

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA  
FACULTAD DE CONTADURÍA Y ADMINISTRACIÓN**



**TESIS**

**“EFECTO DE LA CAPACIDAD DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS EN  
EL DESEMPEÑO EMPRESARIAL DE LAS PYMES EN MÉXICO”**

**PRESENTA: JAIRO SORIA GÓMEZ**

**PARA OBTENER EL TÍTULO DE DOCTOR EN CIENCIAS  
ADMINISTRATIVAS**

**DIRECTORA: DRA. MARGARITA RAMÍREZ RAMÍREZ**

**CO-DIRECTOR: DR. DUNIESKY FEITÓ MADRIGAL**

**TIJUANA, BAJA CALIFORNIA A 25 DE SEPTIEMBRE DE 2023**

## Índice de contenidos

<b>Resumen.....</b>	<b>5</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>5</b>
<b>Capítulo 1. Introducción.....</b>	<b>7</b>
1.1 Antecedentes.....	8
1.2 Planteamiento del problema.....	10
1.3 Objetivo general y específicos.....	15
1.3.1 Objetivo general.....	15
1.3.2 Objetivos específicos.....	15
1.4 Hipótesis.....	15
1.5 Modelo teórico.....	16
1.6 Justificación.....	18
<b>Capítulo 2. Marco teórico y contextual.....</b>	<b>22</b>
2.1 Marco contextual.....	22
2.1.1 Un cambio de paradigma.....	22
2.2.2 Las TICs y las PYMES mexicanas.....	23
2.2.3 El nuevo perfil del consumidor mexicano.....	26
2.2 Marco teórico.....	28
2.2.1 Inteligencia de negocios.....	30
2.2.2 Cuerpo de literatura sobre inteligencia de negocios.....	32
2.2.3 Evolución de la inteligencia de negocios.....	36
2.2.4 Componentes de un sistema de inteligencia de negocios.....	39
2.2.5 Capacidad de inteligencia de negocios.....	43
2.2.6 Desempeño empresarial.....	44
2.2.7 Capacidad de inteligencia de negocios y el desempeño empresarial.....	46
2.2.8 Las TICs como base para determinar la capacidad de inteligencia de negocios.....	47
2.2.9 El impacto de las TICs en el desempeño empresarial.....	48
<b>Capítulo 3. Metodología.....</b>	<b>52</b>
3.1 Metodología.....	52
3.1.1 Objeto del estudio.....	53
3.1.2 Sujeto de estudio.....	53
3.1.3 Métodos.....	54

3.1.4 Metodología estadística.....	55
3.1.5 Fuentes de información.....	55
3.1.6 Selección de variables.....	57
3.1.7 Procesamiento de la información.....	57
3.2 Desarrollo.....	58
3.2.1 Tratamiento de la base de datos.....	58
3.2.2 Imputación de datos.....	59
3.2.3 Análisis factorial exploratorio.....	61
3.2.4 Análisis factorial confirmatorio.....	62
3.2.5 Modelamiento por ecuaciones estructurales (MEE).....	62
<b>Capítulo 4. Resultados.....</b>	<b>64</b>
4.1 Imputación de datos.....	64
4.2 Análisis factorial exploratorio.....	65
4.3 Análisis factorial confirmatorio.....	68
4.4 Modelo de ecuaciones estructurales.....	69
<b>Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones.....</b>	<b>75</b>
5.1 Conclusiones.....	75
5.2 Recomendaciones.....	79
5.2.1 Evaluar capacidades actuales en TICs.....	80
5.2.2 Reconocer beneficios de la inteligencia de negocios.....	80
5.2.3 Enfoque estratégico e integral.....	81
5.2.4 Capacitación del personal.....	81
5.2.5 Superar barreras culturales.....	82
5.2.6 Investigación sobre factores predictores.....	82
5.2.7 Información primaria para mayor profundidad.....	83
<b>Referencias.....</b>	<b>84</b>

## Índice de tablas y figuras

### Tablas

Tabla 1. Países más productivos en el campo de la inteligencia de negocios (1959 a 2017).....	19
Tabla 2. Marco de investigación en inteligencia de negocios.....	35
Tabla 3. Evolución de la inteligencia de negocios: características y capacidades clave.....	39
Tabla 4. Definiciones de desempeño empresarial.....	45
Tabla 5. Resumen metodológico.....	53
Tabla 6. Estratificación de las empresas en México.....	54
Tabla 7. Características de la Tercera Encuesta de Usuarios de Telecomunicaciones 2021.....	54
Tabla 8. Variables de la investigación.....	57
Tabla 9. Métodos de imputación más utilizados de la librería "mice", RStudio.....	60
Tabla 10. Ventajas y desventajas del algoritmo de imputación CART.....	61
Tabla 11. Medidas Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación muestral (MSA).....	65
Tabla 12. Métodos factoriales para determinar factores a extraer.....	66
Tabla 13. Cargas factoriales del análisis factorial exploratorio.....	67
Tabla 14. Parámetros del AFE.....	67
Tabla 15. Resultados del análisis factorial confirmatorio.....	68
Tabla 16. Bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales.....	72
Tabla 17. Resultados del modelo.....	73

**Figuras**

Figura 1. Auto reconocimiento del papel de las tecnologías en la PYME.....	11
Figura 2. Modelo teórico de la investigación.....	16
Figura 3. Comportamiento de internautas en México.....	27
Figura 4. Estrategias planteadas por la directiva de empresas mexicanas.....	28
Figura 5. La inteligencia de negocios y su relación con otros sistemas de información.....	29
Figura 6. Publicaciones sobre inteligencia de negocios e inteligencia competitiva (1959-2017)...	33
Figura 7. Citas sobre inteligencia de negocios e inteligencia competitiva (1959-2017).....	33
Figura 8. Mapa de co-ocurrencias de temas principales para los enfoques de inteligencia.....	34
Figura 9. Componentes básicos de un sistema de inteligencia de negocios.....	40
Figura 10. Inputs de un sistema de inteligencia de negocios.....	42
Figura 11. Importación de variables como enteros para imputación.....	64
Figura 12. Resultado de la imputación de datos.....	64
Figura 13. Cantidad de factores a extraer para el AFE.....	66
Figura 14. Relaciones y efectos del modelo de investigación.....	69

## Resumen

Este estudio explora cómo la capacidad de inteligencia de negocios impacta en el desempeño empresarial de las PYMES mexicanas, enfocándose específicamente en sus competencias en tecnologías de la información y comunicación (TICs). Utilizando el método de modelización de ecuaciones estructurales (MEE) y los datos de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 del Instituto Federal de Telecomunicaciones, se descubrió que una mayor capacidad de inteligencia de negocios se correlaciona positivamente con un mejor desempeño empresarial en las PYMES. Además, se identificó que las capacidades en TICs son un indicador clave de la capacidad de inteligencia de negocios. La originalidad del trabajo se basa en su enfoque, al combinar la inteligencia de negocios, el desempeño empresarial y el uso de TICs en PYMES mexicanas, y al emplear el método MEE mediante el software RStudio. Se sugiere que futuras investigaciones usen información primaria para superar las limitaciones asociadas con el análisis de datos secundarios típico de estudios similares.

**Palabras clave:** inteligencia de negocios, desempeño empresarial, TICs en PYMES, capacidad de inteligencia de negocios, SEM, RStudio.

## Abstract

This study explores how business intelligence capabilities impact the business performance of Mexican SMEs, specifically focusing on their competencies in information and communication technologies (ICTs). Using the structural equation modeling (SEM) method and data from the Third Survey of Telecommunications Services Users 2021 by the Federal Telecommunications Institute, it was found that a higher business intelligence capability positively correlates with better business performance in SMEs. Additionally, ICT competencies were identified as a key indicator of business intelligence capability. The uniqueness of this work

lies in its approach, combining business intelligence, business performance, and the use of ICTs in Mexican SMEs, and employing the RStudio software for the SEM method. Future research is suggested to use primary data to overcome the limitations associated with the analysis of secondary data typical of similar studies.

**Keywords:** business intelligence, business performance, ICTs on SMEs, business intelligence capabilities, SEM, R.

## Capítulo 1. Introducción

El objetivo de este estudio es analizar el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de las PYMES mexicanas a través sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación (TICs). Se ha demostrado ampliamente que la inteligencia de negocios mejora el proceso de toma de decisiones en cualquier organización (Cordero y Rodríguez, 2017; Mora et al., 2013; Páez et al., 2019; Peña, 2006), y que tiene un impacto positivo en el desempeño de las empresas (Córdova et al., 2021). Por otro lado, mediante la Teoría de Capacidades Dinámicas como base (Teece et al., 1997), esta investigación propone que las PYME ya cuentan con capacidades de inteligencia de negocios implícitas en su estructura organizacional, particularmente en sus TICs. Utilizando el enfoque de Olszak (2014) sobre esta teoría como base, la capacidad dinámica de inteligencia de negocios en una organización puede definirse como “la capacidad de una organización para integrar, construir y reconfigurar los recursos de información, así como los procesos de negocios para abordar entornos que cambian rápidamente” (p. 1106).

En ese sentido, la presente investigación considera dos aportaciones relevantes: la primera consiste en robustecer la literatura de inteligencia de negocios en PYMES al demostrar la relación entre la capacidad de inteligencia de negocios y el desempeño empresarial de las PYMES, y la segunda en argumentar teóricamente que sus TICs permiten medir su capacidad de inteligencia de negocios.

Mediante el método estadístico de modelización de ecuaciones estructurales, se analizó la base de datos de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 del Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT). El análisis incluye 408 PYMES distribuidas en México y está dividido en cinco capítulos: comienza con la introducción al estudio en general,

planteamiento del problema, objetivos y justificación del estudio; el segundo comprende el contexto de la investigación, junto con una revisión de literatura que incluye las respectivas hipótesis del trabajo; el tercer capítulo presenta la metodología empleada; en el cuarto apartado se encuentran los resultados del análisis, y el último capítulo se abordan las conclusiones, limitaciones del estudio y sus futuras líneas de investigación.

### **1.1 Antecedentes**

Las organizaciones están inmersas en escenarios complejos y ambiguos, intensos en la producción, demanda y consumo de datos, información y conocimiento (López-Robles et al., 2020). Paradójicamente, las PYMES están sedientas de ideas y conocimiento que les permita competir mejor en estos escenarios, y al mismo tiempo, se están ahogando en datos (Hopkins y Schadler, 2018), ya que carecen de una forma sistemática de convertir datos en información, información en conocimiento, y conocimiento en acción (Cerdeira-Leiva, Araya-Castillo, et al., 2019; Sen et al., 2016). La falta de información oportuna en las PYMES limita sus oportunidades de crecimiento y afecta su desempeño: casi tres cuartas partes de las PYMES en México (74.4%) muestran un impacto negativo en su desempeño por falta de conocimiento sobre cómo accionar sus datos e información (INEGI, 2018).

Bajo la premisa de que "el éxito de las empresas depende del aprovechamiento de sus recursos intangibles" (Venegas y Guerra, 2013, p. 1), las PYMES necesitan crear y gestionar sistemas de conocimiento (Poblano, 2019), una combinación de personas, procesos y tecnología, para cerrar la brecha entre las ideas y la acción (Metaxiotis, 2009). En esta combinación cabe perfectamente el término de inteligencia de negocios, definida como un conjunto de estrategias, acciones y herramientas tecnológicas enfocadas a la administración y creación de conocimiento mediante el análisis de datos existentes en una organización o empresa (Ahumada y Perusquia,

2016). Varias investigaciones han abordado el impacto que tiene la inteligencia de negocios en el desempeño de la PYME: Ahumada y Perusquia (2016) explican la influencia de la inteligencia de negocios en el desempeño de empresas de base tecnológica; Córdova et al. (2021) identifican la relación entre la inteligencia de negocios y el desempeño empresarial, mientras que una gran parte de la literatura se enfoca en estudiar a las grandes empresas y su relación con la inteligencia de negocios (Ghazanfari et al., 2011), dejando a un lado las PYME (García et al., 2020).

También, investigaciones han demostrado que la integración de tecnologías en los procesos de la empresa mejora el flujo y gestión de la información y del conocimiento, y genera un impacto positivo en el desempeño (Cordero y Rodríguez, 2017; Córdova et al., 2021; Cuéllar, 2005; Cuevas y Parga, 2018). Sin embargo, se han desarrollado relativamente pocos estudios teóricos y empíricos que relacionen la integración de tecnologías de la información y comunicación y el desempeño empresarial (Cuevas y Parga, 2018), donde la mayoría de los estudios sobre el tema están enfocados en las grandes empresas y, en particular, en aquellas que pertenecen a países desarrollados (Piget y Kossaï, 2013). Esto amerita robustecer la literatura no solamente sobre el uso de TICs en PYMES, sino contextualizar estos trabajos en entornos y condiciones de países en vías de desarrollo, tales como México. Por otro lado, posterior a una revisión de literatura, se identifica que el cuerpo de investigación sobre capacidad de inteligencia de negocios y su relación con el desempeño empresarial es escaso.

Esta investigación busca demostrar que la inteligencia de negocios no está reservada solamente para los grandes consorcios, sino que las PYME ya cuentan con cierta capacidad que pudiera permitirles aprovechar sus ventajas; incluso, varias están conscientes del impacto que ha generado el implementar alguna forma de inteligencia de negocios a sus procesos y a sus áreas

de operación. Es cuestión entonces de demostrar el efecto de la inteligencia de negocios con el impacto que perciben las PYME en el desempeño empresarial.

## **1.2 Planteamiento del problema**

La relevancia de usar la información como sustento de las decisiones de negocios es una tendencia creciente que ha complementado otras referencias aplicadas a la toma de decisiones, como la intuición o la experiencia de los propietarios, directivos o gerentes. La inteligencia de negocios se caracteriza por incluir un conjunto de herramientas, tecnologías, algoritmos y técnicas para toma de decisiones a partir de información. Si bien la inteligencia de negocios es un tema con varios años de aplicación, hasta ahora pareciera estar reservado a grandes empresas o corporativos con capacidad de comprar costosas licencias, emprender largos periodos de capacitación y contratar analistas que sean capaces de generar y traducir la información hacia estrategias que realmente impacten en el rumbo de la firma.

A diferencia de las grandes empresas, las PYMES no cuentan con la capacidad para implementar estos sistemas de inteligencia de negocios robustos, de tal forma que puedan transformar datos en conocimiento sistemática y consistentemente. La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico expone que la productividad de las grandes empresas es 2.9 veces mayor a la de las pequeñas y 1.7 veces superior a la de las medianas (OECD, 2019). La falta de información oportuna en las PYMES limita sus oportunidades de crecimiento y su integración en las cadenas productivas: casi tres cuartas partes de las PYMES (74.4%) no estuvieron integradas en cadenas de producción debido a que mostraron una falta de conocimiento sobre cómo accionar sus datos e información (INEGI, 2018). La falta de capacidad para incorporar inteligencia de negocios en las PYMES pareciera afectar su desempeño. Para

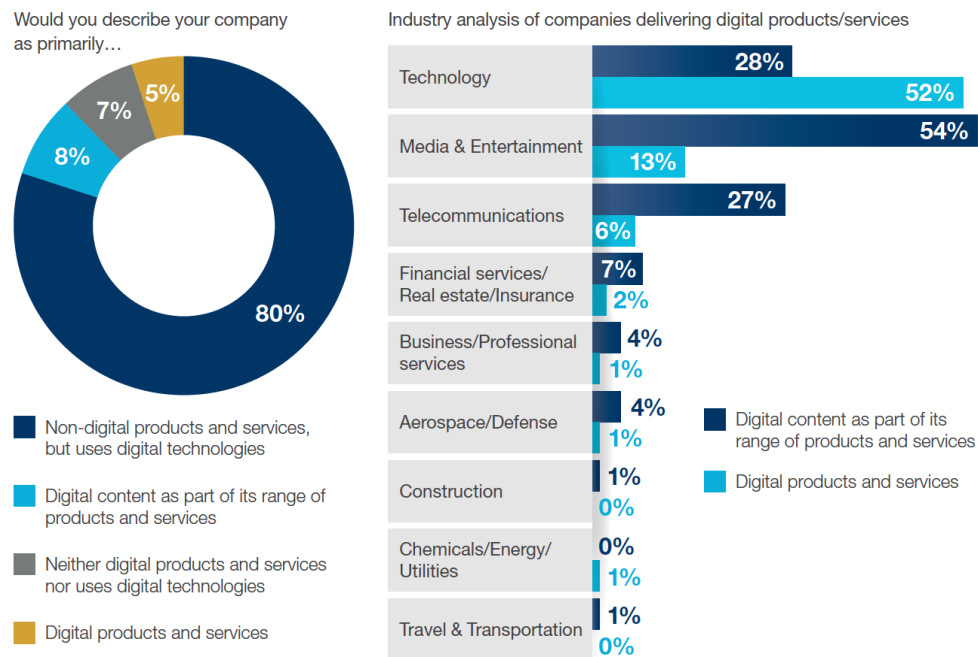
comprobar el efecto y la fuerza de relación entre la capacidad de inteligencia de negocios y el desempeño de las PYMES, surge la primera pregunta de investigación:

***¿Qué efecto tiene la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de las PYMES?***

Por otra parte, las PYMES se han percatado de la gran cantidad de datos que acumulan y que emplean parcialmente ante la falta de herramientas para analizarla (Páez et al., 2019). Un factor que contribuye a la falta de dichas herramientas, es que la mayoría de las PYMES no reconocen el papel que juega la tecnología en su organización. De acuerdo al Global SME Pulse, el 80% de las PYME no se describen a sí mismas como “digitales” pero afirmaron utilizar alguna forma de tecnología digital (figura 1) (Oxford Economics, 2019).

**Figura 1**

*Auto-reconocimiento del papel de las tecnologías en la PYME*



Fuente: Oxford Economics (2019).

La adopción de nueva tecnología hacia procesos de negocio en las PYME mexicanas va en aumento, haciendo uso de sistemas que generan información interna así como externa, incrementando su capacidad para procesar y aprovechar información. Reportes de inventario, correo empresarial, las redes sociales, la banca por internet y la interacción digital con los usuarios de marcas (por mencionar algunas fuentes de datos) generan una cantidad valiosa de datos. Sin embargo, las PYME no saben qué hacer con ellos o cómo transformarlos en conocimiento útil para la toma de decisiones, y en otro significativo número de casos, la PYME ni siquiera están al tanto que estas interacciones generan información que pudiera ayudarle a tomar mejores decisiones sobre su negocio.

Debido a variables culturales y a falta de recursos económicos, técnicos y de talento, la inteligencia de negocios no ha permeado como herramienta para apoyar esta toma de decisiones. Esto explica “por qué las PYMES suponen que estas acciones requieren de gran inversión, la que sería propia de grandes empresas o de centros de investigación” (Cerdeña-Leiva, Araya Castillo, et al., 2019). Esto no es necesariamente un reflejo de la realidad. Se cree que las PYMES en México ya cuentan con capacidades internas básicas o nacies para adoptar procesos y herramientas relacionadas con la inteligencia de negocios. Más investigación sobre el tema de capacidades de las PYMES sobre inteligencia de negocios ayudaría a fomentar una cultura de toma de decisiones basadas en información. Así, se plantea la segunda pregunta de investigación:

***¿Qué capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios pueden inferir la capacidad de inteligencia de negocios de una PYME?***

Si bien existe evidencia de que las PYMES en México están adoptando tecnologías que generan valiosa información para la toma de decisiones, no están aprovechando todo su potencial

al carecer de capacidades de análisis e inteligencia de negocios. Varios estudios señalan que la implementación de estas capacidades analíticas trae beneficios tangibles para el desempeño de las empresas. Por ejemplo, investigaciones en PYMES de Chile encontraron que el uso e implementación de alguna forma de inteligencia de negocios se asocia positivamente con mejoras en indicadores relacionados con la eficiencia de procesos, satisfacción del cliente, ventaja competitiva y crecimiento en ventas (Cerdeira et al., 2019). Asimismo, un estudio en PYMES colombianas reportó que la adopción de inteligencia de negocios impacta significativamente en indicadores asociados con el desempeño financiero y el desempeño operativo (Martínez, 2010).

Estos hallazgos coinciden con la evidencia global sobre los beneficios de adoptar inteligencia de negocios. Un estudio a gran escala realizado por MIT Sloan Management Review encontró que las empresas utilizan de manera intensiva la analítica e inteligencia de negocios tienen un desempeño superior en ingresos, beneficios y valor de mercado en comparación a sus pares (Lavelle et al., 2011). Este alto impacto se atribuye a la habilidad para traducir los datos en percepciones de negocio que guían las decisiones. Tomando en cuenta estos hallazgos, es necesario examinar específicamente cuáles son los beneficios percibidos de implementar inteligencia de negocios que predican el desempeño de las PYMES mexicanas.

A pesar de la evidencia existente sobre los beneficios de la inteligencia de negocios, aún hay un vacío en el entendimiento específico de cómo estas capacidades analíticas se traducen en indicadores de desempeño en el contexto de las PYMES mexicanas. Las diferencias en el entorno empresarial, la cultura organizacional, y las regulaciones pueden influir en cómo las PYMES en México aprovechan las tecnologías de información y comunicación para mejorar su desempeño. Por ejemplo, un estudio sobre la orientación de marketing electrónico en PYMES

europeas revela que ciertos factores organizacionales afectan la adopción de tecnologías digitales, lo que podría tener implicaciones para la adopción de inteligencia de negocios en PYMES mexicanas (Shaltoni et al., 2018).

Además, la identificación de indicadores clave que reflejen el aprovechamiento efectivo de estas tecnologías puede proporcionar una hoja de ruta para las PYMES en su camino hacia la adopción y optimización de la inteligencia de negocios. Un enfoque en modelos de referencia para el análisis de datos puede facilitar la adopción de tecnologías de inteligencia de negocios en PYMES, lo sugieren Schuetz et al. (2016) en su un estudio donde proponen un enfoque de modelado de referencia para la definición de indicadores clave de rendimiento. Este enfoque no solo contribuye a la literatura existente, sino que también proporciona hallazgos prácticos para los empresarios y tomadores de decisiones en las PYMES mexicanas. La adaptabilidad y la capacidad de respuesta ante las demandas del mercado son esenciales para la supervivencia y el crecimiento de las PYMES, y entender cómo la inteligencia de negocios puede influir en estos aspectos es crucial. Por lo tanto, explorar los indicadores clave que pueden inferir el desempeño empresarial a partir del aprovechamiento de las capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios se vuelve una inquisición necesaria y oportuna. Es por ello que se plantea la tercera pregunta del estudio:

***¿Qué indicadores clave de desempeño relacionados con tecnologías de la información y comunicación e inteligencia de negocios pueden inferir el desempeño empresarial de una PYME?***

Para contestar estas preguntas, se plantean los objetivos en el siguiente apartado de este trabajo de investigación.

### **1.3 Objetivo general y específicos**

#### ***1.3.1 Objetivo general***

Analizar el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de la PYME en México.

#### ***1.3.2 Objetivos específicos***

- Medir el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de las PYMES en México
- Identificar las capacidades organizacionales en tecnologías de la información y comunicación que predicen la capacidad de inteligencia de negocios en la PYME.
- Identificar los indicadores clave que influyen en el desempeño empresarial de la PYME cuando se aprovechan tecnologías de la información y comunicación relacionadas con inteligencia de negocios.

### **1.4 Hipótesis**

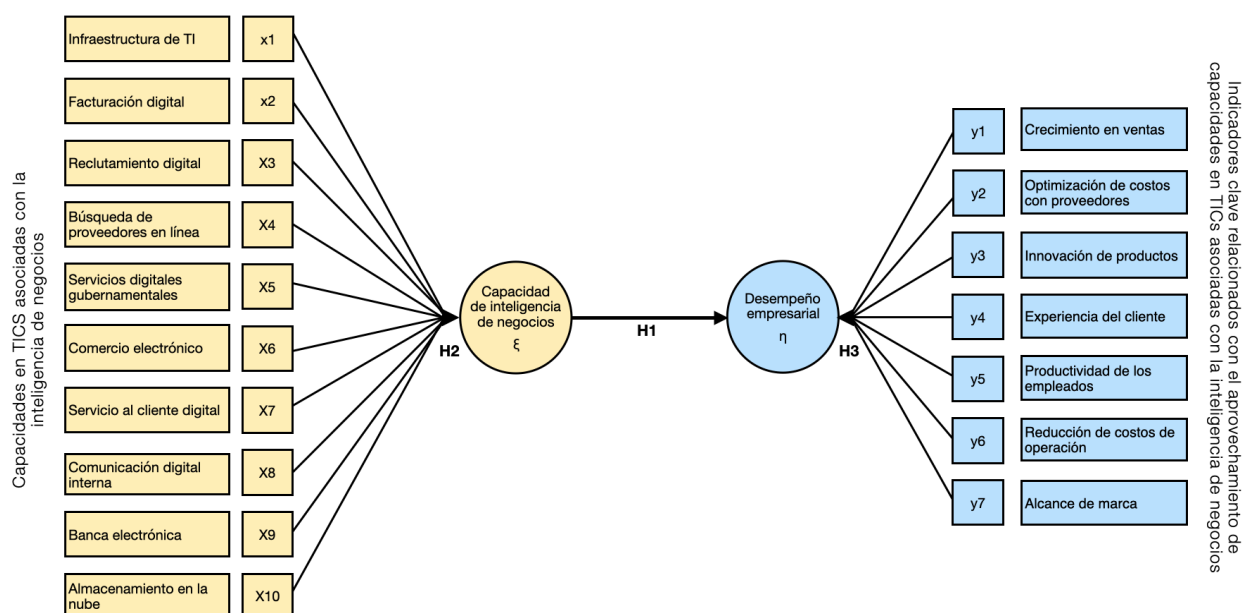
- H1. La capacidad de inteligencia de negocios tiene un efecto directo y positivo en el desempeño empresarial de la PYME.
- H2. La capacidad de inteligencia de negocios de una PYME puede inferirse a través de sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios.
- H3. El desempeño empresarial de una PYME puede inferirse a través de indicadores clave relacionados con el aprovechamiento de sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios.

## 1.5 Modelo teórico

Con base en las hipótesis planteadas, este estudio propone un modelo de investigación (figura 2) en el cual existe un efecto directo entre la capacidad de inteligencia de negocios y el desempeño empresarial (H1); la inteligencia de negocios de la PYME puede identificarse a través de sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación (H2), y donde el desempeño empresarial de la PYME se relaciona con indicadores clave vinculados con el aprovechamiento de sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios (H3).

**Figura 2**

*Modelo teórico de la investigación*



Fuente: Elaboración propia.

Este modelo contempla dos constructos principales: la capacidad de inteligencia de negocios ( $\xi$ ) y el desempeño empresarial ( $\eta$ ). Estos constructos a su vez están conformados por dos tipos de variables. La capacidad de inteligencia de negocios engloba variables relacionadas

con las capacidades organizacionales en tecnologías de la información y comunicación asociadas a la inteligencia de negocios:

1. **Infraestructura de TI.** Uso de servidores físicos para almacenamiento de información en la empresa.
2. **Facturación digital.** Implementación de sistemas de facturación electrónica.
3. **Reclutamiento digital.** Reclutamiento de personal en línea.
4. **Búsqueda de proveedores en línea.** Prospección y búsqueda de proveedores a través de internet.
5. **Servicios digitales gubernamentales.** Realización de trámites, solicitudes y pagos con el gobierno en línea.
6. **Comercio electrónico.** Implementación de comercio electrónico para ventas en línea.
7. **Servicio al cliente digital.** Atención y servicio al cliente a través de canales digitales.
8. **Comunicación digital interna.** Utilización de correo electrónico para comunicación empresarial interna.
9. **Banca electrónica.** Implementación de servicios de banca digital.
10. **Almacenamiento en la nube.** Utilización de servidores en la nube para almacenamiento de información.

Por otro lado, el desempeño empresarial comprende variables que se relacionan con el desempeño de la empresa, percibido al implementar capacidades organizacionales en TICs asociadas a la inteligencia de negocios:

1. **Crecimiento de ventas.** Incremento en las ventas y clientes gracias a Internet.
2. **Optimización de costos con proveedores.** Disminución de costos al encontrar mejores proveedores en línea.

3. ***Innovación de productos.*** Desarrollo de nuevos productos o servicios gracias a Internet.
4. ***Experiencia del cliente.*** Mayor cercanía y entendimiento de los consumidores gracias a Internet.
5. ***Productividad de los empleados.*** Los empleados pueden hacer más trabajo en el mismo tiempo gracias a Internet.
6. ***Reducción de costos de operación.*** Disminución en el costo y rapidez de entrega de productos/servicios.
7. ***Alcance de marca.*** Más personas conocen la empresa gracias al Internet.

Por lo tanto, el modelo teórico considera la capacidad de inteligencia de negocios como variable independiente, el desempeño empresarial como variable dependiente, y los beneficios percibidos de la inteligencia de negocios como variables intervinientes que predicen el desempeño. Las hipótesis H1, H2 y H3 plantean relaciones causales que serán puestas a prueba a través de un análisis cuantitativo, utilizando modelado de ecuaciones estructurales. Esto permite generar evidencia empírica sobre los vínculos hipotetizados entre construcciones relevantes para impulsar la adopción efectiva de inteligencia de negocios en las PYMES.

## **1.6 Justificación**

Las pequeñas y medianas empresas (PYMES) desempeñan un papel crucial en la economía mexicana, contribuyendo significativamente al empleo y al Producto Interno Bruto (PIB). Sin embargo, enfrentan desafíos en términos de acceso a tecnologías avanzadas y competencia con empresas más grandes (Francis et al., 2009). En este contexto, toma importancia comprender las capacidades organizacionales en tecnologías de la información y comunicación que pudieran predecir la capacidad de inteligencia de negocios de una PYME (Ramírez y Rodríguez, 2022). Adicional, identificar los indicadores clave que influyen en el

desempeño empresarial cuando se aprovechan estas tecnologías puede proporcionar hallazgos y conocimientos valiosos para mejorar la competitividad de las PYMES (Maldonado et al., 2017).

La inteligencia de negocios permite a las empresas tomar decisiones informadas e identificar oportunidades de mercado, optimizar recursos y mejorar la eficiencia operativa. Sin embargo, y a pesar de su relevancia, la investigación sobre la inteligencia de negocios en México es limitada (Negash, 2004). A pesar de la importancia de las PYMES en México, hay una falta notable de investigación en el campo de la inteligencia de negocios en el país. Entre 1959 y 2017, México no ha figurado en las principales contribuciones al cuerpo de literatura de inteligencia de negocios (López-Robles et al., 2020) (tabla 1). Esta brecha en la literatura enfatiza la necesidad de investigaciones que aborden la aplicación y el impacto de la inteligencia de negocios en las PYMES mexicanas y en lo general.

### **Tabla 1**

*Países con mayores publicaciones en el campo de la inteligencia de negocios (1959 a 2017)*

<b>Publicaciones en inteligencia de negocios (n = 6,031 publicaciones)</b>
(1,128) Estados Unidos
(506) China
(477) Alemania
(300) India
(274) Australia
(255) Reino Unido
(237) Canadá
(231) Italia
(187) Portugal
(180) Francia

*Fuente.* López-Robles et al. (2020).

Las PYMES en economías emergentes, como México, enfrentan desafíos específicos relacionados con la calidad del producto, la aceptación y la gestión logística (Vachani, 2005). Además, la internacionalización de las PYMES presenta obstáculos adicionales, como diferencias culturales y riesgos empresariales generales (Neupert et al., 2006). Sin embargo, las

PYMES también representan una fuerza impulsora en la introducción y difusión de innovaciones en el mercado mexicano (Ramírez y Rodríguez, 2022).

Finalmente, este estudio busca abordar una brecha en la literatura, proporcionando información sobre el papel de la inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de las PYMES en México. Al hacerlo, la investigación tiene el potencial de ofrecer recomendaciones para las PYMES mexicanas en un mercado competitivo. De manera concreta, se enlistan las contribuciones científicas del presente trabajo:

- **Ampliación del cuerpo de conocimiento sobre BI en PYMES mexicanas.** A pesar de la creciente importancia de la inteligencia de negocios en el ámbito empresarial global, existe una notable brecha en la literatura específica para México. Esta investigación proporciona hallazgos valiosos sobre cómo las PYMES mexicanas implementan y se benefician de las herramientas y estrategias de BI.
- **Identificación de capacidades organizacionales en TIC.** Al centrarse en las capacidades organizacionales en tecnologías de la información y comunicación que predicen la capacidad de la inteligencia de negocios en las PYMES, este estudio ofrece un marco para entender qué recursos y habilidades son esenciales para que las PYMES mexicanas maximicen los beneficios de la BI.
- **Revelación de indicadores clave para el desempeño empresarial.** Al identificar los indicadores clave que influyen en el desempeño empresarial cuando se aprovechan las TIC relacionadas con la inteligencia de negocios, esta investigación proporciona a las PYMES herramientas prácticas para evaluar y mejorar su desempeño en el mercado.
- **Contribución a la literatura de inteligencia de negocios en economías emergentes.** Aunque existen estudios sobre inteligencia de negocios en países desarrollados, las

economías emergentes como México presentan desafíos y oportunidades únicas. Este trabajo enriquece la literatura al ofrecer una perspectiva desde una economía emergente.

- **Proporcionar un marco para futuras investigaciones.** Al abordar áreas poco exploradas de la inteligencia de negocios en el contexto mexicano, este estudio puede servir como punto de partida para futuras investigaciones en áreas relacionadas, permitiendo a otros investigadores construir sobre los hallazgos presentados.
- **Implicaciones prácticas para las PYMES mexicanas.** Más allá de la contribución académica, este estudio ofrece recomendaciones prácticas para las PYMES en México, permitiéndoles implementar estrategias de inteligencia de negocios de manera más efectiva y mejorar su competitividad en el mercado.
- **Aplicación y promoción del uso de ecuaciones estructurales en inteligencia de negocios.** Esta investigación emplea ecuaciones estructurales para analizar las relaciones entre las variables, proporcionando un enfoque riguroso y detallado para entender las dinámicas complejas en el ámbito de la inteligencia de negocios. La utilización de este método en el contexto de las PYMES mexicanas puede servir como referencia para otros estudios que busquen aplicar técnicas similares en áreas relacionadas.
- **Demostración de la eficacia de RStudio en análisis estructurales.** Al utilizar RStudio, un software libre, para el análisis estructural, esta investigación no solo resalta la versatilidad y potencia de las herramientas de código abierto en la investigación académica, sino que también proporciona un precedente para otros investigadores que buscan alternativas accesibles y eficientes a las soluciones de software comerciales. Esta elección metodológica puede inspirar y guiar a otros investigadores que buscan herramientas robustas y asequibles para sus análisis.

## Capítulo 2. Marco teórico y contextual

### 2.1 Marco contextual

#### 2.1.1 *Un cambio de paradigma*

“En el mundo altamente competitivo de hoy, la calidad y la puntualidad de la información para una organización no es solo una decisión entre pérdidas y ganancias; puede ser una cuestión de supervivencia o de quiebra” (Farrokhi y Pokoradi, 2012, p. 1).

Las teorías, modelos y herramientas diseñadas para entender a la organización y su entorno se enfrentan a un cambio de paradigma ante la pandemia COVID-19, ya que fueron formuladas y diseñadas bajo un contexto de relativa estabilidad económica y social. La nueva era post-COVID-19 denominada “la nueva normalidad” trae consigo cambios tecnológicos, sociales, políticos e institucionales, y estos cambios alteraron de forma definitiva el terreno de juego para las organizaciones a nivel global. Este nuevo entorno está caracterizado por enfoques dinámicos, que, analizando en retrospectiva, el escenario prepandemia ahora parece un equilibrio más estático respecto al panorama actual y futuro, siendo que estos cambios llevaban tiempo implementándose a tasas que ahora, parecen lentas.

De acuerdo a Muñoz (2010), la organización predecible, controlable y ordenada, es decir, aquella que cuyo comportamiento puede antelarse, ya no existe. El nuevo mundo económico parece estar conformado por sistemas abiertos y en constante disrupción, por ello, las organizaciones necesitan estrategias más flexibles y adaptables. Sin mejorar el escenario, algunas firmas se hacen más rígidas porque se sienten amenazadas, y piensan que las recetas de antes servirán para los escenarios actuales (y futuros). Las firmas responden a estos retos acotando la innovación y delimitando sus enfoques únicamente hacia lo que ha funcionado en el pasado (Christensen, 1997).

Las rápidas transformaciones de la industria, en direcciones nuevas y desconocidas, requieren que los directivos responsables de la gestión cambien su aproximación a los problemas y las recetas con las que han crecido (Prahalad y Hamel, 1994). Este cambio de lógica dominante presenta una serie de retos inherentes a la capacidad de los directivos de tomar decisiones óptimas en ambientes de turbulencia económica y social (Prahalad y Bettis, 1986). Todas las organizaciones, en particular las PYME, necesitan definir un proceso de pensamiento analítico para aprovechar los efectos de un mercado dinámico. En este sentido, necesitan ser más analíticas y reflexivas, pero al mismo tiempo, imaginativas, e intuitivas (Muñoz, 2010), de tal forma que aprovechen tal dinamismo y que no se convierta en una turbulencia desastrosa.

Es necesario que las PYME desarrollen la capacidad de pensar hacia el futuro de forma pragmática para tomar mejores decisiones, y para ello, necesitan desarrollar la capacidad de pensar estratégicamente (Muñoz, 2010). En cualquier tarea de análisis y toma de decisiones, los datos juegan un papel relevante, ya que pensar estratégicamente significa unir los puntos que surgen de la información y la experiencia, y hacer sentido de ellos en conjunto con el análisis (Goldman et al., 2017).

### ***2.2.2 Las TICs y las PYMES mexicanas***

Los problemas recientes en la cadena de suministro global para la adquisición de bienes, materias primas, y hasta el transporte a las instalaciones de producción y la entrega, arroja como resultado un desafío para continuar con la operación de todo negocio (Tong y Rakatomanga, 2020). La utilización de internet y la adopción de tecnologías de la información y comunicación han sido cruciales para mantener cierta continuidad en la actividad económica, en el mercado laboral y en la educación desde el hogar durante la crisis. Sin embargo, la brecha digital, sobre todo la falta de internet de banda ancha de alta velocidad y de habilidades digitales, ha evitado

que las organizaciones menos preparadas para el cambio se beneficien de estas soluciones (OCDE, 2020).

En la encuesta más reciente sobre los Usuarios de Telecomunicaciones en México (Instituto Federal de Telecomunicaciones, 2021), se encontró que las PYME emplean el internet principalmente para la venta de sus productos y servicios en línea. El aumento de las ventas por internet en los últimos años ha demostrado ser un avance fundamental para los modelos de negocios de las PYME en México. De acuerdo a Meza y López (2022), nueve de cada diez pequeñas empresas que venden en internet, también lo hacen en otros canales, principalmente en redes sociales, considerado como el primer paso para tener presencia digital. Facebook, un sitio web, Instagram y WhatsApp son los principales canales de venta de las pequeñas empresas; sin embargo, Amazon y MercadoLibre encabezan la lista de plataformas no propias debido a que la interfaz es amigable con teléfonos inteligentes y permite una mejor logística de entrega y pago en línea.

La cultura y aproximación a la digitalización de actividades comerciales en las PYME mexicanas es otra de las grandes lecciones aprendidas. La aceptación de prácticas de comercio electrónico es definida por el grado de cercanía con las nuevas tecnologías, la cultura informacional de los líderes, la disponibilidad tecnológica y la confianza de los consumidores en la calidad del servicio y la gestión de transacciones (Cuéllar, 2005). La integración de comercio electrónico, presenta una serie de retos, ya que el aprovechamiento de sus beneficios se ha rezagado debido a aspectos tecnológicos, cultura informacional y por la confianza de los consumidores en las transacciones en línea. Mejorar esta estrategia implica un análisis del mercado potencial con el objetivo de recopilar información para fortalecer e innovar la estrategia de venta.

Con el crecimiento del comercio electrónico se crea una nueva tendencia y rama de las transacciones comerciales en línea: la “economía del servicio a domicilio” (*gig economy*). En los siguientes años, es probable que continúe el crecimiento de la participación de la “economía de entrega a domicilio”, que fue dos a cinco veces más rápido que antes de la contingencia. Tal tendencia ha generado una disrupción en los puestos de trabajo relacionados con el turismo y ocio, y acelera cada vez más el declive de los trabajos de bajos salarios en tiendas físicas y los restaurantes, al tiempo que aumenta los puestos de trabajo en los centros de distribución y entregas de última milla (Lund et al., 2021).

Cabe resaltar que un número creciente de PYMES en México han desarrollado o utilizado alguna forma de aplicación móvil para comercializar sus productos en línea, donde solo alrededor de 1 de cada 4 PYMEs cuentan con aplicación móvil (32.6% y 36.7% respectivamente) (Instituto Federal de Telecomunicaciones, 2021). Otra de las tendencias dentro de las PYMES mexicanas es en la adopción de tecnologías para la automatización. Los escenarios sugieren que más de 100 millones de trabajadores en los ocho países pueden necesitar cambiar de ocupación para 2030 (Lund et al., 2021).

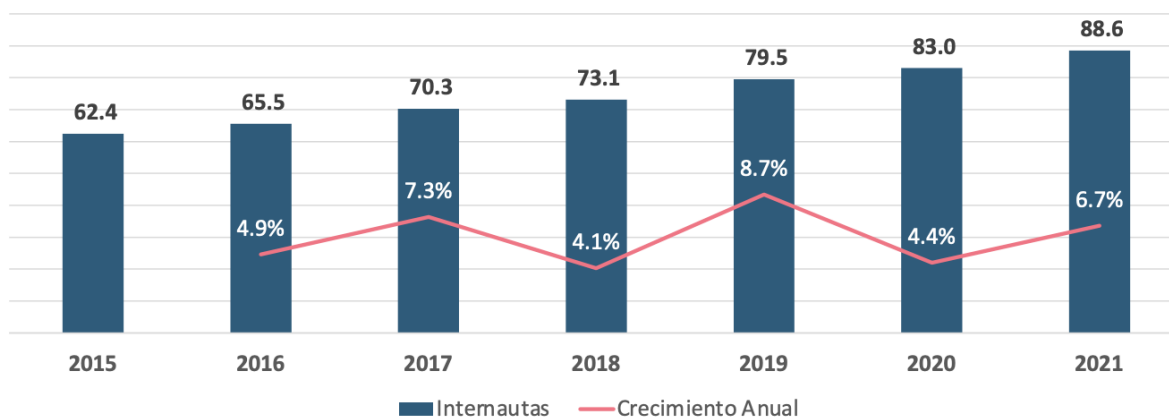
Las PYMES ahora tienen una nueva oportunidad para repensar cómo y dónde se lleva a cabo el trabajo, identificando en áreas de trabajo y actividades ocupacionales específicas (Am et al., 2020). Uno de los requisitos importantes para automatizar y habilitar el trabajo remoto es la disponibilidad de servicios de nube (cloud), puesto que el acceso remoto a servidores y estaciones de trabajo que no pueden ser reubicadas recae fuertemente en este servicio. En México, el 51% de las pequeñas empresas y el 63.2% de las medianas empresas ya cuentan con el servicio de nube, según datos del Instituto Federal de Telecomunicaciones (2021).

La computación en la nube proporciona una amplia gama de servicios de computación para aplicaciones móviles, facilitando la infraestructura de computación y almacenamiento cerca de los usuarios finales (Maray y Shuja, 2022). Esto es especialmente relevante en el contexto de las PYMES, donde la capacidad de *offloading* computacional, es decir, la transferencia de tareas computacionales a la nube o a una red de borde móvil, puede facilitar el trabajo remoto y la automatización. Otras herramientas, como los servidores de almacenamiento de información y computación en la nube han facilitado a las PYMES la captura de datos de sus ventas, empleados y clientes. Dicha recopilación de información apoya la creación de tablas y bases de datos para la posterior toma de decisiones y creación de estrategias.

### ***2.2.3 El nuevo perfil del consumidor mexicano***

La clave sobre cómo responder a la demanda del mercado, centra sus esfuerzos en encontrar una estrategia clara usando sus registros hacia variables de análisis que toda empresa genera, tales como ventas, costos, utilidades o volumen de proveeduría, por mencionar algunos. Las empresas PYME tienen el potencial y la capacidad de analizar los datos que generan día con día desde dispositivos convencionales, como celulares, tabletas y computadoras, que permiten almacenar, depurar y transformar en tableros de control (Vázquez, 2021).

Según datos del Censo de Población y Vivienda 2020 (INEGI, 2020) en los hogares se incrementó el uso de la computadora y dispositivos celulares, llegando al 47% y 93% respectivamente. Aunado a esto, la Asociación de Internet en México estimó al cierre de 2021 que 88 millones de habitantes son usuarios de internet, ya sea para acceder a las redes sociales, buscar información, comprar en línea, plataformas comerciales (figura 3), donde la pandemia incentivó una mayor utilización de herramientas digitales en todos los niveles socioeconómicos del país (Asociación de Internet MX, 2022).

**Figura 3***Comportamiento de internautas en México*

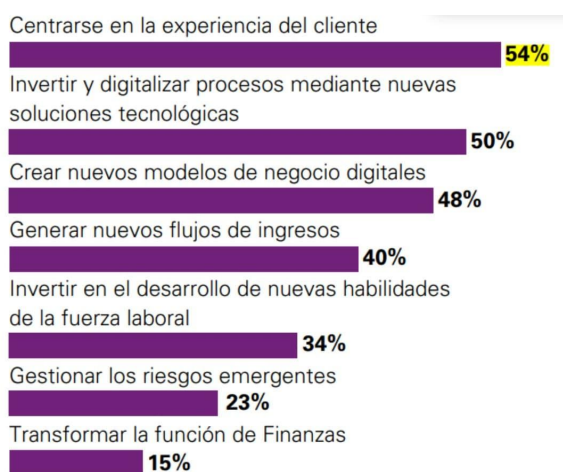
Fuente: Asociación de Internet MX (2022).

Contingencias sanitarias como la del COVID-19 abren la oportunidad de reinventar la estrategia para atender ágilmente las demandas de un mercado en constante cambio. En este sentido, los cambios de comportamiento en los consumidores representan una oportunidad que las PYME pudieran aprovechar si contaran con las capacidades de gestionar los datos que seguramente generan estas interacciones.

La firma consultora KPMG identifica una serie de patrones en la directiva de las medianas y grandes empresas cuando llega el momento de implementar estrategias. En el estudio resaltan aquellas estrategias orientadas hacia la experiencia del cliente y el desarrollo tecnológico, y afirman que al plantear estrategias de este tipo, regularmente poseen un mayor nivel de aceptación (KPMG, 2021). Estas estrategias pueden validarse en la actualidad gracias al enfoque de la globalización, que obliga a las empresas a adoptar medidas para ser más competitivas frente a otras (figura 4).

## Figura 4

### *Estrategias planteadas por la directiva de empresas mexicanas*



La suma de las variables no es igual a 100% debido a que era posible seleccionar más de una opción.

Fuente: KPMG (2021).

Dentro de los hallazgos, la alta dirección en México considera que para mejorar la capacidad de resiliencia de las organizaciones y adaptarse a la disrupción constante será necesario implementar tres estrategias principales:

1. Centrarse en la experiencia del cliente: 54% (empresas grandes 59%, empresas medianas 51%);
2. Invertir y digitalizar procesos mediante nuevas soluciones tecnológicas: 50% (empresas grandes 57%, empresas medianas 47%);
3. Crear nuevos modelos de negocio digitales: 48% (empresas grandes 51%, empresas medianas 46%) (KPMG, 2021).

## 2.2 Marco teórico

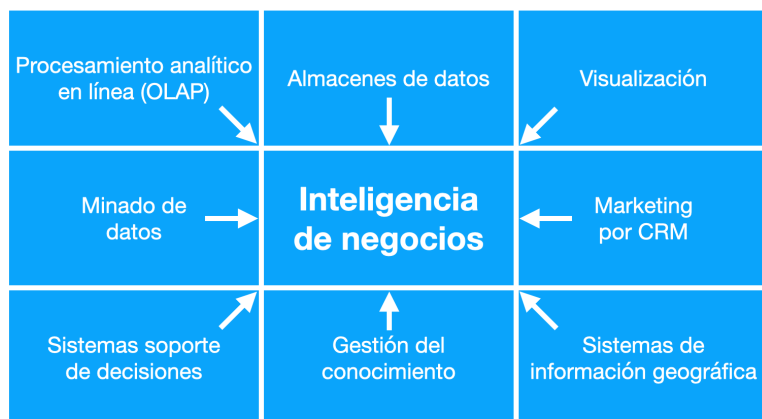
El concepto inteligencia de negocios tiene sus orígenes en los setenta, cuando surgieron los sistemas soporte de decisiones (decision support systems o DSS por sus siglas en inglés), sistemas que eran utilizados por gerentes de consorcios para generar modelos que les ayudaran

en la toma de decisiones comerciales y que estaban alojados en ordenadores locales (Olszak, 2014). Conforme pasó el tiempo y avanzó la tecnología, este término reemplazó otros que, al igual que la inteligencia de negocios, servían para referir aquellos sistemas cuyo propósito era el de sustentar decisiones de negocio a través de datos e información (Negash, 2004). El término es resultado de varios sistemas anteriores hechos para sustentar la toma de decisiones (figura 5).

Implícitamente, estos sistemas proporcionan información sobre la que se puede actuar, distribuida en el momento y lugar adecuado, así como en el formato correcto para asistir a los decisores (Roldán et al., 2012); también combinan datos operativos con herramientas analíticas para presentar información compleja y competitiva a planificadores y tomadores de decisiones (Negash, 2004).

### Figura 5

*La inteligencia de negocios y su relación con otros sistemas de información*



Fuente: Negash (2004).

Con la llegada del internet, se dieron otro tipo de sistemas que no solamente procesan datos, sino que los obtienen a través de técnicas de minería para luego ser almacenados en grandes bases de datos para luego ser analizados (Olszak, 2014), particularmente para obtener información sobre el comportamiento de usuarios. El entendimiento y la definición de

inteligencia de negocios evoluciona conforme se dan los avances tecnológicos a la par con las exigencias de las empresas y sus respectivos mercados.

### **2.2.1 Inteligencia de negocios**

El término inteligencia ha sido utilizado por los investigadores de la inteligencia artificial desde los años 50 (Davenport, 2006), pero la inteligencia empresarial se convirtió en un término popular entre las comunidades empresariales y de tecnologías de información apenas en la década de 1990 (Chen et al., 2012). A finales de la década de 2000, se introdujo el término “analítica de negocios” (business analytics) para representar el componente analítico clave de la inteligencia de negocios (Davenport y Harris, 2007). El concepto inteligencia de negocios tiene sus orígenes en los setenta, cuando surgieron los sistemas soporte de decisiones (*decision support systems* o *DSS* por sus siglas en inglés), sistemas que eran utilizados por gerentes de consorcios para generar modelos que les ayudaran en la toma de decisiones comerciales y que estaban alojados en ordenadores locales (Olszak, 2014). El término fue difundido y aceptado ampliamente a finales de los ochenta por Dresner, un analista de la empresa de investigación Gartner (Meraz, 2018).

En términos generales, la inteligencia de negocios (*business intelligence*) se refiere al cúmulo de estrategias, acciones y herramientas enfocadas a la creación y gestión del conocimiento, a través del análisis de datos generados por la empresa (Ahumada y Perusquia, 2016). Para Gómez (2012), la inteligencia de negocios esencialmente significa “colocar información relevante en las manos de las personas que toman decisiones en todos los niveles de la organización” (p.1). Negash (2004) define la inteligencia de negocios como una forma de conocimiento, ya que se aplican las técnicas utilizadas en la gestión del conocimiento para generar y transferir conocimiento. Murillo y Cáceres (2013) definen el constructo como:

Conjunto de metodologías, aplicaciones y tecnologías que permiten reunir, depurar y transformar datos de los sistemas transaccionales de una empresa, haciendo posible estructurar información relevante, que puede ser convertida en conocimiento a medida en que es empleada para análisis y toma de decisiones financieras, entre otras (p.122). Murillo y Cáceres (2013) también la definen como “un conjunto de modelos matemáticos y metodologías de análisis que tienen en cuenta los datos disponibles de un proceso o negocio para generar conocimiento e información que sirva en la toma de decisiones efectivas para la empresa” (p. 125).

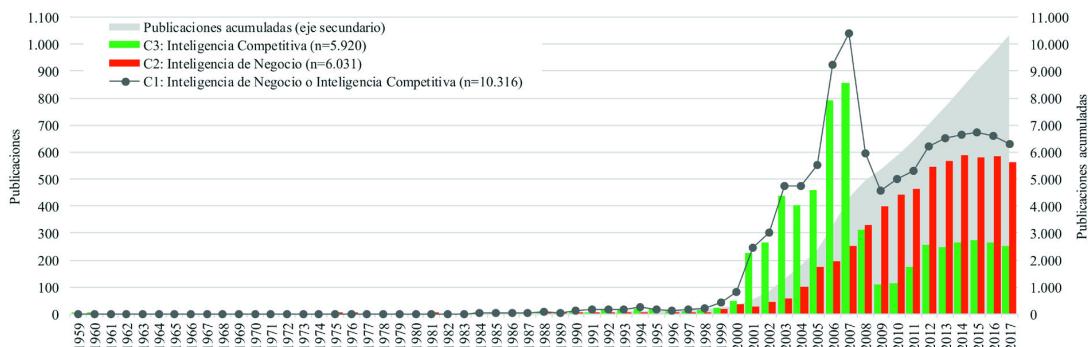
Varios autores coinciden en definir la inteligencia de negocios como un término que agrupa un conjunto de técnicas, tecnologías, procesos y aplicaciones. Camargo-Vega et al. (2016) definen la inteligencia de negocios como “una categoría amplia de aplicaciones, tecnologías y procesos para la recolección, almacenamiento, el acceso y análisis de datos para ayudar a los usuarios a tomar mejores decisiones de negocio” (p.2); Peña (2006) precisa que la inteligencia de negocios es “una amplia variedad de tecnologías, plataformas de software, especificaciones de aplicaciones y procesos” (p.27); Caseiro y Coelho (2019) también exponen la inteligencia de negocios como una agrupación, pero en su caso no es de tecnologías, sino de “una serie de estrategias que permiten detectar oportunidades de negocio bajo escenarios altamente dinámicos” (p.140). Entre estos autores que visualizan la inteligencia de negocios como un término agrupador se encuentra también(Dedić y Stanier (2016), donde el término incluye “las estrategias, procesos, aplicaciones, datos, productos, tecnologías y arquitecturas técnicas utilizadas para respaldar la recopilación, el análisis, la presentación y la difusión de información comercial” (p.226); cuando esta información es analizada, facilita cierto conocimiento que se convierte en una fuente de ventaja competitiva (Chesbrough, 2010).

El término de inteligencia de negocios se ha consolidado de tal forma que más que un concepto, es también definido como un nuevo enfoque, como una plataforma y como un proceso de negocios. Amesti et al. (2014) afirman que se trata de “un nuevo enfoque que se les plantea a las organizaciones para el manejo de la información” (p.117); Calzada y Abreu (2009) afirman que la inteligencia de negocios es “una plataforma de administración del desempeño que representa al ciclo en el que las empresas establecen sus objetivos, analizan sus progresos, reflexionan, actúan, miden su éxito y empiezan una nueva fase” (p.33). Existe también un cuerpo de literatura que se consolida cada vez más con el paso del tiempo.

### ***2.2.2 Cuerpo de literatura sobre inteligencia de negocios***

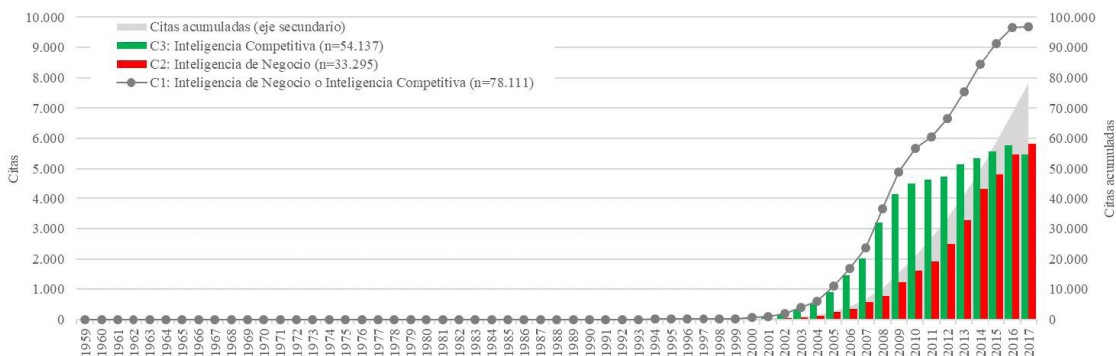
Varios autores afirman que si bien el término inteligencia de negocios es ampliamente utilizado en la actualidad, aún quedan temas por develar, puesto que el concepto evoluciona a la par con la tecnología y las necesidades de las organizaciones. El análisis realizado por López-Robles et al. (2020) brinda una perspectiva bastante completa: a través de un análisis bibliométrico, analizaron, procesaron y visualizaron más de 10,316 documentos en un periodo de 58 años (desde 1959 hasta 2017). Aunque la esencia de este estudio es comparar los términos inteligencia de negocios e inteligencia competitiva, el estudio demuestra cómo se ha desarrollado del cuerpo de literatura sobre inteligencia de negocios a lo largo de los años.

A partir del año 2000 puede observarse cómo la investigación y publicaciones sobre la inteligencia de negocios comienza a despuntar, curiosamente a la par con el advenimiento del internet (figura 6). Durante 2000-2014, las publicaciones sobre la inteligencia de negocios se mantienen en constante crecimiento año tras año. De forma acumulada, la investigación sobre la inteligencia (ya sea de inteligencia de negocios o inteligencia competitiva) como una forma de ventaja para las organizaciones no parece ralentizarse.

**Figura 6***Publicaciones sobre inteligencia de negocios e inteligencia competitiva (1959-2017)*

Fuente: López-Robles et al. (2020).

Aparte de la cantidad de publicaciones a través del tiempo, otra demostración interesante de cómo ha evolucionado la comprensión acerca de la inteligencia de negocios es en la citación de trabajos de investigación. El enfoque y citación de investigaciones alrededor de la inteligencia de negocios ha mantenido un crecimiento constante desde inicios de la década de 2000, y recientemente puede apreciarse cómo ha rebasado el término de inteligencia competitiva (fig. 7), lo que pudiera significar que nuevos temas dentro del cuerpo de literatura sobre inteligencia de negocios están desarrollándose.

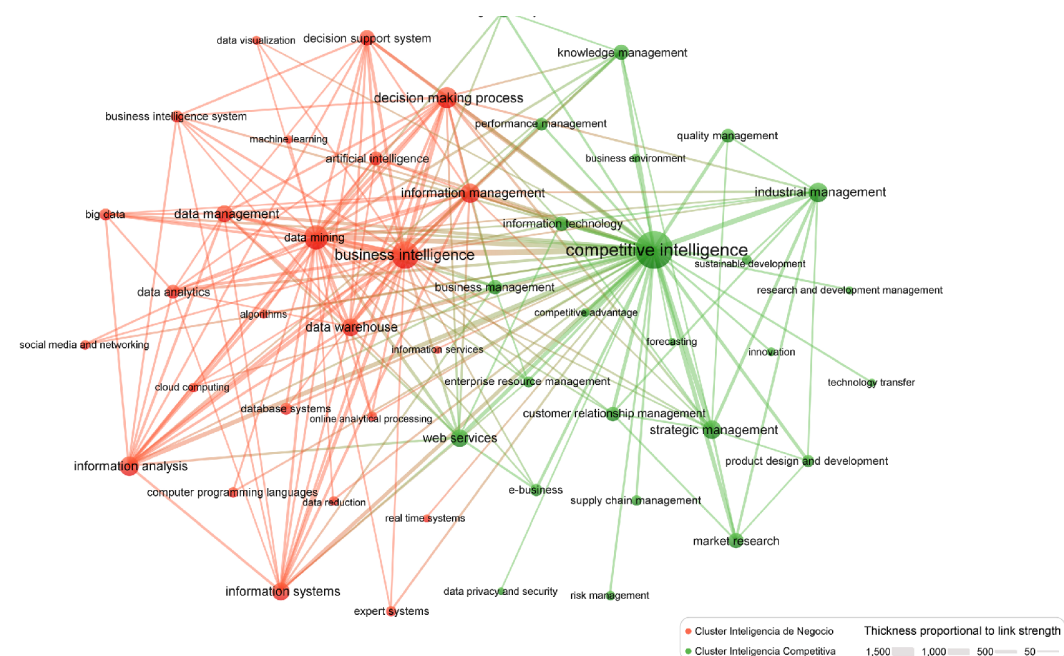
**Figura 7***Investigaciones sobre inteligencia de negocios e inteligencia competitiva (1959-2017)*

Fuente: López-Robles et al. (2020).

En el análisis de López-Robles et al. (2020) se aprecian los términos relacionados con el cuerpo de literatura sobre inteligencia de negocios (figura 8), intrínsecamente relacionados con otros conceptos afines a la inteligencia y conocimiento en el entorno de negocios. De la misma manera que la inteligencia de negocios sustituyó otras terminologías para referirse a los sistemas soporte de decisiones de negocio (Negash, 2004), es probable que al generar más investigación sobre el tema, se descubran otros términos más aplicables a la actualidad y naturaleza de la inteligencia de negocios.

### Figura 8

*Mapa de co-ocurrencias de temas principales para los enfoques de inteligencia*



Fuente: López-Robles et al. (2020).

Adicional a la investigación en nuevas terminologías, la innovación tecnológica y el avance de la ciencia prueban ser factores determinantes en la dirección y rumbo del concepto inteligencia de negocios. La identificación, procesamiento, almacenamiento, distribución y visualización de los datos se ancla directamente con la tecnología, logrando con el paso del

tiempo una mayor capacidad de procesamiento gracias a mejores capacidades de cómputo. Chen et al. (2012) plantean un marco de investigación en inteligencia de negocios, donde describen “tecnologías fundamentales” (mayormente consolidadas en las actividades empresariales actuales) y las “tecnologías emergentes” (aquellas que comienzan a demostrar beneficios tangibles) (tabla 2).

**Tabla 2**

*Marco de investigación en inteligencia de negocios*

	Análisis de Big Data	Análisis de texto	Análisis Web	Análisis de red	Análisis móvil
Tecnologías fundamentales	RDBMS Almacenamiento de datos ETL OLAP BPM Procesamiento de datos Agrupamiento Regresión Clasificación Asociación de análisis Detección de anomalías Redes neuronales Algoritmos genéticos Análisis estadístico multivariante Búsqueda heurística	Recuperación de información Representación de documentos Procesamiento de consultas Retroalimentación relevante Modelos de usuario Motores de búsqueda Sistemas de búsqueda empresarial	Recuperación de información Lingüística computacional Motores de búsqueda Rastreo web Clasificación del sitio web Análisis de registro de búsqueda Sistemas de recomendación Servicios web	Análisis bibliométrico Red de citas Red de coautoría Teorías de redes sociales Topología y métricas de red Modelos matemáticos de redes Visualización de red	Servicios web Plataformas de teléfonos inteligentes
Investigación emergente	Aprendizaje automático estadístico Minería secuencial y temporal Minería espacial Extracción de flujos de datos de alta velocidad y datos de sensores Minería de procesos Minería de datos para preservar la privacidad Minería web DBMS basado en columnas DBMS paralelo Computación en la nube	NLP estadística Extracción de información Modelos de temas Sistemas de preguntas y respuestas Minería de opiniones Análisis de sentimiento/afecto Análisis estilométrico web Análisis multilingüe Visualización de texto Infrarrojos multimedia Infrarrojos móviles Hadoop	Servicios en la nube Computación en la nube Búsqueda social y minería Sistemas de reputación Análisis de redes sociales Visualización web Subastas basadas en la web Monetización de internet Mercadeo social Privacidad / seguridad web	Minería de enlaces Detección de la comunidad Modelado de redes dinámicas Modelado basado en agentes Modelos de influencia social y difusión de la información ERGM Comunidades virtuales Redes criminales/oscuras Análisis social/político	Servicios web móviles Aplicaciones omnipresentes móviles Aplicaciones de detección móvil Innovación social móvil Redes sociales móviles Visualización móvil / HCI Personalización y modelado de comportamiento Ludificación Publicidad y marketing móvil

Fuente: Chiang y Storey (2012)

En resumen, el cuerpo de literatura sobre inteligencia de negocios aún se encuentra en desarrollo, y de acuerdo a los datos analizados, pudiera encontrarse actualmente en un auge. La maduración del internet y la globalización económica han fomentado el campo de estudio sobre la IN, pero aún queda camino por recorrer. Puesto que los avances tecnológicos y el desarrollo del entorno económico son factores que inciden en el desarrollo de las aplicaciones de inteligencia de negocios, es recomendable abordar este concepto desde un enfoque evolutivo en lugar de uno estático.

### ***2.2.3 Evolución de la inteligencia de negocios***

Chen et al. (2012) dividen la evolución de la inteligencia de negocios en tres etapas: inteligencia de negocios 1.0, inteligencia de negocios 2.0 e inteligencia de negocios 3.0, donde su categorización se basa principalmente en la estructura de la información que sirve como fuente para el análisis. Una organización puede presentar los tres niveles de inteligencia de negocios en su conjunto, sin embargo, para que posea características de inteligencia de negocios 3.0 deberá también exhibir aquellas que corresponden a la IN 1.0 e IN 2.0.

#### **2.2.3.1 Inteligencia de negocios 1.0.**

Tiene un enfoque centrado en los datos, y sus raíces en el antiguo campo del manejo de bases de datos. Su base tecnológica se centra en varias tecnologías de recopilación, extracción y análisis de datos (Chaudhuri et al., 2011) popularizadas en la década de los noventa, mientras que su base analítica comprende técnicas estadísticas desarrolladas en la década de 1970 y técnicas de minería de datos desarrolladas en la década de 1980 (Chiang y Storey, 2012). De acuerdo a Chen et al. (2012), el almacenamiento y manejo de datos se consideran la base de esta etapa de la inteligencia de negocios, donde mayormente predominan tres clases de técnicas y procesos:

- A. El diseño de los data marts y las herramientas de extracción, transformación y carga (extraction, transformation and load, ETL), que son esenciales para convertir e integrar los datos específicos de la empresa;
- B. La consulta de la base de datos, el procesamiento analítico en línea (OLAP u on-line analytical processing) y las herramientas de elaboración de informes basadas en gráficos intuitivos (pero sencillos), se utilizan para explorar hallazgos en los datos, y;
- C. La gestión del desempeño empresarial (BPM o business performance management) mediante cuadros de mando integral y paneles de control que ayudan en el análisis y la visualización de las métricas de rendimiento.

De igual manera, Chen et al. (2012) afirma que las siguientes ocho tipos de tecnologías se consideran inteligencia de negocios 1.0:

1. Informes
2. Cuadros de mando
3. Consultas ad hoc
4. Inteligencia de negocios basada en búsquedas
5. OLAP
6. Visualización interactiva
7. Modelado predictivo
8. Minería de datos.

#### **2.2.3.2 Inteligencia de negocios 2.0.**

La inteligencia web, la analítica web y los contenidos generados por los usuarios recopilados a través de los sistemas sociales y voluntariamente aportados por los usuarios en

masa (crowd-sourcing) basados en la Web 2.0, a partir de la década de 2000 han dado paso a una nueva era de investigación en la inteligencia de negocios 2.0. Esta se centra particularmente en la analítica web y de texto para contenidos web no estructurados. Las aplicaciones de la Web 2.0 pueden recopilar de manera eficiente un gran volumen de comentarios y opiniones de una población de usuarios (Chen et al., 2012), ya sea sobre marcas, empresas, productos e incluso políticos.

De acuerdo a Chen et al. (2012) los dos ejemplos notorios sobre esta fase de inteligencia de negocios son:

1. Google Analytics: proporciona un historial de las actividades del usuario en línea, y permite analizar patrones de navegación y comportamientos de compra del usuario;
2. El diseño de un sitio web, optimizar la ubicación de productos, el análisis de transacciones de clientes y de estructura del mercado, y las recomendaciones de productos pueden llevarse a cabo mediante la analítica web.

Por otro lado, la analítica de redes sociales presenta una oportunidad única para que las empresas traten el mercado como una “gran conversación” entre empresas y clientes, en lugar del tradicional “marketing” unidireccional empresa-cliente (Chen et al., 2012).

### **2.2.3.3 Inteligencia de negocios 3.0.**

La nueva era de la movilidad en la interacción y comunicación, que ha traído el uso de teléfonos inteligentes, ha dado pauta a nueva investigación sobre diversas fuentes de datos basadas en sensores. El número de teléfonos móviles y tabletas (unos 480 millones de unidades) superó por primera vez en 2011 al de ordenadores portátiles y PC (unos 380 millones de unidades) (Chen et al., 2012), lo que dimensiona el tamaño de la oportunidad para las empresas

en términos del aprovechamiento de toda esta información. Los dispositivos basados en sensores y equipados con RFID, códigos de barras y etiquetas de radio (“internet de las cosas”) están abriendo nuevos campos de aplicaciones innovadoras. Sin embargo, la mayor parte de la investigación académica sobre la inteligencia de negocios móvil se encuentra en fase embrionaria (Chen et al., 2012). Las características y capacidades clave de cada fase de la inteligencia de negocios se aprecian en la tabla 3:

**Tabla 3**

Evolución de la inteligencia de negocios: características y capacidades clave

Fase	Características claves
BI 1.0	Contenido estructurado basado en Sistema Gestor de Base de Datos (SGBD) - <i>Sistema de gestión de bases de datos relacionales (RDBMS) y almacenamiento de datos</i> - <i>ETL (extract, transform and load) y OLAP</i> - <i>Dashboards y cuadros de mando integral</i> - <i>Minería de datos y análisis estadístico</i>
BI 2.0	Contenidos no estructurados basados en la web - <i>Recuperación y extracción de información</i> - <i>Minería de opinión</i> - <i>Respuesta a preguntas</i> - <i>Análisis de la web e inteligencia web</i> - <i>Análisis de redes sociales</i> - <i>Análisis de network</i> - <i>Análisis espacio-temporal</i>
BI 3.0	Contenidos móviles y basados en sensores - <i>Análisis centrado en la ubicación</i> - <i>Análisis centrado en la persona</i> - <i>Análisis relevantes para el contexto</i> - <i>Visualización móvil e infraestructura hiperconvergente (HCI)</i>

Fuente: Chen et al. (2012).

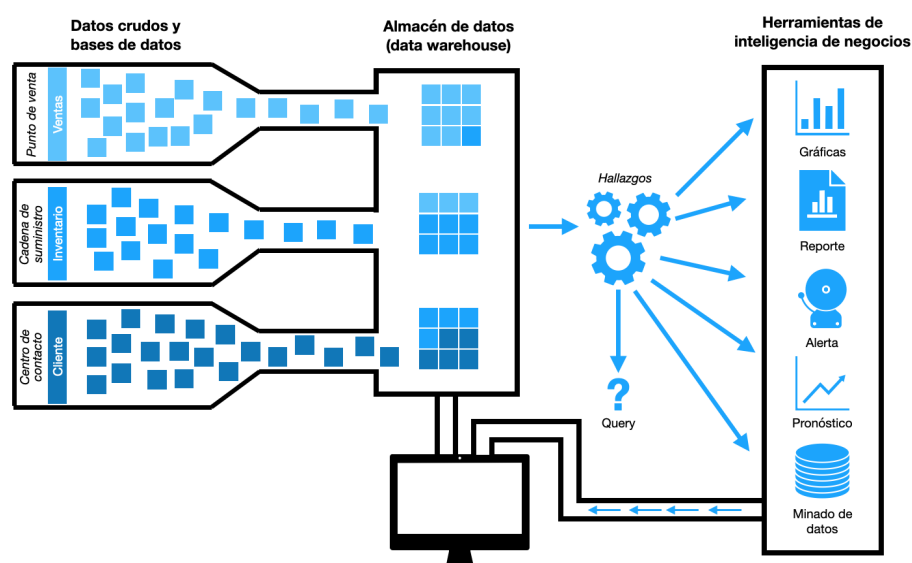
### 2.2.4 Componentes de un sistema de inteligencia de negocios

Los sistemas de inteligencia de negocio combinan la obtención y almacenamiento de datos con herramientas analíticas que presentan información compleja y competitiva a los

decisores. Estos sistemas extraen y almacenan datos de fuentes dispersas para luego ser recuperados y analizados (figura 9). Dentro de las principales funciones de un sistema de inteligencia de negocios se encuentra la recopilación, preparación y análisis de datos. Para que el análisis sea de alta calidad, los datos deben serlo también. Los datos pueden ser recopilados de varias fuentes y en diferentes formatos, luego se transforman, limpian, cargan y almacenan en un almacén de datos. Finalmente, se extraen aquellos que son relevantes para algún área de la empresa en particular a manera de gráficos, reportes, alertas o pronósticos (Ranjan, 2009).

### Figura 9

#### *Componentes básicos de un sistema de inteligencia de negocios*



Fuente: elaboración propia con datos de Ranjan (2009)

Uno de los aspectos más importantes de cualquier sistema de inteligencia de negocios es el nivel de estructura y calidad de los datos que servirán como insumo para interpretación. Los sistemas soporte a la toma de decisiones son efectivos en la medida que se alimentan de datos y fuentes de información relevantes para la estrategia que se desea implementar. En informática, existe el término popular “GIGO” (siglas en inglés de Garbage In Garbage Out), concepto que

establece que los datos de entrada defectuosos o sin sentido producen una salida sin sentido o “basura”. Los tomadores de decisiones se enfrentan cada vez más a información y análisis generados por computadora que anteriormente no podrían recopilarse y analizarse de otra manera. En varios casos, el análisis basado en datos puede convertirse en un punto de referencia para desarrollar una estrategia, aunque esté basada en datos deficientes (Brooks et al., 1981). Por ello es relevante gestionar datos y fuentes de información fiables para tomar decisiones más confiables.

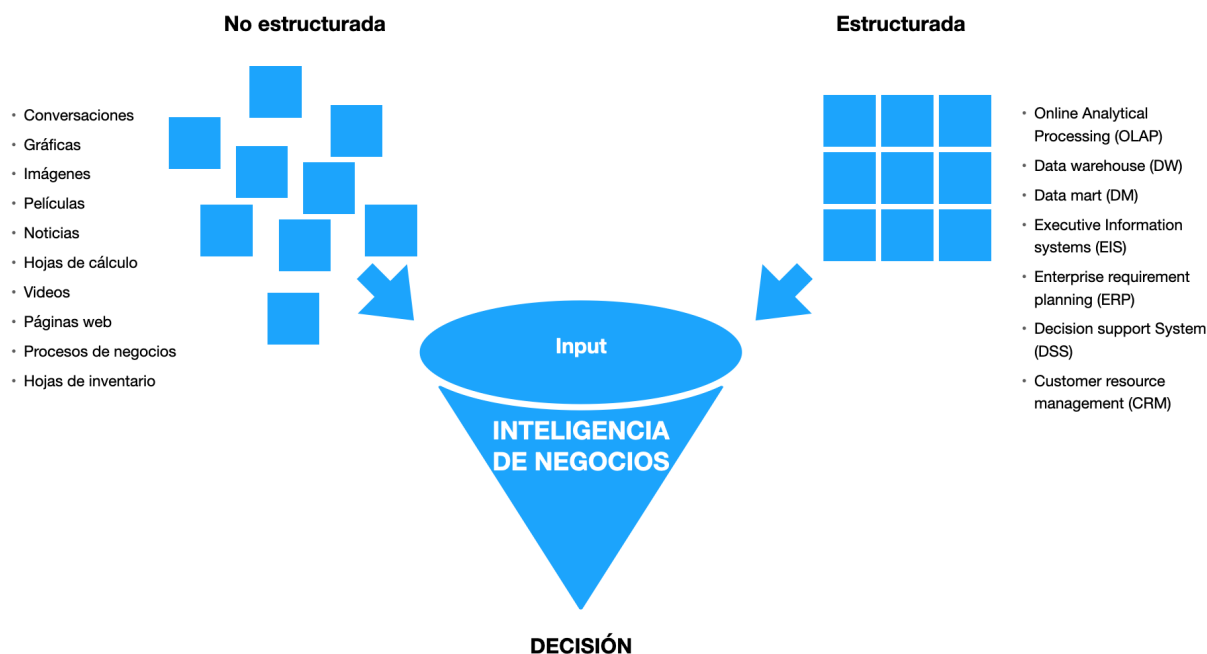
En el ámbito de la inteligencia de negocios, los datos estructurados y no estructurados juegan roles cruciales como insumos para el análisis y la toma de decisiones. Los datos estructurados son aquellos que están organizados en un formato predefinido, como bases de datos relacionales, donde la información está categorizada en tablas, filas y columnas. Este tipo de datos es fácilmente analizable y puede ser utilizado de manera directa por las herramientas de inteligencia de negocios para generar hallazgos y apoyar la toma de decisiones (Maynard et al., 2007). Por otro lado, los datos no estructurados son aquellos que no tienen una estructura predefinida, como textos, imágenes, videos, entre otros. A pesar de que estos datos pueden contener información valiosa, su análisis es más complejo debido a su naturaleza desorganizada. Sin embargo, con el avance de las tecnologías de procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático, es posible extraer información relevante de los datos no estructurados y convertirla en un formato estructurado para luego ser usada por las herramientas de inteligencia de negocios (Gerber et al., 2013).

La integración de datos estructurados y no estructurados permite una visión más completa y enriquecida del negocio, ya que proporciona una variedad más amplia de información que puede ser utilizada para el análisis. Por ejemplo, mientras que los datos estructurados pueden

proporcionar información cuantitativa sobre las ventas, los datos no estructurados pueden proporcionar hallazgos cualitativos sobre las opiniones de los clientes o las tendencias del mercado. Esta combinación de datos estructurados y no estructurados (fig. 10) puede ayudar a las organizaciones a desarrollar estrategias más informadas y a tomar decisiones más acertadas.

### Figura 10

*Inputs de un sistema de inteligencia de negocios*



Fuente: Elaboración propia con información de Negash (2004)

En este sentido, todas las empresas, de todos tamaños, sectores y giros, generan datos. También, la cantidad de información disponible sobre el mercado, la economía y el entorno en general aumenta cada vez más gracias a los avances en tecnologías de la comunicación e información, sobre todo gracias a la telefonía y datos móviles. Para que una empresa pueda aprovechar los beneficios que brinda incorporar sistemas de inteligencia de negocios, debe también analizar las capacidades con las que cuenta.

### ***2.2.5 Capacidad de inteligencia de negocios***

El común denominador entre la mayoría de las definiciones sobre inteligencia de negocios es la integración de tecnología para auxiliar el proceso de toma de decisiones orientadas a obtener una ventaja competitiva en entornos cambiantes. Para obtener esta ventaja, las PYMES deben tanto ver hacia afuera del negocio para detectar los fenómenos de negocio que le afectan, como voltear hacia el interior de la empresa y analizar la gestión de sus recursos estratégicos y capacidades clave. Para ello, la visión basada en recursos (VBR, y RBV, por sus siglas en inglés) es un cuerpo de literatura ya consolidado que explica cómo explotar estos recursos existentes para lograr una ventaja competitiva sostenible.

Este enfoque sostiene que el éxito de la estrategia de la empresa depende de la configuración de sus recursos y capacidades, que son la base para construir las competencias clave: la adquisición, configuración, reconfiguración y desarrollo de los recursos disponibles es un factor crítico para obtener una ventaja competitiva y crear valor (Barney, 1991; Cosic et al., 2012; Wade y Hulland, 2004). Según esta visión, para lograr una ventaja competitiva sostenible, los recursos deben ser VRIN: Valiosos (permiten una estrategia de creación de valor), Raros (son escasos), Inimitables (no pueden ser copiados por la competencia) y no-sustituibles (no pueden ser suplantados con una solución del competidor). En un enfoque ampliado de esta teoría, los recursos incluyen categorías intangibles que contemplan la organización, el personal y las redes de actores relevantes para la organización (*stakeholder networks*) (Olszak, 2014).

Cosic et al. (2012) y Nevo y Wade (2010) identifican una limitación de este enfoque: las tecnologías de la información y comunicación no satisfacen los criterios VRIN, sin embargo, pueden combinarse en sinergia con recursos empresariales existentes para formar otros recursos VRIN. Por otro lado, la VBR demuestra otra limitante, ya que fue pensada en tiempos donde el

cambio tecnológico no avanzaba a la velocidad con la que comenzó a hacerlo en la década de los noventa. Por ello, el explicar la capacidad de adaptación y reconfiguración de recursos en una organización en entornos cambiantes y volátiles, la Teoría de Capacidades Dinámicas es más acorde. Teece et al. (1997) definen la capacidad dinámica como:

“La capacidad de la empresa para integrar, construir y reconfigurar las competencias internas y externas para hacer frente a entornos que cambian rápidamente. Las capacidades dinámicas reflejan la capacidad de una organización para lograr formas nuevas e innovadoras de ventaja competitiva dadas las dependencias del camino y las posiciones en el mercado” (p. 516).

Al aplicar el concepto de inteligencia de negocios a la Teoría de Capacidades Dinámicas, la inteligencia de negocios puede ser una capacidad dinámica analítica habilitada por tecnologías de información para mejorar la toma de decisiones y el desempeño de la empresa en entornos inciertos. Olszak (2014) define la capacidad de inteligencia de negocios (CIN) a partir de esta teoría como “la capacidad de una organización para integrar, construir y reconfigurar los recursos de información, así como los procesos de negocios para abordar entornos que cambian rápidamente” (p. 1106). Si se reconfiguran exitosamente sus recursos de información, se elevan las probabilidades de la empresa para cumplir los objetivos organizacionales establecidos y mejorar su desempeño empresarial.

### ***2.2.6 Desempeño empresarial***

La mejora del desempeño empresarial es un objetivo al que aspira toda organización que busca una posición en el mercado, e implica monitorear resultados cuantitativos y cualitativos que genera la empresa en el transcurso de un periodo señalado (Manríquez et al., 2015). De acuerdo a Córdova et al. (2021), el desempeño empresarial es el resultado de los logros

alcanzados y la capacidad operativa que posee la empresa para satisfacer las expectativas del dueño o propietario. Ante esta definición es relevante resaltar el factor de expectativa del dueño o propietario, porque se infiere que dichas expectativas estarán sujetas a la percepción del dueño. Varios autores aportan a la definición de desempeño empresarial, enriqueciendo su cuerpo de literatura (tabla 4).

**Tabla 4**

*Definiciones de desempeño empresarial*

Definición	Autor(es)
Capacidad operativa de un negocio para satisfacer los deseos del propietario y debe evaluarse con el fin de medir el logro de los objetivos organizacionales.	(Zulkifli y Perera, 2011)
La cuota de mercado, calidad, innovación, mediciones de clientes, mediciones de empleados, entre otros, reflejan la situación de la empresa.	(Salgado y Calderón, 2014)
Capacidad que tiene una organización para cumplir sus metas, para adaptarse al entorno y para hacer un uso racional de los recursos que este le proporciona y para cumplir con sus lineamientos estratégicos.	(Pérez, 2013)
Significa que el trabajo se realiza en forma efectiva y eficiente y mantiene su relevancia para los interesados directos.	(Lusthaus et al., 2002)
Combinación de factores objetivos, medibles a través de indicadores financieros, así como factores subjetivos, evaluados mediante la calidad del producto, la efectividad del marketing, el valor añadido, la satisfacción del cliente y otras medidas de eficiencia organizacional.	(Fuentes y Hurtado, 2002)
Toma en cuenta estrategias, estructuras, objetivos económicos e indicadores no financieros, eficiencia, efectividad, resultados financieros, satisfacción del empleado, crecimiento, ventas, segmento de mercado, nuevos productos, rentabilidad e ingresos operativos.	(Matus, 2018)
Posición de la empresa ante sus consumidores, proveedores y gobierno, cuyas interacciones se caracterizan por relaciones de poder asimétrico y, en ocasiones, intereses contrarios.	(de Oliveira Filho y Abadía, 2013)
Es un constructo en la investigación de negocios que siempre ha probado ser problemático. El retorno sobre la inversión, el volumen de ventas y la participación de mercado han sido los indicadores de desempeño más ampliamente utilizados.	(Ynzunza y Izar, 2013)
Los componentes que intervienen en el correcto logro de los objetivos organizacionales.	(Perez y Cortés, 2009)
La gestión eficiente que una empresa puede hacer al combinar los recursos que posee con las estrategias diseñadas respecto a la oferta de sus productos o servicios.	(Camisón y Cruz, 2008)

Fuente: Elaboración propia

En estas las definiciones, se demuestra que varios factores afectan el desempeño empresarial de un negocio. Para Huerta et al. (2016), el desempeño empresarial es la capacidad de la empresa para lograr un rendimiento operativo y financiero esperado, medible a través de

ingresos por ventas, output en la producción y la aplicación de tecnologías que ayuden en el desarrollo de conocimiento. En este sentido, implementar herramientas de inteligencia de negocios para desarrollar y administrar este conocimiento pudiera incidir positivamente en el desempeño empresarial. El uso de estas herramientas, que genera la diferencia entre organizaciones, se marca por los ingresos monetarios, mejora continua de los servicios y de las relaciones con los clientes (Cordero y Rodríguez, 2017).

### ***2.2.7 Capacidad de inteligencia de negocios y el desempeño empresarial***

Existen varias investigaciones han abordado el impacto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de la PYME, al generar mayor capacidad competitiva frente al mercado tanto a nivel interno y externo en las organizaciones. (Páez et al., 2019). Cordero y Rodríguez (2017) identifican la capacidad de inteligencia de negocios como una estrategia para la gestión de las empresas productivas, ya que apoya la gestión y consecución de objetivos estratégicos, mientras que López (2012) logra estimar el impacto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño de las PYMES en el contexto de un país en vías de desarrollo. Reyes y Fernández (2021) argumentan la relación entre la utilización de un sistema y la correcta gestión de información para tomar decisiones, permite medir la competitividad entre las empresas, alcanzar mejores resultados y mayores ventajas competitivas, y finalmente, Meraz (2018) estudia la influencia, directa e indirecta, de la capacidad de inteligencia de negocios sobre la competitividad empresarial de la PYME. Es por ello que a partir de estos argumentos, se formula la primera hipótesis de esta investigación:

*H<sub>1</sub>: La capacidad de inteligencia de negocios tiene un efecto directo y positivo en el desempeño empresarial de la PYME.*

### ***2.2.8 Las TICs como base para determinar la capacidad de inteligencia de negocios***

La literatura orientada al estudio de la inteligencia de negocios en PYME ha ido en aumento recientemente, sin embargo, pocos estudios se enfocan en identificar las capacidades actuales de la PYME para poner en marcha de manera consciente los procesos, herramientas tecnológicas y conocimientos necesarios para detonar el verdadero potencial de su capacidad en inteligencia de negocios. De acuerdo a Medina et al. (2016), la mayoría de las PYMES cuentan de alguna manera con un sistema de inteligencia de negocios “aunque puede que no sean totalmente conscientes de este hecho” (p.13), puesto que hoy en día, varios de sus procesos de negocios son habilitados por tecnologías de la información y comunicación.

De acuerdo a Meraz (2018), "la inteligencia de negocios se caracteriza por conformar una clase particular, ampliada y especializada de herramientas tecnológicas diseñadas para reducir la incertidumbre en el proceso de toma de decisiones" (p.12), resaltando la integración de la tecnología como parte inherente del término. Aun cuando el concepto de inteligencia de negocios suele mancomunarse con “tecnologías de la información”, uno es complementario del otro, pero la inteligencia de negocios no puede darse sin la incorporación de tecnologías de la información y comunicación, y a pesar de ello, la tecnología es solamente una forma de facilitar esta función (Medina et al., 2016). No obstante, el que una PYME logre dotarse de estas tecnologías, no garantiza un soporte idóneo al proceso de toma de decisiones, ya que es necesario implementar un sistema de información que integre herramientas informáticas enfocadas en la inteligencia de negocios (Venegas y Guerra, 2013).

Varios autores han investigado la relación entre las capacidades en tecnologías de la información y comunicación y la inteligencia de negocios (Alyan, 2022; Shollo y Galliers, 2016; Zeng et al., 2006). Por un lado, Ping et al. (2018) examinan el impacto de las capacidades

organizacionales clave en tecnologías de la información y comunicación y el uso de inteligencia de negocios en el desempeño de la grande empresa, mientras que Chen et al. (2012) identifican una serie de TICs clave para el desarrollo de inteligencia de negocios, y proponen un marco que identifica la evolución, las aplicaciones y las áreas de investigación emergentes de la inteligencia de negocios.

Derivado de esta investigación teórica entre tecnologías de la información y comunicación e inteligencia de negocios, se plantea la segunda hipótesis de la investigación:

*H<sub>2</sub>: La capacidad de inteligencia de negocios de una PYME puede inferirse a través de sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios.*

### **2.2.9 El impacto de las TICs en el desempeño empresarial**

Aunque la presencia de un sistema de inteligencia de negocios no sea detectado de manera consciente por la PYME, sus beneficios sí son percibidos. En la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 para las Micro, Pequeñas y Medianas empresas realizada por el Instituto Federal de Telecomunicaciones (2021), las PYMES afirmaron que la incorporación de tecnologías de información a su proceso de toma de decisiones, les brindo más beneficios que antes de integrarlas. A pesar de que los beneficios de incorporar elementos de un sistema de inteligencia de negocios sean claramente percibidos por la PYME, medir la relación entre estas capacidades nacientes en inteligencia de negocios y su impacto, proporcionaría más información sobre el estado actual de las PYMES respecto a su capacidad de inteligencia de negocios.

Integrar tecnologías de la información y comunicación en las PYMES puede contribuir a tomar mejores decisiones estratégicas con menores márgenes de error, y su efecto positivo en el

desempeño empresarial ha sido demostrado en varias investigaciones (Ashrafi y Murtaza, 2008; Azam, 2015; Bayo et al., 2013; Consoli, 2012; Cuevas et al., 2016; Locke, 2004; Tarutè y Gatautis, 2014). La tendencia indica que en los próximos tres años, alrededor del 42% las PYMES integraran tecnología que mejore el proceso de toma de decisiones del management (Oxford Economics, 2019), “un proceso cognitivo de toma de decisiones en condiciones de complejidad e incertidumbre, que implica acciones como buscar dar significado a situaciones confusas, partiendo de información ambigua, escasa e incompleta” (Barón y Zapata, 2018, p. 14). Partiendo de esta definición, el proceso de toma de decisiones en las PYMES involucra analizar situaciones inciertas y por lo regular, con información parcial acerca del problema a solucionar, donde "el acertado flujo y gestión de datos e información es vital para un acertado proceso de toma de decisiones" (Venegas y Guerra, 2013, p. 1).

Considerando lo anterior, se hace evidente la necesidad de explorar qué indicadores se relacionan con los beneficios y en desempeño que las PYMEs perciben al aprovechar sus capacidades de inteligencia de negocios. También, sería beneficioso proporcionar una definición clara y una clasificación de los indicadores clave asociados con las capacidades de inteligencia de negocios que afectan el desempeño empresarial de las PYMEs. Estos podrían incluir indicadores financieros, operativos, de satisfacción del cliente, entre otros. Además, sería útil explicar cómo estos indicadores se relacionan con la inteligencia de negocios y cómo pueden ser influenciados o mejorados mediante el uso de tecnologías de la información y comunicación (TIC). En este sentido, se exploran indicadores clave abordados en la literatura que han sido asociados con alguna forma de inteligencia de negocios:

- **Ventas.** La transformación digital, incluyendo la adopción de inteligencia de negocios, ha demostrado ser crucial para la sostenibilidad de las PYMES, especialmente en tiempos de

crisis como la pandemia de COVID-19, donde las ventas en línea se han vuelto esenciales (Winarsih et al., 2021).

- **Costos.** La adopción de sistemas de inteligencia de negocios (BIS) puede ayudar a las PYMES a mitigar riesgos internos y externos, lo que podría traducirse en una gestión de costos más eficiente (Stjepić et al., 2021).
- **Innovación de productos.** La adopción de tecnologías digitales, como los agentes de conversación inteligente, puede apoyar la innovación en las PYMES, especialmente en áreas como ventas y marketing (Ikumoro y Jawad, 2019).
- **Experiencia del cliente.** La inteligencia de negocios puede ayudar a las PYMES a orientar a los consumidores en línea de manera más efectiva, lo que podría mejorar la experiencia del cliente (Drydakis, 2022).
- **Gestión de proveedores.** Liu et al. (2021) exploraron cómo la Financiación de la Cadena de Suministro (SCF, por sus siglas en inglés) impacta en el desempeño y el riesgo de las PYMES, especialmente en el contexto de las relaciones entre compradores y proveedores. Aunque el estudio se centra en la financiación de la cadena de suministro, resalta la importancia de la gestión eficaz de las relaciones con los proveedores para mejorar el desempeño y mitigar los riesgos en las PYMES. Este aspecto puede ser crucial para entender cómo la inteligencia de negocios puede ayudar en la gestión de proveedores, proporcionando hallazgos importantes para tomar decisiones informadas y mejorar la eficiencia operativa.
- **Productividad de los empleados.** Basri (2020) mostró cómo el marketing en redes sociales asistido por inteligencia artificial (una forma de inteligencia de negocios) puede mejorar la gestión empresarial efectiva y el desempeño de las PYMES. Esto sugiere que

la adopción de tecnologías inteligentes puede tener un impacto positivo en la gestión empresarial, lo que a su vez podría influir en la productividad de los empleados.

- **Alcance de marca.** English y Hoffmann (2018) discuten cómo la inteligencia de negocios y las analíticas de big data pueden ser una fuente significativa de ventaja competitiva para las PYMES. Aunque el estudio no aborda directamente el alcance de la marca, sugiere que la adopción de tecnologías de BI puede contribuir a la ventaja competitiva de las PYMES, lo que podría traducirse en un mayor alcance de marca a través de una mejor toma de decisiones y estrategias de marketing más efectivas.

Si bien estudios previos soportan un efecto positivo, hace falta evidencia empírica enfocada en el contexto particular de las PYMES en México, tomando en cuenta los factores culturales y organizacionales propios de este segmento. Medir de forma cuantitativa esta relación permitiría identificar los beneficios específicos de adoptar inteligencia de negocios que tienen mayor capacidad predictiva sobre el desempeño de las PYMES en México. Estos hallazgos pudieran establecer una hoja de ruta objetiva sobre qué capacidades deben priorizar las empresas en sus inversiones iniciales en inteligencia de negocios, para apalancar el máximo retorno.

En suma, existe una evidente necesidad de investigación para determinar los beneficios percibidos por las PYMES mexicanas al desarrollar capacidades de inteligencia de negocios, y su capacidad para predecir positivamente el desempeño empresarial. Por lo tanto, la tercera hipótesis de investigación que plantea este trabajo es:

*H<sub>3</sub>: El desempeño empresarial de una PYME puede inferirse a través de indicadores clave relacionados con el aprovechamiento de sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación asociadas con la inteligencia de negocios*

## Capítulo 3. Metodología

### 3.1 Metodología

Con la intención de probar el modelo teórico de esta investigación, el estudio analiza la base de datos originada por la Tercera Encuesta sobre Usuarios a las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas 2021 para generalizar los resultados a una población (PYMES mexicanas).

La Tercera Encuesta sobre Usuarios a las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas 2021 fue seleccionada para el análisis de datos de este estudio, dado que proporciona información actualizada y representativa sobre las PYMES mexicanas. Esta encuesta, realizada por el Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT), incluye datos relevantes sobre las capacidades tecnológicas y el desempeño de las PYMES, los cuales corresponden a las variables de interés en la presente investigación. Además, la muestra de la encuesta permite hacer inferencias y generalizar los resultados encontrados a la población de PYMES a nivel nacional. Por lo tanto, el uso de esta base de datos resulta apropiado para poner a prueba el modelo teórico propuesto sobre la capacidad de inteligencia de negocios y el desempeño de las PYMES en México.

El enfoque de investigación seleccionado es de carácter cuantitativo, de tipo causal transversal, no experimental, ya que persigue identificar los efectos de la interacción de ciertas variables en un momento específico. El estudio busca la comprobación de hipótesis causales al analizar la relación de dos variables latentes. Según Kerlinger y Lee (2008), en las investigaciones no experimentales no se posee control directo de las variables independientes, por ello se hacen inferencias sobre las relaciones entre las variables, sin intervenir de manera directa. Es decir que a través de la presente investigación se realizará la interpretación del comportamiento de las variables sin que estas sean controladas o manipuladas. El resumen metodológico se aprecia en la tabla 5.

**Tabla 5.***Resumen metodológico*

Aspecto metodológico	Consideraciones para la investigación
Cosmovisión	Pragmática: el fenómeno estudiado surge de acciones, situaciones y consecuencias más que de condiciones antecedentes (Creswell y Creswell, 2018).
Teorías abordadas	Teoría de las Capacidades Dinámicas (Teece et al., 1997): busca explicar la capacidad de la PYME para adaptar intencionalmente la base de recursos de una organización hacia la construcción de capacidades de inteligencia de negocios.
Método de la investigación	Cuantitativo
Diseño de la investigación	No experimental transversal
Método de análisis	Modelado por ecuaciones estructurales
Constructos (variables latentes)	I. Capacidad de inteligencia de negocios II. Desempeño empresarial
Variables	I. Capacidad de inteligencia de negocios <i>Infraestructura de TI</i> <i>Facturación digital</i> <i>Reclutamiento digital</i> <i>Búsqueda de proveedores en línea</i> <i>Servicios digitales gubernamentales</i> <i>Comercio electrónico</i> <i>Servicio al cliente digital</i> <i>Comunicación digital interna</i> <i>Banca electrónica</i> <i>Almacenamiento en la nube</i>  II. Desempeño empresarial <i>Crecimiento de ventas</i> <i>Optimización de costos con proveedores</i> <i>Innovación de productos</i> <i>Experiencia del cliente</i> <i>Productividad de los empleados</i> <i>Alcance de marca</i> <i>Reducción de costos de operación</i>

Fuente: elaboración propia.

### **3.1.1 Objeto del estudio**

Analizar el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño empresarial de la PYME en México.

### **3.1.2 Sujeto de estudio**

El sujeto de estudio de esta investigación es la pequeña y mediana empresa que opera en México. Una pequeña y mediana empresa es una organización con fines de lucro legalmente constituida y operando en territorio mexicano. La Ley para el Desarrollo de la Competitividad de

la Micro, Pequeña y Mediana empresa (2015) define y clasifica a la PYME como empresas que cuentan entre los 11 y 250 empleados y registran entre \$4,000,001 y \$250,000,000 de pesos (moneda nacional) en ventas brutas anuales (tabla 6).

**Tabla 6.**

*Estratificación de las empresas en México*

<i>Tamaño</i>	<i>Sector</i>	<i>Rango de número de trabajadores</i>	<i>Rango de monto de ventas anuales (mdp)</i>	<i>Tope máximo combinado</i>
<i>Micro</i>	<i>Todas</i>	<i>Hasta 10</i>	<i>Hasta \$4</i>	<i>4.6</i>
<i>Pequeña</i>	<i>Comercio</i>	<i>Desde 11 hasta 30</i>	<i>Desde \$4.01 hasta \$100</i>	<i>93</i>
	<i>Industria y servicios</i>	<i>Desde 11 hasta 50</i>	<i>Desde \$4.01 hasta \$100</i>	<i>95</i>
<i>Mediana</i>	<i>Comercio</i>	<i>Desde 31 hasta 100</i>		<i>235</i>
	<i>Servicios</i>	<i>Desde 51 hasta 100</i>	<i>Desde \$100.01 hasta \$250</i>	
	<i>Industria</i>	<i>Desde 51 hasta 250</i>		<i>250</i>

Fuente: Ley para el desarrollo de la competitividad de la micro, pequeña y mediana empresa (2015).

### **3.1.3 Métodos**

**Enfoque de investigación.** El enfoque de investigación seleccionado es de carácter cuantitativo. Este estudio se basa en el análisis de la base de datos de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 del Instituto Federal de Telecomunicaciones para generalizar los resultados a la población de las PYMEs en México.

**Diseño de la investigación.** El estudio es de tipo causal transversal, ya que busca identificar los efectos de la interacción de ciertas variables en un momento específico. Busca la comprobación de hipótesis causales al analizar la relación de una variable latente exógena (independiente), el nivel de inteligencia de negocios, en una variable latente endógena (dependiente), el desempeño económico.

### ***3.1.4 Metodología estadística***

Para analizar la relación entre la capacidad de inteligencia de negocios y desempeño empresarial, se utiliza el modelamiento a través de ecuaciones estructurales (MEE). De acuerdo a Kerlinger y Lee (2008), el MEE permite probar teorías científicas del comportamiento con una ventaja significativa, ya que permite los efectos de las variables latentes entre sí y sobre otras variables observadas. Otra definición y ventaja del modelamiento a través de ecuaciones estructurales es que evalúa las relaciones de dependencia tanto múltiple como cruzadas, y ayuda a representar conceptos no observados en estas relaciones (Escobedo et al., 2016). El modelamiento a través de ecuaciones estructurales claramente presenta una serie de ventajas para el análisis de fenómenos sociales, entre ellas, es el método ideal cuando se busca poner a prueba una teoría (Leyva y Olague, 2014).

### ***3.1.5 Fuentes de información***

Para comprobar el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios sobre el desempeño empresarial de la PYME mexicana, esta investigación emplea como fuente de datos secundarios la base de datos de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 aplicada a las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas, llevada a cabo por el Instituto Federal de Telecomunicaciones (IFT) (tabla 7). El objetivo de esta encuesta es:

Conocer los servicios de telecomunicaciones y TICs utilizados principalmente en las MiPYME, los patrones de consumo con un enfoque a la productividad, comercialización, cuestiones administrativas, desarrollo y crecimiento de la empresa, conocer cómo perciben que los servicios de telecomunicaciones han impactado a su productividad y crecimiento, así como la satisfacción y experiencia en el uso de los servicios,

enfocándose principalmente a los servicios con una mayor adopción en México por las MiPYME, internet fijo y telefonía fija (p. 4).

Para efectos de la encuesta, el IFT reconoce las tecnologías de información y comunicación como “hardware, software, redes y medios para la recolección, almacenamiento, procesamiento, transmisión y presentación de información (voz, datos, texto, imágenes), así como los servicios relacionados” (OECD y BID, 2016).

### Tabla 7

#### *Características del diseño de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021*

Características del diseño	Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021
Representatividad	Nacional
Público objetivo	MiPYME usuarias de los servicios de Internet fijo o Telefonía fija conforme a la siguiente segmentación: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Micro: hasta 10 personas</li> <li>• Pequeña: de 11 a 50 personas</li> <li>• Mediana: de 51 a 250 personas</li> </ul> Nota: Debido a que el objetivo no es medir la penetración de los servicios, el público objetivo consistió en usuarios de Internet fijo o Telefonía fija y, en caso de que la unidad económica no fuera usuaria de alguno de estos dos servicios, no se entrevistó. Asimismo, el estudio se enfocó en esos dos servicios debido a que son los de mayor adopción en México. Para efectos del análisis, las microempresas fueron removidas de la base de datos.
Tamaño de la muestra	1,601 entrevistas efectivas cuya distribución fue dada por la participación de las empresas por tamaño, de acuerdo con los Censos Económicos 2019 del INEGI: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Microempresas: 1,128 entrevistas</li> <li>• Pequeñas empresas: 323 entrevistas</li> <li>• Medianas empresas: 150 entrevistas</li> </ul>
Levantamiento y muestreo	La aplicación de las encuestas a MiPYME consistió en un levantamiento presencial en unidades económicas fijas (excluyendo semifijas) con un diseño muestral probabilístico polietápico con base en el Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas 2017 (DENUE) del INEGI.
Marco muestral	Conformada por los sectores económicos más representativos utilizando el Sistema de Clasificación Industrial de América del Norte 2018 (SCIAN 2018) de INEGI. Excluyendo los siguientes sectores: Agricultura (11), Minería (21), generación, transmisión y distribución de energía eléctrica, suministro de agua, gas por ductos al consumidor final (22) y actividades legislativas, gubernamentales, de impartición de justicia y de organismos internacionales y extraterritoriales (93), estos sectores en conjunto representan alrededor del 1% del total de unidades económicas fijas.
Nivel de confianza y margen de error	A un nivel de confianza del 95%, se cuenta con un error absoluto teórico aproximado de 2.5% para el total nacional.
Informante	Los encargados de responder los cuestionarios fueron los dueños, socios, responsables, directores o personal que tuvieran conocimiento acerca de la contratación, patrones de consumo y experiencia de uso de los servicios de telecomunicaciones (internet fijo o telefonía fija) en la empresa o negocio.

Fuente: Instituto Federal de Telecomunicaciones (2021)

Finalmente, con el propósito de establecer la relación entre las tecnologías de la información y comunicación y la capacidad de inteligencia de negocios de la PYME, se realiza un análisis de la literatura disponible en SCOPUS y Google Scholar.

### 3.1.6 Selección de variables

Para seleccionar las variables, primeramente se identifican aquellas disponibles en la base de datos de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 aplicada a las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas (Instituto Federal de Telecomunicaciones, 2021); y posteriormente se analizan cuáles están alineadas a los constructos capacidad de inteligencia de negocios y desempeño empresarial acorde a la teoría que los soporta (tabla 8).

**Tabla 8**

#### *Variables de la investigación*

Dimensión	Descripción	Código	Variable	Item
Desempeño empresarial	Beneficios percibidos al implementar capacidades organizacionales en TICS asociadas con la inteligencia de negocios	P10_1	Crecimiento de ventas	Gracias a la conexión a Internet de la empresa o negocio ahora hay más ventas/clientes.
		P10_2	Optimización de costos con proveedor	La conexión a Internet ha permitido disminuir los costos al poder encontrar más y mejores proveedores
		P10_3	Innovación de productos	Contar con Internet ha permitido a la empresa o negocio desarrollar nuevos productos o servicios.
		P10_4	Experiencia del cliente	El Internet permite que la empresa o negocio esté más cerca de sus consumidores.
		P10_5	Productividad de los empleados	El Internet de la empresa ha permitido que los empleados hagan más en el mismo tiempo.
		P10_6	Alcance de marca	Gracias al Internet, ahora más gente conoce la empresa o negocio.
		P10_7	Reducción de costos de operación	El Internet de la empresa o negocio ha permitido que la entrega de productos o servicios sea más rápida o menos costosa
Capacidad de inteligencia de negocios	Capacidades organizacionales en TICS asociadas con la inteligencia de negocios	P6_6	Infraestructura de TI	Servidores de almacenamiento de información
		P18_2	Facturación digital	Facturación electrónica
		P18_4	Reclutamiento digital	Reclutamiento de personal
		P18_6	Búsqueda de proveedores en línea	Prospección de proveedores
		P18_7	Servicios digitales gubernamentales	Gestiones gubernamentales: trámites, solicitud de información, pago de impuestos
		P18_1	Comercio electrónico	Vender servicios o productos
		P18_5	Servicio al cliente digital	Atención al cliente
		P23_1	Comunicación digital interna	Correo electrónico empresarial
		P23_3	Banca electrónica	Banca en línea
		P23_4	Almacenamiento en la nube	Nube (Ej. OneDrive, Google Drive, Dropbox, etc.)

Fuente: Elaboración propia.

### 3.1.7 Procesamiento de la información

Para el procesamiento de información de la investigación, se recurre al software RStudio para analizar los datos que funcionan como insumos para los hallazgos del estudio. El

procedimiento utilizado para lograr los resultados descritos en la sección de conclusiones y recomendaciones consta de cinco fases principales:

1. Tratamiento de la base de datos
2. Imputación de datos
3. Análisis factorial exploratorio
4. Análisis factorial confirmatorio
5. Modelado por ecuaciones estructurales

Los métodos empleados en el procesamiento de la información se describen en el apartado actual, y en la siguiente sección se exponen los resultados obtenidos en la presente investigación siguiendo el orden de las fases anteriormente descritas.

## **3.2 Desarrollo**

### ***3.2.1 Tratamiento de la base de datos***

Antes de la imputación de datos, se le dio tratamiento a la base de datos para su posterior procesamiento en el análisis factorial exploratorio. El proceso seguido en el tratamiento de la información es el siguiente:

1. Selección de los datos de interés para el estudio a partir de la base de datos general:
  - a. Se eliminaron las microempresas de la base de datos;
  - b. Se seleccionaron 17 variables de la base de datos original (1,128 observaciones);
  - c. La base de datos final quedó en 408 observaciones.
2. Recodificación de la base de datos:
  - a. 0=No y 1=Si para las variables dicotómicas;
  - b. 0 al 10 para las variables ordinales;
  - c. Los espacios en blanco se recodificaron con "NA".

3. Importación de la base de datos a RStudio:
  - a. Las variables se etiquetan como enteros (*integer*) para evitar decimales en la imputación;
  - b. Se comprueba la clase de las variables mediante el comando *sapply (data, class)* así como la estructura del fichero mediante *str(ift.df)*;
  - c. Finalmente, se identifican la cantidad de valores faltantes en la base de datos mediante *sapply(data, function(x) sum(is.na(x)))* para proceder a la imputación de datos.

### **3.2.2 Imputación de datos**

La estructura de la base de datos de la Tercera Encuesta de Usuarios de Servicios de Telecomunicaciones 2021 consta de 337 variables con 1,601 observaciones, de las cuales 1,128 pertenecen a entrevistas realizadas a microempresas, 323 corresponden a pequeñas y 150 a medianas. Para efectos de esta investigación, se removieron de la base de datos las respuestas de las microempresas para analizar solamente los datos de las pequeñas y medianas, sujetos de este estudio.

Ahora bien, conforme a Goicoechea (2002), en una investigación es común que individuos no contesten alguna de las preguntas en el cuestionario al momento de la entrevista, generando valores ausentes (o *missing values*) y un problema de no-respuesta; expone que esto puede introducir sesgo en la estimación e incrementar la varianza muestral debido a la reducción del tamaño de la muestra. Con la finalidad de obtener resultados lo más cercanos posible a la realidad, se procede primeramente a tratar el fichero con una imputación de datos para subsanar valores en blanco derivados a falta de respuesta de los entrevistados.

La imputación de datos es el proceso donde los valores ausentes son reemplazados por valores aceptables conocidos (Goicoechea, 2002). Las principales razones para ejecutar una imputación es para obtener un conjunto de datos completo y consistente y así obtener un análisis más robusto (Marquez et al., 2017). Existen varios métodos de para la imputación de valores faltantes en una estructura de datos, y regularmente se clasifican por el tipo de datos que forman parte del conjunto a analizar (tabla 9) (Useche y Mesa, 2006). Para seleccionar el método más apropiado es necesario identificar el tipo de variables que contienen los datos a imputar, de lo contrario, las estimaciones de los nuevos valores inferidos serán imprecisas y por ende, los resultados del análisis estarán sesgados.

### Tabla 9

*Métodos de imputación más utilizados de la librería "mice", RStudio*

Argumento	Tipo de data	Método
<i>pmm</i>	Cualquiera	Coincidencia de media predictiva
<i>midastouch</i>	Cualquiera	Coincidencia de medias predictivas ponderadas
<i>sample</i>	Cualquiera	Muestra aleatoria de valores observados
<i>cart</i>	Cualquiera	Árboles de clasificación y regresión
<i>rf</i>	Cualquiera	Imputaciones de bosque aleatorio
<i>2only.pmm</i>	Cualquiera	Coincidencia de media predictiva (clases de segundo nivel)

Fuente: RStudio Team (2022).

Las variables analizadas en la Tercera Encuesta de Usuarios de Telecomunicaciones 2021 (Instituto Federal de Telecomunicaciones, 2021) contienen en su mayoría respuestas dicotómicas (codificadas de forma binaria en 0 y 1), y algunas son de carácter politómico (cuyo rango es del cero al diez), dando como resultado un dataset con datos mixtos. Para la imputación de un set de datos de categoría policórica, se opta por una imputación de datos utilizando el método de árboles de clasificación y regresión (cuyas siglas en inglés son CART por classification and

regression trees), desarrollado por Breiman (1984). Useche y Mesa (2006) describen el algoritmo CART como:

Una partición binaria recursiva que representa sus resultados en forma de árbol de decisión. Es binaria porque los nodos padres son siempre partidos en dos subgrupos (hijos) y recursivo porque cada hijo puede también ser tratado como un padre y, por lo tanto, puede ser también particionado (p. 17).

El método CART presenta ventajas y desventajas como algoritmo de imputación de datos; para esta investigación se consideraron antes de proceder con el proceso (tabla 10).

**Tabla 10**

*Ventajas y desventajas del algoritmo de imputación CART*

<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Flexibilidad, escasez de supuestos, resistencia a datos atípicos	Requiere de grandes masas de datos para asegurar que la cantidad de observaciones de los nodos finales sea significativa
Las reglas de asignación son claras	El procesamiento es lento
La interpretación de los resultados es directa y sencilla de observar	No es recomendable usar el árbol diseñado para imputar una variable distinta para la que fue creado
Son válidas sea cual sea la naturaleza de las variables explicativas	
es una técnica no paramétrica que tiene en cuenta las interacciones que pueden existir entre los datos	

Fuente: Bárcena y Tusell (1999), Useche y Mesa (2006).

### ***3.2.3 Análisis factorial exploratorio***

Para validar los constructos abordados, primeramente se realizó un análisis factorial exploratorio (AFE) para validar la relación entre los ítems de cada una de las variables a estudiar. El AFE indica la tendencia de agrupación de las variables, es decir, el grado de relación (correlación) de cada variable con cada factor o variable latente. El análisis factorial es una técnica utilizada para descubrir agrupaciones de variables de tal forma que las variables de cada

grupo están altamente correlacionadas, y los grupos están relativamente interrelacionados (Santos, 2017). Antes del AFE se verifica la adecuación del tamaño de muestra mediante el indicador Kaiser-Meyer-Olkin, donde los valores altos (cerca de 1.0) generalmente indican que los datos son útiles para un análisis factorial, y cuando el valor es inferior a 0.50, los resultados del análisis factorial probablemente no serán útiles (IBM Documentation, 2021).

### ***3.2.4 Análisis factorial confirmatorio***

Posteriormente, se efectúa un análisis factorial confirmatorio (AFC) para confirmar que las variables determinadas tienen la suficiente relación entre sí. El AFC busca contrastar un modelo de medida a través de datos empíricos provenientes de una muestra, que teóricamente refleje las características de la población objeto de estudio, cuyo punto de partida es la construcción de un modelo sustentado en la teoría y en el análisis factorial exploratorio (AFE) (Martínez, 2021). Este análisis principalmente aporta al estudio al comprobar la agrupación de variables relacionadas con tecnologías de la información y comunicación en la variable latente "capacidad de inteligencia de negocios".

### ***3.2.5 Modelamiento por ecuaciones estructurales (MEE)***

Para analizar la relación entre los constructos y variables se utiliza el método de ecuaciones estructurales. De acuerdo a Kerlinger y Lee (2008), el modelamiento de ecuaciones estructurales permite probar teorías científicas del comportamiento con una ventaja significativa:

Se pueden evaluar los efectos de las variables latentes entre sí y sobre otras variables observadas. Una variable latente es un constructo o "entidad" hipotética [...] Las variables latentes son, por supuesto, variables no observadas, cuya "realidad" se asume o infiere a partir de variables o indicadores observados. Los factores son variables latentes, constructos diseñados para explicar el comportamiento observado (pág. 786).

Otra ventaja del modelamiento a través de ecuaciones estructurales la exponen Escobedo et al. (2016):

El modelamiento a través de ecuaciones estructurales tiene la ventaja, sobre otras técnicas multivariantes, al analizar las relaciones por cada subconjunto de variables, permitiendo también una interrelación entre variables de diferentes grupos dependiendo del propósito de la investigación. El modelamiento a través de ecuaciones estructurales trabaja con variables observables o medibles (aquellas que tienen un valor de entrada) y una o varias variables latentes o no observadas (que no tiene valor como tal y que puede utilizarse como un concepto), fortaleciendo las correlaciones utilizadas y realizando estimaciones más precisas de los coeficientes estructurales (pág. 17).

Leyva y Olague (2014) definen el modelo de ecuaciones estructurales como:

Un método multivariable que permite examinar simultáneamente una serie de relaciones de dependencia, adicionalmente combinan aspectos de la regresión múltiple y análisis factorial para estimar una serie de relaciones de dependencia, pero a la vez interdependientes, ya que las variables que son dependientes en una relación pueden ser independientes en otra relación dentro del mismo modelo (pág. 481).

Para efectos de la investigación, este método estadístico permite analizar la relación entre la capacidad de inteligencia de negocios y desempeño empresarial a través de las variables observadas descritas en apartados anteriores.

## Capítulo 4. Resultados

### 4.1 Imputación de datos

Para asegurar que la imputación de datos sea la adecuada, es necesario que se identificara el tipo de las variables que serán procesadas, ya que en caso de ser numéricas en lugar de enteros, el método de imputación de árboles de regresión (CART) calculará decimales en respuestas que son categóricas. La importación del fichero y clasificación correcta de las variables se realizó con éxito (figura 11).

#### Figura 11

*Importación de variables como enteros para imputación*

```
> sapply(ift.df, class)
  P6_6   P18_2   P18_4   P18_6   P18_7   P18_1   P18_5   P23_3   P23_4   P23_1   P10_2
"integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer"
  P10_3   P10_5   P10_7   P10_1   P10_4   P10_6
"integer" "integer" "integer" "integer" "integer" "integer"
```

Fuente: elaboración propia.

La imputación de los valores faltantes en la base de datos se ejecutó con éxito, al sustituir por completo las no-respuestas y los valores en blanco (figura 12).

#### Figura 12

*Resultado de la imputación de datos*

```
> sapply(ift.df, function(x) sum(is.na(x)))
 P6_6 P18_2 P18_4 P18_6 P18_7 P18_1 P18_5 P23_3 P23_4 P23_1 P10_2 P10_3 P10_5 P10_7 P10_1 P10_4 P10_6
  0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
```

Fuente: elaboración propia.

Mediante el código `sapply(data, function(x) sum(is.na(x)))` se comprueba que la base de datos fue imputada exitosamente.

## 4.2 Análisis factorial exploratorio

Con una base de datos libre de valores faltantes, se verifica si el fichero presenta una muestra adecuada para el análisis factorial exploratorio. Para ello se utiliza el código *KMO* (*data*) del paquete *psych* (Revelle, 2022) (tabla 11).

**Tabla 11**

*Medidas Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación muestral (MSA)*

Parameter	Value
Overall MSA	0.89
P6_6	0.88
P18_2	0.87
P18_4	0.90
P18_6	0.90
P18_7	0.82
P18_1	0.85
P18_5	0.89
P23_3	0.81
P23_4	0.86
P23_1	0.92
P10_2	0.91
P10_3	0.92
P10_5	0.90
P10_7	0.92
P10_1	0.87
P10_4	0.94
P10_6	0.90

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo a Kaiser y Rice (1974), un  $KMO > 0.90$  es ideal, en los 0.80 meritorio, en los 0.70 regular, 0.60 mediocre, 0.50 miserable y menos de 0.50 sería inaceptable. En general, los valores de KMO entre 0.80 y 1.0 indican que el muestreo es adecuado. El resultado del análisis muestral es adecuado, ya que presenta un KMO del 0.89 para la muestra en general y valores por variable que rondan en desde 0.94 hasta 0.82 como mínimo.

Posteriormente, con la base de datos imputada como insumo, se efectúa el AFE para identificar la agrupación de las variables en los factores por el modelo teórico del estudio. Mediante el paquete *nFactors* (Raiche y Magis, 2022) se analiza la cantidad de factores a

considerar para ejecutar el AFE. La elección de 2 dimensiones está respaldada por cinco métodos (29.41 %) de 17 (tabla 12).

**Tabla 12**

*Métodos factoriales para determinar factores a extraer*

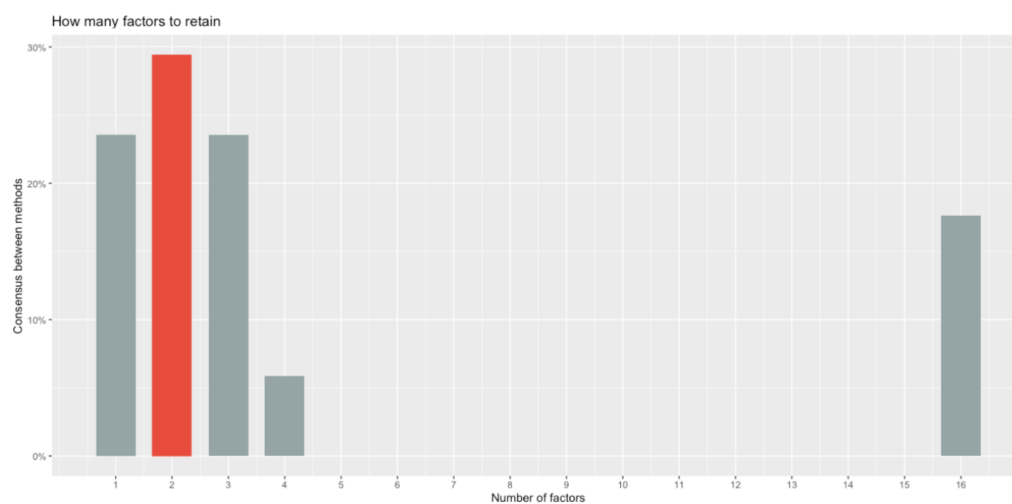
Number of methods	Number of factors	Method	Family
1	1	Bentler	Bentler
2	1	t	Multiple_regression
3	1	p	Multiple_regression
4	1	Acceleration factor	Scree
5	2	VSS complexity 1	VSS
6	2	Scree (SE)	Scree_SE
7	2	Scree (R2)	Scree_SE
8	2	VSS complexity 2	VSS
9	2	Velicer's MAP	Velicers_MAP
10	3	CNG	CNG
11	3	Optimal coordinates	Scree
12	3	Parallel analysis	Scree
13	3	Kaiser criterion	Scree
14	4	beta	Multiple_regression
15	16	Bartlett	Barlett
16	16	Anderson	Barlett
17	16	Lawley	Barlett

Fuente: elaboración propia.

Ilustrado de manera gráfica se aprecia que la elección de dos factores es la idónea para realizar el AFE (figura 13).

**Figura 13**

*Cantidad de factores a extraer para el AFE*



Fuente: elaboración propia.

Con esta información se procede a ejecutar el análisis factorial exploratorio tomando en cuenta dos factores para el procedimiento. Como método de rotación se utilizó el Varimax, y el de Máxima Verosimilitud para ajustar un modelo y estimar sus parámetros (tabla 13).

**Tabla 13**

*Cargas factoriales del análisis factorial exploratorio*

Variable	item	ML1	ML2
P10_1	15	0.801	
P10_3	12	0.755	
P10_5	13	0.738	
P10_7	14	0.719	
P10_2	11	0.717	
P10_4	16	0.674	
P10_6	17	0.639	
P23_3	8		0.685
P18_2	2		0.559
P18_7	5		0.529
P23_4	9		0.507
P18_4	3		0.488
P6_6	1		0.476
P18_6	4		0.466
P18_5	7		0.373
P23_1	10		0.370
P18_1	6		0.364

Fuente: elaboración propia.

Los parámetros del AFE indican que 2 factores son suficientes (tabla 14). Los grados de libertad para el modelo nulo son 136 y la función objetivo fue 5.837 con un Chi-Cuadrado de 2337.61, y los grados de libertad para el modelo son 103 y la función objetivo fue 0.639.

**Tabla 14**

*Parámetros del AFE*

Parameter	ML1	ML2
SS loadings	3.959	2.621
Proportion Var	0.233	0.154
Cumulative Var	0.233	0.387
Proportion Explained	0.602	0.398
Cumulative Proportion	0.602	1.000

Fuente: elaboración propia.

En conclusión, el AFE del modelo propuesto presenta una carga factorial adecuada con dos factores, por lo que se procede a realizar el análisis factorial confirmatorio para confirmar que las variables determinadas tienen la suficiente relación entre sí.

### 4.3 Análisis factorial confirmatorio

Posteriormente, se llevó a cabo un análisis factorial confirmatorio mediante el programa RStudio utilizando el paquete lavaan (Rosseel, 2012), esto con el fin de contrastar la estructura factorial exploratoria (Padilla et al., 2018). Se usó para la estimación de los parámetros de bondad de ajuste el método de máxima verosimilitud, se emplean índices de ajuste adicionales incluidos por Bentler (1990), Bentler y Bonett (1980), Browne y Cudeck (1992) y Lévy et al. (2003) (tabla 15).

**Tabla 15**

*Resultados del análisis factorial confirmatorio*

Índice de ajuste	Esperado	Obtenido
Chi-Cuadrado $\chi^2$	> 0.05	208.979
Discrepancia entre $\chi^2$ y grados de libertad;(CMIN/DF)	< 5	1.771
Índice de bondad de ajuste (GFI)	0.90 - 1	0.992
Índice de ajuste ponderado (AGFI)	0.90 - 1	0.986
Índice residual de la raíz cuadrada media (RMR)	Lo más cercano a 0	0.072
Error cuadrático media de aproximación (RMSEA)	< 0.05 / 0.08	0.044
Índice de ajuste comparativo (CFI)	0.90 - 1	0.994
Índice de ajuste normalizado (NFI)	0.90 - 1	0.986
Índice no normalizado de ajuste (NNFI o TLI)	0.90 - 1	0.993

Fuente: elaboración propia.

Los índices de bondad de ajuste reflejan que el modelo ha sido identificado apropiadamente<sup>1</sup>, lo que indica que puede servir en el modelamiento de ecuaciones estructurales.

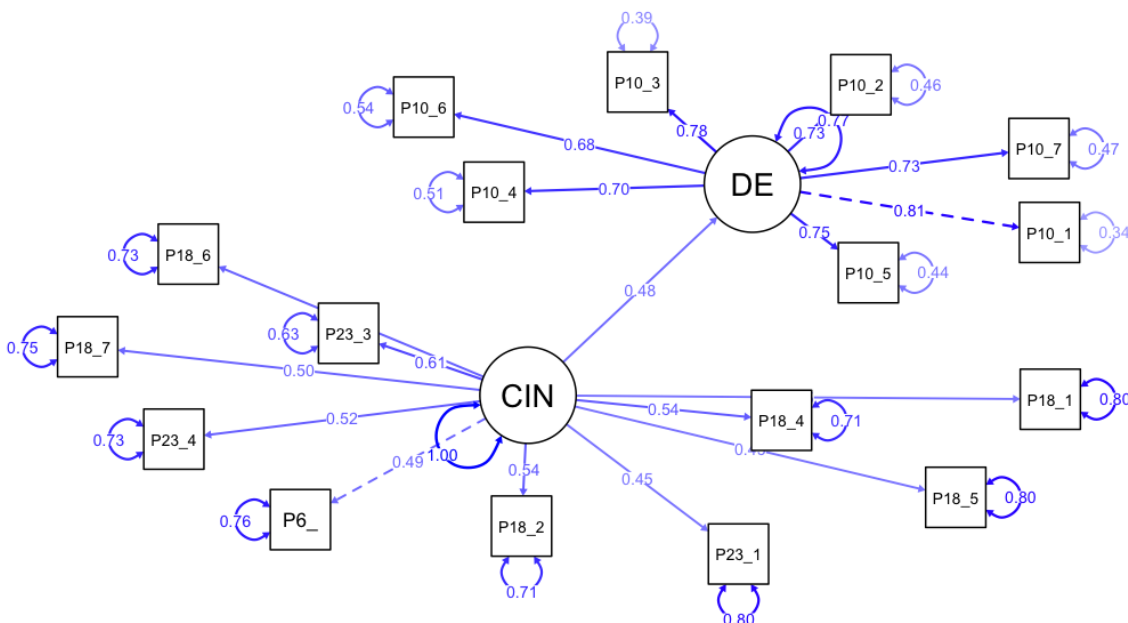
<sup>1</sup> Inputs para el análisis:  $\chi^2=174.64$ ,  $gl=118$ ,  $p=.000$

#### 4.4 Modelo de ecuaciones estructurales

Para dar respuesta a los objetivos y a las hipótesis planteadas, se creó un modelo de ecuaciones estructurales mediante el software RStudio mediante el paquete para el modelamiento por ecuaciones estructurales *lavaan* (Rosseel, 2012). Con este método, se realizó la contrastación de las hipótesis de las relaciones entre las variables planteadas. Menciona Orgaz (2008), que los modelos de ecuaciones estructurales constituyen los modelos de análisis donde mejor queda reflejada la construcción de esquemas explicativos, es decir, teorías que posibiliten una mejor comprensión de la realidad y de los fenómenos observados. Este tipo método estadístico permite contrastar el modelo teórico propuesto en el marco teórico de este estudio con el contenido en la muestra (figura 14), al determinar en qué medida los datos muestrales apoyan el modelo de múltiples relaciones de dependencia entre variables.

**Figura 14**

*Relaciones y efectos del modelo de investigación*



Fuente: elaboración propia.

El análisis de modelamiento por ecuaciones estructurales (figura 14) demuestra que la inteligencia de negocios tiene un efecto significativo y positivo en el desempeño empresarial. De acuerdo a Suhr (2006), se propone una escala para medir los coeficientes entre variables latentes:

- Valores absolutos inferiores a 0.10 pueden indicar un efecto "bajo"
- Valores alrededor de 0.30, un efecto "medio"
- Valores superiores a 0.50, un efecto "alto"

En el modelo resultante (figura 14), el valor 0.48 corresponde al R-cuadrado ( $R^2$ ) de la regresión entre las variables latentes "DE" (Desempeño) y "CIN" (Capacidad de Inteligencia de Negocios). El  $R^2$  representa la proporción de varianza en la variable dependiente (DE) que es explicada por la variable independiente (CIN). Un  $R^2$  de 0.48 significa que el modelo explica el 48% de la varianza en Desempeño Empresarial a partir de la Capacidad de Inteligencia de Negocios. Es decir, la inteligencia de negocios predice casi la mitad (48%) de la variabilidad en el desempeño de las PYMES, según los datos y el modelo evaluado.

Esto provee evidencia de que efectivamente existe una relación positiva importante entre las dos variables latentes, tal como se había hipotetizado. Sin embargo, queda un 52% de variación en el desempeño que no es explicado por la capacidad de inteligencia de negocios, lo cual puede deberse a otros factores no incluidos en el modelo. El  $R^2$  de 0.48 refleja un efecto moderado/medio de la inteligencia de negocios sobre el desempeño según los resultados del modelo estructural evaluado en el estudio.

Respecto a las variables observadas utilizadas como predictores tecnológicos de la capacidad inteligencia de negocios (CIN), todos los indicadores tienen cargas positivas significativas. Los de mayor magnitud son P23\_3 (banca electrónica), P23\_4 (nube), P18\_4 (reclutamiento digital) y P18\_6 (búsqueda de proveedores). Esto indica que estas capacidades

TICs están fuertemente correlacionadas y predicen la capacidad de inteligencia de negocios en las PYMES.

Para los indicadores del desempeño empresarial (DE) también presentan cargas positivas significativas. Los de mayor magnitud son P10\_2 (optimización de costos), P10\_3 (innovación), P10\_5 (productividad) y P10\_7 (reducción de costos operativos). Esto provee evidencia de que estos beneficios percibidos están fuertemente vinculados al desempeño de la PYME, concordando con la H3 en cuanto a que los beneficios de la capacidad inteligencia de negocios se relacionan con el desempeño.

Los resultados del modelo evidencian que la capacidad de inteligencia de negocios tiene un efecto positivo y estadísticamente significativo sobre el desempeño empresarial de la PYME, apoyando la hipótesis planteada. Asimismo, las capacidades tecnológicas evaluadas presentan cargas factoriales medianas y altas sobre la variable latente de inteligencia de negocios. Esto indica que el uso de estas tecnologías está moderada o fuertemente correlacionado con el desarrollo de capacidades analíticas en las PYMES. Del mismo modo, los indicadores del desempeño empresarial mostraron cargas positivas medias y fuertes sobre su variable latente. En particular, los beneficios percibidos con mayor capacidad explicativa fueron la optimización de costos con proveedores, la innovación de productos, la experiencia del cliente, la productividad de los empleados, el alcance de marca y la reducción de costos operativos.

En síntesis, los hallazgos empíricos proveen soporte a las relaciones hipotetizadas en el modelo teórico, entre las capacidades de inteligencia de negocios, sus predictores tecnológicos y los beneficios percibidos por las PYMES en su desempeño.

Una vez puesto a prueba el modelo, se determinaron los índices de bondad de ajuste. Según Ruiz et al. (2010), existen tres tipos de estadísticos para determinar la aceptación del

modelo propuesto. Los de ajuste absoluto (valoran los residuos), los de ajuste relativo (comparan el ajuste respecto a otro modelo de peor ajuste) y los de ajuste parsimonioso (valoran el ajuste respecto al número de parámetros utilizados).

El estadístico Chi-cuadrado es conceptualmente el más atractivo, ya que permite contrastar la hipótesis nula donde todos los errores del modelo son nulos, por lo que interesa mantener dicha hipótesis con la muestra del estudio. Sin embargo, este estadístico es altamente sensible al tamaño muestral, por lo que es recomendable auxiliarse de otros índices para garantizar la confiabilidad del modelo, como el de ajuste absoluto, ajuste relativo y los de ajuste parsimonioso. Para los modelamientos por ecuaciones estructurales, Kline (2015) sugiere que se deben informar los siguientes índices: el chi-cuadrado del modelo, el RMSEA, el CFI, el TLI y el SRMR. Los índices resultado del modelo estuvieron dentro de los parámetros (tabla 16).

**Tabla 16**

*Bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales*

Índice de ajuste	Esperado	Obtenido
Chi-Cuadrado $\chi^2$	> 0.05	324.745
Error cuadrático media de aproximación (RMSEA)	< 0.05 / 0.08	0.066
Índice de ajuste comparativo (CFI)	0.90 - 1	0.924
Índice no normalizado de ajuste (NNFI o TLI)	0.90 - 1	0.911
Residuo cuadrático medio estandarizado (SRMR)	< 0.08	0.061

Fuente: elaboración propia.

Los índices de ajuste del modelo son satisfactorios, lo que demuestra un encuadre del modelo propuesto con del modelo identificado. Para concluir el apartado de resultados, las hipótesis planteadas en el estudio son reportadas (tabla 17).

**Tabla 17***Resultados del modelo de investigación*

Hipótesis	VARIABLES EXÓGENAS	VARIABLES ENDÓGENAS	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
H1	Capacidad de inteligencia de negocios	→ Desempeño empresarial	3.33	0.51	6.48	0.00	0.48	0.48
	Servidores de almacenamiento		1.00	0.24	0.49	NA	NA	NA
	Facturación electrónica		0.92	0.12	7.41	0.00	0.22	0.54
	Reclutamiento		1.10	0.15	7.37	0.00	0.27	0.54
	Prospección de proveedores		1.03	0.14	7.19	0.00	0.25	0.52
H2	Gestiones gubernamentales	→ Capacidad de inteligencia de negocios	1.02	0.14	7.09	0.00	0.25	0.50
	Venta en línea		0.77	0.12	6.60	0.00	0.19	0.45
	Atención al cliente		0.64	0.10	6.60	0.00	0.16	0.45
	Email		0.54	0.08	6.58	0.00	0.13	0.45
	Banca en línea		1.24	0.16	7.89	0.00	0.30	0.61
	Nube		1.06	0.15	7.21	0.00	0.26	0.52
	Crecimiento de ventas		1.00	1.68	0.81	NA	NA	NA
	Optimización de costos con proveedores		0.97	0.06	16.04	0.00	1.63	0.74
	Innovación de productos		1.07	0.06	17.44	0.00	1.80	0.78
H3	Experiencia del cliente	→ Desempeño empresarial	0.71	0.05	15.13	0.00	1.19	0.70
	Productividad de los empleados		0.94	0.06	16.35	0.00	1.59	0.75
	Alcance de marca		0.74	0.05	14.43	0.00	1.25	0.68
	Reducción de costos de operación		0.98	0.06	15.77	0.00	1.65	0.73

Fuente: elaboración propia.

Para H1, la relación estimada entre inteligencia de negocios y desempeño es positiva (*Estimate* = 3.33) y significativa, con un efecto medio (*Std.lv* o  $R^2=0.48$ ). La relación positiva y significativa entre inteligencia de negocios y desempeño empresarial concuerda con estudios previos que han encontrado efectos beneficiosos de las capacidades analíticas en los resultados organizacionales. El tamaño del efecto es moderado, explicando casi la mitad de la variación en el desempeño según el  $R^2$ . Esto provee evidencia a favor del impacto de la capacidad de inteligencia de negocios en las PYMES.

En H2, los predictores tecnológicos tienen cargas positivas significativas sobre inteligencia de negocios. Las cargas factoriales heterogéneas de los predictores tecnológicos

pueden indicar que ciertas capacidades como banca electrónica y computación en la nube están más integradas a la inteligencia de negocios en las PYMES, mientras que el email y servicio al cliente digital aún no están tan alineados al análisis de datos.

Para H3, los indicadores del desempeño también presentan cargas positivas estadísticamente significativas. Los beneficios percibidos con cargas más fuertes (innovación, costos, operaciones) se alinean con resultados previos sobre los principales impactos de adoptar inteligencia de negocios en las organizaciones. El menor efecto en experiencia del cliente resalta un área de oportunidad. En general, se confirma la utilidad de los beneficios percibidos como medidas del desempeño empresarial.

En conclusión, los resultados proveen soporte total a H1, parcial a H2 sobre predictores tecnológicos, y fuerte a H3 respecto a los beneficios para el desempeño. Los hallazgos proveen amplio soporte al modelo teórico, aunque destacando la necesidad de fortalecer predictores tecnológicos específicos y constatando los principales beneficios de la inteligencia de negocios encontrados en la literatura. Finalmente, se confirman relaciones significativas en el modelo teórico propuesto.

## Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones

### 5.1 Conclusiones

La presente investigación tuvo por objetivo analizar el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios (CIN) en el desempeño empresarial de las PYMES mexicanas a través sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación (TICs). Por medio del modelamiento de ecuaciones estructurales, se establece que el desempeño empresarial de una PYME puede ser mejorado si incorpora tecnologías de la información y comunicación para desarrollar su capacidad de inteligencia de negocios.

Aunque la inteligencia de negocios sea aplicada mínimamente por las PYMES de hoy en día, se ha demostrado que puede potenciar su desempeño empresarial (Meraz, 2018). Cada vez más, las PYMES se dan cuenta de la importancia de soportar las grandes decisiones en información integral, confiable y segura, que después de su correcto tratamiento y almacenamiento, permite análisis operativos, tácticos y estratégicos, y conforme se avanza de los tácticos hacia los estratégicos, los análisis pueden brindar una mayor recompensa (López, 2012).

Uno de los impactos esperados por esta investigación, es aportar a la literatura que soporta los beneficios de aumentar las capacidades de inteligencia de negocios y tecnologías de la información y comunicación en las PYMES mexicanas, de tal forma que les permita aumentar su competitividad y mejorar el entorno de negocios nacional de forma sistémica. Otro punto importante del presente trabajo es el que comprueba que la mayoría de las PYMES en México ya cuentan con capacidades de inteligencia de negocios, aun cuando son incipientes. Los sistemas de información basados en tecnologías de la información y comunicación permiten el registro y recolección de datos del entorno de la PYME, solo es cuestión de transformarlos en información y conocimiento.

Esto no quiere decir que necesariamente deban implementarse complejos sistemas (Maldonado y Erazo, 2016), sino considerar prácticas para detectar indicadores y fuentes de datos relevantes para la PYME, mismos que ayuden a los directivos a tomar mejores decisiones sobre la dirección de su empresa. El gestionar su capacidad de inteligencia de negocios, las PYMES tienen una mejor oportunidad de competir y de incrementar su desempeño.

La primera hipótesis de esta investigación plantea que la capacidad de inteligencia de negocios tiene un efecto positivo en el desempeño empresarial de la PYME, y los resultados soportan tal hipótesis al demostrar una alta significancia estadística ( $p < 0.00$ ) y un alto índice de relación con el desempeño empresarial ( $\sim 0.48$ ). Estudios previos también soportan los resultados del presente trabajo.

Desde el punto de vista financiero, Córdova et al. (2021) identifican que la inteligencia de negocios se asocia de manera positiva con el desempeño empresarial al mostrar una mejora en sus indicadores financieros. Ellos determinan la influencia positiva de la inteligencia de negocios sobre el desempeño empresarial de la PYME, donde la primera se asocia positiva y significativamente ( $p \leq 0.01$ ) con las utilidades generadas por empresas del sector comercial; también prueba que la inteligencia de negocios se asocia de manera positiva y es altamente significativa ( $p \leq 0.00$ ) con los ingresos derivados de las ventas.

Por otra parte, Meraz (2018) constata la influencia de la inteligencia de negocios en la mejora de la eficiencia operacional de las empresas, así como en las relaciones con clientes y la diferenciación de sus productos de la competencia; Cordero y Rodríguez (2017) concluyen que la inteligencia de negocios es una mejor práctica que apoya la gestión organizacional y la consecución de los objetivos estratégicos, particularmente aquellos centrados en clientes y ventas.

En este mismo sentido, López (2012) confirma el efecto de la capacidad de inteligencia de negocios en el desempeño en ventas, producción y operaciones internas de la PYME, los indicadores más observados por sus directivos o dueños. Finalmente, Ping et al. (2018) examinan el impacto de las capacidades organizacionales clave de la tecnología de la información y el uso de inteligencia de negocios en el desempeño de las empresas, y encontraron que el empleo de inteligencia de negocios es un predictor crucial que afecta el desempeño organizacional.

La segunda hipótesis del estudio establece que la capacidad de inteligencia de negocios de una PYME puede inferirse a través de sus capacidades en TICs, mismas que pueden dividirse en dos grupos: infraestructura tecnológica y digital (servidores de almacenamiento, correo electrónico, banca en línea, y servicios relacionados con el almacenamiento de datos en línea, o "nube") y procesos de negocios digitalizados (facturación electrónica, reclutamiento, prospección de proveedores, gestiones gubernamentales, venta en línea y atención al cliente).

Los índices de relación entre estas variables observadas y el constructo "capacidad de inteligencia de negocios", así como la literatura analizada en esta investigación, comprueban que la capacidad de inteligencia de negocios de una PYME puede identificarse mediante sus capacidades en tecnologías de la información y comunicación. Respecto al análisis modelamiento a través de ecuaciones estructurales, la fuerza de la relación entre las variables de infraestructura tecnológica y digital y procesos de negocios digitalizados presentan un efecto alto y significativo en la capacidad de inteligencia de negocios (donde el coeficiente más bajo es de 0.45 y el más alto de 0.61), por lo que se acepta la segunda hipótesis.

Está demostrado que integrar tecnología en las PYME contribuye a tomar mejores decisiones estratégicas con menores márgenes de error. Reyes y Fernández (2021) encuentran que al implementar sistemas para la correcta gestión de la información para la toma de

decisiones, permite medir la competitividad, alcanzar mejores resultados y obtener mayores ventajas competitivas. También se ha encontrado que con información más precisa, se optimiza el desempeño de la empresa: mejor el manejo operativo de la empresa, facilidad en la toma de decisiones estratégicas, y optimización de funciones: marketing y ventas, precios, pronósticos, finanzas, cadena de abastecimientos, y atención al cliente (López, 2012).

Sin embargo, gran parte de las PYMES en México siguen utilizando la intuición como principal herramienta de toma de decisiones (Barrera y Nájera, 2021). Para generar un cambio en la mentalidad del empresario PYME, es necesario entender sus motivadores para la adopción de tecnologías de la información y comunicación en su operación diaria. Zorzi (2021) postula que cuatro factores motivan a las PYMES a invertir en tecnologías de la información y comunicación:

- a) Los ahorros en costos y la generación de beneficios percibidos;
- b) La presión externa de competidores, clientes o proveedores;
- c) La disposición organizacional;
- d) La facilidad de uso.

Entre algunos de los retos para incorporar tecnologías de la información y comunicación en las PYMES, se identifica la adaptación de información compleja, el deficiente ingreso de datos y los problemas de privacidad (Solano, 2012). Sin la presencia de las TICs en la organización, se complica la implementación de cualquier herramienta relacionada con la inteligencia de negocios. Entonces, ¿cómo pueden las PYMES integrar tecnologías en su proceso de toma de decisiones para lograr sus objetivos empresariales?

Conforme a Bratanu (2018), el impacto significativo sobre los sistemas organizacionales y los objetivos empresariales requiere de un enfoque estratégico en la

implementación de procesos de toma de decisiones basados en datos. Los vastos flujos de datos de la economía digital han creado un nuevo paradigma para los procesos de inteligencia de negocios, lo que aumenta el potencial de generar análisis avanzados. En este sentido, la inteligencia de negocios puede procesar una gran cantidad de conjuntos de datos a fin de extraer valor para tomar decisiones de negocios efectivas.

Para gestionar de manera exitosa la capacidad de inteligencia de negocios a través de las tecnologías de la información y comunicación, es necesario un cambio en la cultura organizacional de las PYMES y un nuevo rol de liderazgo en el desarrollo de las organizaciones, uno orientado hacia la toma de decisiones basadas en datos y conocimiento.

Por último, este estudio tiene la intención de fomentar la investigación sobre la aplicación y gestión de la inteligencia de negocios en PYMES, al demostrar el efecto que tiene la inteligencia de negocios sobre el desempeño empresarial. De forma adicional, este estudio confirma que la mayoría de las PYMES en México cuentan ya con capacidades que les permitirá implementar sistemas de toma de decisiones basadas en datos. Una de las expectativas de esta investigación es que estimule futuras investigaciones sobre los temas planteados y que los resultados expuestos sean de utilidad para otros investigadores.

## **5.2 Recomendaciones**

Considerando los hallazgos y conclusiones de este estudio, este apartado presenta varias recomendaciones para que las PYMES en México puedan avanzar en la adopción efectiva de capacidades de inteligencia de negocios, apalancando sus tecnologías de información existentes y superando barreras organizacionales que inhiben su aprovechamiento. Las recomendaciones buscan proporcionar orientación estratégica a los directivos de las PYMES, para que puedan iniciar o fortalecer sus inversiones en inteligencia de negocios y así potenciar su desempeño

empresarial. Asimismo, se brindan recomendaciones para impulsar más investigación alrededor de este tema clave, que permita generar conocimientos prácticos cada vez más específicos sobre las necesidades y posibilidades de la inteligencia de negocios en la realidad de las PYMES mexicanas.

### ***5.2.1 Evaluar capacidades actuales en TICs***

Se recomienda que las PYMES en México realicen un diagnóstico completo de sus capacidades actuales en tecnologías de información y comunicación, para determinar el nivel de madurez que tienen en distintas áreas. Esto permitirá identificar fortalezas y debilidades, así como priorizar las capacidades tecnológicas con mayor potencial para desarrollar inteligencia de negocios, como la banca electrónica y el almacenamiento en la nube según los hallazgos del estudio. Las PYMES podrían aplicar una metodología para clasificar cada capacidad TICs en niveles como: inexistente, básica, intermedia o avanzada. Asimismo, deben considerar capacidades tecnológicas emergentes como el aprendizaje automático, analítica de big data y sistemas de soporte a decisiones. El mapeo integral de las capacidades versus las necesidades y estrategia de negocio, brindará insumos objetivos para formular el plan de acción para construir inteligencia de negocios de manera efectiva (Antoniadis et al., 2015).

### ***5.2.2 Reconocer beneficios de la inteligencia de negocios***

Es crítico que los directivos y líderes de las PYMES en México conozcan y reconozcan los múltiples beneficios que la inteligencia de negocios puede aportar para mejorar el desempeño organizacional. Como revela este estudio, los principales beneficios se manifiestan en áreas como innovación de productos, optimización de costos con proveedores, productividad de empleados y reducción de costos operativos. Sensibilizar a la alta dirección sobre estos beneficios tangibles, con casos de éxito y evidencia cuantitativa, facilitará ganar su apoyo para la

posterior implementación. Las PYMES deben evaluar qué necesidades estratégicas son prioritarias en su realidad específica, y cómo la inteligencia de negocios puede dar soporte. Es importante que visualicen beneficios reales, más allá del despliegue tecnológico (Ali et al., 2017; Eidizadeh et al., 2017).

### **5.2.3 Enfoque estratégico e integral**

Las PYMES deben adoptar un enfoque estratégico e integral para implementar capacidades de inteligencia de negocios, que alinee las tecnologías de información con las otras dimensiones organizacionales. Un error frecuente es desplegar herramientas analíticas aisladamente, sin una arquitectura coherente con los procesos de negocio y necesidades de información de los usuarios. Se sugiere un enfoque *estructura-proceso-resultado* (Berler et al., 2005) para gestionar el cambio:

1. *Estructura*: mapear procesos, actores y activos relevantes;
2. *Proceso*: rediseñar procesos priorizando el análisis de datos;
3. *Resultado*: definir KPIs de inteligencia de negocios ligados a objetivos de cada área.

Este enfoque asegura que las capacidades analíticas se integren totalmente a la operación y generen el valor esperado (Grublješič y Jaklič, 2015).

### **5.2.4 Capacitación del personal**

"La falta de habilidades en el personal es una de las principales barreras para que las PYMES adopten inteligencia de negocios. Según (Arendt, 2008), una de las principales barreras para la adopción de las tecnologías de la información y comunicación en las PYMES es la falta de conocimientos y habilidades, lo que contribuye a la brecha digital entre las PYMES y las grandes corporaciones. Por ello, se recomienda implantar programas de capacitación orientados a desarrollar: 1) Conocimientos técnicos para administrar y utilizar herramientas de inteligencia de

negocios, y; 2) Habilidades para el pensamiento analítico, interpretación de datos y toma de decisiones basada en evidencia. Idealmente, toda la organización debe involucrarse en iniciativas de formación, desde directivos hasta roles operativos, para impulsar una cultura de datos.

Asimismo, es clave formar talento interno que pueda transferir estas capacidades al resto de los empleados, creando un círculo virtuoso de conocimientos (Visinescu et al., 2017).

### ***5.2.5 Superar barreras culturales***

Si bien las limitaciones técnicas y de recursos son desafíos importantes, las barreras culturales suelen ser las más difíciles de superar para adoptar inteligencia de negocios. Dependencia excesiva de la intuición, aversión al riesgo, falta de apertura al cambio, problemas de comunicación, son elementos inhibidores. Es crítico que los altos directivos de la PYME asuman el liderazgo para gestionar esta transformación cultural. Deben predicar con el ejemplo, tomando decisiones sustentadas en datos, fomentando la colaboración interdisciplinaria, y motivando al personal. Asimismo, es clave involucrar a los mandos medios y empleados en el proceso de cambio para ganar su compromiso. Las iniciativas de capacitación mencionadas también contribuirán a este cambio cultural (Tarek et al., 2016).

### ***5.2.6 Investigación sobre factores predictores***

Si bien este estudio generó evidencia empírica sobre los efectos de desarrollar capacidades de inteligencia de negocios en PYMES, se recomienda profundizar la investigación alrededor de sus factores predictores. Futuros estudios tanto cuantitativos como cualitativos pueden indagar con mayor detalle los elementos facilitadores y motivadores que conducen a la adopción exitosa de inteligencia de negocios en este segmento empresarial. Asimismo, se sugiere desarrollar investigaciones comparativas entre PYMES de diversas industrias y ubicaciones geográficas, para determinar posibles diferencias en las variables predictoras de acuerdo al

contexto. Este conocimiento permitirá desarrollar estrategias personalizadas para impulsar la inteligencia de negocios entre distintos grupos de PYMES con características y necesidades particulares (Caseiro y Coelho, 2019).

### ***5.2.7 Información primaria para mayor profundidad***

Finalmente, dado que este estudio se basó en información secundaria, se recomienda en investigaciones futuras complementar con datos e información primaria recolectada directamente entre PYMES mexicanas. Por ejemplo, se aconseja el diseño de cuestionarios y entrevistas a profundidad para comprender en detalle sus capacidades actuales, brechas, expectativas y experiencias con soluciones de inteligencia de negocios. Contar con información de primera mano permitirá expandir y enriquecer el análisis, superando las limitaciones inherentes del uso exclusivo de fuentes secundarias. Así se generarán hallazgos más precisos sobre la realidad y retos de las PYMES para adoptar inteligencia de negocios, lo cual es relevante para la formulación de estrategias de implementación efectivas (Nyblom et al., 2012).

Con estas diversas recomendaciones se busca brindar orientación práctica y oportunidades para avanzar aún más la investigación en torno a este tópico clave, con el fin de impulsar que un mayor número de PYMES mexicanas puedan desarrollar exitosamente capacidades de inteligencia de negocios y así potenciar su competitividad y productividad.

## Referencias

- Ahumada, E., & Perusquia, J. M. A. (2016). Inteligencia de negocios: Estrategia para el desarrollo de competitividad en empresas de base tecnológica. *Contaduría y Administración*, *61*(1), 127–158. <https://doi.org/10.1016/j.cya.2015.09.006>
- Ali, S., Miah, S. J., & Khan, S. (2017). Analysis of Interaction between Business Intelligence and SMEs: Learn from Each Other. *JISTEM - Journal of Information Systems and Technology Management*, *14*, 151–168. <https://doi.org/10.4301/S1807-17752017000200002>
- Alyan, M. A. A. (2022). The Impact of Business Intelligence on Employee Empowerment, the Mediating Role of Information and Communication Technology (ICT), A Field Study on Jordanian Universities-Zarqa Governorate. *Diss. Zarqa University*.
- Am, J. B., Furstenthal, L., Jorge, F., & Roth, E. (2020). Innovation in a crisis: Why it is more critical than ever. *McKinsey Quarterly*, *11*.
- Amesti, E., Estrada, L., & Rey, D. (2014). Inteligencia de negocios y redes sociales. *Marketing Visionario*, *2*(2), Article 2.
- Antoniadis, I., Tsiakiris, T., & Tsopegloy, S. (2015). Business Intelligence During Times of Crisis: Adoption and Usage of ERP Systems by SMEs. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *175*, 299–307. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.1204>
- Arendt, L. (2008). Barriers to ICT adoption in SMEs: How to bridge the digital divide? *Journal of Systems and Information Technology*, *10*(2), 93–108. <https://doi.org/10.1108/13287260810897738>
- Ashrafi, R., & Murtaza, M. (2008). Use and impact of ICT on SMEs in Oman. *Electronic Journal of Information Systems Evaluation*, *11*(3), pp171-184-pp171-184.

- Asociación de Internet MX. (2022). *18° Estudio sobre los Hábitos de Personas Usuarias de Internet en México 2022*.
- Azam, M. S. (2015). Diffusion of ICT and SME performance. En *E-services adoption: Processes by firms in developing nations*. Emerald Group Publishing Limited.
- Bárcena, M. J., & Tusell, F. (1999). *Enlace de encuestas: Una propuesta metodológica y aplicación a la encuesta de presupuestos de tiempo*. 24.
- Barney, J. (1991). Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of management*, 17(1), 99-120.
- Barón, L., & Zapata, G. (2018). Los sesgos cognitivos: De la psicología cognitiva a la perspectiva cognitiva de la organización y su relación con los procesos de toma de decisiones gerenciales. *Ciencia y Sociedad*, 43, 31.  
<https://doi.org/10.22206/cys.2018.v43i1.pp31-48>
- Barrera, M. G. M., & Nájera, A. B. U. (2021). Medición de Madurez en la Implementación de Inteligencia de Negocios en PYMEs de TI. *GECONTEC: Revista Internacional de Gestión del Conocimiento y la Tecnología*, 9(1), Article 1.  
<https://doi.org/10.5281/zenodo.7103228>
- Basri, W. (2020). Examining the Impact of Artificial Intelligence (AI)-Assisted Social Media Marketing on the Performance of Small and Medium Enterprises: Toward Effective Business Management in the Saudi Arabian Context. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 13(1), 142–152.  
<https://doi.org/10.2991/ijcis.d.200127.002>
- Bayo, A., Billón, M., & Lera, F. (2013). Perceived performance effects of ICT in manufacturing SMEs. *Industrial Management & Data Systems*, 113(1), 117–135.

- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological bulletin*, *107*(2), 238.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological bulletin*, *88*(3), 588.
- Berler, A., Pavlopoulos, S., & Koutsouris, D. (2005). Using key performance indicators as knowledge-management tools at a regional health-care authority level. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, *9*(2), 184–192.  
<https://doi.org/10.1109/TITB.2005.847196>
- Bratasanu, V. (2018). Leadership decision-making processes in the context of data driven tools. *Quality - Access to Success*, *19*(S3), 77–87.
- Breiman, L. (1984). *Classification and Regression Trees*. Routledge.  
<https://doi.org/10.1201/9781315139470>
- Brooks, D. T., Becker, B., & Marlatt, J. R. (1981). *Computer Applications in Particular Industries: Securities*. Computers & The Law, American Bar Association, Section of Science and Technology.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1992). Alternative ways of assessing model fit. *Sociological methods & research*, *21*(2), 230–258.
- Calzada, L., & Abreu, J. L. (2009). *El impacto de las herramientas de inteligencia de negocios en la toma de decisiones de los ejecutivos*. 52.
- Camargo-Vega, J. J., Joyanes-Aguilar, L., & Giraldo-Marín, L. M. (2016). La inteligencia de negocios como una herramienta en la gestión académica -Business intelligence as a tool in academic management. *Revista Científica*, *24*(1), Article 1.  
<https://doi.org/10.14483/10.14483/udistrital.jour.RC.2016.24.a11>

- Camisón & Cruz. (2008). *La medición del desempeño organizativo desde una perspectiva estratégica: Creación de un instrumento de medida*. 4.
- Caseiro, N., & Coelho, A. (2019). The influence of Business Intelligence capacity, network learning and innovativeness on startups performance. *Journal of Innovation & Knowledge*, 4(3), 139–145. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2018.03.009>
- Cerda, L., Araya, L., & Barrientos, N. (2019). ¿Cuánto se ha avanzado en proporcionar analítica e inteligencia de negocios a las PYMES? *Investigación & Desarrollo*, 19(2), 167–175.
- Cerda-Leiva, L., Araya Castillo, L., & Barrientos Oradini, N. (2019). ¿Cuánto se ha avanzado en proporcionar analítica e inteligencia de negocios a las PYMES? 19(2), 9. <https://doi.org/10.23881/idupbo.019.2-11e>
- Cerda-Leiva, L., Araya-Castillo, L., & Barrientos Oradini, N. (2019). ¿CUÁNTO SE HA AVANZADO EN PROPORCIONAR ANALÍTICA E INTELIGENCIA DE NEGOCIOS A LAS PYMES? *Investigación & Desarrollo*, 19(2), 167–175.
- Chaudhuri, S., Dayal, U., & Narasayya, V. (2011). An Overview of Business Intelligence Technology. *Commun. ACM*, 54, 88–98. <https://doi.org/10.1145/1978542.1978562>
- Chen, H., Chiang, R. H. L., & Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188. JSTOR. <https://doi.org/10.2307/41703503>
- Chesbrough, H. W. (2010). *Open business models: How to thrive in the new innovation landscape*. Harvard Business School Press.
- Chiang, R. H. L., & Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188. JSTOR. <https://doi.org/10.2307/41703503>

- Christensen, C. M. (1997). *The Innovator's Dilemma: When New Technologies Cause Great Firms to Fail*. Harvard Business School Press.
- Consoli, D. (2012). Literature analysis on determinant factors and the impact of ICT in SMEs. *Procedia-social and behavioral sciences*, 62, 93–97.
- Cordero, D., & Rodríguez, G. (2017). La inteligencia de negocios: Una estrategia para la gestión de las empresas productivas. 2017, 10(23), 40–48.
- Córdova, M., Valarezo, B., & Serrano, B. (2021). La inteligencia de negocios como herramienta clave en el desempeño empresarial. 593 *Digital Publisher CEIT*, 6(6), 306–325.  
<https://doi.org/10.33386/593dp.2021.6.727>
- Cosic, R., Shanks, G., & Maynard, S. (2012). *Towards a Business Analytics Capability Maturity Model*. 12.
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches* (5ta edición). SAGE Publications, Inc.
- Cuéllar, R. G. (2005). *Comercio electrónico en México: Propuesta de un modelo conceptual*. 39.
- Cuevas, H., Estrada, S., & Larios, E. (2016). The effects of ICTs as innovation facilitators for a greater business performance. Evidence from Mexico. *Procedia Computer Science*, 91, 47–56.
- Cuevas, H., & Parga, N. (2018). *Adopción de Tecnologías de Información y Comunicación en la Pyme de un País Emergente: Implicaciones en la Innovación al Proceso para un mejor Desempeño Empresarial*. 15.
- Davenport, T. H. (2006). *Competing on Analytics*.  
[https://www.researchgate.net/publication/7327312\\_Competing\\_on\\_Analytics](https://www.researchgate.net/publication/7327312_Competing_on_Analytics)
- Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2007). *Competing on analytics: The new science of winning*.

Harvard Business School Press.

- de Oliveira Filho, M. L., & Abadía, J. M. M. (2013). El desempeño económico financiero y responsabilidad social corporativa Petrobrás versus Repsol. *Contaduría y Administración*, 58(1), 131–167. [https://doi.org/10.1016/S0186-1042\(13\)71201-4](https://doi.org/10.1016/S0186-1042(13)71201-4)
- Dedić, N., & Stanier, C. (2016). Measuring the Success of Changes to Existing Business Intelligence Solutions to Improve Business Intelligence Reporting. En A. M. Tjoa, L. D. Xu, M. Raffai, & N. M. Novak (Eds.), *Research and Practical Issues of Enterprise Information Systems* (Vol. 268, pp. 225–236). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-49944-4\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-319-49944-4_17)
- Drydakís, N. (2022). Artificial Intelligence and Reduced SMEs' Business Risks. A Dynamic Capabilities Analysis During the COVID-19 Pandemic. *Information Systems Frontiers*, 24(4), 1223–1247. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10249-6>
- Eidizadeh, R., Salehzadeh, R., & Chitsaz Esfahani, A. (2017). Analysing the role of business intelligence, knowledge sharing and organisational innovation on gaining competitive advantage. *Journal of Workplace Learning*, 29(4), 250–267. <https://doi.org/10.1108/JWL-07-2016-0070>
- English, V., & Hoffmann, M. (2018). Business Intelligence as a Source of Competitive Advantage in SMEs: A Systematic Review. *DBS Business Review*, 2. <https://doi.org/10.22375/dbr.v2i0.23>
- Escobedo, M. T., Hernández, J. A., Estebané, V., & Martínez, G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia & trabajo*, 18(55), 16–22. <https://doi.org/10.4067/S0718-24492016000100004>
- Farrokhi, V., & Pokoradi, L. (2012). The necessities for building a model to evaluate Business

- Intelligence projects- Literature Review. *International Journal of Computer Science & Engineering Survey*, 3(2), 1–10. <https://doi.org/10.5121/ijcses.2012.3201>
- Francis, J., Mukherji, A., & Mukherji, J. (2009). Examining relational and resource influences on the performance of border region SMEs. *International Business Review*, 18(4), 331–343. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2009.04.004>
- Fuentes, M. del M., & Hurtado, N. (2002). *Variables críticas en la medición del desempeño en empresas con implantación de la gestión de la calidad total*. 8(2), 16.
- García, R. K. G., Ruiz, A. F. G., & Gonzaga, E. A. (2020). *Beneficios para las PyMEs a través de la Inteligencia de Negocios: Estudio de Caso en una PyME de Servicios para Eventos Sociales*. 6, 14.
- Gerber, D., Hellmann, S., Bühmann, L., Soru, T., Usbeck, R., & Ngonga Ngomo, A.-C. (2013). Real-Time RDF Extraction from Unstructured Data Streams. En C. Salinesi, M. C. Norrie, & Ó. Pastor (Eds.), *Advanced Information Systems Engineering* (Vol. 7908, pp. 135–150). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-41335-3\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-642-41335-3_9)
- Ghazanfari, M., Jafari, M., & Rouhani, S. (2011). A tool to evaluate the business intelligence of enterprise systems. *Scientia Iranica*, 18(6), 1579–1590. <https://doi.org/10.1016/j.scient.2011.11.011>
- Goicoechea, A. P. (2002). *Imputación basada en árboles de clasificación*.
- Goldman, E., Schlumpf, K., & Scott, A. (2017). Combining Practice and Theory to Assess Strategic Thinking Competency. *Academy of Management Proceedings*, 2017, 11884. <https://doi.org/10.5465/AMBPP.2017.11884abstract>
- Gómez, A. (2012). Inteligencia de negocios, una ventaja competitiva para las organizaciones. *Revista CIENCIA Y TECNOLOGÍA*, 8(22), Article 22.

- Grublješič, T., & Jaklič, J. (2015). Business Intelligence Acceptance: The Prominence of Organizational Factors. *Information Systems Management*, 32(4), 299–315.  
<https://doi.org/10.1080/10580530.2015.1080000>
- Hopkins, B., & Schadler, T. (2018). *Digital Insights Are The New Currency Of Business*.  
<https://www.forrester.com/report/Digital+Insights+Are+The+New+Currency+Of+Business/-/E-RES119109>
- Huerta, M., Sandoval, S. A., & Preciado, J. M. (2016). Sistemas de calidad y desempeño empresarial: Estudio de caso en empresas cárnicas en una región del noroeste de México. *Ingeniería Industrial*, 034, Article 034. <https://doi.org/10.26439/ing.ind2016.n034.1339>
- IBM Documentation. (2021, noviembre 9).  
<https://prod.ibmdocs-production-dal-6099123ce774e592a519d7c33db8265e-0000.us-south.containers.appdomain.cloud/docs/en/spss-statistics/28.0.0?topic=detection-kmo-bartlett-s-test>
- Ikumoro, A., & Jawad, M. (2019). Intention to Use Intelligent Conversational Agents in e-Commerce among Malaysian SMEs: An Integrated Conceptual Framework Based on Tri-theories including Unified Theory of Acceptance. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 9, 205–235.  
<https://doi.org/10.6007/IJARBSS/v9-i11/6544>
- INEGI. (2018). *Encuesta Nacional sobre Productividad y Competitividad de las Micro, Pequeñas y Medianas Empresas (ENAPROCE) 2018*. 27.
- INEGI. (2020). *Censo de Población y Vivienda 2020*.  
<https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>
- Instituto Federal de Telecomunicaciones. (2021). *Tercera Encuesta 2021. Usuarios de Servicios*

*de Telecomunicaciones micro, pequeñas y medianas empresas.*

- Kaiser, H. F., & Rice, J. (1974). Little Jiffy, Mark Iv. *Educational and Psychological Measurement*, 34(1), 111–117. <https://doi.org/10.1177/001316447403400115>
- Kerlinger, F. N., & Lee, H. B. (2008). *Investigación del comportamiento: Métodos de investigación en ciencias sociales*. McGraw-Hill.
- Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford publications.
- KPMG. (2021). *Perspectivas de la Alta Dirección en México 2021*. 38.
- Lavalle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M., & Kruschwitz, N. (2011). Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value. *MIT Sloan Management Review*, 52, 21–32.
- Lévy, J. P., Varela, J., & Abad, J. (2003). *Análisis Multivariable para las Ciencias Sociales* (Número HA29. 5. S62. A52 2003.).
- Leyva, O., & Olague, J. T. (2014). Modelo de ecuaciones estructurales por el método de mínimos cuadrados parciales (partial least squares-PLS). En *Métodos y técnicas cualitativas y cuantitativas aplicables a la investigación en ciencias sociales*. Tirant Humanidades México.
- Liu, F., Fang, M., Park, K., & Chen, X. (2021). Supply Chain Finance, Performance and Risk: How Do SMEs Adjust Their Buyer-Supplier Relationship for Competitiveness? *Journal of Competitiveness*, 13(4), 78–95. <https://doi.org/10.7441/joc.2021.04.05>
- Locke, S. (2004). ICT adoption and SME growth in New Zealand. *Available at SSRN 3284905*.
- López, R. A. G. (2012). *Impacto de la data warehouse e inteligencia de negocios en el desempeño de las empresas: Investigación empírica en Perú, como país en vías de desarrollo*. 286.

- López-Robles, J. R., Otegi-Olaso, J. R., Porto-Gómez, I., Gamboa-Rosales, H., & Gamboa-Rosales, N. K. (2020). La relación entre Inteligencia de Negocio e Inteligencia Competitiva: Un análisis retrospectivo y bibliométrico de la literatura de 1959 a 2017. *Revista española de Documentación Científica*, 43(1), 256.  
<https://doi.org/10.3989/redc.2020.1.1619>
- Lund, S., Madgavkar, A., Manyika, J., Smit, S., Ellingrud, K., Meaney, M., & Robinson, O. (2021). *The future of work after COVID-19*. 30.
- Lusthaus, C., Adrien, M.-H., Anderson, G., Carden, F., & Plinio, G. (2002). *Evaluación organizacional: Marco para mejorar el desempeño*. Banco Interamericano de Desarrollo y Centro Internacional de Investigaciones para el Desarrollo.  
<https://publications.iadb.org/es/publicacion/16314/evaluacion-organizacional-marco-para-mejorar-el-desempeno>
- Maldonado, G., Garza, J. A., Pinzón, S. Y., & Kumar, V. (2017). Barriers to innovation in service SMEs: Evidence from Mexico. *Industrial Management & Data Systems*, 117(8), 1669–1686. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2016-0339>
- Maldonado, G. V., & Erazo, M. A. (2016). El reto de la planificación estratégica en las Pymes. *Revista Publicando*, 3(8), 335–344.
- Manríquez, M. R., Salazar, A. L., & Mateo, C. L. (2015). Ética y calidad laboral: Impacto en el desempeño empresarial. Un estudio empírico. *HOLOS*, 3, 308–320.
- Maray, M., & Shuja, J. (2022). Computation Offloading in Mobile Cloud Computing and Mobile Edge Computing: Survey, Taxonomy, and Open Issues. *Mobile Information Systems*, 2022, e1121822. <https://doi.org/10.1155/2022/1121822>
- Marquez, V. E., Useche, L. M., Mesa, D. M., & Chacon, A. I. (2017). Estrategia de imputación

- con la media bajo el uso de árboles de regresión. *Comunicaciones en Estadística*, 10(1), 9. <https://doi.org/10.15332/s2027-3355.2017.0001.01>
- Martínez, J. (2010). *La inteligencia de negocios como herramienta para la toma de decisiones estratégicas en las empresas: Análisis de su aplicabilidad en el contexto corporativo colombiano*. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/6862>
- Martínez, M. (2021). Análisis factorial confirmatorio: Un modelo de gestión del conocimiento en la universidad pública. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 12(23). <https://doi.org/10.23913/ride.v12i23.1103>
- Matus, D. (2018). Implementación operativa de un modelo de intervención para la mejora del desempeño organizacional. *Signos*, 10(2), 71–86. <https://doi.org/10.15332/s2145-1389.2018.0002.04>
- Maynard, D., Saggion, H., Yankova, M., Bontcheva, K., & Peters, W. (2007). Natural Language Technology for Information Integration in Business Intelligence. En W. Abramowicz (Ed.), *Business Information Systems* (Vol. 4439, pp. 366–380). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-72035-5\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-540-72035-5_28)
- Medina, I. R. P., Chiliquinga, L., & Ortiz, A. (2016). *Aproximación sobre la inteligencia de negocios en las PYME*. 13.
- Meraz, A. (2018). *Inteligencia de negocios como generador de conocimiento para la competitividad empresarial de las pequeñas y medianas empresas*. 8(2), 12.
- Metaxiotis, K. (2009). Exploring the rationales for ERP and knowledge management integration in SMEs. *J. Enterprise Inf. Management*, 22, 51–62. <https://doi.org/10.1108/17410390910922822>
- Meza, E., & López, E. (2022). *La reinención de las pymes a un año de la pandemia*.

- Mora, L., Díaz, O., & Montenegro, C. (2013). *Modelo de Inteligencia de Negocios de Gestión de Consultoría para una Empresa Analítica*. 4(1), 11.
- Muñoz, R. (2010). *El pensamiento estratégico. Una integración de los sentidos con la razón*. 36.
- Murillo, M. J., & Cáceres, G. (2013). Business intelligence y la toma de decisiones financieras: Una aproximación teórica. *Revista Logos, Ciencia & Tecnología*, 5(1).  
<https://doi.org/10.22335/rlct.v5i1.11>
- Negash, S. (2004). Business Intelligence. *Communications of the Association for Information Systems*, 13. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.01315>
- Neupert, K. E., Baughn, C. C., & Thanh Lam Dao, T. (2006). SME exporting challenges in transitional and developed economies. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 13(4), 535–545. <https://doi.org/10.1108/14626000610705732>
- Nevo & Wade. (2010). The Formation and Value of IT-Enabled Resources: Antecedents and Consequences of Synergistic Relationships. *MIS Quarterly*, 34(1), 163.  
<https://doi.org/10.2307/20721419>
- Nyblom, M., Behrami, J., Nikkilä, T., & Solberg Søylen, K. (2012). An evaluation of business intelligence software systems in SMEs—A case study. *Journal of Intelligence Studies in Business*, 2(2), 51–57.
- OCDE. (2020). *COVID-19 en América Latina y el Caribe—OECD*.  
[https://read.oecd-ilibrary.org/view/?ref=134\\_134494-n1k7ww92ro&title=COVID-19-en-America-Latina-y-el-Caribe-Consecuencias-socioeconomicas-y-prioridades-de-politica](https://read.oecd-ilibrary.org/view/?ref=134_134494-n1k7ww92ro&title=COVID-19-en-America-Latina-y-el-Caribe-Consecuencias-socioeconomicas-y-prioridades-de-politica)
- OECD. (2019). *Promoting innovation in established SMEs*. February, 113–119.  
<https://doi.org/10.1787/650c36d4-en>
- OECD & BID. (2016). *Broadband Policies for Latin America and the Caribbean*.

- <https://www.oecd-ilibrary.org/content/publication/9789264251823-en>
- Olszak, C. M. (2014). *Towards an Understanding Business Intelligence. A Dynamic Capability-Based Framework for Business Intelligence*. 1103–1110.
- <https://doi.org/10.15439/2014F68>
- Orgaz, B. (2008). *Metodología en la investigación sobre discapacidad. Introducción al uso de las ecuaciones estructurales*.
- Oxford Economics, A. E. S. E. (2019). *SME Pulse 2019 Strategies to boost the bottom line*.
- Padilla, J. A., Díaz, R., Reyes, I., Cruz, C. E., & Padilla, N. (2018). Locus de control en la elección de pareja: Una validación etnopsicométrica. *Revista de Psicología*, 36(1), 217–238. <https://doi.org/10.18800/psico.201801.008>
- Páez, D., Sanabria, C., & Vallejo, D. (2019). Inteligencia de negocios: Evolución del concepto, importancia y beneficios para las pequeñas y medianas empresas (estado del arte). 2019, 1, 49.
- Peña, A. (2006). *Inteligencia de Negocios: Una propuesta para su desarrollo en las organizaciones*. 153.
- Perez & Cortés. (2009). *Medición y validación del desempeño organizacional como resultado de acciones de aprendizaje*. <https://www.redalyc.org/pdf/1513/151313682008.pdf>
- Pérez, K. (2013). *Factores críticos de éxito que influyen en el desempeño empresarial*. 28.
- Piget, P., & Kossaï, M. (2013). The Relationship between Information and Communication Technology Use and Firm Performance in Developing Countries: A Case Study of Electrical and Electronic Goods Manufacturing SMEs in Tunisia. *African Development Review*, 25(3), 330–343. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8268.2013.12032.x>
- Ping, T. A., Chinn, C. V., Yin, L. Y., & Muthuveloo, R. (2018). The impact of information

- technology capability, business intelligence use and collaboration capability on organizational performance among public listed companies in Malaysia. *Global Business and Management Research*, 10(1), 293–312.
- Poblano, E. (2019). *Modelo estructural de los factores críticos de éxito de la inteligencia competitiva basado en la administración del conocimiento* [Universidad Autónoma de Ciudad Juárez]. <http://erecursos.uacj.mx/handle/20.500.11961/5646>
- Prahalad, C. K., & Bettis, R. A. (1986). The dominant logic: A new linkage between diversity and performance. *Strategic Management Journal*, 7(6), 485–501.  
<https://doi.org/10.1002/smj.4250070602>
- Prahalad, C. K., & Hamel, G. (1994). Strategy as a field of study: Why search for a new paradigm? *Strategic Management Journal*, 15(2 S), 5–16.  
<https://doi.org/10.1002/smj.4250151002>
- Ley para el desarrollo de la competitividad de la micro, pequeña y mediana empresa, (2015).
- Raiche, G., & Magis, D. (2022). *nFactors: Parallel Analysis and Other Non Graphical Solutions to the Cattell Scree Test (2.4.1.1)* [Software].  
<https://CRAN.R-project.org/package=nFactors>
- Ramírez, E. R., & Rodríguez, M. (2022). Diffusion Model for Mexican SMEs to Support the Success of Innovation. *Sustainability*, 14(16), Article 16.  
<https://doi.org/10.3390/su141610305>
- Ranjan, J. (2009). Business Intelligence: Concepts, Components, Techniques and Benefits. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2150581>
- Revelle, W. (2022). *psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research*. (R package version 2.2.9) [Software].

- <https://CRAN.R-project.org/package=psych>.
- Reyes, Y. R. S., & Fernández, M. D. (2021). *Dimensiones y variables de competitividad para un mejor desempeño empresarial*. 14.
- Roldán, J. L., Cepeda, G., & Galán González, J. L. (2012). Los sistemas de inteligencia de negocio como soporte a los procesos de toma de decisiones en las organizaciones. . . *ISSN*, 132, 22.
- Rosseel, Y. (2012). **lavaan**: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software*, 48(2). <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
- RStudio Team. (2022). *RStudio: Integrated Development for R*. RStudio, PBC (2022.07.1 Build 554) [Software]. RStudio, PBC. <http://www.rstudio.com/>
- Ruiz, M., Pardo, A., & San Martín, R. (2010). *Modelos de ecuaciones estructurales*. 13.
- Salgado, J., & Calderón, L. (2014). *Sistemas de control de gestión y desempeño organizacional: Una revisión conceptual*. 17.
- Santos, G. (2017). *Validez y confiabilidad del cuestionario de calidad de vida SF-36 en mujeres con LUPUS, Puebla*.
- Schuetz, C. G., Neumayr, B., Schrefl, M., & Neuböck, T. (2016). Reference Modeling for Data Analysis: The BIRD Approach. *International Journal of Cooperative Information Systems*, 25(02), 1650006. <https://doi.org/10.1142/S0218843016500064>
- Sen, D., Ozturk, M., & Vayvay, O. (2016). An Overview of Big Data for Growth in SMEs. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 235, 159–167. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.11.011>
- Shaltoni, A. M., West, D., Alnawas, I., & Shatnawi, T. (2018). Electronic marketing orientation in the Small and Medium-sized Enterprises context. *European Business Review*, 30(3),

- 272–284. <https://doi.org/10.1108/EBR-02-2017-0034>
- Shollo, A., & Galliers, R. D. (2016). Towards an understanding of the role of business intelligence systems in organisational knowing. *Information Systems Journal*, 26(4), 339–367.
- Solano, L. E. S. (2012). Business Intelligence: Un balance para su implementación. *BUSINESS INTELLIGENCE*, 10.
- Stjepić, A.-M., Pejić Bach, M., & Bosilj Vukšić, V. (2021). Exploring Risks in the Adoption of Business Intelligence in SMEs Using the TOE Framework. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/jrfm14020058>
- Suhr, D. (2006). The basics of structural equation modeling. *Presented: Irvine, CA, SAS User Group of the Western Region of the United States (WUSS)*.
- Tarek, B. H., Adel, G., & Sami, A. (2016). The relationship between ‘competitive intelligence’ and the internationalization of North African SMEs. *Competition & Change*, 20(5), 326–336. <https://doi.org/10.1177/1024529416657494>
- Tarutė, A., & Gatautis, R. (2014). ICT impact on SMEs performance. *Procedia-social and behavioral Sciences*, 110, 1218–1225.
- 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)
- Tong, J., & Rakatomanga, R. (2020, octubre 11). Covid-19: Practical challenges to businesses. *Auren International*.  
<https://auren.com/int/blog/covid-19-practical-challenges-to-businesses/>
- Useche, L., & Mesa, D. (2006). *Una introducción a la imputación de valores perdidos*. 26.

- Vachani, S. (2005). Problems of foreign subsidiaries of SMEs compared with large companies. *International Business Review*, 14(4), 415–439.  
<https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2005.03.002>
- Vázquez, B. (2021, julio 12). *Inteligencia de negocios: Insumo para la planeación estratégica en Pymes*.  
<https://www.economista.com.mx/opinion/Inteligencia-de-negocios-Insumo-para-la-plan-eacion-estrategica-en-Pymes-20210712-0155.html>
- Venegas, E., & Guerra, L. M. (2013). *Sistema de inteligencia de negocios para el apoyo al proceso de toma de decisiones*. 20(3), 11.
- Visinescu, L. L., Jones, M. C., & Sidorova, A. (2017). Improving Decision Quality: The Role of Business Intelligence. *Journal of Computer Information Systems*, 57(1), 58–66.  
<https://doi.org/10.1080/08874417.2016.1181494>
- Wade & Hulland. (2004). Review: The Resource-Based View and Information Systems Research: Review, Extension, and Suggestions for Future Research. *MIS Quarterly*, 28(1), 107. <https://doi.org/10.2307/25148626>
- Winarsih, Indriastuti, M., & Fuad, K. (2021). Impact of Covid-19 on Digital Transformation and Sustainability in Small and Medium Enterprises (SMEs): A Conceptual Framework. En L. Barolli, A. Poniszewska-Maranda, & T. Enokido (Eds.), *Complex, Intelligent and Software Intensive Systems* (pp. 471–476). Springer International Publishing.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-50454-0\\_48](https://doi.org/10.1007/978-3-030-50454-0_48)
- Ynzunza, C., & Izar, J. (2013). Efecto de las estrategias competitivas y los recursos y capacidades orientados al mercado sobre el crecimiento de las organizaciones. *Contaduría y Administración*, 58(1), 169–197.

[https://doi.org/10.1016/S0186-1042\(13\)71202-6](https://doi.org/10.1016/S0186-1042(13)71202-6)

Zeng, L., Xu, L., Shi, Z., Wang, M., & Wu, W. (2006). Techniques, process, and enterprise solutions of business intelligence. *2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 6, 4722–4726.

Zorzi, A. (2021). *Las TIC en el desarrollo de la PyME, algunas experiencias de América Latina*. 91.

Zulkiffli, A., & Perera, N. (2011). *Un análisis de la literatura sobre el rendimiento empresarial de las PYME: ¿medidas subjetivas u objetivas? 9*.