madurez digital como el de Fitzgerald et al. (2013) que ofrece un acercamiento sistemático para evaluar e implementar procesos digitales con enfoque en la gente, los procesos y la tecnología. El modelo de evolución digital de Westerman et al. (2014) propone un mapa que culmina en convertirse en una entidad nativa digital, es decir, aquellas que

nacen digitalizadas. Su enfoque está en la estrategia, la cultura, las capacidades y la tecnología. El coeficiente digital que Bughin et al. (2015) propuso para McKinsey provee un modelo cuantitativo para medir la preparación digital en dimensiones como estrategia, cultura, organización y capacidades.

Kane et al. (2015) definen una progresión hacia el logro del liderazgo digital categorizado desde Observadores hasta Transformadores. El modelo subraya la importancia de varios componentes como visión, estrategia, cultura y modelos de negocio. El modelo de las cinco fuerzas digitales (Karimi & Walter, 2016) destaca las fuerzas que impulsan la disrupción digital: Movilidad, Analítica, Nube, Redes Sociales e *IoT*. Insta a las empresas a ser conscientes de estas fuerzas y a aprovechar su potencial para impulsar la innovación y el crecimiento. El modelo de Madurez de Negocio Digital (Deloitte, 2015) resalta la importancia de un ecosistema digital integrado. Evalúa a las organizaciones basándose en operaciones, experiencia del cliente e innovación, abogando por una estrategia coherente que va desde Silos Digitales, etapa en la que cada departamento tiene información propia hasta Líderes Digitales, en la que se ha logrado una transformación profunda.

En el modelo de Capacidad Digital (Matt et al., 2015) se busca sincronizar las capacidades digitales con los objetivos empresariales. La progresión del modelo proporciona a las organizaciones una hoja de ruta para mejorar el rendimiento aprovechando las capacidades digitales. En el modelo de Ruta Digital (Ross et al., 2017) se proponen hitos estructurados enfatizando la convergencia de visión, compromiso, tecnología y gobernanza. Tumbas et al. (2018) traza una trayectoria desde el desconocimiento digital hasta la digitalización completa en su modelo de Etapas de Adopción Digital. En éste se presentan un camino a seguir, así como los desafíos de adoptar tecnologías digitales.

Estos modelos de madurez digital comparten el objetivo de guiar a las organizaciones a través de sus trayectorias de digitalización buscando potenciar sus capacidades digitales. Todos introducen una progresión estructurada ya sea a través de etapas, niveles o categorizaciones, ofreciendo una hoja de ruta a las organizaciones desde su estado actual hacia un estado de mayor madurez digital. Un tema común entre ellos es la integración de múltiples dimensiones: estrategia, cultura, capacidades, tecnología y operaciones. Estas dimensiones se consideran esenciales para

evaluar y mejorar de manera integral la preparación digital. Asimismo, todos enfatizan la necesidad de que las organizaciones sean adaptables destacando la evolución continua, la sincronización con los objetivos empresariales y el aprovechamiento de las fuerzas o innovaciones digitales.

Las principales distinciones entre los modelos radican en su enfoque, marco y áreas de interés. El Ciclo de Adopción de Tecnología de Rogers (Rogers, 1962) se centra en la difusión de innovaciones entre diferentes categorías de adoptantes, mientras que la Matriz de Madurez Digital de Fitzgerald et al. (2013) enfatiza la evaluación sistemática de procesos digitales. Mientras que el Modelo de Evolución Digital de Westerman (Westerman et al., 2014) traza la trayectoria de la evolución de una organización, el Coeficiente Digital propuesto por McKinsey (Bughin et al., 2015) mide cuantitativamente la preparación en diversas dimensiones. El Camino hacia la Maestría Digital (Kane et al., 2015) se centra en la progresión hacia el liderazgo, en contraste con el Modelo de las Cinco Fuerzas Digitales (Karimi & Walter, 2016) que gira en torno a las fuerzas que impulsan la disrupción digital. El Modelo de Madurez de Negocio Digital de Deloitte (Deloitte, 2015) destaca la importancia de un ecosistema digital integrado, mientras que el Marco de Capacidad Digital (Matt et al., 2015) se enfoca en sincronizar capacidades con objetivos. El Marco de Ruta Digital (Ross et al., 2017) proporciona hitos estructurados, diferente de las Etapas de Adopción Digital (Tumbas et al., 2018), que traza un camino desde el desconocimiento digital hasta la integración. Estas variaciones reflejan la naturaleza multifacética de la transformación digital, con cada modelo ofreciendo una lente única para entender, evaluar y mejorar la madurez digital.

Adoptar tecnologías no es suficiente para obtener beneficios (Parida et al., 2019); se requiere innovar para poder automatizar y optimizar procesos, mejorar la productividad e incrementar la rentabilidad a través del ahorro de costos, la agilización de la producción y la reducción de los errores (Grubic y Jennions, 2017). En la siguiente sección se abordará la innovación.

La literatura reciente ha documentado que las tecnologías digitales maduras, como Internet, intranet y sitios web, constituyen la base sobre la cual se construyen capacidades competitivas en las organizaciones, particularmente en economías emergentes. Se ha señalado que estas tecnologías, al estar ampliamente difundidas y consolidadas, generan impactos inmediatos en la competitividad empresarial (Salgado-García et al., 2024).

Derivado de lo anterior se tiene la siguiente hipótesis: **H3**, el efecto de las dimensiones latentes derivadas de las tecnologías adoptadas por las empresas mexicanas sobre la competitividad empresarial es mayor en aquellas dimensiones asociadas con tecnologías de mayor nivel de adopción.

2.4 Innovación en las empresas

El concepto de innovación no es nuevo; Schumpeter (1934) la define como nuevas combinaciones que pueden resultar en nuevos o mejores productos, mercados, métodos de producción, proveedores y formas de organización. En la misma línea, Porter (1990) argumenta que es una nueva o mejor forma de competir que puede manifestarse en un nuevo diseño de producto, un nuevo proceso de producción, un nuevo enfoque de marketing o una nueva forma de realizar la capacitación como resultado de un esfuerzo inusual.

La OECD (2018, p.20) definió la innovación como una actividad que da como resultado “un producto o proceso nuevo o mejorado que difiere significativamente de los productos o procesos anteriores y que se ha puesto a disposición de los usuarios potenciales o puesto en uso por la unidad”. Asimismo, la OECD (2018) categorizó la innovación en cuatro principales tipos. En primer lugar, se encuentra la innovación de producto, que se refiere a la introducción de un bien o servicio que sea nuevo o que haya sido significativamente mejorado en relación con su uso. Esta categoría abarca mejoras en las características técnicas, en los componentes y materiales utilizados, en la informática que se integra y en la facilidad de uso.

En segundo lugar, está la innovación de proceso que consiste en la introducción de un proceso que ha sido renovado o mejorado con el fin de producir o distribuir. Esta innovación conlleva cambios en las técnicas empleadas, en los materiales y en los programas informáticos utilizados (OECD, 2018).

La tercera categoría es la innovación de mercadotecnia que implica la aplicación de un nuevo método de comercialización. Este tipo de innovación puede manifestarse a través de cambios en el diseño de un producto, en su envase, en su posicionamiento en el mercado, en su promoción o en la manera en la que se tarifica (OECD, 2018).

Por último, la innovación de organización se define como la introducción de un nuevo método organizativo.

Este método puede aplicarse en las prácticas internas de una empresa, en la organización del lugar de trabajo o en las relaciones que la empresa mantiene con entidades externas (OECD, 2018).

Para efectos de esta tesis, la innovación se operacionaliza a través de la transformación digital, entendida como la incorporación y uso de tecnologías digitales que permiten introducir mejoras en los procesos, productos y modelos de negocio de las empresas.

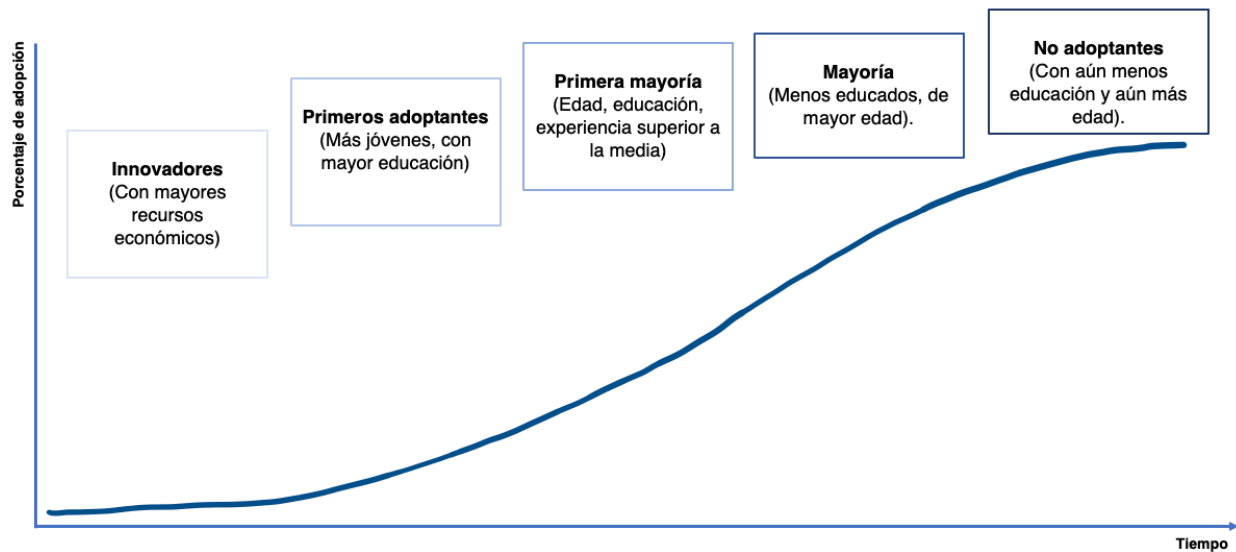
2.4.1 La adopción de las innovaciones tecnológicas

El estudio de la difusión y la adopción de la innovación se puede hacer en el marco de la teoría de la difusión de las innovaciones (*DOI*) impulsada por Rogers (1962). En ella propone un modelo de adopción de las innovaciones. La adopción para Copp (1958) es la aceptación de prácticas específicas, para Ramsey (1959) es producto del cambio de comportamiento y conocimiento derivado de las prácticas críticas evolutivas y para Rogers (1962) es el uso continuo de la innovación.

El primero en proponer un modelo de difusión de las ideas fue Beal et al. (1957). Para él, la adopción de las ideas se da a lo largo del tiempo con base en el perfil del adoptante. Propone cinco categorías de acuerdo con el perfil de adopción (ver Figura 2.1):

1. Innovadores, personas que pertenecen a un estatus alto y tuvieron acceso a la universidad
2. Primeros adoptantes, personas más jóvenes, con educación preparatoria
3. Primera mayoría, personas que tienen edad, educación y experiencia arriba del promedio, pertenecen a un estrato socioeconómico medio
4. Mayoría, personas que tienen menos educación y son de mayor edad y
5. Los no adoptantes, personas que tienen aún menos educación y aún más edad. La figura 15 muestra el modelo de la difusión de las ideas de Beal et al., donde en el eje X está el tiempo y en Y está el porcentaje de adopción.

Figura 2.1 - Modelo de la difusión de las ideas.



Fuente: elaboración propia a partir de Beal et al. (1957).

Rogers (1962) retoma elementos de trabajados junto con Beal, et al. (1957) y propone un modelo de adopción de la innovación (ver Figura 2.2). Al hacerlo, se encuentra con tres problemas:

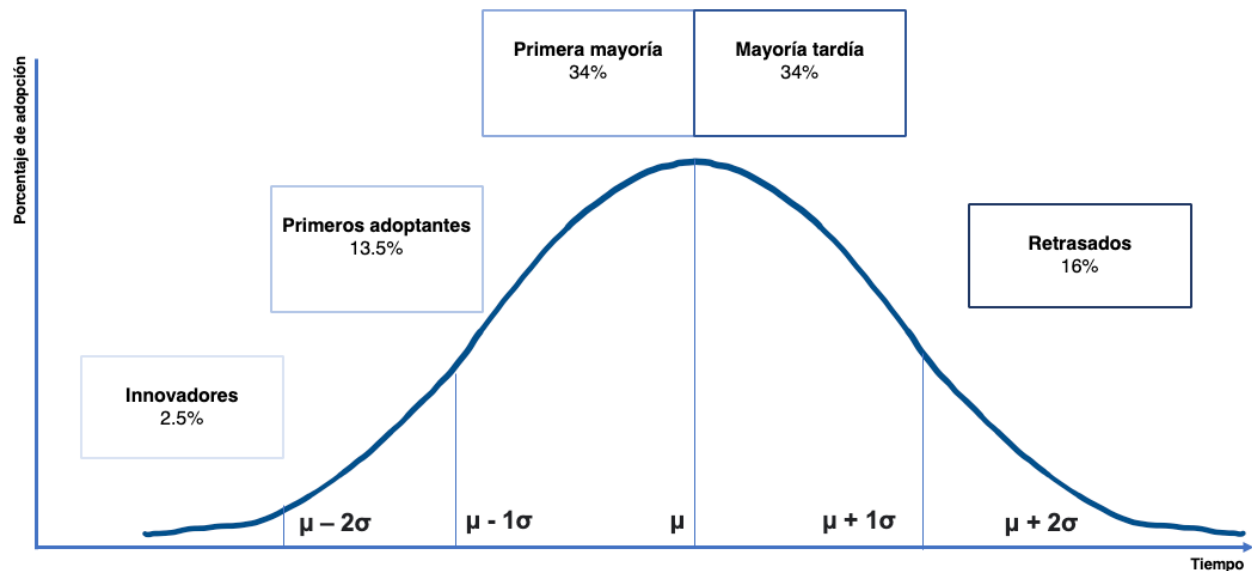
1. Determinar el número de categorías de adoptantes,
2. Decidir la porción de los miembros en un sistema que incluya cada categoría y
3. Determinar un método, estadístico o de otro tipo, que defina las categorías (Rogers, 1962, p. 245).

Es así como Rogers (1962) define que las categorías deben ser exhaustivas, mutuamente excluyentes y derivadas de un principio clasificatorio único, por lo que propone una curva de distribución normal con la media (μ) indicando el punto medio en el tiempo y cinco categorías ubicadas entre $\mu - 2\sigma$ y $\mu + 2\sigma$ que marcan puntos en la curva donde se encuentran aproximadamente el 95% de los casos si la distribución es normal, indicando así rangos típicos de adopción desde los adoptantes muy tempranos hasta los muy tardíos. A continuación, se detallan las características de las cinco categorías propuestas por Rogers (1962):

1. Innovadores: son los primeros en adoptar una innovación. Son aventureros y están dispuestos a correr riesgos.

2. Primeros adoptantes: a menudo son líderes de opinión dentro de una comunidad y suelen estar más integrados socialmente que los innovadores.
3. Primera mayoría: suelen deliberar un tiempo antes de decidir adoptar una idea.
4. Mayoría tardía: requieren más evidencia sobre los beneficios de una innovación antes de adoptarla.
5. Retrasados: se centran más en el pasado y esperan hasta que la innovación ha sido ampliamente probada antes de adoptarla. La figura 16 muestra gráficamente el modelo de Rogers (1962) donde en el eje X se encuentra el tiempo y en el Y el porcentaje de adopción de las ideas e innovaciones.

Figura 2.2 - Modelo de la difusión de la innovación



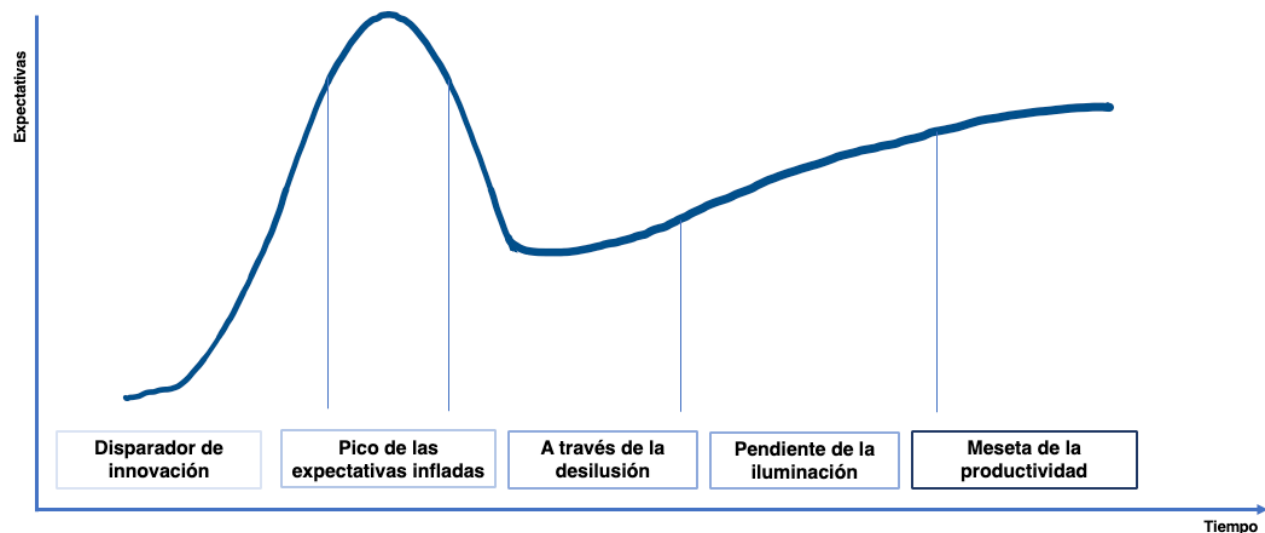
Fuente: elaboración propia a partir de Rogers (1962).

Por su parte, Gartner (2007) comenzó a publicar de manera anual su *Gartner's Hype Cycle* que es un modelo de adopción tecnológica que considera las expectativas que las firmas tienen sobre las tecnologías. El modelo (ver figura 2.3) propone 5 etapas:

1. Disparador de innovación, que es el momento en el que las expectativas comienzan a generarse a partir de un anuncio o evento.
2. Pico de las expectativas infladas es cuando las expectativas generadas por las empresas proveedoras de tecnología están en su pico más alto.

3. A través de la desilusión, cuando las firmas adoptan las tecnologías y comienzan a probarlas, las expectativas se convierten en experiencias que pueden o no cumplir las expectativas.
4. Pendiente de la iluminación, una vez que las firmas comienzan a ver la utilidad real de la tecnología, la adoptan con base en la utilidad potencial, no en las expectativas.
5. Meseta de la productividad es la etapa en la que las tecnologías se han consolidado en las firmas y ayudan a incrementar la productividad.

Figura 2.3 Modelo de Gartner Hype Cycle.



Fuente: elaboración propia a partir de Gartner (2007).

Tan solo en 2023, Gartner (2023) identificó 25 tecnologías emergentes entre las que destacan inteligencia artificial aumentada, software como servicio centrado en *APIs*, ensamblaje web (*Wasm*), aprendizaje de máquina federado, entre otras. El ciclo de las expectativas (*Hype Cycle*) de Gartner es uno de los modelos de difusión de las innovaciones más utilizados y está intrínsecamente relacionado con la transformación digital porque es una herramienta para que las organizaciones creen estrategias de adopción digital analizando la aplicabilidad de las tecnologías (Kaskina, 2014; O’Leary, 2011; Fenn & Raskino, 2008).

2.4.2. Innovación y competitividad: conceptualización e importancia

La evolución del concepto de competitividad ha transitado desde una perspectiva centrada en la creación de valor hacia enfoques que incorporan los recursos internos, la adaptabilidad

organizacional y las relaciones interempresariales como elementos fundamentales en contextos dinámicos (Wang & Ahmed, 2007; Sirmon et al., 2007; Teece, 2007; Peteraf & Barney, 2003; Dyer & Singh, 1998; Teece et al., 1997; Grant, 1996; Barney, 1991; Porter, 1985). En su esencia, la competitividad encapsula la noción de una superioridad distintiva de la empresa frente a sus competidores, sustentada en su capacidad para generar y sostener valor en el tiempo.

Desde la perspectiva clásica, Porter (1985, 1990) conceptualiza la competitividad a partir de la creación de valor superior para los clientes mediante estrategias de diferenciación o liderazgo en costos. En este enfoque, la ventaja competitiva se deriva de la posición estratégica de la empresa dentro de su industria y de su capacidad para implementar estrategias que resulten difíciles de igualar por sus competidores.

La visión basada en recursos amplía esta comprensión al situar el origen de la competitividad en los atributos internos de la organización. Barney (1991) sostiene que la ventaja competitiva sostenible depende de la posesión de recursos y capacidades que sean valiosos, raros, difíciles de imitar y no sustituibles. En esta línea, Peteraf y Barney (2003) profundizan al señalar que la sostenibilidad de dicha ventaja depende de que las estrategias generadoras de valor no puedan ser replicadas fácilmente por otras empresas, lo que introduce un énfasis en la protección y durabilidad de las capacidades estratégicas.

No obstante, en entornos caracterizados por el cambio constante, la mera posesión de recursos resulta insuficiente. Grant (1996) plantea que la competitividad reside en la capacidad de la empresa para adaptarse mediante la reconfiguración de sus recursos y competencias. Esta idea es desarrollada por Teece et al. (1997) y Teece (2007), quienes introducen el enfoque de capacidades dinámicas, según el cual la competitividad depende de la habilidad organizacional para integrar, desarrollar y reconfigurar competencias en respuesta a cambios del entorno. Wang y Ahmed (2007) complementan esta perspectiva al enfatizar que el aprendizaje continuo y la evolución organizacional son condiciones necesarias para sostener dicha capacidad adaptativa.

En contraste con los enfoques centrados exclusivamente en la firma, Dyer y Singh (1998) incorporan una dimensión relacional al argumentar que la competitividad también puede originarse en la calidad de las relaciones interorganizacionales. Desde esta perspectiva, las ventajas competitivas pueden surgir de la colaboración, el intercambio de recursos y la construcción de redes estratégicas que generen beneficios compartidos.

Sirmon et al. (2007) integran estas aproximaciones al proponer que la competitividad se explica tanto por la creación de valor económico como por la singularidad de las acciones estratégicas de la empresa dentro de su industria. Esta síntesis permite entender la competitividad como un fenómeno que articula la eficiencia en la generación de valor con la diferenciación estratégica basada en recursos, capacidades y decisiones organizacionales.

La relación entre innovación y competitividad puede precisarse a partir del papel de la transformación digital como mecanismo concreto de generación de capacidades innovadoras. De acuerdo con Salgado-García et al. (2024), la transformación digital constituye un proceso tecnológico y sociocultural que implica no solo la adopción de tecnologías digitales, sino también la modificación de los modelos de negocio y de la estrategia empresarial. A partir del análisis de las Encuestas Nacionales sobre Productividad y Competitividad de las Pymes en Sectores Estratégicos en México, mediante técnicas geoestadísticas y modelos de regresión Ridge, el autor encuentra evidencia de que la transformación digital tiene un efecto positivo y significativo sobre la competitividad empresarial, aun en un contexto previo a la pandemia. Asimismo, el estudio subraya el papel de las patentes como una manifestación tangible de esta relación, en tanto constituyen evidencia observable de la actividad innovadora derivada de la transformación digital. En este sentido, las patentes no solo reflejan la generación de conocimiento aplicado, sino también la capacidad de las empresas para sostener su competitividad en entornos que premian la innovación y la diferenciación, articulando así las dimensiones de singularidad.

A partir de esta revisión, la competitividad puede conceptualizarse, para efectos de esta investigación, como una capacidad estratégica multidimensional mediante la cual la empresa genera valor económico superior, se diferencia de sus competidores y adapta sus recursos y capacidades en entornos dinámicos.

2.4.3 Transformación Digital y Competitividad

La transformación digital se ha consolidado como un eje central en la búsqueda de la competitividad empresarial, actuando como catalizador de innovaciones disruptivas y redefiniendo los marcos tradicionales de agilidad organizacional. Škare y Soriano (2021) sostuvieron que la digitalización, junto con los avances tecnológicos, ha reconfigurado el papel de la agilidad empresarial, permitiendo a las organizaciones responder con mayor velocidad y adaptabilidad a los cambios del entorno competitivo. En esta línea, Shan et al. (2019), basándose en las teorías de recursos y capacidades dinámicas, propusieron un modelo conceptual que identifica cómo el análisis de Big Data puede ser instrumental para mantener una competitividad sostenida.

Por otra parte, Falahat et al. (2020) identificaron cuatro capacidades críticas como determinantes de la competencia internacional: innovación de productos, inteligencia de mercado, fijación de precios y comunicación de marketing. Soni et al. (2022) abordan la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en el ámbito *Fintech* como una vía para mejorar tanto la eficiencia financiera como el desempeño general de las empresas, particularmente mediante la digitalización de la financiación de la cadena de suministro.

Asimismo, el estudio de Salgado-García et al. (2024) posicionó a la transformación digital como un proceso integral que abarca dimensiones tecnológicas y socioculturales, implicando cambios sustanciales en los modelos de negocio y estrategias empresariales. A través de un análisis empírico, los autores identificaron que la transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad medida por el número de patentes generadas por las empresas, es decir, por el nivel de innovación que las organizaciones son capaces de generar.

Saavedra (2012) desarrolló una metodología para evaluar la competitividad empresarial en América Latina basada en un enfoque integral que considera tanto factores internos como externos. En el ámbito interno, incluye dimensiones como la planeación estratégica, producción y operaciones, aseguramiento de la calidad, comercialización, contabilidad y finanzas, recursos humanos, gestión ambiental y sistemas de información, todos ellos correspondientes al nivel micro dentro del enfoque sistémico. De manera complementaria, la propuesta incorpora elementos del entorno externo que también influyen en el desempeño competitivo de las empresas. Por su parte, otros estudios han abordado la medición de la competitividad mediante el uso de variables proxy,

particularmente indicadores financieros, como lo evidencian trabajos como los de Ali (2021), Camisón y Villar-López (2011) y Chen et al. (2009).

Dado que el efecto de la transformación digital sobre la competitividad se manifiesta, en gran medida, a través de la innovación, la literatura académica y económica ha recurrido con frecuencia al uso del número de patentes como indicador del desempeño innovador de las empresas. Este enfoque parte de la idea de que las patentes constituyen una evidencia observable de la capacidad de las organizaciones para generar conocimiento nuevo y resguardarlo jurídicamente, lo cual refleja su posicionamiento competitivo (Salgado-García et al., 2024; Hagedoorn & Cloudt, 2003).

Es por lo anterior que se deriva la **H4**: La contribución de las tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas es diferenciada de manera individual.

2.5 Modelo conceptual del efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas

El modelo conceptual propuesto en esta investigación se estructura como una secuencia lógica que vincula la adopción tecnológica, la madurez tecnológica, la transformación digital y su efecto en la competitividad empresarial. El punto de partida es la adopción de tecnologías digitales por parte de las organizaciones, entendida como el proceso mediante el cual las empresas incorporan herramientas tecnológicas a sus operaciones y estructuras. Esta adopción no es homogénea ni inmediata, y varía en función de factores como el tamaño de la empresa, su ubicación geográfica y su trayectoria organizacional (Zolas et al., 2020).

La madurez tecnológica representa el grado en que estas tecnologías son integradas y utilizadas en los procesos organizacionales, en términos tanto técnicos como estratégicos (Fitzgerald et al., 2013; Ross et al., 2017). Cuando estas tecnologías son empleadas de forma estratégica, posibilitan procesos de transformación digital.

Este proceso es una reorganización sustantiva de modelos de negocio, relaciones con los clientes, estructuras organizacionales y capacidades dinámicas (Kane et al., 2015; Bharadwaj et al., 2013). Así, la transformación digital no depende únicamente del acceso a tecnologías digitales, sino de la capacidad de las organizaciones para integrar de manera efectiva tecnologías maduras que actúan como habilitadores de cambio organizacional.

Esta transformación digital actúa como un factor determinante en la competitividad empresarial, ya que mejora la eficiencia, fomenta la innovación y facilita la entrada a nuevos mercados (Westerman et al., 2014; Teece, 2007).

Figura 2.4. Modelo conceptual del efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas.



Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO III. Metodología

3.1 Tipo de investigación

El presente estudio emplea un diseño cuantitativo, no experimental y de alcance correlacional entre dos constructos: transformación digital y competitividad empresarial. La transformación digital constituye la variable independiente del estudio y se mide mediante un conjunto de tecnologías digitales adoptadas por las empresas. Dado que la encuesta utilizada no fue diseñada específicamente para esta investigación, se seleccionaron aquellos indicadores que, de acuerdo con la literatura especializada, representan distintos niveles y ámbitos de digitalización organizacional.

Por su parte, la competitividad empresarial constituye la variable dependiente del estudio. Siguiendo la literatura sobre innovación y desempeño empresarial, esta variable se aproxima mediante el número de patentes registradas por entidad federativa, indicador frecuentemente utilizado como proxy de capacidad innovadora y generación de ventajas competitivas (Hagedoorn & Cloudt, 2003; Salgado-García et al., 2024).

Para llevar a cabo el análisis del efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas mexicanas, se utilizó la base de datos proporcionada por Centro México Digital (CMD, 2023). Para construir esta base de datos, realizó una encuesta electrónica a 412 empresas mexicanas a través del Consejo Coordinador Empresarial, la Confederación de la República Mexicana (COPARMEX) y la Secretaría de Economía. CMD (2023) compartió los datos desglosados de su estudio para definir los modelos previamente definidos.

CMD aplicó la encuesta en los meses de agosto y septiembre de 2022. El muestreo fue no probabilístico y a conveniencia. Este tipo de muestreo es útil para obtener datos rápidos y accesibles (Babbie, 2019) y es utilizado cuando la representatividad de la muestra no es una prioridad (Creswell, 2017). CMD realizó preguntas demográficas para conocer el año de fundación, el tamaño de la empresa y el estado de origen. Para conocer el nivel de digitalización, preguntó sobre los porcentajes de uso de algunas tecnologías (Lickert, 1932) y en otros casos se utilizó preguntas dicotómicas sobre el empleo de algunos sistemas computacionales. En la siguiente sección se detallará la selección de variables.

Debido al canal de distribución de la encuesta a través de cúpulas empresariales, el diseño muestral es no probabilístico por conveniencia. Si bien esta técnica limita la generalización estricta

de los resultados a la totalidad del universo censal de unidades económicas del país (Creswell, 2017), se justifica plenamente por su viabilidad operativa y por la representatividad sectorial y estructural de las organizaciones afiliadas a dichos organismos, que concentran una proporción sustancial de la actividad económica formal en México. La muestra incluye empresas de diferentes tamaños, sectores económicos y entidades federativas, lo que permite analizar una diversidad de contextos organizacionales. Es por lo anterior por lo que los resultados deben interpretarse con cautela y no pueden generalizarse estadísticamente al conjunto de las empresas mexicanas.

3.1.1 Selección de variables

La transformación digital en las entidades analizadas se capturó mediante 18 variables observadas en el entorno digital de las empresas y fue clasificada en dos tipos según su escala de medición: ordinales y dicotómicas.

Las variables ordinales fueron recodificadas en una escala de cinco niveles que representan la frecuencia de su uso. Mientras más alto es el valor, más usadas son por las empresas. Por otro lado, las variables dicotómicas reflejan la presencia o ausencia de determinadas tecnologías. En este caso, se aplicó una codificación binaria: 1 para las respuestas afirmativas y 0 para las negativas (ver Tabla 3.1).

Tabla 3.1 - Operacionalización de las variables de transformación digital

Variable	Tipo	Descripción	Codificación	Sustento Empírico
Internet	Ordinal	Acceso a Internet	1 = muy bajo, 5 = muy alto	OECD (2019)
Computadora	Ordinal	Uso de computadoras	1 = muy bajo, 5 = muy alto	OECD (2019)
Nube	Ordinal	Frecuencia de uso de servicios en la nube	1 = nunca, 5 = siempre	OECD (2019)
SitioWeb	Dicotómica	Empresa tiene sitio web	1 = sí, 0 = no	Oludoyi et al. (2026)
SocMed	Dicotómica	Uso de redes sociales	1 = sí, 0 = no	Perera (2021)
Intranet	Dicotómica	Uso de intranet	1 = sí, 0 = no	Salgado-García et al. (2024)
Extranet	Dicotómica	Uso de extranet	1 = sí, 0 = no	Vial (2019)
ERP	Dicotómica	Uso de sistemas ERP	1 = sí, 0 = no	Rawat (2023)

Variable	Tipo	Descripción	Codificación	Sustento Empírico
SCM	Dicotómica	Uso de sistemas de cadena de suministro	1 = sí, 0 = no	Zou et al. (2024)
CRM	Dicotómica	Uso de sistemas CRM	1 = sí, 0 = no	Oludoyi et al. (2026)
Server	Dicotómica	Uso de servidores propios	1 = sí, 0 = no	OECD (2019)
DataAn	Dicotómica	Uso de herramientas de análisis de datos	1 = sí, 0 = no	Chen et al. (2012)
BI	Dicotómica	Uso de inteligencia de negocios (BI)	1 = sí, 0 = no	Chen et al. (2012)
BigData	Dicotómica	Uso de Big Data	1 = sí, 0 = no	OECD (2019)
AI	Dicotómica	Uso de inteligencia artificial	1 = sí, 0 = no	OECD (2019)
Robt	Dicotómica	Uso de robótica	1 = sí, 0 = no	Wei (2025)
Blockchain	Dicotómica	Uso de blockchain	1 = sí, 0 = no	OECD (2019)
IoT	Dicotómica	Uso de internet de las cosas	1 = sí, 0 = no	OECD (2019)

Fuente: elaboración propia.

La competitividad se operacionalizó mediante el número de patentes registradas por entidad federativa, con base en datos agregados a nivel estatal (ver Tabla 3.2).

Tabla 3.2 - Operacionalización de la variable de competitividad

Entidad Federativa	Número de patentes	Sustento Empírico
Aguascalientes	4.21	La competitividad se aproximó mediante el número de patentes registradas por entidad federativa, empleando este indicador como una medida del dinamismo innovador y competitivo del entorno estatal donde operan las empresas (Salgado-García et al., 2024).
Baja California	6.63	
Coahuila	8.77	
Colima	0	
Chiapas	11.12	
Chihuahua	2.73	
Ciudad de México	0.54	
Durango	7.48	
Guanajuato	23.67	
Guerrero	1.64	
Hidalgo	5.35	
Jalisco	0.56	
Estado de México	10.7	
Michoacán	21.92	
Morelos	3.12	

Nayarit	4.21
Nuevo León	9.13
Puebla	2.43
Querétaro	22.47
Quintana Roo	0.73
San Luis Potosí	9.27
Sinaloa	10.56
Sonora	3.77
Tabasco	5.31
Tamaulipas	4.96
Tlaxcala	3.74
Veracruz	4.58
Yucatán	1.13
Zacatecas	0

Fuente: elaboración propia.

3.1.2 Diseño Muestral y Alcance del Estudio

El análisis se desarrolló en cinco etapas secuenciales. En la primera etapa se realizó un análisis estadístico descriptivo de las variables con el objetivo de examinar el comportamiento general de los indicadores utilizados para medir la transformación digital y la competitividad. En la segunda etapa se aplicaron pruebas paramétricas orientadas a evaluar las propiedades estadísticas y la calidad de los datos, verificando supuestos relacionados con linealidad, normalidad, homocedasticidad, multicolinealidad e independencia de los errores.

En la tercera etapa se implementó un Análisis de Componentes Principales (PCA) para identificar la estructura latente de la transformación digital a partir de las tecnologías digitales adoptadas por las empresas y reducir la complejidad del conjunto de variables observadas mediante la construcción de dimensiones sintéticas. Posteriormente, en la cuarta etapa se construyeron y compararon modelos de ecuaciones estructurales (SEM) utilizando las dimensiones latentes obtenidas previamente, con el propósito de analizar el efecto de la transformación digital sobre la competitividad empresarial.

En la quinta y última etapa se desarrolló un modelo de *machine learning* supervisado mediante *XGBoost* utilizando el algoritmo *xgbLinear*, orientado a estimar la importancia relativa de las tecnologías digitales individuales que integran la transformación digital mediante un modelo

lineal regularizado. Este procedimiento permitió identificar la contribución predictiva de cada tecnología sobre la competitividad empresarial y complementar los resultados obtenidos mediante las técnicas multivariadas tradicionales.

La relación entre las técnicas empleadas y las hipótesis del estudio fue la siguiente: el Análisis de Componentes Principales permitió identificar la estructura latente de la transformación digital y evaluar H2; los Modelos de Ecuaciones Estructurales permitieron analizar el efecto de las dimensiones latentes de la transformación digital sobre la competitividad y evaluar H3; y el modelo *XGBoost* permitió estimar la contribución individual de las tecnologías digitales sobre la competitividad empresarial y proporcionar evidencia para evaluar H4.

I) Análisis estadístico de las variables.

Se realizó un análisis estadístico de las variables tecnológicas para describir su distribución en función de tres criterios: entidad federativa, tamaño de empresa y año de fundación.

La clasificación del tamaño de empresa se realizó con base en los criterios establecidos por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), que considera el número de personas ocupadas y el sector económico para definir micro, pequeñas, medianas y grandes empresas. En este estudio, y dado que se incluyen múltiples sectores, se adoptó la clasificación general que agrupa a las empresas en micro (0–10 empleados), pequeñas (11–50), medianas (51–250) y grandes (más de 250) (INEGI, 2014).

La agrupación de las empresas por año de fundación se realizó con base en un hito tecnológico clave: la apertura comercial y académica de Internet en 1991, que marcó el inicio de la era digital contemporánea (Castells, 2001; Brynjolfsson & McAfee, 2014). Este punto de corte permite distinguir entre organizaciones surgidas en contextos analógicos y aquellas establecidas ya en un entorno digital. Así, se definieron dos categorías: empresas fundadas antes de 1991, asociadas a estructuras tradicionales, y empresas fundadas a partir de 1991, presumiblemente más expuestas desde su origen a tecnologías digitales.

Las tecnologías fueron ordenadas según su frecuencia acumulada para facilitar la comparación visual. Este procedimiento fue implementado en el entorno R (R Core Team, 2024) con el paquete *ggplot2* (Wickham, 2016) para la construcción del gráfico, *tidyverse* (Wickham et al., 2019) para la transformación de datos, y *viridis* (Garnier, 2021) para la asignación de una paleta cromática

perceptualmente uniforme en tonos azules.

II) Pruebas paramétricas de las variables

Se verificó el cumplimiento de los supuestos fundamentales del modelo de regresión lineal ordinaria (OLS), dado que estos constituyen una referencia clásica para evaluar la calidad y estructura estadística de los datos (Wooldridge, 2020). El análisis se centró en los cinco supuestos tradicionales: linealidad, normalidad de los residuos, homocedasticidad, ausencia de multicolinealidad e independencia de los errores. Cada supuesto fue evaluado mediante herramientas gráficas y pruebas estadísticas específicas, empleando el entorno R (R Core Team, 2024) para su implementación.

Aunque las técnicas utilizadas posteriormente en esta investigación no dependen estrictamente de los supuestos clásicos de OLS, la evaluación previa de estas propiedades estadísticas constituye una práctica recomendable dentro de análisis multivariados (Hair et al., 2019; Kline, 2015). Estas pruebas permiten identificar posibles problemas asociados con la distribución de los datos, la presencia de colinealidad, la independencia de los errores o la especificación funcional, los cuales pueden afectar la estabilidad, convergencia e interpretación de modelos posteriores. Es por esto que las pruebas paramétricas fueron utilizadas como una etapa diagnóstica orientada a evaluar la calidad de los datos y la viabilidad técnica de los análisis subsecuentes, más que como un requisito exclusivo para la estimación de modelos de regresión lineal.

La linealidad implica que la relación entre las variables independientes y la dependiente es aditiva y lineal, lo cual es un requerimiento clave en el modelo OLS para garantizar estimadores insesgados y eficientes (Gujarati & Porter, 2009). Para evaluar este supuesto, se graficaron los residuos contra los valores ajustados del modelo utilizando funciones gráficas del sistema base de R (R Core Team, 2024). Un patrón aleatorio de dispersión alrededor del eje horizontal indica linealidad, mientras que la presencia de curvaturas u otras formas sistemáticas sugiere violación del supuesto (Fox, 2016).

Dado que la evaluación del supuesto de linealidad depende de una inspección visual, se utilizó la prueba RESET (*Regression Equation Specification Error Test*) (Ramsey, 1969). En esta prueba la hipótesis nula indica que la forma funcional del modelo es adecuada, es decir, que no existen relaciones no lineales omitidas entre las variables independientes y la dependiente. La

hipótesis alternativa sugiere que el modelo presenta una forma funcional incorrecta, lo cual puede derivarse de omitir variables relevantes, incluir variables irrelevantes o no capturar adecuadamente relaciones no lineales (Gujarati & Porter, 2009).

Para aplicar esta prueba en R se utilizó la función *resettest()* de la librería *lmtest* (Zeileis & Hothorn, 2002). Esta función incorpora términos polinómicos de los valores ajustados al modelo original y evalúa si su inclusión mejora significativamente el ajuste, lo cual indicaría especificación incorrecta. Un valor p mayor a 0.05 sugiere que no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula.

El segundo supuesto del modelo OLS establece que los residuos deben seguir una distribución normal. Aunque este supuesto no es indispensable para la estimación de los coeficientes, sí resulta fundamental para la validez de las pruebas de significancia estadística e intervalos de confianza, especialmente en contextos de muestras pequeñas (Fox, 2016; Wooldridge, 2020).

Su evaluación se llevó a cabo mediante un enfoque gráfico y estadístico. En primer lugar, se construyó un histograma para examinar visualmente la simetría de los residuos. Posteriormente, se aplicó la prueba de Shapiro-Wilk, recomendada por su sensibilidad en muestras reducidas (Shapiro & Wilk, 1965), con el fin de contrastar formalmente la hipótesis de normalidad.

El tercer supuesto establece que la varianza de los errores debe permanecer constante a lo largo de los valores ajustados del modelo, es decir, debe cumplirse el supuesto de homocedasticidad. La violación de esta condición, conocida como heterocedasticidad, afecta la eficiencia de los estimadores y sesga las pruebas de significancia (Gujarati & Porter, 2009).

Para evaluar este supuesto se empleó la prueba de Breusch-Pagan, la cual contrasta la hipótesis nula de homocedasticidad frente a la alternativa de varianza no constante. Esta prueba es especialmente adecuada cuando se busca detectar patrones sistemáticos en la dispersión de los residuos respecto a las variables independientes (Fox, 2016). El análisis fue implementado en R mediante la función *bptest()* de la librería *lmtest*, que ofrece herramientas especializadas para la validación de modelos lineales (Zeileis & Hothorn, 2002).

El cuarto supuesto del modelo OLS establece la ausencia de multicolinealidad, es decir, que las variables independientes no deben estar altamente correlacionadas entre sí. La presencia

de multicolinealidad no viola los supuestos de estimación de mínimos cuadrados, pero puede elevar la varianza de los coeficientes estimados, dificultando su interpretación y reduciendo la precisión de las pruebas de significancia estadística (Gujarati & Porter, 2009; Wooldridge, 2020).

Para evaluar este supuesto se utilizó el factor de inflación de la varianza (VIF, por sus siglas en inglés), que cuantifica la severidad de la colinealidad entre cada predictor y el resto del modelo. Se aplicó la función *vif()* de la librería *car* en R, la cual proporciona herramientas diagnósticas avanzadas para modelos lineales (Fox & Weisberg, 2019). Valores de VIF superiores a 10 suelen considerarse indicativos de colinealidad problemática.

El quinto supuesto establece que los errores deben ser independientes entre sí; no deben presentar autocorrelación. Este supuesto es fundamental para garantizar la validez de los errores estándar y, por ende, de las inferencias estadísticas basadas en ellos (Gujarati & Porter, 2009; Wooldridge, 2020).

Para evaluar este supuesto se aplicó la prueba de Durbin-Watson, que contrasta la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación en los residuos. Esta prueba es sensible a la autocorrelación y es adecuada para modelos ajustados con variables ordenadas o series (Durbin & Watson, 1950; Zeileis & Hothorn, 2002). La implementación se realizó en R mediante la función *dwtest()* de la librería *lmtest*, la cual proporciona herramientas especializadas para diagnóstico de modelos de regresión (Zeileis & Hothorn, 2002). El valor del estadístico se interpreta en una escala de 0 a 4, donde un valor cercano a 2 indica independencia de los errores, mientras que valores significativamente menores o mayores sugieren autocorrelación positiva o negativa, respectivamente.

III) Análisis de componentes principales

Para probar la H2 se realizó un Análisis de Componentes Principales (PCA). Esta técnica multivariante permite reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y explorar su estructura latente a partir de combinaciones lineales de las variables originales (Jolliffe & Cadima, 2016). Se aplicó PCA sobre el conjunto estandarizado (z) de las 18 variables que capturan diferentes aspectos del uso tecnológico en las empresas. El uso del Análisis de Componentes Principales se justifica debido a la presencia de múltiples variables tecnológicas potencialmente correlacionadas entre sí, lo que dificulta identificar patrones subyacentes mediante análisis univariados o modelos tradicionales. El PCA permite sintetizar la información contenida en un conjunto amplio de

variables observadas en un número reducido de componentes que concentran la mayor proporción de varianza explicada, facilitando la identificación de estructuras latentes y reduciendo problemas asociados con la multicolinealidad (Jolliffe & Cadima, 2016).

La adecuación del conjunto de datos para el análisis factorial se evaluó con el índice KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) y la prueba de esfericidad de Bartlett. Ambos indicadores fueron obtenidos mediante la librería *psych* en R (Revelle, 2024). Posteriormente, se empleó un análisis paralelo para sugerir empíricamente el número óptimo de componentes. A partir de esta evidencia y del modelo teórico propuesto por la CEPAL (2019), que identifica tres niveles de madurez digital, se contrastaron dos modelos: uno basado en la teoría de tres componentes y otro guiado por la estructura empírica de cuatro componentes.

El procedimiento completo se implementó con las librerías *psych*, *ggcorrplot* y *tidyverse* (Kassambara, 2019; Wickham, 2019), a partir de un conjunto de 18 variables relacionadas con infraestructura digital, herramientas de gestión y tecnologías emergentes. Estas variables fueron estandarizadas y sometidas a un Análisis de Componentes Principales (PCA) con el fin de representar la transformación digital como un constructo latente. La ecuación 1 formaliza el modelo de reducción de dimensionalidad:

$$Z = XW \quad (1)$$

Donde X es la matriz de datos estandarizados de dimensión $n \times p$ (n observaciones y p variables de transformación digital), W es la matriz de auto vectores o cargas factoriales de dimensión $p \times k$, y Z es la matriz de componentes principales de dimensión $n \times k$. Cada componente principal maximiza la varianza proyectada bajo la restricción de ortogonalidad. La transformación digital como variable latente se representa por los primeros k componentes principales, de acuerdo con el análisis paralelo.

A partir del análisis PCA, se construyeron cuatro dimensiones latentes de la transformación digital: Infraestructura, Ventas, Inteligencia Artificial (IA) y Gestión. Estas dimensiones derivadas empíricamente se utilizaron como variables latentes en una serie de Modelos de Ecuaciones Estructurales (SEM, por sus siglas en inglés) para evaluar su efecto sobre la competitividad estatal.

IV) Construcción y comparación de modelos de ecuaciones estructurales a partir de las variables latentes encontradas en el análisis de componentes principales

El SEM fue seleccionado como método de análisis para probar la H3, debido a su capacidad para modelar relaciones causales entre variables latentes construidas a partir de indicadores observados. SEM permite evaluar simultáneamente relaciones entre variables latentes y sus indicadores, así como las relaciones entre variables latentes, ofreciendo así una estimación en contextos donde los constructos son complejos y multidimensionales (Kline, 2015). Además, SEM permite incorporar medidas de error en la estimación, lo que mejora la validez de las inferencias al considerar la naturaleza latente de los factores analizados (Hair et al., 2019).

Con el objetivo de garantizar la validez del modelo propuesto, se evaluaron múltiples indicadores de ajuste global. En primer lugar, se emplearon el índice de bondad comparativa (CFI) y el índice de Tucker-Lewis (TLI), que permiten valorar el ajuste relativo frente a un modelo nulo; sus valores son aceptables por encima de 0.90 y excelentes cuando superan 0.95 (Hu & Bentler, 1999). También se consideraron medidas de error absoluto como el RMSEA (error cuadrático medio de aproximación) y el SRMR (residuo cuadrático medio estandarizado), cuyos valores deben mantenerse por debajo de 0.08 para considerarse adecuados. Finalmente, se interpretó el estadístico chi-cuadrado y su nivel de significancia, donde un $p > 0.05$ indica que no existe diferencia estadísticamente significativa entre la matriz observada y la estimada, lo cual sugiere un ajuste exacto del modelo; no obstante, esta medida debe analizarse con cautela debido a su conocida sensibilidad al tamaño muestral (Kline, 2015). Todos los modelos fueron estimados mediante máxima verosimilitud robusta (MLR), lo que permite obtener estimaciones consistentes incluso en presencia de no normalidad moderada (Yuan & Bentler, 2000).

La especificación de la variable dependiente de competitividad fue incorporada a partir de datos agregados por estado. La agregación se realizó utilizando mediana para variables ordinales y proporciones para variables binarias, a fin de preservar la estructura informativa de los datos a nivel estatal. Cada modelo fue evaluado por su convergencia y por indicadores de ajuste global como CFI, TLI, RMSEA y SRMR.

La estrategia de modelado estructural se llevó a cabo en dos etapas: en primer lugar, se propuso un modelo general que integró las cuatro dimensiones latentes derivadas del análisis PCA (infraestructura, herramientas de ventas, inteligencia analítica y gestión operativa). Posteriormente, se estimaron modelos parciales por dimensión con el fin de explorar de forma individual el efecto de cada componente sobre la competitividad de las empresas a nivel estatal.

Esta estrategia permitió contrastar tanto un modelo teórico completo como sus componentes, proporcionando robustez analítica a las inferencias estructurales. El modelo empírico completo que fue probado se presenta en la ecuación 2.

$$\text{Competitividad} = \beta_1 \cdot \text{Infraestructura} + \beta_2 \cdot \text{Ventas} + \beta_3 \cdot \text{IA} + \beta_4 \cdot \text{Gestión} + \zeta \quad (2)$$

Donde: β_k representa los coeficientes estructurales que vinculan las variables latentes con la variable dependiente y ζ representa el término de error estructural.

Los modelos empíricos parciales, es decir, aquellos que prueban de manera independiente cada dimensión, se presentan en las ecuaciones 3 a la 6 respectivamente:

$$\text{Infraestructura} = \lambda_1 \cdot \text{Nube} + \lambda_2 \cdot \text{Internet} + \lambda_3 \cdot \text{Computadora} + \zeta_1 \quad (3)$$

$$\text{Competitividad} = \beta_1 \cdot \text{Infraestructura} + \zeta_1$$

$$\text{Ventas} = \lambda_4 \cdot \text{SitioWeb} + \lambda_5 \cdot \text{SocMed} + \zeta_2 \quad (4)$$

$$\text{Competitividad} = \beta_2 \cdot \text{Ventas} + \zeta_2$$

$$\text{IA} = \lambda_6 \cdot \text{DataAn} + \lambda_7 \cdot \text{BI} + \zeta_3 \quad (5)$$

$$\text{Competitividad} = \beta_3 \cdot \text{IA} + \zeta_3$$

$$\text{Gestión} = \lambda_8 \cdot \text{ERP} + \lambda_9 \cdot \text{SCM} + \lambda_{10} \cdot \text{Server} + \lambda_{11} \cdot \text{CRM} + \zeta_4 \quad (6)$$

$$\text{Competitividad} = \beta_4 \cdot \text{Gestión} + \zeta_4$$

Donde λ_i representa las cargas factoriales de los indicadores observables sobre las variables latentes y ζ_j representa los errores de medición asociados a las variables latentes.

El análisis se implementó con la librería *lavaan* en R (Rosseel, 2019), empleando el estimador MLR (*Maximum Likelihood Robust*) para corregir posibles desviaciones de normalidad en los datos. Se ajustaron cinco modelos: uno completo con las cuatro dimensiones explicando simultáneamente la competitividad, y cuatro modelos individuales para estimar el efecto aislado de cada dimensión.

V) Elaboración de un modelo de *machine learning* supervisado.

Para probar la H4, se estimó la relación no lineal y multivariada entre la transformación digital y la competitividad mediante un modelo basado en árboles de decisión con el método *XGBoost* (*eXtreme Gradient Boosting*) (Chen & Guestrin, 2016).

XGBoost es un algoritmo de aprendizaje supervisado basado en árboles de decisión, optimizado mediante técnicas de ensamble. Su principal característica es la utilización de gradiente descendente en forma secuencial para minimizar una función objetivo compuesta por un término de pérdida y un término de regularización, lo que permite controlar el sobreajuste y mejorar la generalización del modelo (Chen & Guestrin, 2016). La función objetivo del modelo se expresa en la ecuación 7.

$$L(\varphi) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(g)}) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (7)$$

Donde $l(y_i, \hat{y}_i^{(g)})$ representa la función de pérdida y $\Omega(f_k)$ es el término de regularización que penaliza la complejidad del modelo.

Este método incorpora técnicas como la paralelización de árboles de decisión, el manejo eficiente de datos faltantes y la importancia de variables basada en ganancia, cobertura o frecuencia (Chen & Guestrin, 2016).

El modelo fue entrenado mediante validación cruzada con 10 particiones utilizando el paquete de R *caret*. Esta elección responde a una práctica estándar en modelos de aprendizaje automático para obtener estimaciones robustas del error de generalización sin comprometer excesivamente el tamaño de los subconjuntos de entrenamiento o prueba (James et al., 2013). Este procedimiento divide el conjunto de datos en diez bloques del mismo tamaño; en cada iteración, nueve se utilizan para entrenar el modelo y uno para validarlo, repitiéndose el proceso diez veces hasta que cada bloque ha sido usado como conjunto de prueba exactamente una vez.

Se utilizó el algoritmo *xgbLinear*. El algoritmo *xgbLinear* se basa en un modelo lineal regularizado mediante penalizaciones *L1* (Lasso) y *L2* (Ridge), con el objetivo de reducir el sobreajuste y mejorar la generalización del modelo. La regularización *L1*, controlada por el parámetro *alpha*, tiende a generar soluciones dispersas al forzar algunos coeficientes a ser exactamente cero, lo que facilita la selección automática de variables relevantes. Por su parte, la

regularización $L2$, controlada por λ , penaliza la magnitud de los coeficientes, promoviendo modelos más estables ante pequeñas fluctuaciones en los datos (Hastie et al., 2001). Estas penalizaciones se definen en las ecuaciones 8 y 9 respectivamente.

$$\text{Regularización L1: } \Omega_{l1}(\beta) = \alpha \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (8)$$

$$\text{Regularización L2: } \Omega_{l2}(\beta) = \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \quad (9)$$

Donde β_j son los coeficientes del modelo, α regula la intensidad de la penalización L1 y λ hace lo propio con la penalización L2.

En este caso, los hiper parámetros fueron seleccionados de manera empírica con base en buenas prácticas recomendadas para conjuntos de datos de baja dimensionalidad y tamaño moderado (Chen & Guestrin, 2016). Se utilizó un valor pequeño para $\lambda = 1e-4$ con el fin de evitar una penalización excesiva sobre los coeficientes, mientras que $\alpha = 0.1$ permitió introducir un grado moderado de selección de características. La tasa de aprendizaje ($\eta = 0.3$) se mantuvo en un valor estándar para modelos lineales, donde el riesgo de sobreajuste es menor que en modelos con árboles de decisión. Finalmente, se extrajo la matriz de importancia de variables para identificar las tecnologías con mayor peso explicativo en la predicción de la competitividad.

CAPÍTULO IV. Resultados

4.1 Análisis de Resultados

Los resultados se presentan siguiendo el mismo orden establecido en la sección metodológica. En primer lugar, I) el análisis estadístico de las variables ofrece un panorama descriptivo de la adopción tecnológica y de las brechas territoriales, sectoriales y generacionales presentes en la muestra. En segundo lugar, II) las pruebas paramétricas de las variables permitieron verificar la viabilidad técnica de los datos para la estimación multivariada; si bien se identificaron desviaciones respecto de la normalidad y colinealidad, los supuestos de homocedasticidad e independencia de errores se cumplieron, lo que permitió proceder con el análisis de componentes principales.

Posteriormente, III) el análisis de componentes principales permitió evaluar H2, al identificar dimensiones latentes que organizan la adopción tecnológica. Los resultados confirmaron que las tecnologías digitales se agrupan de manera consistente en componentes funcionales diferenciados: infraestructura fundamental, exposición digital, gestión operativa y análisis de datos e inteligencia artificial, lo que valida la existencia de estructuras latentes en la adopción tecnológica. Esta evidencia empírica permitió aceptar H2, al demostrarse que la adopción tecnológica no es aleatoria, sino que sigue patrones estructurados según la función tecnológica de los instrumentos empleados por las empresas.

Después, IV) la construcción y comparación de modelos de ecuaciones estructurales permitieron someter a prueba H3, orientada a evaluar si alguna dimensión latente ejerce un efecto significativamente mayor sobre la competitividad empresarial. Los resultados mostraron que de los cinco modelos estimados, únicamente el Modelo Estructural 2, correspondiente a infraestructura tecnológica fundamental, presentó un ajuste estadístico sólido y parámetros estables, mientras que los modelos basados en exposición digital, análisis de datos e inteligencia artificial o gestión operativa no convergieron o presentaron problemas de identificación. Esta evidencia permitió aceptar H3, confirmando que existe al menos una dimensión latente cuyo efecto sobre la competitividad es superior al de las demás, en este caso, la infraestructura tecnológica fundamental.

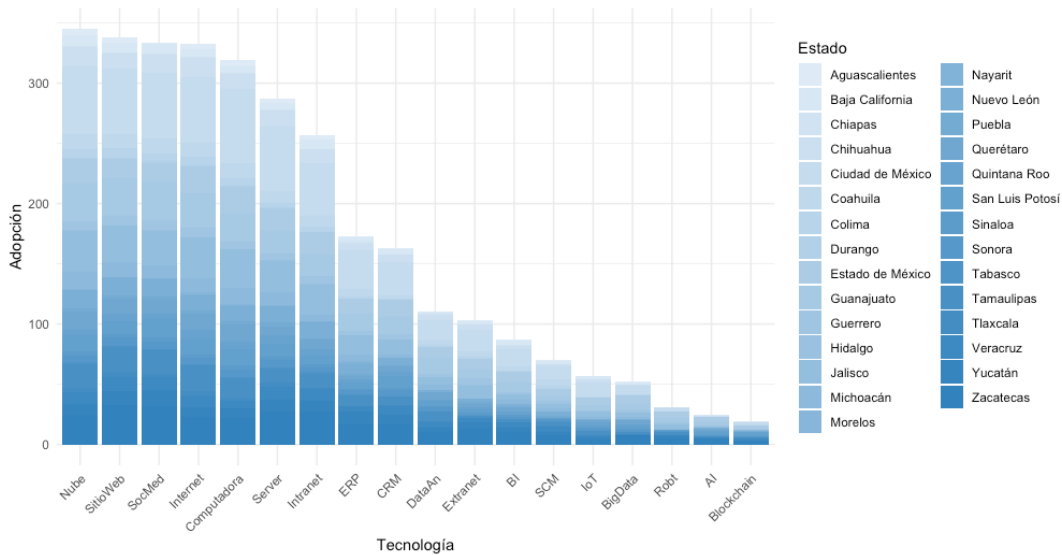
Finalmente, V) la elaboración de un modelo de *machine learning* supervisado mediante *XGBoost* proporcionó la evidencia para evaluar H4, referida al efecto diferenciado de cada tecnología digital a nivel individual. Los resultados mostraron que algunas tecnologías como *Data Analytics*, Intranet, Sitio Web, Extranet, redes sociales e Internet presentan una contribución mayor a la competitividad, mientras que tecnologías de frontera como *Blockchain*, Inteligencia Artificial, Robótica o *IoT* muestran una influencia menor debido a su baja adopción. Esta heterogeneidad en la importancia relativa permitió aceptar H4, al confirmarse que las tecnologías digitales generan efectos diferenciados sobre la competitividad empresarial. A continuación, se presentan los resultados conforme a los apartados descritos.

I. Análisis estadístico de las variables

Con respecto al análisis estadístico de las variables, se observa una adopción ampliamente extendida de tecnologías maduras, como los servicios en la nube, los sitios web, las redes sociales, el acceso a Internet y el uso de computadoras. En un nivel de adopción posterior se encuentran las tecnologías orientadas a la infraestructura interna y a la gestión, tales como servidores propios, Internet, ERP, CRM y análisis de datos. En contraste, las tecnologías de frontera como Robótica, Inteligencia Artificial y *Blockchain* son las menos adoptadas.

La adopción tecnológica entre empresas a nivel estatal revela una marcada brecha territorial. Mientras la Ciudad de México, Zacatecas, Jalisco, Guanajuato y el Estado de México presentan un mayor nivel de adopción, en el extremo opuesto se encuentran Morelos, Hidalgo, Durango, Nayarit y Tabasco. Esta disparidad sugiere una concentración del uso de tecnologías digitales en centros urbanos y regiones más industrializadas (ver Gráfico 4.1).

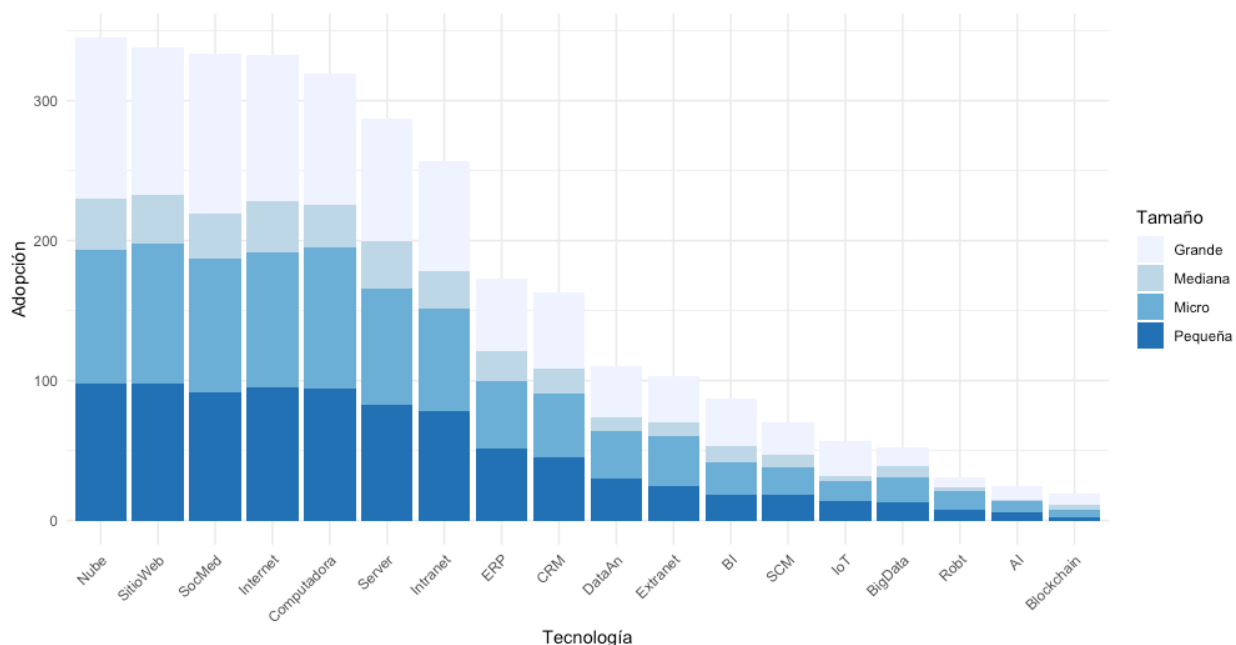
Gráfico 4.1 - Adopción tecnológica por empresas a nivel estatal.



Fuente: elaboración propia.

La adopción tecnológica según el tamaño de empresa muestra que las micro y pequeñas empresas concentran la mayor parte del uso en tecnologías maduras como servicios en la nube, sitios web, redes sociales, acceso a Internet y computadoras, lo cual sugiere un enfoque en herramientas de bajo costo y alta disponibilidad. A medida que se incrementa la complejidad tecnológica, como en los casos de ERP, CRM, analítica de datos o inteligencia artificial, la participación de empresas medianas y grandes se vuelve más pronunciada (ver Gráfico 4.2). Este patrón sugiere que las capacidades organizacionales y los recursos disponibles actúan como barreras estructurales para la adopción de tecnologías más sofisticadas en unidades económicas de menor escala.

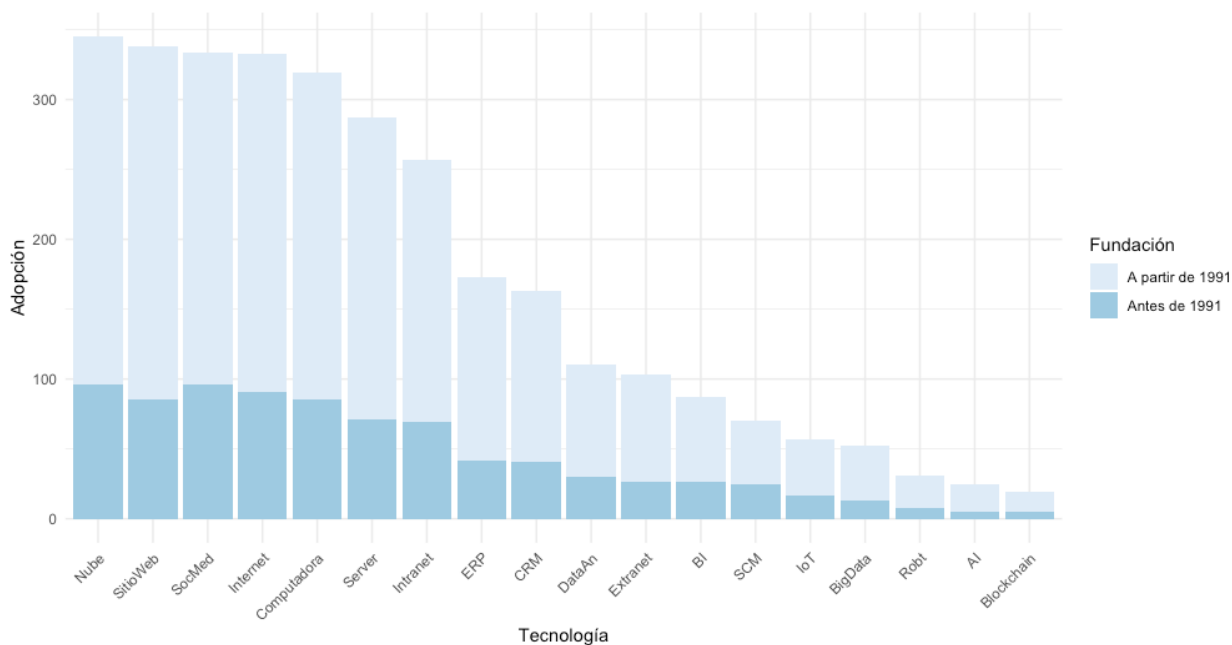
Gráfico 4.2 - Adopción tecnológica por tamaño de empresa.



Fuente: elaboración propia.

Las empresas creadas a partir de 1991 lideran la adopción tecnológica. Este patrón se acentúa en tecnologías como la nube, las redes sociales, la analítica de datos y la inteligencia artificial. Las empresas fundadas antes de 1991, aunque mantienen cierta adopción en tecnologías maduras y de gestión como acceso a Internet, servidores y ERP, presentan un rezago en la adopción de tecnologías de frontera, lo que sugiere una posible brecha generacional en la transformación digital (ver Gráfico 4.3).

Gráfico 4.3 - Adopción tecnológica por tamaño de empresa.



Fuente: elaboración propia.

En las pruebas de verificación de viabilidad de los datos de la muestra, el resultado de la prueba KMO indica que el índice de adecuación global (Overall MSA) es de 0.79 y en lo individual todas las variables superan el valor mínimo de 0.50, lo cual sugiere que los datos son adecuados para realizar un análisis de componentes principales (Kaiser, 1974)

El resultado de la prueba de esfericidad de Bartlett (1950) mostró un valor de chi-cuadrado de 1409.69 con 153 grados de libertad y un valor p de 4.30e-202, por lo que se rechaza la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones es una matriz identidad. Este resultado sugiere que hay correlaciones significativas entre las variables, justificando así el uso del análisis de componentes principales en los datos analizados (Bartlett, 1950).

El determinante de la matriz de correlaciones es mayor a 0.00001, lo que indica que las variables en el conjunto de datos no son linealmente dependientes y existe suficiente correlación entre ellas para justificar el uso del análisis de componentes principales.

Los resultados del análisis de correlación (ver Gráfico 4.4) muestran una correlación positiva entre computadora e Internet, con un valor de 0.54, lo que indica que las organizaciones que

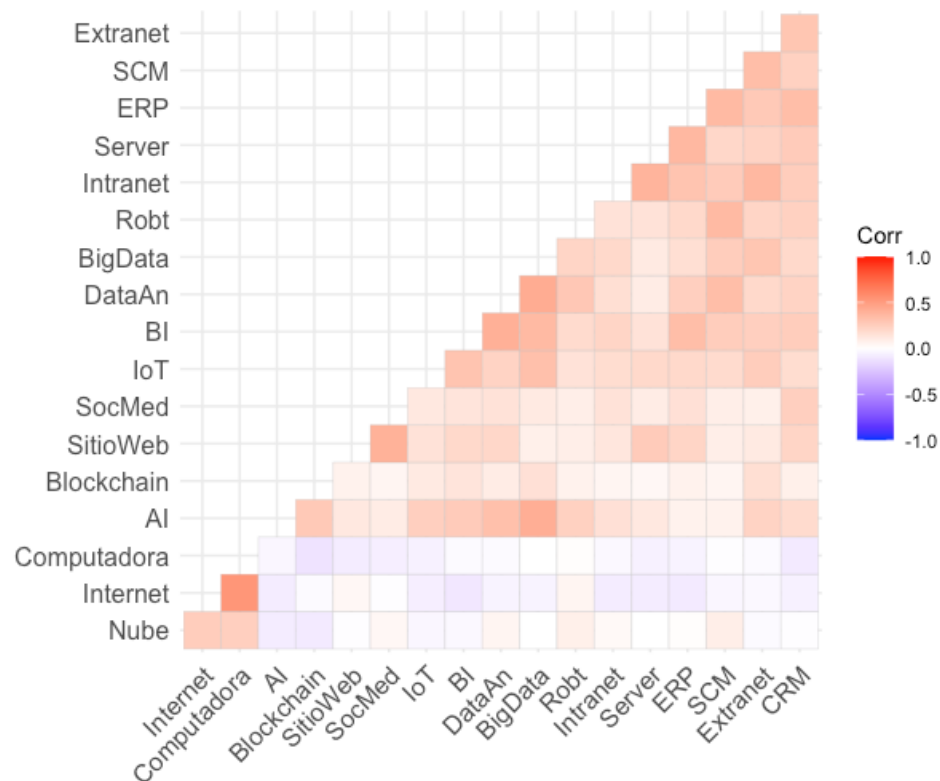
disponen de computadoras tienden también a tener acceso a Internet a través de este dispositivo. Otra correlación positiva es la de Intranet con Extranet, de 0.37, lo que sugiere que las organizaciones que utilizan redes privadas internas son propensas a utilizar redes privadas externas.

Se observa también una correlación positiva de 0.39 entre Intranet y servidor, lo cual es coherente con la necesidad de servidores para gestionar las redes privadas. Además, ERP muestra correlaciones positivas con varias tecnologías como servidor, SCM y CRM con valores de 0.37, 0.36 y 0.34 respectivamente, lo que sugiere que ERP tiende a que las organizaciones utilicen sistemas integrados en sitio. Por su parte, la tecnología de gestión de la cadena de suministro se correlaciona positivamente con ERP y robótica, ambas de 0.36, sugiriendo una automatización en este sector.

Las variables de análisis de datos y Big Data también muestran correlaciones positivas de 0.41 y 0.43, lo cual tiene sentido, ya que las herramientas de análisis suelen utilizar grandes volúmenes de datos. Del mismo modo, Big Data presenta una correlación positiva de 0.42 con la inteligencia artificial, lo que indica una tendencia a utilizarla en entornos de grandes volúmenes de datos.

A pesar de que la computación en la nube es la tecnología de mayor adopción, el análisis exhibe correlaciones negativas con tecnologías avanzadas y de frontera como -0.20 con *Blockchain*, -0.07 con Internet de las cosas, -0.05 con inteligencia artificial, -0.04 con *Big Data* y -0.03 con ERP lo que es consistente con las correlaciones positivas entre servidores y los distintos sistemas de gestión y puede indicar que las empresas aún no están listas para depender de la nube en el uso de estas tecnologías prefiriendo su implementación en sitio.

Gráfico 4.4 - Matriz de correlación entre las variables tecnológicas.

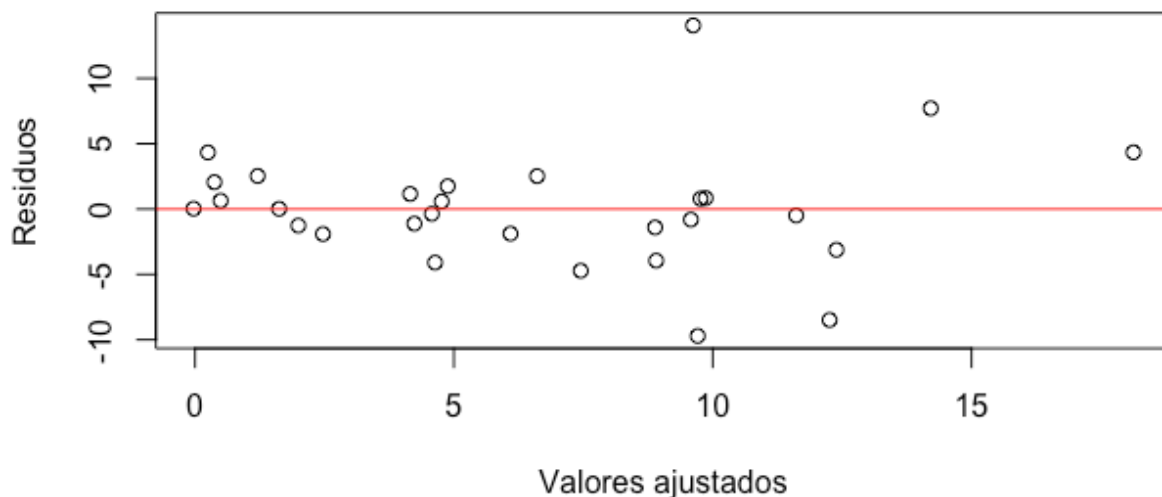


Fuente: elaboración propia.

II. Pruebas paramétricas de las variables

En la evaluación del supuesto de linealidad, el gráfico (ver Gráfico 4.5) de residuos frente a los valores ajustados no mostró una dispersión completamente aleatoria; se observaron indicios de curvatura, lo que sugiere posibles desviaciones respecto a una relación estrictamente lineal. No obstante, al aplicar la prueba RESET de Ramsey, el resultado no fue estadísticamente significativo ($RESET = 0.693$, $p = 0.5277$), por lo que no se rechaza la hipótesis nula de especificación funcional correcta (Ramsey, 1969; Zeileis & Hothorn, 2002). Aunque el gráfico sugiere cierta precaución, el test RESET respalda la validez de la especificación funcional adoptada en el modelo.

Gráfico 4.5 - Prueba de linealidad.



Fuente: elaboración propia.

En relación con la normalidad de los residuos, la prueba de Shapiro-Wilk arrojó un estadístico $W = 0.9263$ con un valor $p = 0.0442$, lo que lleva al rechazo de la hipótesis nula al nivel de significancia del 5 %. Esto sugiere que los residuos no siguen una distribución normal de forma estricta.

Para la homocedasticidad, la prueba de Breusch-Pagan reportó un valor $BP = 16.64$ con $p = 0.5477$, por lo que no se rechaza la hipótesis nula de varianza constante, indicando que el supuesto se cumple.

En cuanto a la no multicolinealidad el análisis de los factores de inflación de la varianza (VIF) mostró varios valores superiores a 5 y algunos próximos a 10, lo cual apunta a una posible presencia de colinealidad moderada a alta, comprometiendo la estabilidad de las estimaciones.

Finalmente, para el supuesto de independencia de los errores la prueba de Durbin-Watson produjo un estadístico $DW = 1.99$ con $p = 0.4757$, lo que indica ausencia de autocorrelación significativa en los residuos, cumpliéndose así dicho supuesto.

La evaluación de los supuestos paramétricos del modelo revela una situación parcialmente favorable para el uso de técnicas basadas en regresión lineal. Aunque los supuestos de homocedasticidad e independencia de los errores se cumplen de forma satisfactoria, los resultados indican una violación del supuesto de normalidad de los residuos, con una prueba de Shapiro-Wilk

significativa al 5 %. Adicionalmente, la detección de colinealidad moderada a alta mediante valores elevados de VIF plantea dudas sobre la estabilidad de los coeficientes estimados.

Estas condiciones no invalidan automáticamente el modelo, pero sí reducen la fiabilidad de las inferencias basadas en las pruebas t y F , particularmente en muestras pequeñas. La ausencia de normalidad y la presencia de colinealidad afectan principalmente la precisión de los intervalos de confianza y la significancia de los predictores.

III. Análisis de componentes principales

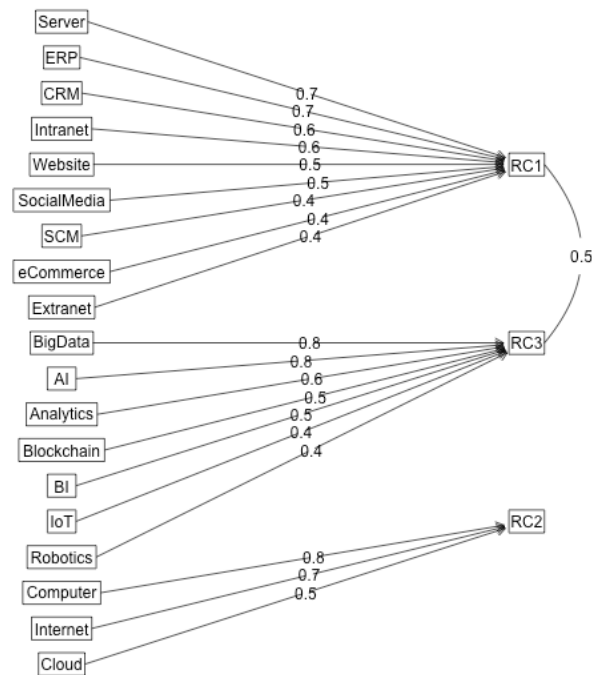
El análisis de PCA para tres componentes, como lo sugiere CEPAL (2019), arroja tres agrupaciones: RC1, Servidor, ERP, CRM, Intranet, sitio web, redes sociales, SCM, y Extranet; RC2, Computadora, Internet y Nube; RC3, Big Data, Inteligencia Artificial, Analítica, Blockchain, BI, Internet de las cosas y robótica (ver gráfico 4.6).

Lo anterior ha revelado una reorganización en la agrupación de las tecnologías digitales. El modelo CEPAL (2019) clasifica la madurez digital en función de la complejidad y la sofisticación de las tecnologías, donde el nivel básico abarca herramientas digitales fundamentales como computadoras e Internet; el nivel avanzado incluye tecnologías que facilitan operaciones empresariales como y servidores de almacenamiento; y el nivel de frontera engloba tecnologías de vanguardia como la Inteligencia Artificial y el *Blockchain*. Sin embargo, los resultados sugieren una estructura latente diferente en la organización de las tecnologías.

En la agrupación empírica, las computadoras, el Internet y la nube se mantienen juntas, lo que puede interpretarse como una base infraestructural fundamental sobre la que se apoyan otras tecnologías digitales. El segundo grupo incluye sistemas de gestión empresarial como ERP, CRM y SCM, junto con tecnologías de redes como servidores e Intranet. Este grupo podría interpretarse como un conjunto de tecnologías que facilitan la gestión y operación de las empresas. El tercer grupo congrega a *Big Data*, Inteligencia Artificial y Robótica.

Por su parte, se evidenció una correlación entre los componentes RC1 y RC3, lo que implica una relación entre la infraestructura de operaciones y la capacidad de análisis de datos avanzados dentro de las organizaciones. La varianza acumulada del modelo de tres componentes rotados es de 0.41, lo que sugiere que aún hay oportunidad de mejora.

Gráfico 4.6 - Diagrama de caminos del modelo de análisis de tres componentes principales rotados.



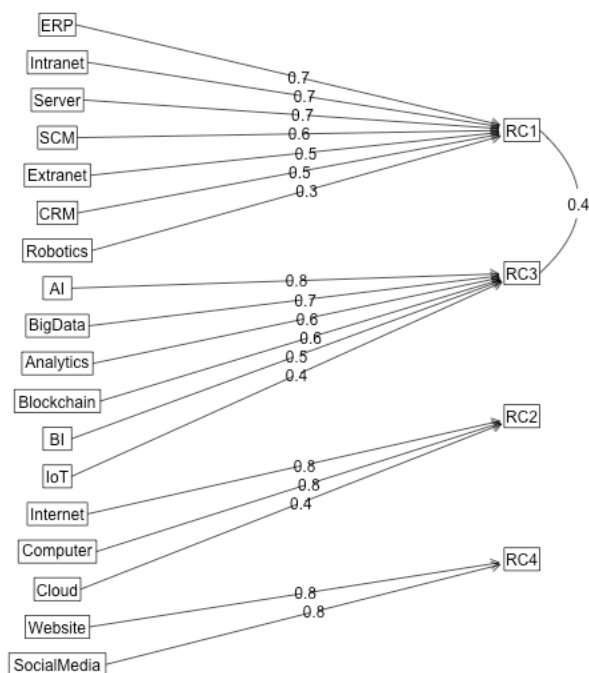
Fuente: elaboración propia.

El análisis paralelo sugiere un modelo de cuatro componentes, por lo que se propuso un modelo alternativo con un componente principal rotado adicional. Los resultados sugieren una agrupación distinta con un nivel adicional: RC1, ERP, SCM, Intranet, Servidor, Extranet, CRM y Robótica; RC2, Internet, Computadora y Nube; RC3, Inteligencia Artificial, *Big Data*, *Analytics*, *Blockchain*, Inteligencia de Negocios e Internet de las cosas y RC4, redes sociales y sitio web.

Se sugiere, entonces, un modelo de madurez con cuatro grupos tecnológicos (ver Gráfico 4.7) infraestructura tecnológica fundamental, donde se incluyen Computadora, Internet y Nube, 2) exposición digital, con sitio web y redes sociales, 3) gestión operativa y automatización, compuesto por sistemas de gestión (ERP, SCM, CRM), robótica e intercambio de datos mediante redes privadas internas y externas, 4) análisis de datos e inteligencia artificial, donde se hallan inteligencia artificial y los sistemas que la alimentan para una mejor toma de decisiones como Big Data, *Data Analytics*, BI, Internet de las cosas y *Blockchain*.

Se mantiene la correlación entre los componentes RC1 y RC3, mientras que la varianza explicada por los cuatro componentes es de 0.48, por lo que este modelo alternativo es mejor que el propuesto por CEPAL (2019).

Gráfico 4.7 - Diagrama de caminos del modelo de análisis de tres componentes principales rotados.



Fuente: elaboración propia.

IV. Construcción y comparación de modelos de ecuaciones estructurales a partir de las variables latentes encontradas en el análisis de componentes principales

Se incorporaron al Modelo Estructural 1 las cuatro dimensiones latentes previamente definidas: infraestructura tecnológica fundamental, exposición digital, gestión operativa y análisis de datos e inteligencia artificial. No obstante, el modelo no logró converger tras múltiples iteraciones, lo que impide su estimación e interpretación y, por lo tanto, descarta su validez para el análisis estructural.

El Modelo Estructural 2, que analiza exclusivamente la relación entre la infraestructura tecnológica fundamental y la competitividad, mostró convergencia y parámetros estimables. Los indicadores de ajuste reportan un CFI de 1 y un TLI de 1.151, lo que sugiere un ajuste excelente;

sin embargo, el valor de TLI superior a 1 puede indicar un sobreajuste atribuible a la baja complejidad del modelo. La raíz del error cuadrático medio de aproximación ($RMSEA = 0$) y el SRMR (0.028) confirman un ajuste sobresaliente. El estadístico χ^2 no significativo ($\chi^2 = 0.66$, $p = 0.7194$) también respalda la adecuación del modelo. Estos resultados validan el modelo como una representación sólida del vínculo entre la infraestructura tecnológica y la competitividad.

El Modelo Estructural 3, que explora la influencia de la exposición digital en la competitividad, no logró converger tras múltiples iteraciones. La falta de convergencia impide estimar los parámetros de manera confiable, lo que invalida su interpretación y sugiere que esta dimensión no es suficiente para explicar la varianza en la competitividad de las empresas.

El Modelo Estructural 4, que evalúa la relación entre la dimensión de análisis de datos e inteligencia artificial y la competitividad, está saturado. En este tipo de especificaciones, el número de parámetros estimados es igual al de momentos disponibles, lo que conduce a un estadístico χ^2 igual a cero y, por tanto, a la ausencia de un valor p asociado. Dado que el contraste χ^2 evalúa si existen discrepancias estadísticamente significativas entre la matriz observada y la matriz reproducida, su interpretación habitual, rechazar el ajuste exacto cuando $p < 0.05$, no puede aplicarse a un modelo saturado. En consecuencia, no es posible valorar el ajuste global a partir de este indicador, por lo que la evaluación del modelo debe centrarse en la significancia y la magnitud de los parámetros estructurales, así como en la coherencia teórica de las relaciones estimadas.

El Modelo Estructural 5, que evalúa la relación entre la gestión operativa y la competitividad, converge y presenta un ajuste estadístico global excelente ($CFI = 1$, $RMSEA = 0$, $SRMR = 0.0651$; $\chi^2 = 1.9$, $p = 0.8628$). Sin embargo, el valor negativo del índice TLI (-0.577) indica que el modelo ajustado ajusta menos que el modelo nulo, lo que puede reflejar problemas de sobreparametrización o de falta de identificación. Este resultado sugiere que, a pesar del buen ajuste global, la estructura interna del modelo debe interpretarse con cautela.

Entre los modelos evaluados (ver Tabla 4.1), el Modelo Estructural 2 fue el que presentó el ajuste más sólido y estadísticamente robusto. Por tanto, la dimensión de infraestructura tecnológica básica es la que más se relaciona con la competitividad empresarial en el contexto estudiado.

Tabla 4.1 - Resumen de modelos estructurales analizados

Modelo	Dimensión latente	CFI	TLI	RMSE A	SRM R	χ^2 (p)	Estado
Modelo 1	Infraestructura, Ventas, IA, Gestión	—	—	—	—	—	No converge
Modelo 2	Infraestructura	1.000	1.151	0.000	0.028	0.659 (p = .719)	Convergente
Modelo 3	Ventas	—	—	—	—	—	No converge
Modelo 4	IA	—	—	—	—	0.000 (p = NA)	Saturado
Modelo 5	Gestión	1.000	-0.577	0.000	0.065	1.900 (p = .863)	Convergente

Fuente: elaboración propia.

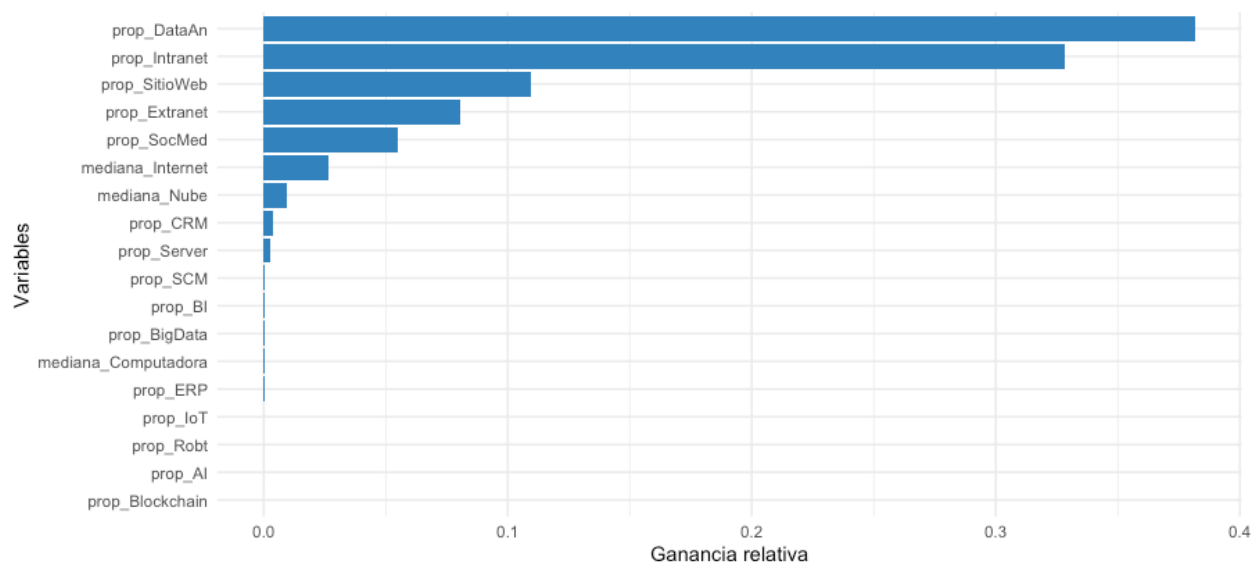
V. Elaboración de un modelo de *machine learning* supervisado.

Se ejecutaron dos modelos de *XGBoost* con diferentes configuraciones de parámetros y de etapas de ajuste. En la primera ejecución, se evaluaron múltiples combinaciones de hiperparámetros *lambda*, *alpha* y *nrounds* mediante validación cruzada de 10 pliegues sobre un conjunto de 29 observaciones y 18 predictores. El mejor rendimiento se obtuvo con *nrounds* = 50, *lambda* = 1e-04, *alpha* = 0.1 y *eta* = 0.3, con un RMSE de 4.99, un R^2 de 0.52 y un MAE de 4.03.

A partir de los *hiperparámetros* óptimos del primer modelo, se entrenó una versión final con dichos valores fijados. El rendimiento de este segundo modelo fue: RMSE = 7.54, R^2 = 0.61, MAE = 6.36; también se validó mediante 10 pliegues cruzados. El incremento de R^2 indica una mejora en la proporción de varianza explicada.

El análisis de importancia de las variables del segundo modelo XGBoost muestra que Data Analytics es la variable más influyente por separado, con una ganancia del 38.2% (ver Gráfico 4.8). Le siguen tecnologías maduras: intranet, sitio web, extranet, redes sociales e internet. En contraste, las variables Blockchain, AI, Robt e IoT presentan valores de ganancia cercanos a cero, lo que refleja su escasa relevancia en el modelo, probablemente debido a su baja adopción en la muestra analizada.

Gráfico 4.8 - Importancia de las variables en el *XGBoost* optimizado.



Fuente: elaboración propia.

La diferencia en la ganancia relativa entre las tecnologías maduras y de frontera es consistente con los hallazgos previos del estudio, lo que sugiere la existencia de una brecha tecnológica tanto en la adopción como en el impacto competitivo.

Tabla 4.2 - Resumen de las hipótesis, sus pruebas, resultados e interpretaciones

Hipótesis	Prueba estadística	Resultado estadístico	Interpretación	Se rechaza/no se rechaza
H1: La transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad de las empresas mexicanas.	Modelos de ecuaciones estructurales (SEM) y <i>XGBoost</i>	Modelo estructural 2 convergente con ajuste robusto (CFI = 1, RMSEA = 0); <i>XGBoost</i> con $R^2 = 0.61$	Existe evidencia empírica de una relación positiva entre transformación digital y competitividad, particularmente a través de la infraestructura tecnológica	No se rechaza
H2: La transformación digital en las empresas mexicanas se estructura en dimensiones latentes asociadas con infraestructura tecnológica, gestión empresarial, análisis de datos e inteligencia artificial y exposición digital.	Análisis de Componentes Principales (PCA) + KMO (0.79) + Bartlett ($p < 0.001$)	Identificación de 4 componentes con varianza explicada de 0.48	La adopción tecnológica sigue patrones estructurados en dimensiones funcionales	No se rechaza
H3: La transformación digital, expresada en dimensiones latentes, tiene un efecto diferenciado sobre la competitividad de las empresas mexicanas, siendo mayor en las dimensiones con mayor nivel de adopción tecnológica.	Modelos de ecuaciones estructurales (SEM)	Solo el modelo de infraestructura tecnológica converge y presenta ajuste robusto	La infraestructura tecnológica es la dimensión con mayor impacto en la competitividad	No se rechaza
H4: La contribución de las tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas es diferenciada de manera individual.	Modelo <i>XGBoost</i> (<i>Machine Learning</i>)	$R^2 = 0.61$; importancia variable: <i>Data Analytics</i> (38.2%), tecnologías maduras con mayor peso	Existe heterogeneidad en la contribución de las tecnologías; las maduras tienen mayor impacto que las de frontera	No se rechaza

Fuente: elaboración propia.

CAPÍTULO V. Conclusiones y Recomendaciones

5.1 Conclusiones

El objetivo general de esta investigación fue evaluar el efecto de la digitalización en la competitividad de las empresas mexicanas. Mediante una metodología que combinó análisis estadístico, modelos de ecuaciones estructurales y *machine learning* supervisado, se obtuvieron hallazgos que permiten responder empíricamente a las hipótesis planteadas.

Sobre la H1, que proponía que la transformación digital tiene un efecto positivo en la competitividad de las empresas mexicanas, la evidencia empírica obtenida mediante el conjunto de técnicas empleadas respalda esta afirmación. El análisis de componentes principales permitió identificar la estructura latente de la transformación digital; los modelos de ecuaciones estructurales mostraron que las distintas dimensiones tecnológicas no se asocian de manera homogénea con la competitividad; y el modelo *XGBoost* evidenció diferencias en la contribución individual de las tecnologías digitales; sin embargo, esta asociación varía de acuerdo con la composición de las capacidades digitales y el nivel de adopción de las tecnologías.

Respecto a la H2, que planteaba que las dimensiones latentes conformadas por las tecnologías adoptadas por las empresas mexicanas son diferenciadas según su función tecnológica, los resultados del análisis de componentes principales confirmaron esta afirmación. Se identificaron cuatro dimensiones subyacentes que agrupan las tecnologías según su propósito organizacional: infraestructura tecnológica (RC2), herramientas de gestión empresarial (RC1), análisis de datos e inteligencia artificial (RC3) y herramientas de exposición digital y ventas (RC4). Esta agrupación difiere de los marcos propuestos por organismos internacionales, como la CEPAL, lo que sugiere la necesidad de modelos interpretativos más ajustados a las características del contexto nacional.

En relación con la H3, que sostenía que el efecto de las dimensiones latentes derivadas de las tecnologías adoptadas por las empresas mexicanas sobre la competitividad empresarial es diferenciado, los resultados obtenidos mediante modelos de ecuaciones estructurales respaldan esta afirmación. Entre las dimensiones evaluadas, únicamente la asociada con infraestructura tecnológica presentó un ajuste estadístico robusto y relaciones estructurales estables. Las demás dimensiones no mostraron relaciones estructurales suficientemente sólidas o presentaron problemas de convergencia. Estos resultados indican que las dimensiones latentes no ejercen una

influencia homogénea sobre la competitividad empresarial y sugieren que algunas poseen una mayor capacidad explicativa que otras.

Por último, la H4 proponía que la contribución de las distintas tecnologías digitales sobre la competitividad de las empresas mexicanas es diferenciada a nivel individual. Los resultados del modelo *XGBoost* confirmaron esta afirmación al identificar diferencias importantes en la relevancia de las tecnologías dentro del modelo predictivo. Las tecnologías con mayor contribución relativa fueron *Data Analytics*, Intranet, Sitio Web, Extranet, redes sociales e Internet, mientras que tecnologías como *Blockchain*, Inteligencia Artificial, Robótica e Internet de las cosas mostraron una contribución considerablemente menor. Estos hallazgos sugieren que las tecnologías digitales no generan efectos uniformes sobre la competitividad y que su influencia depende tanto de su nivel de adopción como de su integración dentro de las capacidades organizacionales de las empresas. A partir de los resultados obtenidos, se puede concluir que la adopción de tecnologías digitales por parte de las empresas mexicanas se asocia positivamente con niveles más altos de competitividad observados en los entornos estatales donde estas operan. La evidencia sugiere que este proceso avanza de manera desigual y está condicionado por factores territoriales. Asimismo, las tecnologías maduras continúan constituyendo la base de dicha asociación, por lo que las políticas públicas y las estrategias empresariales deben priorizar la consolidación de la infraestructura digital, sin dejar de fomentar capacidades para la adopción gradual y eficaz de tecnologías de frontera.

Asimismo, los resultados obtenidos permiten profundizar en la discusión teórica sobre la relación entre la transformación digital y la competitividad. En contraste con enfoques que privilegian el papel de las tecnologías de frontera como principales motores de la ventaja competitiva, la evidencia empírica de este estudio sugiere que, en contextos como el mexicano, la asociación entre transformación digital y competitividad se explica principalmente por la consolidación de tecnologías maduras

La generación de valor a partir de la digitalización no es automática ni homogénea, sino que está condicionada por el nivel previo de desarrollo tecnológico y por las capacidades organizacionales existentes. Por ello, la investigación contribuye a la literatura al proponer una interpretación secuencial de la transformación digital, en la que las tecnologías básicas no son sustituidas por las avanzadas, sino que constituyen su fundamento.

Los resultados también dialogan con la RBV al evidenciar que la competitividad no se explica únicamente por la adopción de tecnologías *en sí*, sino por la forma en que estas se integran a las capacidades organizacionales. La infraestructura tecnológica emerge como un recurso crítico que habilita la articulación de otros sistemas y procesos, lo que refuerza la idea de que la ventaja competitiva depende de la combinación de recursos valiosos. Esto implica que la transformación digital debe analizarse no solo como un fenómeno tecnológico, sino también como un proceso organizacional que involucra aprendizaje, coordinación y acumulación de capacidades, como se ha sugerido de manera persistente en la literatura.

Desde el punto de vista práctico, los resultados tienen implicaciones relevantes para la toma de decisiones empresariales. En particular, sugieren que las empresas deben priorizar estrategias de digitalización que fortalezcan su infraestructura tecnológica y sus sistemas básicos antes de invertir en tecnologías más complejas. La evidencia también indica que la adopción de tecnologías de frontera puede generar beneficios significativos, pero únicamente cuando existe una base organizacional y tecnológica que permita su aprovechamiento efectivo. Por lo tanto, las decisiones de inversión tecnológica deben considerar no solo la novedad de la tecnología, sino también su grado de alineación con las capacidades existentes de la empresa.

En el ámbito de las políticas públicas, los hallazgos sugieren la conveniencia de diseñar intervenciones diferenciadas que contribuyan a reducir las brechas estructurales en la adopción de tecnologías digitales entre las entidades federativas. Dado que la competitividad fue aproximada mediante un indicador agregado a nivel estatal, los resultados deben interpretarse como evidencia de una asociación entre la adopción tecnológica de las empresas y las características competitivas de los entornos regionales donde operan. En este sentido, la persistencia de desigualdades territoriales en el acceso y uso de tecnologías digitales sugiere que las políticas de fomento a la digitalización deben priorizar el fortalecimiento de la infraestructura digital básica y el desarrollo de capital humano especializado. De no atenderse estas condiciones, la promoción de tecnologías avanzadas podría generar beneficios limitados y contribuir a ampliar las brechas existentes entre regiones.

5.2 Limitantes

Las limitaciones de este estudio deben considerarse al interpretar y aplicar los resultados. En primer lugar, aunque las variables de transformación digital fueron observadas a nivel empresa, la

competitividad se aproximó mediante un indicador agregado a nivel estatal, representado por el número de patentes registradas por entidad federativa. Esta diferencia en el nivel de agregación limita la posibilidad de atribuir los resultados directamente a la competitividad de las empresas individuales. Es por esto por lo que los hallazgos deben interpretarse como evidencia de asociaciones entre la adopción tecnológica empresarial y las características competitivas del entorno estatal donde operan las empresas, más que como evidencia de relaciones causales a nivel de firma

La muestra utilizada en la investigación proviene de datos recabados por CMD (2023), que contemplan 412 empresas ubicadas en 30 de las 32 entidades federativas de México. Asimismo, el muestreo fue no probabilístico y por conveniencia, por lo que las empresas participantes no fueron seleccionadas aleatoriamente, sino en función de su accesibilidad y disponibilidad. Estas características limitan la representatividad de la muestra y, por tanto, la posibilidad de generalizar los resultados al conjunto de las empresas mexicanas.

Desde el punto de vista metodológico, se identificaron desviaciones respecto al supuesto de normalidad y presencia de colinealidad moderada entre algunas variables explicativas, lo cual puede afectar la estabilidad de ciertos coeficientes y la precisión de algunas inferencias estadísticas. Asimismo, el tamaño de la muestra limitó la complejidad de los modelos de ecuaciones estructurales que pudieron estimarse, situación que se reflejó en problemas de convergencia y en la obtención de modelos saturados.

Adicionalmente, la naturaleza transversal de los datos impide analizar la evolución temporal de la transformación digital y restringe la posibilidad de establecer relaciones causales estrictas entre las variables analizadas. De igual forma, la medición de la transformación digital mediante variables observadas no permite capturar aspectos cualitativos relacionados con la intensidad, profundidad o calidad del uso de las tecnologías dentro de las organizaciones.

Finalmente, la información empleada proviene de respuestas autoinformadas por las empresas, lo que puede introducir sesgos derivados de errores de medición, percepción o deseabilidad social.

5.3 Recomendaciones

Los resultados de esta investigación sugieren que la transformación digital debe abordarse desde una perspectiva estratégica y diferenciada, considerando las condiciones estructurales y organizacionales de las empresas mexicanas. En materia de política pública, se recomienda fortalecer los programas orientados a reducir las brechas digitales territoriales mediante inversiones en infraestructura de conectividad, subsidios focalizados para la adopción tecnológica en regiones con menor grado de industrialización y la creación de incentivos fiscales que promuevan la digitalización en micro y pequeñas empresas. Estas acciones deben complementarse con políticas de acceso equitativo a tecnologías fundamentales, como Internet de alta velocidad, servicios en la nube y equipamiento computacional, ya que dichas herramientas han demostrado ser la base de la competitividad empresarial.

Asimismo, los programas gubernamentales y paraestatales deberían priorizar el desarrollo de capacidades organizacionales para el uso e integración de tecnologías maduras. La formación en competencias digitales básicas, la profesionalización de equipos internos y los servicios de asesoría tecnológica deben constituir elementos centrales de una política nacional de transformación digital que evite la adopción ineficiente de tecnologías de frontera sin una infraestructura consolidada. En este sentido, la política pública puede desempeñar un papel fundamental al ofrecer esquemas de acompañamiento técnico, certificación de proveedores y plataformas de transferencia tecnológica para empresas de todos los tamaños.

En el ámbito empresarial, se recomienda a las organizaciones diseñar estrategias digitales alineadas con sus objetivos y capacidades internas, incorporando diagnósticos tecnológicos previos a la adopción, la designación de responsables digitales y mecanismos de seguimiento sistemático de los resultados. Los hallazgos del estudio muestran la importancia de fortalecer el uso de herramientas de analítica de datos, cuyo impacto individual en la competitividad fue particularmente elevado pese a su adopción limitada. Esto sugiere la necesidad de que tanto empresas como organismos de apoyo contemplen programas específicos de capacitación y de adopción progresiva en analítica, inteligencia de negocios y sistemas de datos.

Por último, se propone reforzar la colaboración entre el sector público, la academia y el ecosistema emprendedor para articular soluciones escalables que respondan a las necesidades reales de cada tipo de empresa. La coordinación interinstitucional puede facilitar la generación de

evidencia empírica para la toma de decisiones, la creación de estándares de interoperabilidad tecnológica y la promoción de plataformas de innovación abierta que aceleren la digitalización en distintos sectores productivos. Este enfoque colaborativo permitiría avanzar hacia un entorno más competitivo, equitativo y centrado en la capacidad de adaptación de las organizaciones ante los desafíos de la economía digital.

5.4 Futuras investigaciones

A partir de los hallazgos y las limitaciones de este estudio, se identifican varias oportunidades para futuras investigaciones. Una primera línea consiste en replicar el modelo propuesto en otras economías emergentes, lo que permitiría contrastar si las dimensiones latentes identificadas en México se mantienen en contextos con desafíos similares.

Una segunda línea sugiere incorporar variables cualitativas, como la cultura organizacional, el liderazgo o la percepción del riesgo digital, que podrían complementar el análisis de los patrones de adopción y su relación con la competitividad. Este enfoque permitiría avanzar hacia una comprensión más integral del fenómeno.

También sería pertinente realizar estudios longitudinales que permitan observar cambios a lo largo del tiempo en el impacto de la transformación digital en la competitividad empresarial, especialmente considerando que el ritmo de adopción y madurez tecnológica es dinámico. El seguimiento temporal también contribuiría a evaluar el efecto de programas de política pública o incentivos específicos.

Otra línea de investigación sería estudiar la relación entre la digitalización y la sostenibilidad ambiental, así como el rol de las tecnologías digitales en la resiliencia organizacional ante crisis. Este enfoque integrador abriría nuevas vías para comprender cómo la digitalización contribuye a la adaptación sistémica en contextos de incertidumbre.

Finalmente, una línea de investigación adicional debería profundizar en la creciente relevancia de la inteligencia artificial generativa en los procesos empresariales. El estudio de estas tecnologías permitiría analizar cómo los modelos generativos transforman la toma de decisiones, la automatización avanzada, el diseño de productos y servicios, así como la innovación continua. También permitiría examinar los desafíos derivados de su adopción, como la gestión del riesgo algorítmico, la redefinición de competencias laborales, capacidades empresariales y sus éticas.

CAPÍTULO VI. Contribución Académica, Empresarial y Nacional

6.1 Contribución Académica

Este estudio realiza una revisión exhaustiva y analítica del cuerpo académico sobre el efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas, abordando las temáticas relevantes organizadas en bloques estructurales que permiten comprender con mayor claridad el estado del arte. Se agruparon los aportes en condiciones contextuales, como el impacto del COVID-19 y la economía digital; capacidades organizacionales y tecnologías habilitadoras para ofrecer un mapa temático actualizado y funcional. Además, se integra con evidencia empírica y metodológica basada en modelos de ecuaciones estructurales y *machine learning*, ampliando así las posibilidades analíticas del fenómeno. La construcción de este análisis contribuye a superar la dispersión conceptual del campo, promoviendo futuras investigaciones orientadas a modelos más integrales que articulen la madurez digital, la innovación y el desempeño competitivo.

6.2 Contribución Empresarial

El estudio identifica tecnologías clave que permiten a las organizaciones elaborar planes de transformación digital de forma estratégica, especialmente en escenarios postpandemia donde las capacidades digitales se han convertido en un activo central. Además, se presentan hallazgos empíricos sobre la relación entre la madurez digital y la competitividad, así como factores sectoriales y geográficos que condicionan dichos procesos, lo que permite a las empresas orientar con mayor precisión sus esfuerzos de transformación.

6.3 Contribución Nacional

El trabajo aporta evidencia para diseñar políticas públicas orientadas a cerrar brechas territoriales en materia de transformación digital. A partir de datos nacionales y de un enfoque geoestadístico, se identifica que la digitalización y la competitividad se distribuyen de manera desigual entre las regiones, lo que sugiere la necesidad de políticas diferenciadas según el nivel de transformación digital. Las implicaciones políticas son claras: es necesario fortalecer el acceso a infraestructura tecnológica y promover ecosistemas de innovación más equitativos.

Referencias

- Adner, R. (2002). When are technologies disruptive? A demand-based view of the emergence of competition. *Strategic Management Journal*, 23(8), 667-688.
- Ali, M. (2021). *Imitation or innovation: To what extent do exploitative learning and exploratory learning foster imitation strategy and innovation strategy for sustained competitive advantage?* Technological Forecasting and Social Change, 165, 120527.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120527>
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2020). Digitalization and the future of work: Macroeconomic consequences. In *Shaping the future of work* (pp. 45-70). Palgrave Macmillan, Cham.
- Babbie, E. (1989). *The practice of social research* (5th ed.). Wadsworth.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17, 99-120.
- Bartlett, M. S. (1950). Tests of significance in factor analysis. *British Journal of Statistical Psychology*, 3(2), 77-85. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8317.1950.tb00285.x>
- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., & Levine, R. (2005). SMEs, growth, and poverty: Cross-country evidence. *Journal of Economic Growth*, 10(3), 199-229.
- Benbasat, I., & Zmud, R. W. (2003). The identity crisis within the IS discipline: Defining and communicating the discipline's core properties. *MIS Quarterly*, 27(2), 183-194.
- Berman, S. J., & Bell, R. (2011). *Digital transformation: Creating new business models where digital meets physical*. IBM Institute for Business Value.
- Bertschek, I., Polder, M., & Schulte, P. (2019). ICT and resilience in times of crisis: evidence from cross-country micro moments data. *Economics of Innovation and New Technology*, 28(8), 759-774.
- Bharadwaj, A., El Sawy, O. A., Pavlou, P. A., & Venkatraman, N. (2013). Digital business strategy: Toward a next generation of insights. *MIS Quarterly*, 37(2), 471-482.
- Bower, J. L., & Christensen, C. M. (1995). Disruptive technologies: catching the wave. *Harvard Business Review*, 73(1), 43-53.
- Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2002). Information technology, workplace

- organization, and the demand for skilled labor: Firm-level evidence. *The Quarterly Journal of Economics*, 117(1), 339–376.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton & Company.
- Bughin, J., Catlin, T., Hirt, M., & Willmott, P. (2015). Why digital strategies fail. *McKinsey Quarterly*, 1(1), 1-10.
- Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A., & Subramaniam, A. (2017). *Digital Europe: Realizing the continent's potential*. McKinsey & Company.
- Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A., & Subramaniam, A. (2018). *Skill shift: Automation and the future of the workforce*. McKinsey Global Institute.
- Camisón, C., & Villar-López, A. (2011). *Non-technical innovation: Organizational memory and learning capabilities as antecedent factors with effects on sustained competitive advantage*. *Industrial Marketing Management*, 40(8), 1294–1304. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2011.10.001>
- Castells, M. (2001). *The Internet galaxy: Reflections on the Internet, business, and society*. Oxford University Press.
- Castells, M. (2010). *The rise of the network society: The information age: Economy, society, and culture* (Vol. 1). Wiley-Blackwell.
- Centro México Digital. (2023). *Estudio de digitalización en empresas de México*. Datos no publicados.
- CEPAL. (2018). *La ineficiencia de la desigualdad*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- CEPAL. (2019). *Índice de desarrollo digital: conceptualización y medición del ecosistema digital en América Latina*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). <https://www.cepal.org/es/publicaciones/44675-indice-desarrollo-digital-conceptualizacion-medicion-ecosistema-digital-america>
- CEPAL. (2021). *Transformación digital de las mipymes: elementos para el diseño de políticas*.
- Chen, Y., Lin, M., & Chang, C. (2009). *The positive effects of relationship learning and absorptive capacity on innovation performance and competitive advantage in industrial markets*. *Industrial*

- Marketing Management, 38(2), 152–158.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188. <https://doi.org/10.2307/41703503>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Ciborra, C., & Andreu, R. (2001). Sharing knowledge across boundaries. *Journal of Information Technology*, 16(2), 73-81.
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2017). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications.
- Culot, G., Nassimbeni, G., Orzes, G., & Sartor, M. (2020). Behind the definition of Industry 4.0: Analysis and open questions. *International Journal of Production Economics*, 226, Article 107617. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107617>
- Davenport, T. H. (2014). *Big data at work: Dispelling the myths, uncovering the opportunities*. Harvard Business Press.
- Deloitte. (2015). *Digital business global executive study and research project*. Deloitte University Press.
- Durbin, J., & Watson, G. S. (1950). Testing for serial correlation in least squares regression, I. *Biometrika*, 37(3/4), 409–428. <https://doi.org/10.2307/2332391>
- Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Coombs, C., Constantiou, I., Duan, Y., Edwards, J. S., Gupta, B., Lal, B., Misra, S., Prashant, P., Raman, R., Rana, N. P., Sharma, S. K., & Upadhyay, N. (2020). Impact of COVID-19 pandemic on information management research and practice: Transforming education, work and life. *International Journal of Information Management*, 55, Article 102211. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102211>
- Dyer, J. H., & Singh, H. (1998). The relational view: Cooperative strategy and sources of interorganizational competitive advantage. *Academy of Management Review*, 23(4), 660–679. <https://doi.org/10.5465/amr.1998.1255632>
- European Commission. (2019). *2019 SBA Fact Sheet: European Union*. Directorate-General for Internal

Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs.

Fenn, J., & Raskino, M. (2008). *Mastering the hype cycle: How to choose the right innovation at the right time*. Harvard Business Press.

Fichman, R. G., Dos Santos, B. L., & Zheng, Z. (2014). Digital innovation as a fundamental and powerful concept in the information systems curriculum. *MIS Quarterly*, 38(2), 329-343.

Fitzgerald, M., Kruschwitz, N., Bonnet, D., & Welch, M. (2013). Embracing digital technology: A new strategic imperative. *MIT Sloan Management Review*, 55(2), 1-12.

Fox, J. (2016). *Applied regression analysis and generalized linear models* (3rd ed.). SAGE Publications.

Fox, J., & Weisberg, S. (2019). *An R companion to applied regression* (3rd ed.). SAGE Publications.

Garnier, S. (2021). *viridis - Colorblind-Friendly Color Maps for R*. CRAN. <https://CRAN.R-project.org/package=viridis>

Gartner. (2023). *4 exciting new trends in the Gartner emerging technologies hype cycle*.

<https://www.gartner.com/en/articles/what-s-new-in-the-2023-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies>

George, G., Haas, M., & Pentland, A. (2014). Big data and management. *Academy of Management Journal*, 57(2), 321–326. <https://doi.org/10.5465/amj.2014.4002>

Gobierno de México. (2013). Estrategia Digital Nacional.

https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/17083/Estrategia_Digital_Nacional.pdf

Gómez-Herrera, E., Martens, B., & Mueller-Langer, F. (2017). *Trade, competition and welfare in global online labour markets: A “gig economy” case study*. *SSRN Electronic Journal*.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3090929>

Gong, X., McCarthy, P. X., Griffith, C., McFarland, C., & Rizoio, M.-A. (2025). *Cosmos 1.0: A multidimensional map of the emerging technology frontier*. *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.10591>

Grant, R. M. (1996). Toward a knowledge-based theory of the firm. *Strategic Management Journal*, 17(S2), 109–122. <https://doi.org/10.1002/smj.4250171110>

Grubic, T., & Jennions, I. (2017). Remote monitoring technology and servitised strategies – factors

- characterising the organisational application. *International Journal of Production Research*, 56, 1-17. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1332791>
- Gujarati, D., & Porter, D. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill.
- Haffke, I., Kalgovas, B., & Benlian, A. (2016). Options for transforming the IT function using bimodal IT. *MIS Quarterly Executive*, 15(2).
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage.
- Hastie, T., Friedman, J., & Tibshirani, R. (2001). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (1st ed.). Springer.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Iivari, N., Sharma, S., & Ventä-Olkkonen, L. (2020). Digital transformation of everyday life – How COVID-19 pandemic transformed the basic education of the young generation and why information management research should care? *International Journal of Information Management*, 55, Article 102183. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102183>
- INEGI. (2014). *Criterios de clasificación de estratos de empresas*. https://www.inegi.org.mx/contenidos/programas/ce/2014/doc/infografias/infmipymes_ce.pdf
- INEGI. (2018). *Estadísticas de acceso a internet y uso de tecnologías de la información*. INEGI. https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2019/OtrTemEcon/ENDUTIH_2018.pdf
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning: With applications in R*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7>
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), 20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39(1), 31–36.

<https://doi.org/10.1007/BF02291575>

- Kane, C., Palmer, D., Phillips, A., Kiron, D., & Buckley, N. (2015). *Strategy, not technology, drives digital transformation*. MIT Sloan Management Review and Deloitte University Press.
- Karimi, J., & Walter, Z. (2016). The role of dynamic capabilities in responding to digital disruption: A factor-based study of the newspaper industry. *Journal of Management Information Systems*, 32(1), 39-81.
- Kaskina, J. (2014). Technological hype in digital businesses: An analysis of the Gartner Hype Cycle. *Journal of Digital Strategy*, 5(2), 34-45.
- Kassambara, A. (2019). *ggcorrplot: Visualization of a Correlation Matrix using 'ggplot2' (R package version 0.1.3)*. <https://cran.r-project.org/package=ggcorrplot>
- Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.
- Koutroumpis, P. (2018). *The economic impact of broadband: Evidence from OECD countries*. In Ofcom 2018 Conference on the Economics of Broadband: Access and Applications. Ofcom.
- Legner, C., Eymann, T., Hess, T., Matt, C., Böhm, T., Drews, P., Mädche, A., Urbach, N., & Ahlemann, F. (2017). Digitalization: Opportunity and challenge for the business and information systems engineering community. *Business & Information Systems Engineering*, 59(4), 301–308. <https://doi.org/10.1007/s12599-017-0484-2>
- Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69-96.
- Li, L., Su, F., Zhang, W., & Mao, J.-Y. (2018). Digital transformation by SME entrepreneurs: A capability perspective. *Information Systems Journal*, 28(6), 1129–1157. <https://doi.org/10.1111/isj.12153>
- Liang, T. P., You, J. J., & Liu, C. C. (2010). A resource-based perspective on information technology and firm performance: A meta analysis. *Industrial Management & Data Systems*, 110(8), 1138-1158. <https://doi.org/10.1108/02635571011077807>
- Likert, R. (1932). *A Technique for the Measurement of Attitudes*. *Archives of Psychology*, 140, 1-55.
- Manyika, J., Chui, M., Bughin, J., Dobbs, R., Bisson, P., & Marrs, A. (2013). *Disruptive technologies:*

- Advances that will transform life, business, and the global economy.* McKinsey Global Institute.
- Margetts, H., & Dunleavy, P. (2013). The second wave of digital-era governance: A quasi-paradigm for government on the Web. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 371.
- Matt, C., Hess, T., & Benlian, A. (2015). Digital transformation strategies. *Business & Information Systems Engineering*, 57(5), 339–343.
- Marmon, S. (2025). AI business strategy: How generative models are reshaping competitive advantage. SSRN. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5233756>
- McKinsey & Company. (2017). *Digital globalization: The new era of global flows*. McKinsey Global Institute.
- McKinsey & Company. (2020). *The future is not what it used to be: Thoughts on the shape of the next normal*. <https://www.mckinsey.com/business-functions/strategy-and-corporate-finance/our-insights/the-future-is-not-what-it-used-to-be-thoughts-on-the-shape-of-the-next-normal>
- McKinsey Global Institute. (2016). *Digital globalization: The new era of global flows*. McKinsey & Company.
- Melville, N., Kraemer, K., & Gurbaxani, V. (2004). Review: Information technology and organizational performance: An integrative model of IT business value. *MIS Quarterly*, 28(2), 283-322.
- Mettler, T., Rohner, P., & Winter, R. (2009). *Towards a classification of maturity models in information systems*. <http://www.alexandria.unisg.ch/Publikationen/69115>
- O’Leary, D. E. (2011). The role of the Gartner Hype Cycle in IT research, teaching, and advising. *Journal of Information Systems Education*, 22(4), 355–368.
- OECD (2019). *Measuring the Digital Transformation: A Roadmap for the Future*. OECD Publishing.
- OECD. (2018). *Oslo Manual 2018: Guidelines for collecting, reporting and using data on innovation*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264304604-en>
- OECD. (2017). *OECD Science, Technology and Industry Scoreboard 2017: The digital transformation*. OECD Publishing.

- Oludoyi, O. I., Yusuf, J. A., Olufemi, A. I., & Ullah, M. F. (2026). *Digital transformation and its influence on sales growth, customer satisfaction, and retention among SMEs in Ondo State, Nigeria*. *Nowoczesne Systemy Zarządzania*, 21(1), 89–118. <https://doi.org/10.37055/nsz/218593>
- OpenAI. (2020, December 29). Organizational update from OpenAI.
<https://openai.com/index/organizational-update/>
- Parker, G. G., Van Alstyne, M. W., & Choudary, S. P. (2016). *Platform revolution: How networked markets are transforming the economy and how to make them work for you*. WW Norton & Company.
- Parviainen, P., Tihinen, M., Kääriäinen, J., & Teppola, S. (2017). Tackling the digitalization challenge: How to benefit from digitalization in practice. *International Journal of Information Systems and Project Management*, 5, 63–77. <https://doi.org/10.12821/ijispm050104>
- Perera, N. (2021). *Impact of digital transformation in measuring business performance of small and medium-scale businesses in Sri Lanka*. *International Journal of Economics, Business and Management Research*, 5(7).
- Peteraf, M., y Barney, J. (2003). Unraveling the resource-based tangle. *Managerial and Decision Economics*, 24(4), 309–323. <https://doi.org/10.1002/mde.1126>
- Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2014). How smart, connected products are transforming competition. *Harvard Business Review*, 92(11), 64-88.
- Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2015). How smart, connected products are transforming companies. *Harvard Business Review*, 93(10), 96-114.
- Porter, M. E. (1985). *Competitive advantage: Creating and sustaining superior performance*. The Free Press.
- Rawat, C. (2023). *Role of ERP modernization in digital transformation: PeopleSoft insight*. *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, 71(2), 61–67.
<https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V71I2P210>
- R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing* (Version 4.4.0).
R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>

- Ramsey, J. B. (1969). Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 31(2), 350–371.
- Reis, J., Amorim, M., Melão, N., & Matos, P. (2018). Digital transformation: A literature review and guidelines for future research. *In World Conference on Information Systems and Technologies* (pp. 411–421). https://doi.org/10.1007/978-3-319-77703-0_41
- Revelle, W. (2024). *psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research* (R package version 2.4.1). Northwestern University. <https://cran.r-project.org/package=psych>
- Rogers, E. (1962). *Diffusion of innovations*. Simon and Schuster.
- Romanosky, S., Ablon, L., Kuehn, A., & Jones, T. (2019). Content analysis of cyber insurance policies: How do carriers price cyber risk? *Journal of Cybersecurity*, 5(1), tyz002. <https://doi.org/10.1093/cybsec/tyz002>
- Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. (2017). How to develop a great digital strategy. *MIT Sloan Management Review*, 58(2), 7-9.
- Rosseel, Y. (2019). *lavaan: Latent variable analysis* (R package version 0.6-5). Comprehensive R Archive Network (CRAN). <https://cran.r-project.org/package=lavaan>
- Salgado-García, J. A., Terán-Bustamante, A., & Martínez-Velasco, A. (2024). Transformación digital para la competitividad de las empresas. *Revista Venezolana De Gerencia*, 29(Especial 11), 373-393. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.29.107.22>
- Saavedra, M. (2012). *Una propuesta para la determinación de la competitividad en la pyme latinoamericana*. **Pensamiento y Gestión**, (33), 93–124. <https://rcientificas.uninorte.edu.co/index.php/pensamiento/article/view/4898>
- Schwab, K. (2016). *The Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum.
- Schwellnus, C., Geierhofer, P., & Wörz, J. (2018). *Digitalisation and productivity: In search of the holy grail – Firm-level empirical evidence from EU countries* (OECD Economics Department Working Papers, No. 1533). OECD Publishing.
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4), 591–611. <https://doi.org/10.2307/2333709>

- Sharma, R., Mithas, S., & Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433-441.
- Sirmon, D. G., Hitt, M. A., & Ireland, R. D. (2007). Managing firm resources in dynamic environments to create value: Looking inside the black box. *Academy of Management Review*, 32(1), 273–292. <https://doi.org/10.5465/amr.2007.23466005>
- Susskind, R., & Susskind, D. (2015). *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press.
- Teece, D. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319-1350.
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z)
- Tumbas, S., Berente, N., & vom Brocke, J. (2018). Digital innovation and institutional entrepreneurship: Chief digital officer perspectives of their emerging role. *Journal of Information Technology*, 33(3), 188-202.
- Vargas-Canales, J. M. (2023). Technological Capabilities for the Adoption of New Technologies in the Agri-Food Sector of Mexico. *Agriculture*, 13(6), 1177. <https://doi.org/10.3390/agriculture13061177>
- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J. Q., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889–901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>
- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Qi Dong, J., Fabian, N., & Haenlein, M. (2019). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889-901.
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>
- Wade, M., & Hulland, J. (2004). Review: The resource-based view and information systems research:

- Review, extension, and suggestions for future research. *MIS Quarterly*, 28(1), 107-142.
- Wang, C., & Ahmed, P. K. (2007). Dynamic capabilities: A review and research agenda. *International Journal of Management Reviews*, 9(1), 31-51. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2370.2007.00201.x>
- Wei, J., & Shen, Y. (2025). *Impact and mechanism of digital transformation on performance in manufacturing firms*. *Innovation and Green Development*, 4(1), 100205. <https://doi.org/10.1016/j.igd.2025.100205>
- Westerman, G., Calm  jane, C., Bonnet, D., Ferraris, P., & McAfee, A. (2014). *The Digital Advantage: How digital leaders outperform their peers in every industry*. Capgemini Consulting.
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant graphics for data analysis*. Springer. <https://ggplot2.tidyverse.org>
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., Fran  ois, R., ... Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., Fran  ois, R., Grolemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., M  ller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., ... Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
- Wooldridge, J. (2020). *Introductory econometrics: A modern approach* (7th ed.). Cengage Learning.
- World Bank. (2016). *World Development Report 2016: Digital dividends*. The World Bank.
- World Economic Forum. (2016). *The future of jobs: Employment, skills and workforce strategy for the Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum.
- Yoo, Y., Henfridsson, O., & Lyytinen, K. (2010). Research commentary—The new organizing logic of digital innovation: An agenda for information systems research. *Information Systems Research*, 21(4), 724-735.
- Yuan, K.-H., & Bentler, P. M. (2000). Three likelihood-based methods for mean and covariance structure analysis with nonnormal missing data. *Sociological Methodology*, 30(1), 165–200. <https://doi.org/10.1111/0081-1750.00078>
- Zeileis, A., & Hothorn, T. (2002). Diagnostic checking in regression relationships. *R News*, 2(3), 7–10.

<https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>

Zhao, X., et al. (2025). Economics of cybersecurity investment and information disclosure. *Systems*, 13(2), 83. <https://www.mdpi.com/2079-8954/13/2/83>

Zolas, N., Kroff, Z., Brynjolfsson, E., McElheran, K., Beede, D. N., Buffington, C., Goldschlag, N., Foster, L., & Dinlersoz, E. (2020). *Advanced technologies adoption and use by U.S. firms: Evidence from the Annual Business Survey (NBER Working Paper No. 28290)*.

Zou, L., Li, W., Wu, H., Liu, J., & Gao, P. (2024). *Measuring corporate digital transformation: Methodology, indicators and applications*. *Sustainability*, 16(10), 4087. <https://doi.org/10.3390/su16104087>

Zuboff, S. (2019). *The age of surveillance capitalism: The fight for a human future at the new frontier of power*. PublicAffairs.

Transformación digital en ciencias administrativas y contabilidad: tendencias de investigación en Scopus

Digital transformation in management and accounting sciences: Research trends in Scopus

Jorge Arturo Salgado-García¹, Antonia Terán-Bustamante², Vladimiro González-Zelaya³

¹ Universidad Panamericana, México.

Email: 0246534@up.edu.mx

Autor correspondiente.

² Universidad Panamericana, México.

Email: ateran@up.edu.mx

Autor correspondiente.

³ Universidad Panamericana, México.

RESUMEN

Objetivo. Identificar las tendencias temáticas sobre transformación digital en el campo de las ciencias administrativas y contabilidad.

Diseño/Metodología/Enfoque. Se realizó un análisis bibliométrico considerando 7,519 documentos indexados en la base de datos Scopus entre 1970 y 2023. El análisis se realizó usando las palabras claves de los autores para identificar las tendencias temáticas.

Resultados/Discusión. Se identificaron núcleos temáticos relacionados con Covid-19, marketing digital, tecnologías emergentes, innovación, industria 4.0 y *Fintech*.

Conclusiones. El Covid-19 no solo impulsó la transformación digital, sino que también impulsó la investigación en este campo aplicado a las ciencias administrativas y contabilidad. Sin embargo, el avance de las tecnologías digitales ha influido en la producción científica. Asimismo, hay otras tendencias como sostenibilidad que convergieron en la generación de conocimiento.

Keywords: transformación digital; ciencias administrativas; contabilidad; tendencias de investigación; bibliometría; análisis de co-palabras.

ABSTRACT

Objective. Identify thematic trends in digital transformation in administrative sciences and accounting.

Design/Methodology/Approach. A bibliometric analysis was performed considering 7,519 documents indexed in the Scopus database between 1970 and 2023. The analysis was performed using the authors' keywords to identify thematic trends.

Recibido: 25-10-2023. **Aceptado:** 05-02-2024. **Publicado:** 13-02-2024

Editor: Adilson Luiz-Pinto

Cómo citar: Salgado-García, J. A., Terán-Bustamante, A., & González-Zelaya, V. (2024). Digital transformation in management and accounting sciences: Research trends in Scopus. *Iberoamerican Journal of Science Measurement and Communication*; 4(1), 1-10. DOI: 10.47909/ijsmc.884

Copyright: © 2024 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the CC BY-NC 4.0 license which permits copying and redistributing the material in any medium or format, adapting, transforming, and building upon the material as long as the license terms are followed.

Como citar: Salgado-García, J. A., Terán-Bustamante, A., y Martínez-Velasco, A. (2024). Transformación digital para la competitividad de las empresas. *Revista Venezolana De Gerencia*, 29(Especial 11), 373-393. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.29.107.22>

Universidad del Zulia (LUZ)
Revista Venezolana de Gerencia (RVG)
Año 29 No. Especial 11, 2024, 373-393
enero-junio
ISSN 1315-9984 / e-ISSN 2477-9423



Transformación digital para la competitividad de las empresas

Salgado-García, Jorge Arturo*
Terán-Bustamante, Antonia**
Martínez-Velasco, Antonieta***

Resumen

La transformación digital es un proceso tanto tecnológico como sociocultural que involucra la adopción de tecnologías digitales y modificaciones en los modelos de negocio y la estrategia de las firmas. La literatura que estudia relaciones entre la transformación digital y la competitividad de las empresas se incrementó en el periodo de postpandemia, sin embargo, las investigaciones antes de la pandemia son escasas, por lo cual el objetivo de esta investigación es analizar el efecto de la transformación digital en la competitividad de las empresas antes de esta crisis. Los datos que se utilizaron para el análisis son de las Encuestas Nacionales sobre Productividad y Competitividad de las Pymes en Sectores Estratégicos en México. El análisis se realizó en dos partes: I. geoestadístico para buscar clústeres geográficos de corte natural y II. estadístico mediante la regresión Ridge. Los resultados evidenciaron que tanto la transformación digital como la competitividad se distribuyen de manera desigual en los territorios; sin embargo, se encontró un efecto positivo de la transformación digital en la competitividad de estas. De acuerdo con lo anterior, se concluyó que las empresas que quieran aumentar su competitividad deben incrementar su transformación digital, por lo que los gobiernos deben continuar estableciendo políticas y programas de transformación digital en todos los sectores y en forma más equitativa.

Palabras clave: transformación digital; competitividad; innovación.

Recibido: 07.03.24

Aceptado: 15.05.24

* Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Panamericana, Ciudad de México, 03920, México; Email: 0246534@up.edu.mx. Autor de correspondencia

** Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Panamericana, Ciudad de México 03920, México; Email: ateran@up.edu.mx. Autor de correspondencia

*** Facultad de Ingeniería, Universidad Panamericana, Ciudad de México 03920, México; Email: amartinezv@up.edu.mx

Thematic mapping of artificial intelligence in management: A bibliometric approach using co-word analysis (2015-2024)

Jorge Arturo Salgado-García¹, Antonia Terán-Bustamante^{1,*}, Marisol Velázquez-Salazar¹

¹ Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Panamericana, México.

* Corresponding author

Email: ateran@up.edu.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0240-5234>.

ABSTRACT

Objective. The objective of this study was twofold: first, to map the main themes in the literature on artificial intelligence in management, and second, to explore the relationships between these themes.

Design/Methodology/Approach. A co-word analysis was performed on 15,835 articles indexed in Scopus (2015-2024), with the author's keywords in the field of administration constituting the unit of analysis. The semantic network under consideration was constructed using the 50 most frequent terms, applying normalization by association and the Walktrap algorithm for cluster detection.

Results/Discussion. The results of the analysis indicated that the extant literature was organized around three thematic groups. The first of these focused on conversational interfaces, the second on digital transformation, and the third adopted a computational approach. The thematic structure identified reflected a field in the process of consolidation, with a predominance of technical approaches and limited functional specialization.

Conclusions. Contemporary research endeavors prioritized methodological development over strategic implementation in particular organizational contexts. These findings underscored the necessity for more comprehensive approaches that articulated technology, management, and governance. Moreover, they called for a future agenda that was oriented toward its adoption from sociotechnical perspectives.

Keywords: bibliometrics; co-word analysis; artificial intelligence; management sciences; business; accounting.

1. INTRODUCTION

THE FIELD of artificial intelligence (AI) has emerged as a pivotal subject in the realms of technology, business, and science. Despite the fact that its development has been ongoing for

decades, the advent of both the novel Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) and the launch of ChatGPT by OpenAI in 2022 marked a significant turning point by enabling mass access to advanced language models. This development led to an unprecedented adoption and renewed

Received: 06-03-2025. **Accepted:** 26-05-2025. **Published:** 10-07-2025.

How to cite: Salgado-García, J. A., Terán-Bustamante, A., & Velázquez-Salazar, M. (2025). Thematic mapping of artificial intelligence in management: A bibliometric approach using co-word analysis (2015-2024). *Iberoamerican Journal of Science Measurement and Communication*; 5(3), 1-11. DOI: 10.47909/ijsmc.205

Copyright: © 2025 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the CC BY-NC 4.0 license which permits copying and redistributing the material in any medium or format, adapting, transforming, and building upon the material as long as the license terms are followed.

Digital financial inclusion as a catalyst for innovation, economic growth, and sustainability: A bibliometric analysis (2014-2024)

Mayra Yvette Salazar-Urbe¹, Antonia Terán-Bustamante^{1,*},
Ana Beatriz Hernández-Lara², Jorge Arturo Salgado-García¹

¹ Universidad Panamericana. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Augusto Rodin 498, Ciudad de México, 03920, México.

² Universitat Rovira i Virgili, Department of Business Management, España.

* Corresponding author

Email: ateran@up.edu.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0240-5234>.

ABSTRACT

Objective. This study aimed to conduct a bibliometric analysis of keywords to identify strategic topics in digital financial inclusion (DFI) and their relationship with sustainability and economic growth between 2014 and 2024.

Design/Methodology/Approach. A bibliometric analysis was conducted on a sample of 1,234 academic articles indexed in Scopus using the Bibliometrix tool in R. Keyword co-occurrence was examined using multiple correspondence analysis and K-means clustering to reveal thematic structures.

Results/Discussion. A total of six thematic clusters were identified: (1) threshold effect, (2) digital transformation, (3) central bank digital currencies (CBDCs), (4) sustainable development, (5) financial and digital literacy, and (6) fintech. These clusters demonstrated the evolution of DFI from its initial role as a technological enabler, such as fintech and blockchain, to its current impact on economic development, growth, and sustainability. This analysis proposed a conceptual model of DFI. In this model, digital literacy and fintech functioned as enablers. Meanwhile, CBDCs and blockchain technology served as structural tools. Digital financial inclusion was defined as a mechanism for inclusive economic development.

Conclusions. The findings contributed to an understanding of how financial digitization is linked to sustainability strategies and long-term economic growth.

Originality/Value. This research provided insights based on a comprehensive bibliometric mapping of DFI, incorporating literature on economic sustainability and digital innovation. This empirical approach, which differed from narrative reviews and isolated case studies, enabled the visualization of the conceptual structure of the field and the identification of research gaps

Keywords: bibliometrics; co-word analysis; financial inclusion; digital inclusion; fintech; blockchain; sustainability.

Received: 31-03-2025. **Accepted:** 28-05-2025. **Published:** 16-07-2025.

How to cite: Salazar-Urbe, M. Y., Terán-Bustamante, A., Salgado-García, J. A., & Hernández-Lara, A. B. (2025). Digital financial inclusion as a catalyst for innovation, economic growth, and sustainability: A bibliometric analysis. *Iberoamerican Journal of Science Measurement and Communication*; 5(4), 1-16. DOI: 10.47909/ijsmc.218

Copyright: © 2025 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the CC BY-NC 4.0 license which permits copying and redistributing the material in any medium or format, adapting, transforming, and building upon the material as long as the license terms are followed.



German Scalzo

Inbox - UP 2 July 2025 at 2:25 a.m.

Re: Submission of Abstract for Call for Book Chapters - Sustainability, Purpose, and Wellbeing

To: Jorge Arturo Salgado García, Cc: Santiago García Álvarez, Hector Raúl Ramírez Rodríguez, Antonia Terán Bustamante

[Details](#)

Dear Jorge Arturo,

Thanks for your kind reminder and please accept my sincere apologies for the oversight— the response I had previously sent to your co-author referred to a different chapter she is involved in, and I inadvertently failed to follow up with you directly regarding this submission.

Please allow me to correct that now: your proposal titled "Digitalization Index in Mexico and Its Relationship with the Generation of STEM Graduates: A Study from 2021 to 2024" has been **accepted** for inclusion in the upcoming volume *Sustainability, Purpose and Wellbeing: How Humanism and Ethics can transform Economics and Business*.

Since we received a remarkable number of high-quality proposals, and to accommodate the inclusion of a greater number of valuable contributions, we kindly ask that the final chapters **do not exceed 6.000 words** (excluding tables and figures). This will help ensure a balanced and coherent structure across the volume.

As outlined in the call for chapters, the next steps are:

- Full chapter submission deadline: **November 30th, 2025**
- Estimated word count per chapter: 5.000- 6.000 words (excluding tables and figures)
- Peer review process: December 1st, 2025 – March 15th, 2026
- Final revised chapter submission: April 15th, 2026
- Estimated publication: July 2026

Please ensure your chapter is written in clear, polished English and follows an academic style suitable for an international readership. **All chapters must follow APA citation style (7th edition)**. We will share further formatting and referencing guidelines shortly. **We kindly ask that your chapter reflects a clearly articulated ethical perspective, consistent with the aims and scope of the volume.**

Please note that **this acceptance refers only to the proposal**. Final acceptance of the full chapter will be subject to a **double-blind peer review process**, and revisions may be required to ensure alignment with the scholarly and ethical standards of the volume. We also encourage contributors to support the peer review process of this volume, as part of a collaborative academic effort.

If you have any questions or need further assistance, feel free to reach out.

Once again, I apologize for the misunderstanding. We look forward to receiving your full chapter.

Warm regards,
Germán Scalzo
(on behalf of the editorial team)



**La Universidad de Manizales y
la Academia de Ciencias Administrativas - ACACIA A.C.**

Certifican que:

**JORGE ARTURO SALGADO-GARCÍA, ANTONIA TERÁN-BUSTAMANTE,
VLADIMIRO GONZÁLEZ ZELAYA**

Participó como PONENTE

**Con la ponencia EFECTO DE LA DIGITALIZACIÓN EN LA
COMPETITIVIDAD DE LAS PYMES DE SECTORES ESTRATÉGICOS
EN MÉXICO**

Capítulo PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS

en el

**XXVI CONGRESO INTERNACIONAL DE INVESTIGACION EN CIENCIAS
ADMINISTRATIVAS**

Realizado en Manizales, Colombia del 25 al 28 de abril de 2023

Duván Emilio Ramírez Ospina
Rector Universidad de Manizales

María Luisa Saavedra García
Presidenta de ACACIA A.C.

María Guadalupe Calderón Martínez
Vicepresidenta de capítulos
ACACIA A.C.



Tunja, Colombia 21-23 May 2025

CERTIFICATE OF PAPER ACCEPTANCE

This document certifies that the paper
Inclusión Digital Y Financiera Como Variables Que Impactan La
Pobreza Extrema En México

whose author/s is/are

Mayra Yvette Salazar-Urbe; Antonia Terán-Bustamante; Ana
Beatriz Hernández-Lara; Jorge Arturo Salgado-García

has been accepted to be presented in the
International Conference on Innovation and Sustainability 2025
held at Tunja, Colombia on May 21-23

Dr. Ernesto Leon Castro

Chief of the Organization Committee

