



Modelo de regresión lineal PLS-SEM para evaluar el efecto de las capacidades dinámicas en el proceso de mejoramiento de la competitividad en las empresas

PLS-SEM linear regression model to evaluate the effect of dynamic capabilities in the process of improving competitiveness in companies

Rafael García-Martínez¹, Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga^{2*}, Salvador Anacleto Noriega-Morales³

RESUMEN

La innovación está correlacionada positivamente con la competitividad de las empresas. Sus conocimientos, caracterizados como sus capacidades dinámicas, influyen en la innovación y la competitividad de las mismas. El objetivo del presente trabajo fue determinar un modelo de regresión lineal, que permita determinar el impacto que las capacidades dinámicas tienen sobre la capacidad de innovación (CIn) de las empresas. Se construyó un modelo de regresión lineal multivariado en el que se estableció la relación causal de las capacidades dinámicas capital intelectual (CI); inteligencia competitiva (IC); gestión del conocimiento (GC) y capacidad de absorción (CA), con la CIn; modelo con el que se identifican cuáles son los factores críticos y su efecto sobre la CIn, en la implementación del proceso de mejora de la innovación. Dicho modelo, se construyó utilizando el método de ecuaciones estructurales, con mínimos cuadrados parciales, con una muestra de 196 empresas ubicadas en la ciudad de Hermosillo, Sonora, México. El modelo estimado presentó una adecuada capacidad explicativa y predictiva, en la que la IC fue el factor crítico que mayor efecto tuvo sobre la CIn, seguido por la GC y el CI, mientras que CA no tuvo efecto significativo sobre la CIn. El modelo desarrollado es aplicable en la gestión e implementación de mejoras en la CIn de empresas ubicadas en la zona estudiada, y probablemente en otras regiones.

PALABRAS CLAVE: innovación, inteligencia competitiva, capital intelectual, gestión del conocimiento, PLS-SEM.

ABSTRACT

Innovation is positively correlated with the competitiveness of companies. The knowledge of companies, characterized by their dynamic capabilities, influences their innovation and competitiveness. The objective of this work was to determine a linear regression model that allows determining the impact of dynamic capabilities on the Innovation Capacity (CIn) of companies. A multivariate linear regression model was built in which the causal relationship between dynamic capabilities intellectual capital (CI), competitive intelligence (IC), knowledge management (GC), and absorption capacity (CA) was established with the CIn; model with which the critical factors and their effect on CIn are identified, in the implementing the innovation improvement process. This model was built using the structural equations model, with a partial least squares method, using a sample of 196 companies in the City of Hermosillo, Sonora, Mexico. The estimated model has an adequate explanatory and predictive capacity, in which the IC was the critical factor that had the greatest effect on CIn, followed by CG and CI, while CA has no significant impact on CIn. The developed model is applicable in the management and implementation of improvements in the CIn of companies located in study zone and probably in other regions.

KEYWORDS: innovation, competitive intelligence, intellectual capital, knowledge management, PLS-SEM.

*Correspondencia: e_poblano@yahoo.com/Fecha de recepción: 7 de octubre de 2023/Fecha de aceptación: 8 de marzo de 2024/Fecha de publicación: 9 de abril de 2024.

¹Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Hermosillo, Hermosillo, Sonora, México, C. P. 83246. ²Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de La Laguna, calle Sebastián Arteaga 326, colonia Álamos de San Lorenzo, Ciudad Juárez, Chihuahua, México, C. P. 32340. ³Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Ciudad Juárez, Chihuahua, México, C. P. 32340.

INTRODUCCIÓN

La innovación, es un concepto, cuya implementación y desarrollo en el sector empresarial cobra cada vez mayor importancia, dado que, al acrecentar la innovación de la empresa, se incrementa su competitividad y su sostenibilidad en el mercado (Heijs y col., 2020; Morales-Guerrero y Álvarez-Aros, 2021; Zhang y col., 2023). Por lo que, el objetivo de toda empresa debe ser el aumentar la innovación dentro de ella; para lograr lo anterior, y como requisito necesario, las tomas de decisiones gerenciales deben estar orientadas a determinar, cuáles son las capacidades que estimulan y/o desarrollan la innovación (Fernández-Jardón, 2012; Mathison y col., 2022). Dentro del concepto de innovación, se identifican dos elementos distintivos y complementarios: el proceso de innovación, que consiste en el conjunto de la totalidad de las actividades o acciones que se ejecutan para lograr la innovación empresarial; e innovación, que representa el resultado del proceso de innovación (Mathison y col., 2022).

Las capacidades empresariales que estimulan y/o desarrollan la innovación, y, con ello, la competitividad en las empresas, son llamadas capacidades dinámicas. En el conjunto de estas capacidades, son dos las principales actividades de gestión a considerar al emprender actividades de innovación: la estrategia competitiva o de innovación de una empresa y las capacidades organizacionales y gerenciales utilizadas para implementar dicha estrategia (OECD/Eurostat, 2018). Las capacidades: capacidad de innovación (CIn); gestión del conocimiento (GC); inteligencia competitiva (IC); capital intelectual (CI); y capacidad de absorción (CA), son las principales capacidades dinámicas que utilizan en el proceso para implementar las estrategias de innovación. Estas capacidades dinámicas, son llamadas variables latentes o constructos, ya que no es posible medirlas directamente, y son medibles a través de indicadores, a los cuales se les denomina ítems, variables manifiestas o indicadores.

La GC es el proceso de identificar, crear, asimilar y aplicar el conocimiento organizativo pa-

ra explotar nuevas oportunidades de innovación y mejorar el rendimiento de la organización (Cabrilo, 2020). Autores como Siregar y col. (2019) y Nabi y col. (2023), entre otros, determinaron que existe una relación causal entre la GC y la CIn.

El CI, es una capacidad dinámica, considerada como un bien intangible de la empresa, en la que se consideran tres dimensiones: capital humano; capital estructural; y capital relacional, con los que es posible crear y modificar los activos y las relaciones sociales (Ali y col., 2021).

El Instituto LISA (2023) establece que la IC tiene como objetivo general hacer más competitiva a la empresa; y tiene siete objetivos secundarios principales: “proporcionar las estrategias y tácticas de los competidores directos e indirectos para anticiparse a ellos a las oportunidades; analizar toda la información disponible (interna y externa) para coadyuvar a la mejor toma de decisiones; comprender las futuras necesidades del mercado y de los clientes; identificar las tendencias del sector a nivel de producto y servicios; monitorizar las innovaciones tecnológicas que pueden provocar un cambio en el mercado; ir de la mano del departamento de seguridad: proteger la información, el conocimiento y al personal (actual y anterior) para evitar el espionaje; monitorizar las oportunidades, riesgos y vulnerabilidades a nivel político, económico y social a nivel internacional”.

La CA de una empresa, se define como la colección de habilidades que dispone una empresa para identificar la importancia de la información, asimilarla y aplicarla con fines comerciales (Cohen y Levinthal, 1990). Amir (2017) describe a la CA como la capacidad de la empresa para identificar el conocimiento externo que se requiere, y combinarlo con el conocimiento interno con el fin de aplicarlo para satisfacer las necesidades, actuales y futuras, de los clientes. Zahra y George (2002), establecen que el desarrollar y mantener la CA es vital para la supervivencia y el éxito

a largo plazo de una empresa, ya que esta capacidad puede fortalecer, complementar o reorientar la base de conocimientos de la empresa.

La CIn, es una condición que permite fortalecer la capacidad de reconfigurar los recursos que posee la organización en el campo de la innovación, como respuesta a los cambios que se presentan en el entorno en el que se desarrolla la empresa (Inków, 2020; Jalil y col., 2022). El cuantificar la CIn, le proporciona a la empresa, una base para medir su nivel de competitividad y posicionamiento dentro del mercado, y por ende, la posibilidad de sobrevivir en un mercado altamente competitivo (Escobar y col., 2017; Astudillo y col., 2018; de las-Heras y Herrera, 2021).

Calof y Sewdass (2020), Aljuboori y col. (2021), Lam y col. (2021), Poblano (2021), Silvianita y Pradana (2022), construyeron modelos de relaciones causales, en los que la CIn aparece como variable endógena y como variables exógenas: una, dos o hasta tres de las capacidades dinámicas IC, CI, CA y GC, es decir, dichos autores, no incluyen al menos a una de estas cuatro variables exógenas en los modelos considerados. En la literatura revisada, no se encontró ningún modelo que contemple la relación causal para esas cinco capacidades dinámicas.

Los administradores de las empresas, en las que se gestiona el mejoramiento de la innovación, en la que están presentes estas cinco capacidades dinámicas, deben decidir cuántos recursos asignar a cada una de ellas con el fin de optimizar el proceso. El conocer, cuánto valor se incrementa en la innovación, por cada unidad que se eleve el valor en cada capacidad dinámica, es una información útil para los tomadores de decisiones, ya que, los recursos deben ser asignados a aquellas capacidades cuyo aumento en su valor, generen un mayor aporte al incremento en la CIn de la empresa. Dicha información, se puede obtener mediante una estimación del modelo de regresión lineal multivariante, don-

de se considera a la CIn como endógena y a CI, IC, GC, y CA como exógenas. Es importante incluir las cuatro variables exógenas, ya que al excluir una de ellas puede ocurrir que la decisión sobre a cuál capacidad a la que se le asigne recurso, puede resultar no óptima: dado que precisamente esta(s) capacidad(es) dinámica(s) ignorada(s) en el modelo, es(son) la(s) que mayor beneficio genere(n) en la innovación; o que esta(s), genere(n) un mayor beneficio o crecimiento en la innovación, a través del efecto indirecto sobre el resto de las variables exógenas (Chen y col., 2018).

El objetivo del presente trabajo fue desarrollar un modelo de regresión lineal multivariado que permitiese establecer la magnitud del efecto que tienen las capacidades dinámicas IC, CI, GC, CA (variables exógenas) en la capacidad dinámica CIn (variable endógena) de las empresas, identificando los factores críticos y su efecto en la innovación.

MATERIALES Y MÉTODOS

Metodología

Se utiliza con un enfoque cuantitativo, con alcance correlacional. El diseño de la investigación es de tipo observacional; y es transeccional o transversal de tipo correlacional-causal.

Validación de contenido del instrumento de medición

El Instrumento de Medición (IM), incluye cinco variables latentes o constructos de naturaleza reflexiva: CIn, GC, IC, CI, y CA, y cada una de ellas consta, respectivamente, de cinco, seis, cinco, siete y cuatro ítems. Los ítems pertenecientes a las primeras cuatro variables latentes, son traducidos y adaptados de Poblano (2021), mientras los ítems correspondientes al constructo CA, son traducidos y adaptados de los trabajos presentados por: Nazarpoori, 2017, Popescu y col., 2019, Miroshnychenko y col., 2021 y Müller y col., 2021. La validación de contenido del IM, se somete a la valoración de un grupo de cinco expertos en el área, quienes evalúan cuatro rubros: suficiencia, relevancia, claridad y coheren-

cia (Escobar-Pérez y Cuervo-Martínez, 2008). Después de que los expertos emiten su juicio, se cuantifica el grado de acuerdo entre ellos en sus valoraciones para cada uno de estos cuatro rubros, para ello se prueban cuatro hipótesis nulas H_0 : existe concordancia entre los jueces en la valoración de la: suficiencia; relevancia; claridad; y coherencia, lo cual se lleva a cabo con la prueba de Friedman, con un nivel de significancia $P = 0.05$. Los ítems correspondientes y sus respectivas codificaciones considerados en el IM, se muestran en la Tabla 1.

Definición, análisis y validación de la muestra

Definición y análisis

El tamaño de la muestra fue de 196 empresas ubicadas en la ciudad de Hermosillo, Sonora, México, a las cuales se les aplicó el IM, y para cada ítem se utilizó una escala de medición Likert del 1 a 5, donde el 1, representa estar totalmente en desacuerdo y el 5, representa estar totalmente de acuerdo. La recolección de la muestra se llevó a cabo por el método de conveniencia, mediante una encuesta de manera presencial, a la persona con más alta jerarquía, de cada una de estas empresas, que estuviera en condiciones, en cuanto al conocimiento necesario dentro de la empresa para responder el IM. La información que se recopiló, no es información crítica o confidencial de las empresas, y es por ello, que no fue necesario establecer acuerdos de confidencialidad con los entrevistados, a quienes, se les hizo énfasis que, en este IM no había respuesta correctas ni incorrectas, por lo que se les invitaba a contestarlo lo más apegado a la realidad. Se asumió que la muestra era homogénea, es decir, no posee heterogeneidad observada, ni no observada, esta suposición se plantea debido a que en la literatura no se considera variable alguna, que pueda generar estratos o conglomerados en la población.

Caballero (2006) y Hair y col. (2011), establecieron que el tamaño mínimo de la muestra debe ser igual al valor más alto que resulte de: a) multiplicar por 10 la cantidad de varia-

bles latentes en el modelo, que en este trabajo fueron 5; o b) del número total de ítems de la variable latente con mayor cantidad, que fueron 7. En este estudio su multiplicación correspondería a 50 y 70, respectivamente, por lo que este último, sería el tamaño mínimo de la muestra a considerar. Por otro lado, acorde al criterio del método recomendado por Kock y Hadaya (2018), de la raíz cuadrada inversa del tamaño de la muestra ($n = 196$), se obtiene que 0.202 es el valor mínimo para que los parámetros estimados del modelo de regresión lineal, sean significativos a un nivel del 5 %, y con una potencia de prueba de hipótesis de al menos del 80 %.

Validación

Para la validación de la muestra se trabajó con tres fases: primera, eliminación de datos atípicos, este tipo de datos son eliminados de la muestra, si el valor numérico de su distancia de Mahalanobis, calculada con la función Mahalanobis del software RStudio, versión 4.3.2. (2023-10-31 ucrt), es mayor que el valor del percentil 97.5 de la distribución chi cuadrada con 27 grados de libertad; segunda, aplicación del criterio de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), valor que se calcula con la función KMO del paquete *psych* del software RStudio, versión 4.3.2. (2023-10-31 ucrt), el cual, establece que los datos de la muestra son apropiados para usarlos en análisis factorial, si el valor del KMO ≥ 0.70 ; tercera, prueba de esfericidad de Bartlett, aquí se pone a prueba, la hipótesis nula en la que se afirma que la matriz de varianzas covarianzas de los datos de la muestra, es igual a la matriz identidad, lo cual implica una nula correlación entre las variables de la base de datos de la muestra. El nivel de significancia que se usa para esta prueba de hipótesis es del 5 %, dicha prueba de hipótesis se ejecuta con la función *cortestbartlett* del paquete *psych* del software RStudio, versión 4.3.2 (2023-10-31 ucrt).

Construcción del modelo de regresión lineal multivariante o modelo estructural

La construcción del modelo estructural, se llevó a cabo en cinco etapas: primera, se eva-

■ **Tabla 1. Variables latentes, ítems y su codificación, considerados en el IM.**
 Table 1. Latent variables, items and their coding, considered in the IM.

Variable latente	Ítems	Codificación
Capacidad de innovación (CIn)*	Promueve la generación de ideas, obteniendo al menos una nueva idea de manera periódica.	CIn1
	Promueve la generación de nuevos conceptos y obtiene al menos un nuevo concepto a ser llevado a cabo de manera periódica.	CIn2
	Promueve la generación de productos y obtiene al menos un producto nuevo o mejorado para su realización de manera periódica.	CIn3
	Promueve la generación de procesos y obtiene al menos un proceso nuevo o mejorado de manera periódica.	CIn4
	Promueve la generación de propiedad intelectual (patentes, marcas, etc.) y obtiene al menos un registro de manera periódica.	CIn5
Gestión del conocimiento (GC)*	Promueve la creación del conocimiento que pueden generar los individuos, organizaciones o grupos.	GC1
	Analiza y selecciona la información que se llega a generar por parte de los individuos, organizaciones o grupos.	GC2
	Cuenta con manuales, procedimientos y/o fuentes donde sea fácil encontrar datos estructurados adecuadamente.	GC3
	Tiene mecanismos para traducir el conocimiento de manera que pueda ser transmitido de distintas formas: por ejemplo, informes, bases de datos, entre otros.	GC4
	Desarrolla actividades encaminadas a favorecer una dispersión inteligente de la información, esto es, la transferencia interna y externa.	GC5
	Lo importante está en representar el conocimiento de forma que quede accesible y entendible para todos los miembros de la organización.	GC6
Capacidad de absorción (CA)**	Cuenta con prácticas de adquisición de conocimientos sobre los nuevos productos/servicios dentro de la industria.	CA1
	Implementa prácticas para la integración de diferentes fuentes y tipos de conocimiento.	CA2
	En la empresa, las ideas y los conceptos se comunican de forma interdepartamental.	CA3
	La dirección hace hincapié en el apoyo interdepartamental para resolver los problemas.	CA4
Inteligencia competitiva (IC)*	Realiza reuniones de planeación estratégica para definir información importante del entorno de la empresa.	IC1
	Realiza reuniones de planeación estratégica para definir cómo obtener información del entorno.	IC2
	Recolecta la información relevante del entorno de forma sistemática.	IC3
	Analiza la información del entorno para generar reportes con información estratégica.	IC4
	Proporciona formación y desarrollo al personal encargado de definir, buscar, analizar y generar información estratégica.	IC5

continúa...

Capital intelectual (CI)*	Considera el nivel académico/profesional del personal para su contratación y promoción.	CI1
	Proporciona capacitación y desarrollo a su personal de acuerdo con las competencias requeridas en la función a desempeñar.	CI2
	Promueve la cultura de compartir conocimiento entre su personal.	CI3
	Conoce el capital humano con el que cuenta la empresa (sistema de información del personal).	CI4
	Promueve la participación del personal en las actividades de mejora e innovación.	CI5
	Proporciona capacitación para la gestión de la innovación.	CI6
	Mantiene relaciones con sus clientes y proveedores para la mejora de procesos y productos.	CI7

Fuente: *modificada a partir de Poblano (2021); **adaptada a partir de: Nazarpoori (2017), Popescu y col. (2019), Miroshnychenko y col. (2021), Müller y col. (2021).

luó la calidad del IM o del modelo “outer”, para lo cual, se debe cumplir que el IM es confiable y válido; segunda, se construyó el modelo de regresión lineal o modelo “inner”, por ello, se estimaron y validaron los valores del modelo; tercera, se determinó la bondad de ajuste del modelo, en donde se midió su capacidad explicativa y predictiva; cuarta, se evaluó la colinealidad de las variables latentes; quinta, se determinó la presencia de heterogeneidad no observada (Hair y col., 2011; 2012; Ghasemy y col., 2020).

Determinación de la confiabilidad y validez del IM

Confiabilidad

Se establece que el IM es confiable, si los valores numéricos de las cargas factoriales de cada ítem del IM, y de los indicadores alfa de Cronbach y rho de Dillon-Goldstein, para cada variable latente del IM es ≥ 0.070 (Aldás y Uriel, 2017).

Validez

Se dice que el IM tiene validez si posee: validez convergente, esto ocurre cuando el valor numérico del Promedio de la Varianza Extraída (AVE, por sus siglas en inglés: Average Variance Extracted), para cada variable latente del IM es ≥ 0.50 ; validez discriminante, si se cumple el criterio de Fornell y Lacker, el cual

ocurre si, el valor de la correlación para cualquier pareja de variables latentes, es menor que el valor de la raíz cuadrada del AVE de cada una de las parejas de estas variables (Aldás y Uriel, 2017).

Construcción y validación del modelo estructural

Estimación de parámetros

Las ecuaciones lineales (1), (2), (3), y (4), representan el modelo de regresión lineal multivariante propuesto.

$$CIn = k_1 IC + k_2 CI + k_3 GC + k_4 CA \tag{1}$$

$$CA = k_5 IC + k_6 CI + k_7 GC \tag{2}$$

$$CI = k_8 IC \tag{3}$$

$$GC = k_9 IC \tag{4}$$

Los valores numéricos de los parámetros k_i ($i = 1, 2, 3, \text{ y } 4$) corresponden a la magnitud con la que varía, acorde al signo de k_i , el valor de la CIn. Por ejemplo, si el valor numérico de k_1 es igual a 0.875, esto es un indicador de que por cada unidad en que se incrementa el valor de la IC, el valor numérico de la CIn se incrementa en 0.875 unidades; dicha información es importante para los administradores de las empresas que decidan implementar un proceso para el mejoramiento de la CIn en la empresa, ya que este modelo le permite visualizar cuál de esas cuatro

capacidades dinámicas tiene un mayor efecto en el incremento en el valor de la variable CIn. Situación similar representan los valores de los parámetros k_i ($i = 5, 6, 7$), k_g , y $k_{g'}$, respectivamente, para las variables endógenas CA, el CI, y la GC, de las ecuaciones (2), (3), y (4).

Para estimar y validar los valores numéricos de los parámetros k_i ($i = 1, 2, \dots, 9$), se utilizó el método de Modelos de Ecuaciones Estructurales, con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM, por sus siglas en inglés: Partial Least Squares Structural Equation Modeling), el cual tiene las siguientes características: no requiere que las variables latentes o manifiestas del modelo, asuman alguna distribución de probabilidad; proporciona una adecuada capacidad predictiva, lo que lo convierte en una herramienta administrativa apropiada; funciona eficientemente con muestras de tamaño pequeño, en comparación con otros métodos (Hair, 2019).

La estimación de parámetros se llevó a cabo utilizando la función *plspm* del paquete PLSPM del software estadístico de acceso libre RStudio, versión 4.3.2. (2023-1031 ucrt). La validación estadística de estos parámetros, se realizó con la ejecución de la función *bootstrapping*, con 200 remuestreos, del mismo paquete estadístico, y se estableció que cada parámetro estimado es estadísticamente significativo si, el intervalo del 95 % de confianza estimado para el valor de cada parámetro, no contiene al cero (Sánchez, 2013).

Evaluación de la bondad de ajuste del modelo estimado

Para evaluar la bondad de ajuste del modelo, se midieron dos características: la capacidad explicativa del modelo, que mide la precisión de los parámetros estimados o el porcentaje de la variación observada en la variable endógena que es explicada por sus correspondientes variables exógenas, capacidad que fue cuantificada con el coeficiente de determinación (R^2), misma que es clasificada como: baja, si $R^2 < 0.30$; moderada, si $0.30 \leq R^2 \leq 0.60$; alta, si $R^2 > 0.60$, no existe consenso en estos

rangos de clasificación, por lo que también se consideró este rango de clasificación alternativo: baja, si $R^2 < 0.20$; moderada, si $0.20 \leq R^2 \leq 0.50$; alta, si $R^2 > 0.50$. La capacidad predictiva del modelo, fue evaluada a través del indicador Pseudo Bondad de Ajuste (*GoF*, por su siglas en inglés: Goodness of Fit) (Sánchez, 2013). La capacidad de predicción bajo este indicador, se clasifica como pequeña, si $GoF < 0.10$; mediana, si $0.10 \leq GoF \leq 0.25$; alta, si $GoF > 0.25$ (Wetzels y col., 2009).

Análisis de la heterogeneidad no observada en la muestra

El análisis de heterogeneidad, del modelo global, es un análisis que se lleva a cabo posterior al análisis estructural del modelo, y tiene como objetivo validar el supuesto de que los datos de la muestra son homogéneos, esto es determinar si no existen categorías o conglomerados en la muestra que pudieran afectar los resultados que se obtienen bajo la hipótesis de que la muestra es homogénea. En este trabajo, el análisis de heterogeneidad se ejecuta con el método Respuesta Basado en Unidades de Segmentación en SEM-PLS (REBUS, por sus siglas en inglés: REsponse Based procedure for detecting Unit Segments in PLS-PM), el cual es un algoritmo que detecta clases latentes dentro del SEM-PLS, este método, no requiere asumir distribuciones de probabilidad para las variables involucradas en el modelo, y una de sus utilidades, al descubrir estas clases, es mejorar la capacidad de predicción. La muestra se declara heterogénea, si el valor del indicador *GoF* del modelo global, es menor, al menos en un 25 %, que el valor del Índice de Calidad Grupal (GQI, por sus siglas en inglés: Group Quality Index) (Vincenzo y col., 2010). El valor de numérico de GQI se obtiene con la función *rebus.pls*, de la función *plspm* del software de acceso libre RStudio, versión 4.3.2. (2023-1031 ucrt).

RESULTADOS

Análisis y adecuación de la muestra

Análisis

En la Tabla 2, se presenta el número de empresas entrevistadas, de acuerdo al sector eco-

■ **Tabla 2. Características de la muestra por sector y tamaño de empresa.**

Table 2. Characteristics of the sample by sector and company size.

Sector	Grande	Mediana	Pequeña	Total
Servicios	27	17	9	53
Manufactura	85	31	27	143
Total	112	48	36	196

nómico al que pertenecen y por su tamaño o número de empleados que laboran en ella, en donde, el 73 % corresponde al sector manufactura y el 27 % restante al sector servicio; por otro lado, el 57.1 % de ellas son clasificadas como grandes empresas, mientras que el resto, el 42.9 % son clasificadas como Pequeñas y Medianas Empresas (PyMES).

Adecuación

La adecuación de la muestra, se evaluó en tres etapas: primera, de los 196 datos de la muestra, se identificaron y eliminaron 18 datos atípicos, por lo que el análisis final se llevó a cabo con una muestra de 178 datos, donde el valor de cada variable latente es ≥ 0.212 , resultó significativa al nivel del 5 %, y con una potencia de prueba de hipótesis del 80 %; segunda, el valor del KMO para estos 178 datos es igual 0.82, lo cual implica que los datos son útiles para análisis de correlación; tercera, en la prueba de hipótesis de la esfericidad de Bartlett, el valor de la variable aleatoria chi cuadrada con 406 grados de libertad genera un “p-value” con valor a 0.000 04, por lo que, con un nivel de significancia del 5 %, se rechaza la hipótesis nula que establece que, la matriz varianza covarianza de los datos de dicha muestra es igual a la matriz identidad. De los resultados anteriores, se llegó a comprobar que la muestra es adecuada para analizarse a través de los modelos de ecuaciones estructurales.

Análisis descriptivo de los ítems y las variables latentes del IM

Los valores más bajos de la media aritmética corresponden a los ítems de la variable latente CIn. Los valores mínimos y máximos

para cada uno de todos los ítems del IM, son iguales a 1 y 5. Los valores de los cuartiles 1 y 3 para los ítems de la variable latente CIn, son, respectivamente, igual a 1 y 5, y los valores correspondientes para las cuatro variables latentes restantes, son de 3 a 5, lo que implica que la varianza en la variable CIn, es mayor que la variable correspondiente al resto de las variables latentes IC, CI, GC y CA. Para cada uno de dichos ítems, no fue posible afirmar que sigan una distribución normal, dada la diferencia entre los valores de la media aritmética, la moda, y la mediana (Tabla 3).

Las variables latentes del IM presentaron valores estandarizados pertenecientes al intervalo de números reales [- 3.3], y sus rangos intercuatílicos ≥ 1 , esto último, aunado al hecho de que, los valores de la media aritmética, la moda, y la mediana no coinciden, no permiten establecer que dichas variables latentes sigan una distribución normal (Tabla 4). Dado que el método de análisis PLS-SEM que fue utilizado, es un método no paramétrico, no se verificó la normalidad de estas variables.

Determinación de la confiabilidad y validez del instrumento de medición

Confiabilidad

El IM es confiable, dado que se cumple con los criterios establecidos (≥ 70) en los valores del alfa de Cronbach, del rho de Dillon-Goldstein y de la carga factorial para cada ítem (Tabla 5).

Validez

El IM es válido, dado que tiene validez convergente, ya que los valores del AVE para ca-

■ **Tabla 3. Valores descriptivos de los ítems del IM.**
 Table 3. Descriptive values of the IM items.

Variable latente	Codificación	Min	Max	Mediana	Moda	Media	Q1	Q3
Capacidad de innovación (CIn)	CIn1	1	5	1	1	2.90	1	5
	CIn2	1	5	3	1	2.97	1	5
	CIn3	1	5	1	1	2.92	1	5
	CIn4	1	5	1	1	2.91	1	5
	CIn5	1	5	1.5	1	2.91	1	5
	CIn6	1	5	1	1	2.89	1	5
	CIn7	1	5	1.5	1	2.92	1	5
Gestión del conocimiento (GC)	GC1	1	5	4	4	4.01	3	5
	GC2	1	5	4	5	3.82	3	5
	GC3	1	5	4	5	3.96	3	5
	GC4	1	5	4	5	3.81	3	5
	GC5	1	5	4	5	3.75	3	5
	GC6	1	5	4	5	3.55	3	5
Capacidad de absorción (CA)	CA1	1	5	4	4	4.18	4	5
	CA2	1	5	4	5	3.96	3	5
	CA3	1	5	4	4	3.92	3	5
	CA4	1	5	4	4	3.92	3	5
Inteligencia competitiva (IC)	IC1	1	5	4	5	3.74	3	5
	IC2	1	5	4	4	3.90	3	5
	IC3	1	5	4	5	3.83	3	5
	IC4	1	5	4	5	4.07	3.25	5
	IC5	1	5	4	5	4.07	3.25	5
Capital intelectual (CI)	CI1	1	5	4	5	3.83	3	5
	CI2	1	5	4	4	3.91	3	5
	CI3	1	5	4	5	3.86	3	5
	CI4	1	5	4	5	4.09	3	5
	CI5	1	5	4	4	3.90	3	5
	CI6	1	5	4	5	3.87	3	5
	CI7	1	5	4	5	3.99	3	5

■ **Tabla 4. Valores descriptivos de las variables latentes del IM.**
 Table 4. Descriptive values of the latent variables of the MI.

Variable latente	Min	Max	Mediana	Moda	Media	Q1	Q3
CIn	- 0.987	1.066	- 0.690	- 0.978	0	- 0.978	1.066
GC	- 2.78	1.069	0.261	0.994	0	- 0.604	0.895
CA	- 2.392	0.994	0.001	1.145	0	- 0.698	0.994
IC	- 2.920	1.057	0.256	1.057	0	- 0.653	0.846
CI	- 2.785	1.069	0.215	1.068	0	- 0.604	0.895

Fuente: elaboración propia

■ **Tabla 5. Valores de confiabilidad, validez, capacidad explicativa y predictiva.**
 Table 5. Reliability, validity, explanatory and predictive capacity values.

	Ítem	Carga factorial	Alfa	rho	AVE	R ²	GoF
IC	IC1	0.908	0.930	0.947	0.781	n. a.	0.659
	IC2	0.885					
	IC3	0.913					
	IC4	0.856					
	IC5	0.856					
CI	CI1	0.863	0.940	0.951	0.737	0.308	
	CI2	0.898					
	CI3	0.854					
	CI4	0.812					
	CI5	0.894					
	CI6	0.881					
	CI7	0.800					
GC	GC1	0.832	0.952	0.962	0.809	0.330	
	GC2	0.897					
	GC3	0.903					
	GC4	0.888					
	GC5	0.926					
	GC6	0.945					
CA	CA1	0.711	0.892	0.927	0.763	0.780	
	CA2	0.857					
	CA3	0.951					
	CA4	0.951					
CIn	CIn1	0.995	0.999	0.999	0.992	0.692	
	CIn2	0.994					
	CIn3	0.997					
	CIn4	0.996					
	CIn5	0.996					
	CIn6	0.998					
	CIn7	0.997					

Nota: n. a. = no aplica.

da variable latente es ≥ 0.50 (Tabla 5), y también tiene validez discriminante, dado que, el valor numérico de la correlación entre cualquier pareja de variables latentes, es $<$ que el valor de la raíz cuadrada del que corresponde a cualquiera de estas dos variables latentes (Tabla 6). Dado que el IM es confiable y válido, se procede al análisis del modelo estructural.

Estimación y validación del modelo estructural

En la Tabla 7, se presentan los valores de los

parámetros k_i ($i = 1, 2, \dots, 9$) correspondientes a las ecuaciones (1), (2), (3), y (4), que son estimados a través de los efectos directos que las variables exógenas tienen sobre la variable endógena, y validados, con un nivel de significancia del 5 %. Y se muestran en las siguientes ecuaciones:

$$CIn = 0.342IC + 0.242CI + 0.328GC \tag{5}$$

$$CA = 0.293IC + 0.230CI + 0.555GC \tag{6}$$

$$CI = 0.557IC \tag{7}$$

$$GC = 0.575IC \tag{8}$$

■ **Tabla 6. Criterio de Fornell y Lacker.**
Table 6. Fornell and Lacker criterion.

	IC	CI	GC	CA	CIn
IC	0.883*				
CI	0.555	0.914*			
GC	0.575	0.271	0.899*		
CA	0.740	0.543	0.787	0.873*	
CIn	0.742	0.577	0.672	0.747	0.995*

*Raíz cuadrada.

■ **Tabla 7. Valores estimados de los parámetros de las ecuaciones (1), (2), (3), y (4).**
Table 7. Estimated values of the parameters of equations (1), (2), (3), and (4).

Parámetro	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6	K_7	K_8	K_9
Efecto directo	0.342*	0.242*	0.328*	0.103 ^{ns}	0.293*	0.230*	0.555*	0.557*	0.575*
Efecto indirecto	0.399*	0.024 ^{ns}	0.058 ^{ns}	0.031 ^{ns}	0.447*	0	0	0	0
Efecto total	0.741*	0.266*	0.386*	0.134 ^{ns}	0.740*	0.230*	0.577*	0.555*	0.575*

Nota: *significativo al 5 %; ns = no significativo al 5 %.

También, en la Tabla 7, se presentan los valores de los parámetros k_i ($i = 1, 2, \dots, 9$) correspondientes a las ecuaciones (1), (2), (3), y (4), que son estimados a través de los efectos totales que las variables exógenas tienen sobre la variable endógena, y validados, con un nivel de significancia del 5 %. Y se muestran en las siguientes ecuaciones:

$$CIn = 0.741IC + 0.266CI + 0.386GC \quad (9)$$

$$CA = 0.740IC + 0.230CI + 0.577GC \quad (10)$$

$$CI = 0.555IC \quad (11)$$

$$GC = 0.575IC \quad (12)$$

Del valor 0.741, que representa la magnitud del efecto total, que la capacidad dinámica IC tiene sobre la CIn, las cantidades 0.342 y 0.399 (Tabla 7), corresponden, respectivamente al efecto directo, y al efecto indirecto que la IC tiene sobre la CIn. El efecto directo, con referencia al modelo de regresión lineal multivariado representado por las ecuaciones (1), (2), (3), y (4), se refiere al impacto o efecto que tiene la IC, sobre la CIn, sin interactuar sobre ninguna de las restantes variables exógenas del modelo; mientras, que el efecto indirecto, es referido, en este caso,

como el efecto directo que la IC, tiene sobre el CI y la GC, el cual genera que el efecto de CI y la GC sobre la CIn se vea incrementado o amplificado como efecto de la relación lineal representados por las ecuaciones (3) y (4).

Evaluación de la bondad de ajuste del modelo estimado

Capacidad explicativa del modelo multivariado estimado

Los valores numéricos 0.692, 0.780 0.308 y 0.330 (Tabla 5), que corresponden, respectivamente a los coeficientes de determinación (R^2), para las variables endógenas de CIn, CA, CI y GC, consideradas, respectivamente, en las ecuaciones (1), (2), (3), y (4), son valores estadísticamente significativos con un nivel del 5 %. Dichos resultados numéricos, y bajo los criterios establecidos por Sánchez (2013) para los valores de este indicador, permitieron establecer que la capacidad explicativa para las ecuaciones (1) y (2) es alta. Esto implica, para el caso de la ecuación (1), que de las variaciones que se observan en la CIn, el 69.2 % de ella se explica, o se genera por efecto de las variaciones en las variables

exógenas IC, CI y GC, por lo que el incremento en los niveles o valores de estas tres variables exógenas o capacidades dinámicas, genera un incremento en la capacidad dinámica CIn. Para el caso de la ecuación (2), el 78 % de la variación en la variable endógena CA, se explica, o es atribuible, a variaciones en las variables exógenas IC, CI, y GC de este modelo. En los valores para las ecuaciones (3) y (4), los porcentajes respectivos, de la variación de las variables endógenas CI y GC, que se justifica por la variación de la variable exógena IC, es del 30.8 % y del 33.0 %, por lo que la capacidad explicativa de estas dos últimas ecuaciones se clasifica en moderada.

Con estos resultados, se considera que el modelo multivariante estimado, tiene una capacidad explicativa de moderada a alta (de acuerdo al valor de R^2 : Tabla 5). Lo que a su vez lleva a establecer que los valores de los parámetros del modelo, no presentan grandes diferencias con los valores del parámetro poblacional (si se aplica a la totalidad de empresas en la región).

Capacidad predictiva del modelo multivariante estimado

El valor numérico del índice Pseudo bondad de ajuste (*GoF*), para este modelo de regresión lineal multivariante estimado en la presente investigación es igual 0.659 (Tabla 5), por lo que la capacidad de predicción de este modelo, es clasificada como alta, de acuerdo al criterio establecido por Wetzels y col. (2009). Dicha clasificación, implica que, si se conocen los niveles o valores de las variables exógenas IC, CI y GC, en los que están operando o que corresponden a la empresa, entonces el valor de la CIn, que se estima con el modelo lineal representado por la ecuación (1), es aproximadamente igual al valor que corresponde, al nivel de la CIn en el que opera la empresa.

La capacidad explicativa y predictiva del modelo de regresión multivariante estimado, lleva a establecer que este modelo es adecuado para representar las relaciones causales entre las capacidades dinámicas de las em-

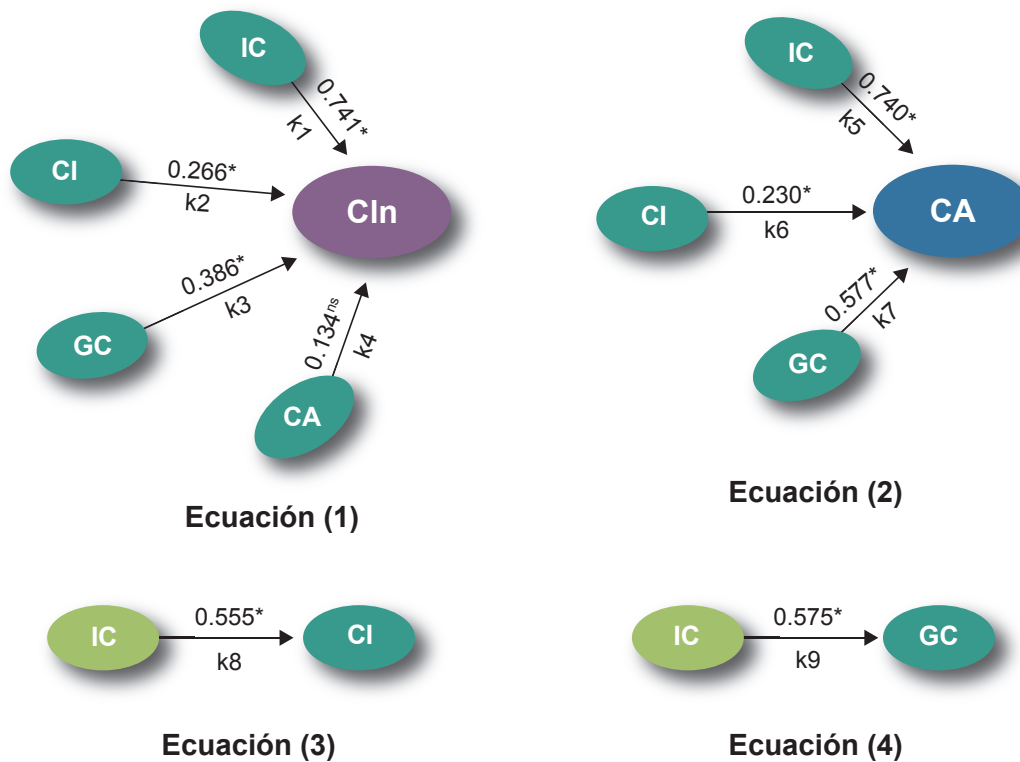
presas: CIn; IC; CI; GC. De lo anterior, se afirma que la IC, es la que mayor impacto o efecto, tiene sobre la CIn, esto como consecuencia de su efecto directo, más los efectos indirectos que genera en las capacidades CI y GC.

Análisis de la heterogeneidad no observada en la muestra

La aplicación de la función *rebus.pls* a la muestra determina únicamente dos posibles estratos que pudieran generar diferentes modelos de regresión lineal. De la evaluación del par de modelos de regresión que se estiman en cada uno de los estratos, el valor del Índice de Calidad Grupal es igual a 0.679, el cual, no cumple con la condición de ser mayor en al menos el 25 % del valor *GoF* del modelo global, cuya magnitud es igual a 0.659. De lo anterior, se establece que la muestra es homogénea. Lo que permite garantizar que, no existen factores de ruido o estratos que afecten el análisis estadístico al utilizar los datos de esta muestra. Lo que lleva a establecer que, ninguna variable o característica concerniente a las personas o a las empresas encuestadas, que, no fueron consideradas en el IM, por ejemplo: el tamaño de la empresa; el género de las personas que contestan la encuesta; el giro de la empresa; la antigüedad de la empresa o cualquier otra variable de esta naturaleza, no tienen efecto sobre la CIn.

DISCUSIÓN

El efecto existente entre las diferentes variables de estudio, de acuerdo con el modelo desarrollado puede apreciarse en la Figura 1. Se observa que la IC afectó de manera directa y significativa a las capacidades dinámicas CI y GC, consideradas como variables endógenas, y calculadas con las ecuaciones (3) y (4), respectivamente. La IC, CI y la GC tuvieron un efecto moderado y significativo sobre la variable endógena CIn, de acuerdo con la ecuación (1), en tanto que la IC lo tuvo alto y significativo de acuerdo con la misma ecuación. Lo anterior contrasta con los resultados presentados por Poblano (2021) y Yuwono (2021), quienes estudiaron las relaciones causales entre la variable endógena CIn con tres variables exó-



Nota: *significativo al 5 %; ns = no significativo al 5 %.

■ **Figura 1.** Modelo estructural que representa al modelo de regresión lineal multivariante expresados en las ecuaciones (1), (2), (3), y (4); los valores numéricos representan los valores estimados del efecto directo, k_1, k_2, \dots, k_9 , con el que cada variable exógena tiene sobre su respectiva variable endógena.

Figure 1. Structural model that represents the multivariate linear regression model expressed in equations (1), (2), (3), and (4), the numerical values represent the estimated values of the direct effect, k_1, k_2, \dots, k_9 , with which each exogenous variable has on its respective endogenous variable.

genas, seleccionadas de las cuatro capacidades dinámicas IC, CI, GC, y CA, incluidas en el modelo. Ambos autores determinaron que el efecto del CI sobre la variable CIn no es significativo. Tratar de explicar esta discrepancia en dichos resultados, no es una tarea trivial, ya que las posibles causales de esa diferencia pueden ser múltiples: el error aleatorio; el número y tipo de variables latentes consideradas en el modelo; diferentes instrumentos de medición; métodos de análisis estadísticos utilizados; estructuración o diseño del modelo de regresión lineal multivariante; cultura de la región geográfica de donde se obtienen los datos para el análisis; tamaño y giro de las empresas encuestadas, entre otros.

Además de las regiones geográficas donde se estima el modelo y el número de capacidades dinámicas consideradas, también es de destacar, que estos dos autores utilizan el método de Modelos de Ecuaciones Estructurales Basado en la Covarianza (CB-SEM, por sus siglas en inglés: Covariance based Structural Equation Modeling), el cual genera resultados diferentes a los resultados que se generan con el método PLS-SEM. Hair (2019), Dash y Paul (2021), Hair-Jr. y col. (2021) señalan que el método PLS-SEM, presenta, en relación al método CB-SEM, que: no requiere asumir distribución de probabilidad para las variables del modelo; funciona adecuadamente con muestras pequeñas; funcionan óptimamente para

estimar modelos complejos y genera una mayor capacidad de predicción (Figura 1).

Calof y Sew-dass (2020), Aljuboory y col. (2021), Lam y col. (2021), Poblano (2021), Silvianita y Pradana (2022), contemplaron un análisis de la relación causal, hasta en un máximo de cuatro de las cinco variables latentes. El no contemplar a alguna de esas capacidades dinámicas en el proceso del mejoramiento de la CIn, puede llevar a resultados no óptimos o deficientes, en el sentido de que, por ejemplo, puede ocurrir que la(s) variable(s) latente(s) omitida(s) como variable(s) exógena(s) en el análisis sea(n) las que mayor efecto tienen sobre la variable endógena CIn, lo cual no permite lograr el máximo mejoramiento de la competitividad de la empresa involucrada en este proceso.

La no significancia estadística de la capacidad dinámica en la CA en los modelos de regresión lineal, implica que esta capacidad, no tiene efecto alguno sobre la CIn de las empresas, lo cual coincide con los resultados que obtiene Silvianita y Pradana (2022). Las afirmaciones anteriores, contradicen a los resultados presentados por Bhadauria y Singh (2023), Laachach y Ettahri (2023) y Maleski y col. (2023), en los que establecen que la correlación entre CA y CIn, es significativa, y que, existe una alta dependencia o un alto efecto que la CA tiene sobre la CIn, de tal forma que declaran que el desarrollo de la CA es esencial para el desarrollo de la CIn. Esta discrepancia se explica por el hecho de que la significancia del efecto de la CA sobre la CIn, estuviese en función o dependiere del número de capacidades dinámicas consideradas como variables exógenas en el modelo.

CONCLUSIONES

El modelo de regresión lineal multivariante, permitió establecer la relación causal entre las variables exógenas o predictoras IC, CI, GC, y CA con la variable endógena CIn. Es un modelo estadístico útil en la gestión e implementación del proceso de mejoramiento de la CIn de las empresas ubicadas en la ciudad

de Hermosillo, Sonora, México, dado que sus capacidades explicativa y predictiva fueron adecuadas, lo que genera confianza en la precisión y exactitud en las estimaciones del valor de la CIn, en función de los valores de las variables predictoras IC, CI, y GC. Dicha información resulta importante para asignar, de manera eficiente, los recursos para mejorar los valores de estas capacidades dinámicas. En el presente modelo, se observó que no es necesario destinar recursos para mejorar la CA, ya que esta capacidad dinámica, no tuvo efecto alguno sobre la CIn. Por otro lado, la IC, es la capacidad dinámica con mayor efecto, tanto directo como total, sobre la CIn y por cada unidad que se incrementa en el valor del nivel de la IC, el valor del nivel de la CIn, aumenta en más del doble que, cuando se incrementa una unidad en el CI o la GC. La decisión final, sobre cuál de las tres variables exógenas del modelo de regresión lineal multivariado es prioridad para asignarle recursos con el objetivo de incrementar su nivel, está en función de lo que resulta del análisis financiero que determine el costo de incrementar el nivel de cada una de tres variables exógenas, contra el beneficio que se refleja en el incremento de la variable endógena del modelo.

AGRADECIMIENTOS

Rafael García Martínez, y Eduardo Rafael Poblano Ojinaga, recibieron apoyo económico para la investigación, autoría y/o publicación de este artículo por parte del Consejo Nacional de Humanidades Ciencia y Tecnología (CONAHCYT) a través del Programa de Estancias Posdoctorales en México 22 (1).

DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declararon no tener conflictos de intereses de ningún tipo.

REFERENCIAS

- Agostineto, R. C., Soares, T. C., Mazon, G., & Soares, S. V. (2022). Influence of intellectual capital and individual absorptive capacity on innovation performance. *Revista de Administração da UFMS*, 15, 270-289.
- Aldás, J. y Uriel, E. (2017). Análisis Multivariante Aplicado con R. Editorial Alfa-centauro.
- Ali, M. A., Hussin, N., Haddad, H., Al-Araj, R., & Abed, I. A. (2021). A multidimensional view of intellectual capital: The impact on innovation performance. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(4), 216. <https://doi.org/10.3390/joitmc7040216>.
- Aliasghar, O., Sadeghi, A., & Rose, E. L. (2023). Process innovation in small-and medium-sized enterprises: The critical roles of external knowledge sourcing and absorptive capacity. *Journal of Small Business Management*, 61(4), 1583-1610. <https://doi.org/10.1080/00472778.2020.1844491>
- Algarni, M. A., Ali, M., Leal-Rodríguez, A. L., & Albort-Morant, G. (2023). The differential effects of potential and realized absorptive capacity on imitation and innovation strategies, and its impact on sustained competitive advantage. *Journal of Business Research*, 158, 113674. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113674>
- Aljuboori, Z. M., Singh, H., Haddad, H., Al-Ramahi, M. N., & Ali, M. A. (2021). Intellectual capital and firm performance correlation: the mediation role of innovation capability in Malaysian manufacturing SMEs perspective. *Sustainability*, 14(1); 154. <https://doi.org/10.3390/su14010154>
- Amir, H. N. (2017). Survey the effects of intellectual capital and absorptive capacity on innovation capability (case study of saipa company in tehran). *International Journal of Innovation Management*, 21(03), 1750029.
- Astudillo, M. M., Solis, N. J. y Maldonado, A. R. (2018). Innovación y competitividad en sectores estratégicos. Editorial Universidad Autónoma de Guerrero, UAGro.
- Ávila, M. M. (2022). Competitive Advantage and Knowledge Absorptive Capacity: the Mediating Role of Innovative Capability. *Journal of the Knowl Economy*, 13, 185-210. <https://doi.org/10.1007/s13132-020-00708-3>
- Bhadauria, S. & Singh, V. (2023). Blending absorptive capacity with open innovation: a bibliometric review. *Benchmarking: An International Journal*, 30(4), 1110-1136. <https://doi.org/10.1108/BIJ-02-2021-0111>
- Caballero, D. A. (2006). SEM vs. PLS: un enfoque basado en la práctica. En E. Abascal-Fernández, V. Diaz-de-Rada-Igúzquiza y I. Portilla-Manjón (Eds.), *IV Congreso de Metodologías de Encuestas* (pp. 57-66). Ed. Universidad Pública de Navarra.
- Cabrilo, S. A. (2020). The Role of Multidimensional Intellectual Capital and Organizational Learning Practices in Innovation Performance. *European Management Review*, 17, 1-21. DOI: 10.1111/emre.12396
- Calof, J. & Sewdass, N. (2020). On the relationship between competitive intelligence and innovation. *Journal of Intelligence Studies in Business*, 10(2), 32-43.
- Chen, J., Yin, X., & Mei, L. (2018). Holistic innovation: An emerging innovation paradigm. *International Journal of Innovation Studies*, 2(1), 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.ijis.2018.02.001>
- Cohen, W. M. & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative science quarterly*, 128-152.
- Dash, G. & Paul, J. (2021). CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121092. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121092>.
- De-las-Heras, R. C. & Herrera, J. (2021). Innovation and competitive intelligence in business. *A bibliometric analysis. International Journal of Financial Studies*, 9(2), 31. <https://doi.org/10.3390/ijfs9020031>.
- Escobar, C. A., Velandia, P. G., Archibold, W. G. y Hernández, P. E. (2017). GC e innovación en las PYME exportadoras del sector industrial en Colombia. *Revista Espacios*, 38(34).
- Escobar-Pérez, J & Cuervo-Martínez, A. (2008). Validez de contenido y juicio de expertos: una aproximación a su utilización. *Avances en medición*, 6, 27-36. http://www.humanas.unal.edu.co/psicometria/files/7113/8574/5708/Articulo3_Juicio_de_expertos_27-36.pdf Fecha de consulta: 25 de octubre de 2016.
- Fernández-Jardón, C. M. (2012). Emprendedurismo y capital intelectual (Entrepreneurship and Intellectual Capital). Available at SSRN 2254791, in

- SSRN Electronic Journal. DOI: 10.2139/ssrn.2254791.
- Ghasemy, M., Teeroovengadum, V., Becer, J. M., & Ringle, C. M. (2020). This fast car can move faster: A review of PLS-SEM application in higher education research. *Higher education*, 80(6), 1121-1152. <https://doi.org/10.1007/s10734-020-00534-1>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing theory and Practice*. 19(2), 139-152. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envpol.2016.08.067>
- Hair-Jr, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the academy of marketing science*, 40, 414-433. DOI 10.1007/s11747-011-0261-6.
- Hair, J. F. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European business review*, 31(1), 2-24. <http://dx.doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: A workbook* (pp. 1-197). Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Heijs, J., Buesa, M., Vergara, D. M., Gutiérrez, M. C., Arenas, G. y Guerrero, A. J. (2020). Innovación, crecimiento y competitividad: El papel de la política tecnológica en España. editorial Funcas.
- Inkóv, M. (2020). Organizational innovation capability as a result of knowledge management processes-a literature review. *Management*, 24(1), 143-156. <http://dx.doi.org/10.2478/manment-2019-0040>
- Jalil, M. F., Ali, A., & Kamarulzaman, R. (2022). Does innovation capability improve SME performance in Malaysia? The mediating effect of technology adoption. *The International Journal of Entrepreneurship and Innovation*, 23(4), 253-267. <http://dx.doi.org/10.1177/14657503211048967>
- Laachach, A & Ettahri, Y. (2023). The effects of venture capital on firm innovation: the role of absorptive capacity. *International Journal of Business Innovation and Research*, 31(3), 407-432. <http://dx.doi.org/10.1504/IJBIR.2023.132899>
- Kock, N. & Hadaya, P. (2018). Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods. *Information systems journal*, 28(1), 227-261. <http://dx.doi.org/10.1111/isj.12131>
- Lam, L. Y. (2021). The Relation among Organizational Culture, Knowledge Management, and Innovation Capability: Its Implication for Open Innovation. *Journal Open of Innovation. Technology. Mark. Complex*, 1-16. <http://dx.doi.org/10.3390/joitmc7010066>
- LISA Institute (2023). Inteligencia Competitiva e Innovación. [En línea]. Disponible en: <https://www.lisainstitute.com/products/curso-de-inteligencia-competitiva-e-innovacion>. Fecha de consulta: 18 de febrero de 2023.
- Maleski, S., Mazieri, M. R., & Carneiro-da-Cunha, J. (2023). Investigating innovation capacity, the relationship with absorptive capacity, and impact on organizational performance. *International Journal of Technology Transfer and Commercialization*, 20(2), 235-255. <https://doi.org/10.1504/IJTTC.2023.130274>
- Mathison, L., Gándara, J., Primera, C. y García, L. (2022). Innovación: factor clave para lograr ventajas competitivas. *Revista Negotium*, (7), 46-83.
- Miroshnychenko, I., Strobl, A., Matzler, K., & De Massis, A. (2021). Absorptive capacity, strategic flexibility, and business model innovation: Empirical evidence from Italian SMEs. *Journal of Business Research*, 130, 670-682. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.02.015>
- Morales-Guerrero, R. E., y Álvarez-Aros, E. L. (2021). Innovación abierta como acelerador de competitividad y resultados empresariales, un estudio bibliométrico. *Revista Economía y Política*, (34), 1-16. http://scielo.senescyt.gob.ec/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2477-90752021000100001&lng=es&tlng=es
- Müller, J. M., Buliga, O., & Voigt, K. I. (2021). The role of absorptive capacity and innovation strategy in the design of industry 4.0 business Models-A comparison between SMEs and large enterprises. *European Management Journal*, 39(3), 333-343. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2020.01.002>
- Nabi, M. N., Liu, Z., & Hasan, N. (2023). Investigating the effects of leaders' stewardship behavior on radical innovation: a mediating role of knowledge management dynamic capability and moderating role of environmental uncertainty. *Management Research Review*, 46(2), 173-195. <https://doi.org/10.1108/MRR-04-2021-0276>
- Nazarpoori, A. H. (2017). Survey the effects of intellectual capital and absorptive capacity on innovation capability (case study of Saipa Company

in Tehran). *International Journal of Innovation Management*. 21(03), 1750029. <https://doi.org/10.1142/S1363919617500293>

OECD/Eurostat (2018). Oslo Manual 2018. Guidelines for Collecting, Reporting and Using Data on Innovation. 4th Edition, The Measurement of Scientific, Technological and Innovation Activities, OECD. Publishing, Paris/Eurostat. <https://doi.org/10.1787/9789264304604-en>

Poblano, O. E. (2021). Competitive intelligence as a factor of the innovation capability in Mexican companies: A structural equations modeling approach. *Journal of Intelligence Studies in Business*, 11(2), 69-79. <https://ojs.hh.se/index.php/JISIB/article/view/JISIB>

Popescu, D. I., Ceptureanu, S. I., Alexandru, A., & Ceptureanu, E. G. (2019). Relationships between knowledge absorptive capacity, innovation performance and information technology. case study: The Romanian creative industries SMEs. *Studies in Informatics and Control*, 28(4), 463-475. <https://doi.org/10.24846/v28i4y201910>

Sánchez, G. (2013). *PLS Path Modeling with R*. Berkeley: Trowchez Editions. [En línea]. Disponible en: <http://www.gastonsanchez.com/PLS Path Modeling with R.pdf>. Fecha de consulta: 12 de junio de 2023.

Silvianita, A. & Pradana, M. (2022). Absorptive Capacity and Knowledge Management As Antecedents To Innovation Capability. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1430694/v1>. Fecha de consulta: Fecha de consulta: 10 de enero de 2023.

Siregar, Z. M. E., Suryana, E. A., Ahman, E., & Senen, S. H. (2019). Does Knowledge Management Enhance Innovation: A Literature Review. *International Journal of Scientific y Technology Research*, 8(9), 1991-1994.

Vincenzo, E. V., Laura, T., & Silvano, A. (2010). PLS Path Modeling: From Foundations to Recent Developments and Open Issues for Model Assessment and Improvement. s. In W. W. Vincenzo-Esposito Vinzi; Wynne W. Chin; J. Henseler; H. Wang (Eds.), *Handbook of Partial Least Square* (pp. 47-82). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8_3

Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G., & VanOppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *MIS quarterly*, 177-195.

Yuwono, W. (2021). Empirical analysis of intellectual capital, potential absorptive capacity, realized absorptive capacity and cultural intelligence on innovation. *Management Science Letters*, 11, 1399-1406. <https://doi.org/10.5267/j.msl.2020.10.03>

Zahra, S. A. & George, G. (2002). Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. *Academy of Management Review*, 27(2), 185-203. <http://dx.doi.org/10.2307/4134351>

Zhang, X., Chu, Z., Ren, L., & Xing, J. (2023). Open innovation and sustainable competitive advantage: The role of organizational learning. *Technological Forecasting and Social Change*, 186, 122114. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.122114>