

Año 29 No. Especial 11, 2024  
ENERO-JUNIO



Año 29 No. Especial 11, 2024

ENERO-JUNIO

# Revista Venezolana de Gerencia



UNIVERSIDAD DEL ZULIA (LUZ)  
Facultad de Ciencias Económicas y Sociales  
Centro de Estudios de la Empresa

ISSN 1315-9984

Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons  
Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 3.0 Unported.  
[http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/deed.es\\_ES](http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/deed.es_ES)

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](mailto: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](mailto:ateran@up.edu.mx). Autor de correspondencia

\*\*\* Facultad de Ingeniería, Universidad Panamericana, Ciudad de México 03920, México; Email: [amartinezv@up.edu.mx](mailto:amartinezv@up.edu.mx)

# Digital transformation for business competitiveness

## Abstract

Digital transformation is both a technological and sociocultural process that involves the adoption of digital technologies and modifications in business models and strategies of firms. The literature that studies relationships between digital transformation and the competitiveness of companies increased in the post-pandemic period; however, research before the pandemic is scarce, which is why the objective of this research is to analyze the effect of digital transformation on the competitiveness of companies before this crisis. The data used for the analysis is from the National Surveys on Productivity and Competitiveness of SMEs in Strategic Sectors in Mexico. The analysis was carried out in two parts: I. Geostatistical to search for natural geographical clusters, and II. Statistics using Ridge regression. The results showed that digital transformation and competitiveness are distributed unevenly in the territories; however, a positive effect of digital transformation on their competitiveness was found. Based on the above, it was concluded that companies that want to increase their competitiveness must increase their digital transformation, so governments must continue to establish digital transformation policies and programs in all sectors more equitably.

**Keywords:** digital transformation; competitiveness; innovation; technology.

## 1. Introducción

La pandemia provocada por COVID-19 generó tres periodos de tiempo: prepandemia, pandemia y pospandemia (Zheng y Zheng, 2022). Durante la pandemia, las tecnologías digitales fueron clave para que las empresas reorganizaran sus estrategias y operaciones (Dwivedi, et al, 2020). El sector de la hospitalidad fue uno de los más impactados por el cierre parcial o total de los hoteles y la transformación digital fue uno de los aspectos que mayor cambio trajo a la industria y no solo durante el momento de crisis sino también a largo plazo (Hao et al, 2020). Las cadenas de suministro tuvieron grandes afectaciones por lo que el sector

manufacturero fue otro que sufrió un gran impacto; sin embargo, la transformación digital fue importante para que las firmas hicieran frente a los retos traídos por la crisis sanitaria y migraran a un modelo de negocio basado en servicios (Rapaccini et al, 2020).

Las empresas no fueron las únicas que tuvieron que reconfigurar su manera de trabajar: el sector educativo pasó por un proceso extensivo de transformación digital para cubrir tanto las necesidades presentes de los estudiantes como las futuras (Iivari et al, 2020). De esta forma, las relaciones sociales y laborales sufrieron un cambio que permitió que a las tecnologías y a las personas colaboraran juntas (Almeida et al, 2020).

En este periodo de tiempo, los

investigadores enfocaron sus estudios en los efectos que la pandemia tuvo en sus respectivos campos de conocimiento. Particularmente, en el área de la transformación digital aplicada a las ciencias administrativas, Covid-19 fue el tema más investigado (Salgado-García et al, 2024). Sin embargo, más allá de que las tecnologías digitales brindaran flexibilidad a las firmas en momentos de crisis, los académicos comenzaron a preguntarse si la transformación digital tiene un efecto en la competitividad, tema que se consolidó como la principal subárea de investigación de 2021 a 2023 en artículos de investigación indexados en la base de datos Scopus (Salgado-García et al, 2024).

La transformación digital permite a las empresas de la industria automotriz a mejorar sus ganancias, productividad y competitividad (Llopis-Albert et al, 2021). Esta transformación también potencia la competitividad en las empresas de la cadena de suministro (Nasiri et al, 2020) y está vinculada con la competitividad en la industria de servicios, donde permite a las empresas generar valor y aumentar sus ingresos (Kamalaldin et al, 2020).

Estos estudios en los que se encontraron relaciones positivas entre la transformación digital y la competitividad, se hicieron durante la pandemia. Las crisis conllevan rupturas significativas, pero también oportunidades para cambiar y mejorar (Jessop & Knio, 2018); sin embargo, el estudio de un fenómeno debe ir más allá del contexto inmediato causado por la crisis (Bergman-Rosamond et al, 2022).

Es por lo anterior que el objetivo del presente trabajo es analizar la transformación digital en la competitividad de las empresas en el periodo prepandemia. Un par de años son particularmente estudiados por

los investigadores: 2015 y 2018. Los estudios de 2015 estaban centrados primordialmente en analizar cómo la transformación digital ayudaba a las empresas a mejorar su eficiencia operativa y competitiva mediante la adopción temprana de soluciones digitales que atendían la operación de sistemas dispersos geográficamente en un ambiente globalizado que cambiaba la estructura de la sociedad por la creciente demanda de sistemas en la nube, lo que fue precursor de la flexibilidad requerida durante la pandemia (Babar y Yu, 2015; Kenney et al, 2015).

Eventualmente, la transformación digital fue vista más como un elemento clave en la transformación estratégica que en la mejora operativa al permitir generar cambios organizacionales profundos mediante herramientas como la gestión de procesos de negocio (BPM por sus siglas en inglés) (Kenney et al, 2015) y culminando como sinónimo de Industria 4.0 hacia 2018 (Bienhaus y Haddud, 2018; Cozzolino et al, 2018; Schwarzmüller et al, 2018).

El año 2018 se destacó porque la transformación digital comenzó a verse como un diferenciador crítico en la competitividad más allá de la automatización de procesos (Bogers et al, 2018). Las empresas comenzaban a experimentar con inteligencia artificial y análisis de grandes volúmenes de datos para tomar mejores decisiones (Bienhaus y Haddud, 2018).

Para estudiar estos años que anteceden a la pandemia se utilizaron los resultados de las Encuestas Nacionales Sobre Productividad y Competitividad de las PyMES en Sectores Estratégicos (ENAPROCE) de 2015 y 2018 realizados por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Estos dos cortes temporales anteceden al contexto de

la pandemia de coronavirus (Reforma, 2023; WHO, 2020) y sirven para hacer una comparación entre dos puntos en el tiempo.

El análisis constó de dos partes: un análisis espacial para buscar clústeres geográficos y un análisis estadístico mediante la regresión Ridge. El análisis espacial, también llamado geoestadística es ampliamente utilizado en el estudio de la tecnología porque ofrece métodos tanto para estimar distribuciones temporales y espaciales como dependencias de variables relevantes (Varouchakis, 2019). El análisis estadístico mediante la regresión de Ridge se justifica cuando las muestras no cumplen con los supuestos de normalidad, multicolinealidad y homocedasticidad (Hoerl & Kennard, 1970), como es el caso de las muestras empleadas para este estudio. \_

## **2. Transformación digital y competitividad empresarial**

La transformación digital está ligada a las tecnologías digitales, definidas por Bharadwaj et al, (2013) como herramientas, sistemas o plataformas informáticas que permiten la creación, almacenamiento y transmisión de datos digitales. Tales tecnologías abarcan una gama amplia de dispositivos y aplicaciones que van de las computadoras personales y teléfonos inteligentes hasta *software* y servicios en la nube. Según CEPAL (2021), los niveles de digitalización empresarial se pueden medir en tres niveles de acuerdo con su reestructuración: básico, avanzado y de frontera.

Las tecnologías digitales pueden ser transformadoras o disruptivas dependiendo de la perspectiva de la firma que las utilice, esto puede ayudar

a que una empresa mejore su posición competitiva en el mercado o puede crear nichos industriales completamente nuevos (Saarikko et al, 2020). Las tecnologías no son el único elemento del que depende la transformación digital, ya que es un proceso sociocultural que permite a las empresas adoptar nuevas formas de organización y adquirir habilidades para mantenerse viables y relevantes (Saarikko et al, 2020).

El acceso a las tecnologías digitales no constituye el mayor desafío para las empresas, ya que estas no son las impulsoras de la transformación digital. El desafío radica en el desarrollo e implementación de modelos de negocio digitales (Hess et al, 2016), dado que es la estrategia, y no la tecnología, la que impulsa y orienta la transformación digital (Kane et al, 2015).

La competitividad es tanto la habilidad de una organización para mantener o incrementar su cuota de mercado (Daft et al, 1978) como su capacidad para obtener ganancias superiores a las de sus competidores (Porter, 1985). Asimismo, es la capacidad que tienen las firmas para innovar (Tidd y Bessant, 2009), lo que es consistente con la visión clásica en la que se especifica que la competitividad es producto de la innovación (Schumpeter, 1942).

Existe evidencia de que el incremento en la transformación digital tiene un impacto positivo en la competitividad de las firmas (Sui et al, 2024) y este impacto se da principalmente en la innovación (Leão y da Silva, 2021). La innovación es tanto el resultado de nuevos o mejores productos, mercados, métodos de producción y formas de organización (Shumpeter, 1934) como una nueva o mejor manera de competir manifestada por el nuevo diseño de un producto, un

nuevo enfoque de marketing o una nueva manera de capacitar (Porter, 1990). Es decir, la innovación es una actividad que da como resultado productos nuevos o mejorados (OCDE, 2018).

Saavedra (2012) propuso una metodología para determinar la competitividad de las empresas en Latinoamérica que consiste en medir tanto los aspectos internos de la competitividad empresarial (planeación estratégica, producción y operaciones, aseguramiento de la calidad, comercialización, contabilidad y finanzas, recursos humanos, gestión ambiental y sistemas de información, todos estos parte de la esfera del nivel micro del enfoque sistémico) como los factores externos pertenecientes a las esferas del enfoque sistémico. Otros autores han medido la competitividad con variables proxy como indicadores financieros, e. g., Ali, 2021; Camisón y Villar-López, 2011, Chen et al, 2009.

Dado que el impacto de la transformación digital en la competitividad se da principalmente en la innovación, un enfoque utilizado en la literatura académica y económica para evaluar el desempeño innovador de las empresas es el número de patentes que generan. Este enfoque se basa en la premisa de que las patentes son un indicador tangible de la capacidad de generar conocimiento nuevo y protegerlo legalmente, lo que es un reflejo de la competitividad de la firma (Hagedoorn & Cloudt, 2003).

La adopción temprana de innovaciones tecnológicas mejora los procesos internos de las empresas y aumenta su capacidad para adaptarse a cambios rápidos del mercado, una característica esencial de la competitividad en la economía digital (Schwarz Müller et al, 2018). La gestión

de procesos de negocio integrada con tecnologías avanzadas puede resultar en innovaciones que transforman industrias enteras, siendo la capacidad de implementar estas tecnologías de manera efectiva un indicador clave de competitividad (Kenney et al, 2015; Loebbecke y Picot, 2015). La inteligencia artificial y los grandes datos han sido utilizados para innovar en la creación de productos y servicios, mejorando así la posición competitiva de las empresas en el mercado (Bienhaus y Haddud, 2018).

La importancia de la adaptabilidad y la transformación continua, facilitada por la innovación digital, es tal que las empresas más competitivas son aquellas que pueden utilizar la innovación para mantenerse relevantes y proactivas en un entorno de negocios cambiante (Cozzolino et al, 2018). Las colaboraciones entre diferentes sectores pueden fomentar la innovación abierta, lo que permite a las empresas compartir riesgos y beneficiarse de nuevas ideas y tecnologías, fortaleciendo así su competitividad (Bogers et al, 2018; Weinman, 2015).

Lanjouw y Schankerman (1997) examinaron las características de los litigios de patentes como una ventana para comprender la competencia en diferentes sectores industriales. Además, Griliches (1990) realizó un estudio exhaustivo sobre las estadísticas de patentes como indicadores económicos, explorando su utilidad para comprender la actividad innovadora y su impacto en el crecimiento económico.

La transformación digital, caracterizada por la adopción de tecnologías digitales, permite la reestructuración de las firmas y la mejora competitiva; es un proceso tanto técnico como sociocultural que involucra cambios profundos en los modelos de negocio

y las estrategias organizacionales (Hess et al, 2016; Kane et al, 2015). Por su parte, la competitividad y la innovación están intrínsecamente vinculadas y son fundamentales para el crecimiento de las empresas (Porter, 1985; Schumpeter, 1942). Asimismo, las patentes son un reflejo tangible de la capacidad innovadora y competitiva de las empresas (Hagedoorn y Cloudt, 2003), por lo tanto, la transformación digital no solo es un facilitador de la innovación, sino que también potencia la competitividad empresarial, lo que a su vez impacta positivamente en su desempeño económico (Llopis-Albert et al, 2021; Kamalaldin et al, 2020). Derivado de lo anterior se tiene la siguiente hipótesis (H1): *La transformación digital tiene un efecto positivo en innovación y competitividad de las empresas.*

### 3. Diseño metodológico

El estudio cuantitativo consta de dos apartados: 1) un análisis espacial para buscar clústeres geográficos de corte natural y 2) un análisis estadístico mediante la regresión Ridge pues, como se verá más adelante, las variables no cumplieron con los supuestos estadísticos de normalidad, multicolinealidad y homocedasticidad necesarios para realizar un análisis con la regresión de mínimos cuadrados ordinarios (OLS por sus siglas en inglés). El análisis espacial se realizó con el *software GeoDA* (Anselin et al, 2006) y el análisis estadístico se hizo con *Python* en el ambiente *Google Colab* (Google, 2024).

La variable explicativa es la transformación digital operacionalizada por la adopción de tecnologías básicas (CEPAL, 2021) medida por la inversión

en millones de pesos (MDP) en computadoras y periféricos (INEGI, 2018; 2015). La variable explicada es la competitividad operacionalizada por la innovación (Porter, 1985; Schumpeter, 1942) y medida por el número de patentes (Hagedoorn y Cloudt, 2003).

Se construyó un panel de datos para comparar los cambios que pudieran existir en la transformación digital y la competitividad de las empresas en el periodo antes de la pandemia utilizando los resultados de las encuestas ENAPROCE de los años 2015 y 2018 (INEGI, 2018; 2015). La población objetivo de ENAPROCE se integra por 22,188 empresas pertenecientes a los sectores estratégicos, es decir, aquellos que generan mayor impacto en el crecimiento económico y el empleo (INEGI, 2018). Es importante mencionar que los sectores estratégicos no se pueden sumar para obtener el total de empresas de la entidad federativa, ya que una clase de actividad económica podría estar en más de un sector estratégico. (INEGI, 2018).

El esquema de muestreo utilizado es probabilístico y estratificado: las unidades de selección tuvieron una probabilidad conocida y distinta de cero de ser seleccionadas y contaron con características similares para formar estratos (INEGI, 2018). El instrumento de recolección utilizado por la ENAPROCE fue una encuesta de 69 preguntas divididas en 12 apartados (INEGI, 2018).

Se observó que en 2015 el número medio de patentes fue de 150.22, con una desviación estándar de 240.44, en tanto que, en 2018, este valor aumentó a un promedio de 366.34, con una desviación estándar de 543.52. Similarmente, la media de inversión en tecnologías básicas en 2015 fue de alrededor de 154.30 MDP, con una

desviación estándar de 249.79 MDP y en 2018 disminuyó a un promedio de 322.96 MDP, con una desviación estándar de 490.47 MDP.

En términos de la distribución de los datos, se observó que, tanto para patentes como para inversión en tecnologías básicas, los valores mínimos y máximos aumentaron de 2015 a 2018. En el año 2015 se observó que el número mínimo de patentes registradas fue de 0, mientras que el máximo alcanzó 1,102. En el mismo año, el mínimo de inversión en tecnologías básicas fue de aproximadamente 8.93 MDP y el máximo fue de 1,320.69 MDP. El número mínimo de patentes de 2018 aumentó a 31 y el máximo alcanzó 2,271. En cuanto a la inversión en tecnologías básicas, el mínimo fue de 12.33 MDP, mientras que el máximo ascendió a 2,166.68 MDP.

Se probaron los supuestos de normalidad multivariada, multicolinealidad y homocedasticidad. La normalidad multivariada se refiere a la distribución conjunta de múltiples variables aleatorias donde se asume que cada variable sigue una distribución normal y que las covarianzas entre todas las combinaciones de variables también son normales (Mardia, 1970). La normalidad multivariada se evaluó utilizando la prueba de *Shapiro-Wilk*. Esta prueba estadística calcula el estadístico *W* que representa una medida de normalidad donde un valor cercano a 1 indica una adherencia más fuerte a la distribución normal (Shapiro, 1965). Asimismo, esta prueba es recomendada para tamaños de muestras de pequeñas a moderadas (Shapiro, 1965).

La multicolinealidad es una condición en la que dos o más variables predictoras en un modelo de regresión están altamente correlacionadas entre sí, lo que puede causar problemas en

la interpretación de los coeficientes de regresión (Belsley, 1991). La multicolinealidad se evaluó con la prueba VIF (por su nombre en inglés *Variance Inflation Factor*) es una medida estadística utilizada en el análisis de regresión múltiple para evaluar la multicolinealidad entre las variables predictoras. El VIF calcula cuánto aumenta la varianza de los coeficientes de regresión debido a la multicolinealidad entre las variables predictoras (Hair et al, 2019).

La homocedasticidad es una propiedad estadística deseable en la que la variabilidad de los errores de un modelo estadístico es constante en todos los niveles de las variables predictoras, es decir, la dispersión de los errores alrededor de la línea de regresión es constante en todo el rango de valores de las variables independientes (White, 1980). La homocedasticidad se evaluó con la prueba de Breusch-Pagan, la cual mide si la varianza de los errores del modelo es constante a lo largo de todas las observaciones (Breusch & Pagan, 1979).

La regresión de Ridge (Hoerl & Kennard, 1970) constituye una variante de la regresión lineal diseñada para abordar varias limitaciones inherentes a los métodos tradicionales de mínimos cuadrados ordinarios. Esta técnica se caracteriza por la introducción de un término de penalización  $\lambda$  (lambda) sobre el cuadrado de la magnitud de los coeficientes en la función de costo. Dicha penalización no solo reduce la varianza de los estimadores, contribuyendo a la mitigación de la multicolinealidad y el sobreajuste, sino que también mejora la estabilidad y la generalización del modelo (Hoerl & Kennard, 1970). Su aplicabilidad y justificación se extiende particularmente a situaciones como esta

en la que los datos no se comportan de manera normal, muestran evidencia de multicolinealidad y exhiben evidencia de heteroscedasticidad (Hoerl & Kennard, 1970). De lo anterior se derivan las siguientes ecuaciones:

$$y_{2018} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{TransDig}_{2018\_escalado}$$

(Ecuación 1)

$$y_{2015} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{TransDig}_{2015\_escalado}$$

(Ecuación 2)

Donde:

$y_{2015}$  y  $y_{2018}$  son las predicciones de número de patentes para sus respectivos años.

$\beta_0$  Es el que interceptó el modelo.

$\text{TransDig}_{2018\_escalado}$  y  $\text{TransDig}_{2015\_escalado}$  son las variables predictivas dadas por la inversión en millones de pesos en tecnologías básicas.

La penalización (o alfa) base de la regresión de Ridge en la librería *Scikit-learn* de *Python* es 1 (Pedregosa et al, 2011); sin embargo, se calculó una penalización optimizada para cada variable mediante validación cruzada en 5 *folds*. La validación cruzada es una técnica comúnmente utilizada en el campo del aprendizaje automático para evaluar el rendimiento de los modelos predictivos. Esta técnica consiste en dividir el conjunto de datos en varios subconjuntos llamados *folds*. Después, el modelo se entrenó en varios de estos *folds* y se evaluó en el restante. Esta acción permite obtener una estimación más precisa del rendimiento del modelo, ya que utiliza diferentes combinaciones de datos para el entrenamiento y la evaluación (James et al, 2013).

Para probar la robustez del modelo también se realizó una regresión de mínimos cuadrados ordinarios para comparar su error cuadrático medio

(MSE, por sus siglas en inglés) con el de Ridge (James et al, 2013). El MSE es una métrica estadística utilizada para evaluar la precisión de un modelo de regresión. Se calcula como la media de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados y los valores predichos por el modelo. Un MSE más bajo indica un mejor ajuste del modelo a los datos, ya que implica que las predicciones del modelo están más cerca de los valores observados (James et al, 2013).

#### 4. Comportamiento espacial de la transformación digital básica y la competitividad de las empresas mexicanas

La inversión en tecnologías básicas México en el año 2015 fue 4,937 MDP; sin embargo, solo ocho estados representaron el 76% de este rubro. Las empresas de Zacatecas son las que registraron un menor monto de inversión (8.9 MDP) y las de Ciudad de México las que invirtieron más (1,320 MDP). Las firmas de la capital invirtieron más de una quinta parte del total (INEGI, 2015).

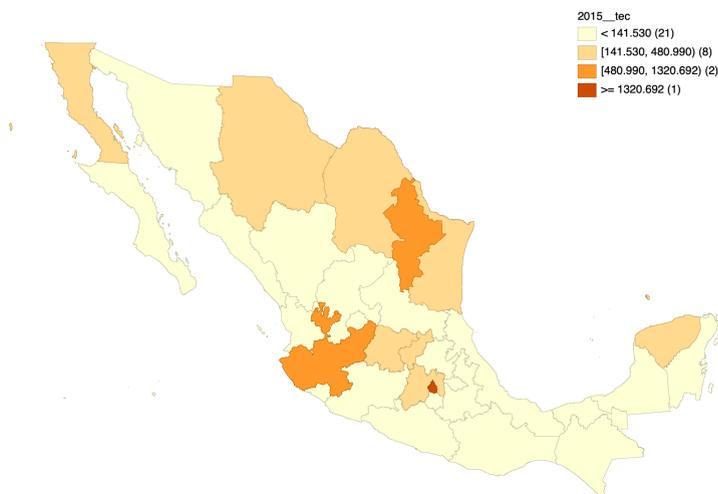
Dada la disparidad entre la inversión mínima y la máxima, se realizó un análisis de corte natural con cuatro categorías. Un análisis de corte natural es un algoritmo no lineal que agrupa las observaciones de manera tal que la homogeneidad se maximice (Anselin et al, 2006; Jenks, 1977 y Fisher, 1958). De esta forma, los estados se agrupan en cuatro clústeres: el primero, donde están más del 60% de las entidades con una inversión menor a 141.53 MDP. El segundo, donde se agrupan cuatro de los seis estados del norte (Baja California, Coahuila, Chihuahua y Tamaulipas), tres del centro (Guanajuato, Querétaro

y Estado de México). El tercero, donde solamente están Jalisco y Nuevo León, y el cuarto, donde únicamente se encuentra la Ciudad de México. En el mapa 1 se

muestra el corte natural con las cuatro categorías de transformación digital en 2015 previamente mencionadas.

### Mapa 1

## Mapa de corte natural con cuatro categorías de transformación digital medida por inversión en tecnologías básicas 2015 (MDP)



Fuente: elaboración propia a partir de ENAPROCE 2015 (INEGI, 2015).

El monto de inversión en tecnologías básicas creció más de dos veces de 2015 a 2018, sumando un total nacional de 10,335 MDP. Sin embargo, la inversión mínima creció menos del 30% y fue nuevamente de las empresas de Zacatecas, las cuales sumaron una inversión de 12 MDP. Una vez más fue la Ciudad de México la que tuvo a las firmas de mayor inversión, mismas que invirtieron un total de 2,166 MDP (INEGI, 2018).

Se aplicó el mismo corte natural con cuatro categorías y se observaron cambios significativos: el primer grupo

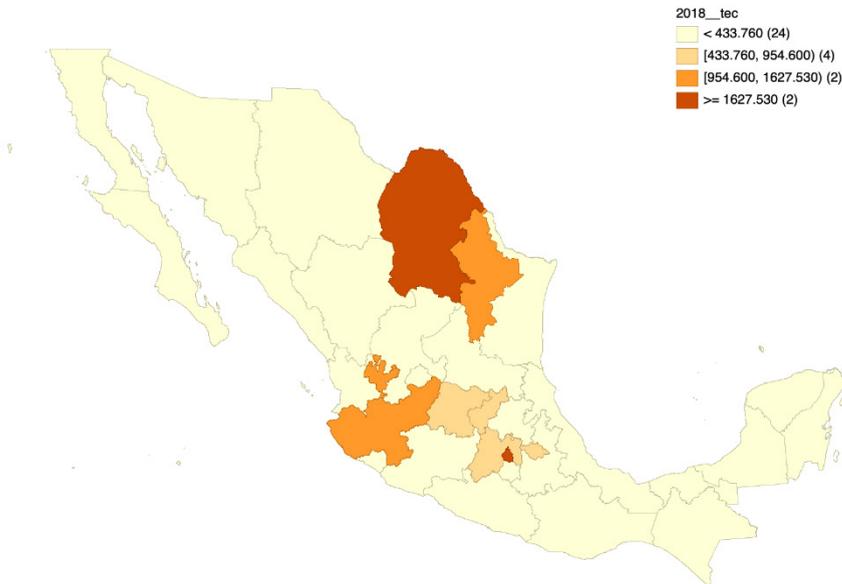
creció y ahora incluye al 75% de los estados y empresas con una inversión menor a los 433.76 MDP, monto cerca de tres veces superior al primer grupo de 2015; el segundo grupo se redujo a las firmas de cuatro empresas ubicadas en el centro del país (Guanajuato, Estado de México, Querétaro y Tlaxcala); el tercer grupo se mantuvo con solo Jalisco y Nuevo León, pero el cuarto grupo se conformó ahora de las empresas de dos entidades: Ciudad de México, la cual tuvo la mayor inversión (2,166 MDP) y Coahuila, entidad cuyas empresas invirtieron en 2018 más de lo que las de

Ciudad de México invirtieron en 2015: 1,627 MPD. En el mapa 2 se muestra el corte natural con cuatro categorías de transformación digital en 2018 (INEGI, 2018).

Durante 2015, las empresas de México registraron un total de 4,807 patentes. Como se mencionó anteriormente, no se registraron los datos de Campeche, Colima, Guerrero, Morelos y Nayarit por tener información

restringida y en los cinco casos no se sumaron patentes, por lo que la entidad cuyas firmas registró el menor número de patentes fue Tabasco con 5. Por su parte, las organizaciones de Ciudad de México registraron un total de 1,102, lo que, al igual que la inversión en tecnologías básicas durante el mismo año, también significa una quinta parte del total nacional (INEGI, 2015).

**Mapa 2**  
**Mapa de corte natural con cuatro categorías de Transformación Digital medida por Inversión en Tecnologías Básicas en el año 2018 (MDP)**



Fuente: elaboración propia a partir de ENAPROCE 2018 (INEGI, 2018).

Con base en el análisis de corte natural de cuatro categorías, se obtuvo que cerca de la mitad de las entidades registraron menos de 69 patentes. La segunda categoría agrupó 12 entidades, la mayoría de las cuales se encuentra

en la zona noroeste y centro del país. Solo Jalisco, Guanajuato y Nuevo León se ubican en la tercera categoría con el registro de entre 405, y 1,101 patentes, pero las empresas de la Ciudad de México son las únicas que se encuentran

en la cuarta categoría con la mayor cantidad de patentes registradas. En el mapa 3 se muestra el corte natural con

cuatro categorías de innovación en 2015 (INEGI, 2015).

### Mapa 3 Mapa de corte natural con cuatro categorías de Innovación medida por Número de patentes registradas en el año 2015



Fuente: elaboración propia a partir de ENAPROCE 2015 (INEGI, 2015).

De manera similar ocurrió con la inversión en tecnologías básicas, el registro de patentes creció más de dos veces de 2015 a 2018, sumando el total nacional de 11,273. Para este año sí se registraron los datos de las empresas de las 32 entidades y el estado cuyas firmas registraron el menor número de patentes fue Zacatecas con 31. De nueva cuenta, fue Ciudad de México la que tuvo a las organizaciones con mayores registros, sumando 2,271 (INEGI, 2018).

El análisis de corte natural con cuatro categorías reveló que la mitad de las entidades del país registraron menos de 194 patentes. La segunda categoría agrupó 11 estados con características

similares a las de 2015; sin embargo, Sonora salió y Veracruz se sumó junto con Quintana Roo. El tercer grupo englobó solo a Guanajuato, Estado de México y Nuevo León, mientras que el cuarto, a diferencia de como sucedió en la inversión en tecnologías básicas, tuvo a la Ciudad de México y Jalisco, ya que, a pesar de que Coahuila tuvo a las firmas con segunda mayor inversión en tecnologías básicas, no tuvo el segundo mayor registro de patentes, sino el décimo junto con Michoacán. En el mapa 4 se muestra el corte natural con cuatro categorías de innovación en 2018 (INEGI, 2018).



**Tabla 1**  
**Ranking de los estados según su competitividad medida por número de patentes y transformación medida por monto de inversión en tecnologías básicas 2015 y 2018**

Posición	Registro de Patentes 2015	Inversión en Tecnologías Básicas 2015	Registro de Patentes 2018	Inversión en Tecnologías Básicas 2018
1	Ciudad de México	Ciudad de México	Ciudad de México	Ciudad de México
2	Jalisco	Nuevo León	Jalisco	Coahuila
3	Nuevo León	Jalisco	Nuevo León	Nuevo León
4	Estado de México	Estado de México	Estado de México	Jalisco
5	Guanajuato	Chihuahua	Guanajuato	Tlaxcala
28	Durango	Campeche	Nayarit	Baja California Sur
29	Oaxaca	Nayarit	Guerrero	Campeche
30	Chiapas	Morelos	Hidalgo	Colima
31	Tlaxcala	Guerrero	Tlaxcala	Guerrero
32	Tabasco	Zacatecas	Zacatecas	Zacatecas

Fuente: elaboración propia a partir de ENAPROCE (2015); ENAPROCE (2018), INEGI, (2018); INEGI, (2015).

A pesar del incremento de inversión en tecnologías básicas de los años 2015 a 2018, en el análisis espacial se observó una distribución geográfica desigual. Pocos estados concentran la mayor parte de los recursos invertidos con la Ciudad de México, destacando por sus altos niveles de inversión. Algo similar ocurre con la generación de patentes: también hubo un incremento en la innovación de 2015 a 2018, pero la distribución geográfica no es equitativa. Asimismo, se observa que los estados con fuertes inversiones en tecnología tienden a registrar un mayor número de patentes. Esta concentración de recursos puede reflejar o influir en el desarrollo tecnológico diferenciado entre

regiones, lo que es vital para diseñar políticas que promuevan una distribución más equitativa y eficiente de la inversión tecnológica.

Estos hallazgos proporcionan un marco para el siguiente análisis estadístico, donde se examinarán más detalladamente las correlaciones entre la inversión en tecnología y la generación de patentes.

## 5. Efecto de la transformación digital básica en la competitividad de las empresas mexicanas

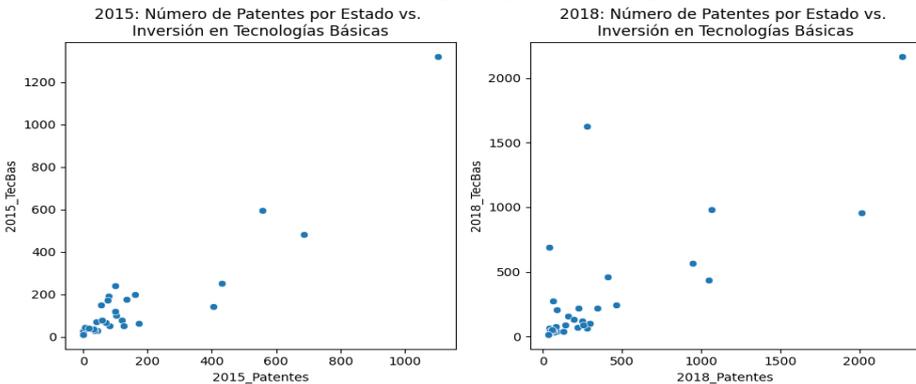
Kolaczyk y Csárdi (2014) sugieren iniciar la exploración de los datos con

gráficas para conocer su estructura de los datos antes de realizar pruebas estadísticas rigurosas, por lo que se creó una gráfica con la librería de *Python Matplotlib* (Hunter, 2007) para visualizar, de existir, la relación en ambos años entre las variables cuantitativas de innovación medida por el número de patentes y transformación digital medida por la inversión en tecnologías básicas.

El gráfico 1 de 2015 muestra las observaciones mayormente agrupadas

cerca al origen, indicando que estas tienen bajos números tanto de patentes como de inversión en tecnologías básicas. Por otro lado, se visualizan *outliers* con valores más altos para ambas variables, pero no se puede identificar un patrón claro que haga evidente la relación lineal. Algo similar ocurre con los datos de 2018, aunque la gráfica muestra observaciones aún más dispersas (Gráfico 1).

### Gráfico 1 Gráfica de dispersión con las variables de innovación y transformación digital para 2015 y 2018



Fuente: elaboración propia a partir de ENAPROCE (2015); ENAPROCE (2018), INEGI, (2018); INEGI, (2015).

Los resultados de la prueba de *Shapiro-Wilk* para los conjuntos de datos sugieren distribuciones no normales en todos los casos (Mardia, 1970; Shapiro, 1965). Para el conjunto de datos número de patentes de 2015, la prueba arrojó un estadístico  $W$  de 0.6277 con un valor  $p$  de 8.489e-08, lo que lleva al rechazo de la hipótesis nula y sugiere que los datos no siguen una distribución gaussiana. De manera similar, el conjunto de datos

inversión en tecnologías básicas mostró un estadístico  $W$  de 0.5444 con un valor  $p$  de 8.063e-09, apoyando aún más el rechazo de la hipótesis nula para la distribución gaussiana. El conjunto de datos del número de patentes de 2018 también presentó una desviación de la normalidad con un estadístico  $W$  de 0.6209 y un valor  $p$  de 6.919e-08. Por último, el conjunto de datos de inversión en tecnologías básicas exhibió un

estadístico  $W$  de 0.6383 y un valor  $p$  de  $1.169e-07$ .

La prueba VIF muestra que la variable de innovación 2015 tiene un VIF de 27.79, lo que indica una alta multicolinealidad (Hair et al, 2019; Belsley, 1991). La variable de

transformación digital 2015 VIF de 9.65, la variable innovación 2018 tiene un VIF de 17.17, y la variable de transformación digital 2018 un VIF de 3.18. Estos valores sugieren que existe multicolinealidad. La tabla 2 muestra los resultados de las correlaciones entre las variables.

**Tabla 2**  
**Matriz de correlaciones entre las variables de innovación y transformación digital en 2015 y 2018**

	Innovación 2015	Transformación Digital 2015	Innovación 2018	Transformación Digital 2018
Innovación 2015	1			
Transformación Digital 2015	0.9271	1		
Innovación 2018	0.9679	0.8772	1	
Transformación Digital 2018	0.7700	0.8217	0.7544	1

Fuente: elaboración propia a partir de ENAPROCE (2015); ENAPROCE (2018), INEGI, (2018); INEGI, (2015).

Los resultados obtenidos para el conjunto de datos de 2015 indican un estadístico de prueba de Breusch-Pagan de 20.1964 y un valor  $p$  de aproximadamente  $6.99e-06$ . El valor  $p$  sugiere la presencia de heteroscedasticidad (Breusch & Pagan, 1979), es decir, que la varianza de los errores no es constante a través de las observaciones. Para el conjunto de datos de 2018, los resultados de la prueba de Breusch-Pagan muestran un estadístico de prueba de 0.5866 y un valor  $p$  de 0.4437. A diferencia del modelo de 2015, este valor  $p$  relativamente alto indica que no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula de homoscedasticidad (Breusch & Pagan, 1979).

La regresión Ridge (Hoerl & Kennard, 1970) con alfa 1 para la predicción de innovación 2015 es 243.48 e innovación 2018 es de 300.38. Esto indica que, manteniendo constante todo lo demás, un incremento de una

unidad estandarizada en transformación digital 2015 está asociado con un incremento de aproximadamente 228.82 unidades estandarizadas en innovación 2015 y un incremento de una unidad en transformación digital 2018 está asociado con un incremento de aproximadamente 537.58 unidades estandarizadas en innovación 2018. La varianza explicada de la innovación por la transformación digital para 2015 fue de 0.9430 indicados por el resultado de  $R^2$  del modelo y 0.8251 para 2018.

Se calculó el alfa óptima para cada año y si bien en 2015 se mantuvo en 1, el resultado para 2018 fue 10. La regresión Ridge (Hoerl & Kennard, 1970) bajo estos parámetros arrojó los mismos valores para 2015, pero para 2018 la varianza explicada disminuyó a 0.6104. El MSE para 2018 con alfa 1 fue de 209,508, mientras que el MSE para el mismo año, pero con alfa 10, fue 94,045, lo que sugiere que este es un mejor modelo.

La diferencia en los coeficientes de determinación y el error cuadrático medio entre los años 2015 y 2018 bajo diferentes valores de alfa en la regresión Ridge sugiere una variación en la relación entre la transformación digital y la innovación a lo largo del tiempo. En 2015, un valor de alfa de 1 fue suficiente para lograr un alto  $R^2$  de 0.9430, indicando que casi el 94.30% de la variabilidad en la innovación puede ser explicada por la transformación digital. Por otro lado, en 2018, aunque inicialmente se obtuvo un  $R^2$  de 0.8251 con un alfa de 1, el aumento del alfa a 10 resultó en una disminución del  $R^2$  a 0.6104, pero con una reducción significativa en el MSE de 209,508 a 94,045. Esto sugiere que, aunque el modelo se volvió menos explicativo con un mayor valor de alfa, se volvió más preciso en términos de predicción, minimizando el error de predicción.

Asimismo, los hallazgos revelan que la relación entre la inversión en tecnologías básicas y la generación de nuevas patentes disminuyó de 1.02 en 2015 a 0.88 en 2018. Esto indica que se requería una inversión menor para generar cada patente en 2018 en comparación con 2015. Esta diferencia podría ser explicada por alguna variable relacionada con competencias o culturales, lo que es consistente con la literatura (Saarikko et al, 2020; Kane, 2015; Teece, 2007)

Comparativamente, el modelo OLS (James et al, 2013) para 2015 arrojó una varianza explicada del 0.8529 y para 2018 de 0.8539 con coeficientes estadísticamente significativos para ambos casos con valores  $p$  de 5.3290e-15 y 5.5511e-15 respectivamente. Asimismo, el MSE de este modelo para 2015 fue de 19,382 y para 2018 de 78,517. Es importante recordar que,

dado que las variables no cumplieron con los supuestos, este modelo debe tomarse con cautela.

Cuando los supuestos no se cumplen en los modelos OLS, la integridad y la precisión de los resultados se ven afectados. Ante la heterocedasticidad los estimadores permanecen insesgados, pero pierden su calidad de mínima varianza, lo cual es esencial para la construcción de intervalos de confianza precisos. Cuando los datos no son normales no se compromete el sesgo o la consistencia, pero sí la exactitud de las pruebas y cuando existe multicolinealidad, es posible que los signos sean distintos a los esperados por la teoría (Barker y Shaw, 2015).

Basado en los resultados obtenidos en esta investigación, se sostiene la hipótesis  $H1$ , la cual argumenta que la transformación digital ejerce un impacto positivo en la innovación y competitividad de las empresas.

## 6. Conclusiones

Este estudio mostró evidencia empírica de que, a mayor transformación digital, mayor es la competitividad de las firmas; sin embargo, la transformación digital es un fenómeno que depende tanto de la adopción de las tecnologías digitales como de los cambios sociales y culturales dentro de las organizaciones. El efecto que la transformación digital medida por la inversión en tecnologías básicas tuvo en la competitividad medida por la generación de patentes fue mayor en 2015 que en 2018 porque hay factores humanos como las capacidades inherentes a las firmas que permiten que el efecto de la transformación digital sea más eficiente y se necesiten menores niveles de inversión en tecnologías, es

decir, se puede crear un sistema interno de innovación.

Por otro lado, se evidenció que el acceso a las tecnologías básicas y a la generación de patentes tiene una distribución geográfica desigual, lo que podría depender tanto de la facilidad de adquirir las tecnologías como de la diferencia sectorial inherente a las distintas geografías, lo que podría ser una futura línea de investigación; sin embargo, dada la muestra que incluye empresas de los sectores estratégicos, es decir, aquellas que más posibilidades de éxito y mayor contribución tienen, existe evidencia suficiente para urgir a los gobiernos estatales y federales a retomar las extintas políticas de apoyo para que las empresas se digitalicen.

Un buen punto de partida para el diagnóstico para el gobierno -actor clave- sería el retomar la aplicación de las encuestas ENAPROCE, las cuales solo se realizaron antes de la pandemia, pero que arrojan datos relevantes tanto para las organizaciones como para los creadores de políticas. También sería importante incluir indicadores de tecnologías intermedias y de frontera para poder medir el grado que estas puedan tener sobre la competitividad de las firmas.

Por otra parte, este estudio también subraya la importancia de las patentes como evidencia tangible de la competitividad empresarial y producto de la transformación digital. Las patentes no solo son un indicativo de la actividad innovadora de las empresas, sino que también reflejan su capacidad para mantenerse competitivas en un entorno económico global que premia la innovación y la diferenciación. En este sentido, el estudio de la relación entre la inversión tecnológica y la generación de patentes se convierte en un componente

esencial para entender la dinámica de la competitividad en la era digital.

## Referencias bibliográficas

- 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), 120527. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120527>
- Almeida, F., Duarte Santos, J., & Augusto Monteiro, J. (2020). The Challenges and Opportunities in the Digitalization of Companies in a Post-COVID-19 World. *IEEE Engineering Management Review*, 48(3), 97-103. <https://doi.org/10.1109/EMR.2020.3013206>.
- Anselin, L., Syabri, I., & Kho, Y. (2006). GeoDa: An Introduction to Spatial Data Analysis. *Geographical Analysis*, 38(1), 5-22.
- Babar, Z., & Yu, E. (2015). Enterprise architecture in the age of digital transformation. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 215.
- Barker, L. E., & Shaw, K. M. (2015). Best (but oft-forgotten) practices: Checking assumptions concerning regression residuals<sup>1,2</sup>. *American Journal of Clinical Nutrition*, 102(3), 533-539. <https://doi.org/10.3945/ajcn.115.113498>
- Belsley, D. (1991). *Conditioning diagnostics: Collinearity and weak data in regression*. John Wiley & Sons.
- Bergman-Rosamond, A., Gammeltoft-Hansen, T., Hamza, M., Hearn, J., Ramasar, V., & Rydstrom, H.

- (2022). The case for Interdisciplinary Crisis Studies. *Global Discourse*, 12(3-4), 465-486. <https://doi.org/10.1332/204378920X15802967811683>
- 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.
- Bienhaus, F., & Haddud, A. (2018). Procurement 4.0: Factors influencing the digitisation of procurement and supply chains. *Business Process Management Journal*, 24(4).
- Bogers, M., Chesbrough, H., & Moedas, C. (2018). Open innovation: Research, practices, and policies. *California Management Review*, 60(2).
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1979). A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation. *Econometrica*, 47(5), 1287-1294. <https://doi.org/10.2307/1911963>
- 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>.
- CEPAL. (2021). *Transformación digital de las mipymes: elementos para el diseño de políticas*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Chen, Y. Lin, M. y 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) pp. 152-158.
- Cozzolino, A., Verona, G., & Rothaermel, F. T. (2018). Unpacking the disruption process: New technology, business models, and incumbent adaptation. *Journal of Management Studies*, 55(7).
- Daft, R. L., Becker, S.W., Selwyn, W., (1978). *The Innovative Organization: Innovation Adoption in School Organizations*. Elsevier.
- 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, 102211. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102211>
- Fisher, W. D. (1958). On Grouping for Maximum Homogeneity. *Journal of the American Statistical Association*, 53(284), 789. <https://doi.org/10.2307/2281952>
- Google (2024). *Google Colab*. <https://colab.research.google.com/>
- Griliches, Z. (1990). Patent statistics as economic indicators: A survey. *Journal of Economic Literature*, 28(4), 1661. <https://doi.org/10.1257/jel.28.4.1661>
- Hagedoorn, J., & Cloudt, M. (2003). Measuring innovative performance: is there an advantage in using multiple indicators? *Research Policy*, 32(8), 1365-1379. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(02\)00137-3](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00137-3)
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis (8th ed.)*. Cengage Learning.
- Hao, F., Xiao, Q., & Chon, K. (2020).

- COVID-19 and China's hotel industry: Impacts, a disaster management framework, and post-pandemic agenda. *International Journal of Hospitality Management*, 90(102636), 102636. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102636>
- Hess, T., Matt, C., Benlian, A., & Wiesböck, F. (2016). Options for formulating a digital transformation strategy. *MIS Quarterly Executive*, 15(2), 123e139.
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*, 12(1), 55–67. <https://doi.org/10.2307/1267351>
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90-95.
- 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, 102183. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102183>.
- INEGI (2015). *Encuesta Nacional sobre Productividad y Competitividad de las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas 2015* (ENAPROCE). INEGI. [https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod\\_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos](https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos)
- INEGI (2018). *Encuesta Nacional sobre Productividad y Competitividad de las micro, pequeñas y medianas Empresas 2018* (ENAPROCE). [https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod\\_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos](https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos)
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R*. Springer Science & Business Media.
- Jenks, G. (1977). Optimal Data Classification for Choropleth Maps. *Occasional Paper no. 2*. University of Kansas.
- Jessop, B., & Knio, K. (Eds.). (2018). *The pedagogy of economic, political and social crises: Dynamics, construals and lessons*. Routledge.
- Kamalaldin, A., Linde, L., Sjödin, D., & Parida, V. (2020). Transforming provider-customer relationships in digital servitization: A relational view on digitalization. *Industrial Marketing Management*, 89. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.02.004>.
- Kane, G., Palmer, D., Phillips, A., Kiron, D. & Buckley, N. (2015) Strategy, not Technology, Drives Digital Transformation: Becoming a Digitally Mature Enterprise. *MIT Sloan Review*.
- Kenney, M., Rouvinen, P., & Zysman, J. (2015). The Digital Disruption and its Societal Impacts. *Journal of Industry Competition and Trade*, 15(1), 1–4. <https://doi.org/10.1007/s10842-014-0187-z>
- Kolaczyk, E. D., & Csárdi, G. (2014). *Statistical analysis of network data with R*. Springer.
- Lanjouw, J. O., & Schankerman, M. (1997). Characteristics of patent litigation: A window on competition. *The RAND Journal of Economics*, 28(1), 129-151. <https://doi.org/10.2307/2555762>
- Leão, P., & da Silva, M. M. (2021). Impacts of digital transformation on firms' competitive advantages: A

- systematic literature review. *Strategic Change*, 30(5), 421–441. <https://doi.org/10.1002/jsc.2459>
- Llopis-Albert, C., Rubio, F., & Valero, F. (2021). Impact of digital transformation on the automotive industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120343>.
- Loebbecke, C., & Picot, A. (2015). Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 24(3), 149–157. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2015.08.002>
- Mardia, K. V. (1970). Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika*, 57(3), 519. <https://doi.org/10.2307/2334770>
- Nasiri, M., Ukko, J., Saunila, M., & Rantala, T. (2020). Managing the digital supply chain: The role of smart technologies. *Technovation*, 96–97(102121), 102121. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2020.102121>
- Pedregosa, F., Varoquaux, Gael, Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(Oct), 2825–2830.
- Porter, M.E. (1985). *Competitive Advantage. Creating and Sustaining Superior Performance*. The Free Press, New York.
- Porter, M.E. (1990). *The Competitive Advantage of Nations*. The Free Press.
- Rapaccini, M., Sacconi, N., Kowalkowski, C., Paiola, M., & Adrodegari, F. (2020). Navigating disruptive crises through service-led growth: The impact of COVID-19 on Italian manufacturing firms. *Industrial Marketing Management*, 88. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2020.05.017>
- Reforma (2023). *Declara OMS fin de emergencia mundial por Covid-19*. <https://www.reforma.com/declara-oms-fin-de-emergencia-mundial-por-covid-19/ar2599663>
- Saarikko, T., Westergren, U. H., & Blomquist, T. (2020). Digital transformation: Five recommendations for the digitally conscious firm. *Business Horizons*, 63(6), 825–839. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2020.07.005>.
- 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>
- 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. <https://doi.org/10.47909/ijsmc.884>
- Schumpeter, J. (1934). *Theory of Economic Development*. Cambridge.
- Schumpeter, J. A. (1942). *The Process of Creative Destruction In Capitalism, Socialism and Democracy*. Ed. J. Schumpeter, pp. 81–86.
- Schwarz Müller, T., Brosi, P., Duman, D., & Welpel, I. M. (2018). How does the digital transformation affect organizations? Key themes of change in work design and leadership. *Management-Revue*, 29(2), 114–138. <https://doi.org/10.5771/0935-9915-2018-2-114>

- 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>
- Sui, X., Jiao, S., Wang, Y., & Wang, H. (2024). Digital transformation and manufacturing company competitiveness. *Finance Research Letters*, 59. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104683>
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- Tidd, J. & Bessant, J. (2009). *Managing innovation: Integrating technological, market and organizational change*. Wiley.
- Varouchakis, E. A. (2019). Geostatistics. En *Spatiotemporal Analysis of Extreme Hydrological Events* (pp. 1–38). Elsevier.
- Weinman, J. (2015). *Digital disciplines: Attaining market leadership via the cloud, big data, social, mobile, and the internet of things*. Wiley.
- White, H. (1980). A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 48(4), 817. <https://doi.org/10.2307/1912934>
- WHO (2020). *Who Timeline - COVID-19*. <https://www.who.int/news-room/detail/27-04-2020-who-timeline---covid-19>
- Zheng, Y., & Zheng, S. (2022). A comparison of students' learning behaviors and performance among pre, during and post COVID-19 pandemic. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Information Technology Education*.