



TOMA DE DECISIONES ESTRATÉGICAS:

La integración de NCA, HOC e IPMA en el Análisis PLS-SEM

Avanzado

Manuel Anchapuri Quispe
Rossana Esmila Cortez Lopez
Alberto Magno Cutipa Limache
Roger Miranda Bellido
Fredy Quispe Gómez
Roger Freddy Fernández Burgos
Carlos Fuentes Guizado

Manuel Anchapuri Quispe
Rossana Esmila Cortez Lopez
Alberto Magno Cutipa Limache
Roger Miranda Bellido
Fredy Quispe Gómez
Roger Freddy Fernández Burgos
Carlos Fuentes Guizado

**Toma de decisiones estratégicas: La integración de
NCA, HOC e IPMA en el Análisis PLS-SEM Avanzado**

Toma de decisiones estratégicas: La integración de NCA, HOC e IPMA en el Análisis PLS-SEM Avanzado

Autores:

Manuel Anchapuri Quispe

Rossana Esmila Cortez Lopez

Alberto Magno Cutipa Limache

Roger Miranda Bellido

Fredy Quispe Gómez

Roger Freddy Fernández Burgos

Carlos Fuentes Guizado

Editor

Manuel Anchapuri Quispe

Av. La torre Nro 773

manchapuri@unap.edu.pe

Puno – Perú

Primera edición, noviembre del 2025

Versión digital

DEPÓSITO LEGAL DEL LIBRO ELECTRÓNICO N° 2025-12994

ISBN N° 978-612-03-1692-4

Disponible en: <https://demokno.info/publicaciones/>

Diseño y diagramación

Micol Zayetsy Anchapuri Ramos

Diseño de cubierta:

Manuel Anchapuri Q.

Toma de decisiones estratégicas: La integración de NCA, HOC e IPMA en el Análisis PLS-SEM Avanzado

Manuel Anchapuri Quispe

Rossana Esmila Cortez Lopez

Alberto Magno Cutipa Limache

Roger Miranda Bellido

Fredy Quispe Gómez

Roger Freddy Fernández Burgos

Carlos Fuentes Guizado

Como citar:

Anchapuri, M., Cortez, R. E., Cutipa, A. M., Miranda, R., Quispe, F., Fernández, R. F., y Fuentes, C., “*Toma de decisiones estratégicas: La integración de NCA, HOC e IPMA en el Análisis PLS-SEM Avanzado*”. <https://demokno.info/publicaciones/>



Toma de decisiones estratégicas: La integración de NCA, HOC e IPMA en el Análisis PLS-SEM Avanzado © 2025 by Anchapuri, M., Cortez, R. E., Cutipa, A. M., Miranda, R., Quispe, F., Fernández, R. F., & Fuentes, C., is licensed under Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International Para ver una copia de esta licencia, visite <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>

“La mejor venganza es ser diferente a quien causó el daño.”

“Nada tiene tanto poder para ampliar la mente que la capacidad de investigar de manera sistemática y real todo lo que es susceptible de observación en la vida”

Marco Aurelio,

“Todo el arte de la guerra consiste en llegar a lo que hay al otro lado de la colina, o, en otras palabras, en aprender lo que no sabemos de lo que hacemos”.

– Arthur Wellesley, primer duque de Wellington

Dedicatoria:

A los curiosos, a los persistentes y a los que no temen adentrarse en la complejidad de los Modelos de Ecuaciones Estructurales, les dedicamos este trabajo. Que encuentren en estas páginas no solo fórmulas y métodos, sino también la inspiración para seguir explorando, cuestionando y mejorando. Porque cada investigador que avanza, eleva el conocimiento colectivo y abre nuevas puertas al futuro.

Pensamiento:

*"Nunca te despojes de toda
defensa, porque tarde o temprano
serás atacado por los que antes te
respetaban".*

*“Solo viviré una vez; por
lo tanto, Cuánto bien haga y
cuanta bondad pueda mostrar a un
Ser Humano, he de hacerlo ahora.
No debe aplazarlo ni olvidarlo,
Pues no volveré a pasar por aquí”.*

Índice

Índice	9
INTRODUCCIÓN	13
PRÓLOGO	17
MODELADO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES (SEM)	19
1.1 Definición y alcance del modelado de ecuaciones estructurales	20
1.2 Fundamentos teóricos	21
1.3 Aplicabilidad gerencial y estratégica	22
1.4 Técnicas de primera y segunda generación en el SEM	23
1.5 CB-SEM y PLS-SEM: Filosofía de estimación y medición	25
1.6 Decisión analítica	27
1.7 Justificación para el PLS-SEM en investigación exploratoria	28
1.8 La falacia del muestreo inadecuado en PLS-SEM	29
1.9 Guía para el muestreo riguroso en PLS-SEM	31
1.10 Aplicabilidad a la investigación exploratoria y confirmatoria	33
1.11 El enfoque en la predicción	35
1.12 Tipos de variables en la modelación de ecuaciones estructurales	36
1.13 Componentes fundamentales de un modelo de ecuaciones estructurales (SEM)	37

1.14	Fundamento teórico: medición vs. estructura	42
1.15	Estadísticos de Bondad de Ajuste (Modelos SEM)	43
1.15.1	I. Ajuste Absoluto	44
1.15.2	II. Ajuste Comparativo	45
1.15.3	III. Ajuste de Parsimonia y Error	45
	En Resumen: El "Trío de Oro" de la Aprobación	46
1.16	Referencias científicas indexadas en Scopus o Web of Science sobre modelos reflexivos en SEM	47
CONSTRUCCIONES DE ORDEN SUPERIOR (HOC) CON PLS-SEM		52
2.1	Contexto de la necesidad de construcciones de orden superior (HOC)	53
2.2	Utilidad	56
2.3	Construcciones de orden superior en PLS-SEM	60
2.4	Tipos de HOC	61
2.5	Diferenciación y aplicabilidad	64
2.6	Criterios para la clasificación de un constructo como HOC	65
2.7	Guía y modelado de construcciones de orden superior en PLS-SEM	67
2.8	Estudio de caso sobre la definición, especificación, estimación y validación de un HOC en PLS-SEM	72
2.9	Artículos sobre construcciones de orden superior (HOC), publicados en revistas indexadas.	76
ANÁLISIS DE CONDICIONES NECESARIAS (NCA) EN MODELOS SEM		82

3.1	Fundamentos del NCA	85
3.2	Metodología y técnicas de estimación clave en NCA	88
3.3	Diferenciación: NCA vs. métodos probabilísticos (PLS-SEM)	94
3.3.1	Lógica de la suficiencia (promedio) en PLS-SEM	94
3.3.2	Lógica de la necesidad (mínimos) en NCA	95
3.4	Guía práctica para la implementación del NCA	97
3.5	Interpretación de las métricas clave del NCA: Tamaño del efecto (d), p-value y la Tabla Bottleneck	100
3.6	Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) en bases de datos científicas indexadas.	104
ANÁLISIS DE MAPA DE IMPORTANCIA DESEMPEÑO (IPMA) CON PLS-SEM		109
4.1	Fundamentos y propósito estratégico del IPMA en PLS-SEM	111
4.1.1	El IPMA como extensión post-hoc del PLS-SEM	111
4.1.2	Limitaciones del R^2 y necesidad del enfoque IPMA	113
4.1.3	Propósito estratégico y valor diagnóstico	117
4.2	Definición y cuantificación de las dimensiones del IPMA	117
4.3	Metodología y requisitos de input en IPMA-PLS	120
4.4	Guía de ejecución y configuración del IPMA en SmartPLS	122
4.5	Interpretación de los indicadores clave del IPMA (Tablas numéricas)	125
4.5.1	Lectura combinada y prioridades	126
4.5.2	Orientación práctica	127

4.6	Implicaciones gerenciales y priorización estratégica	127
4.6.1	Marco de decisión y optimización de recursos	128
4.6.2	Ejemplo:	129
4.7	Investigaciones sobre (IPMA), en bases de datos indexadas:	130
INTEGRACIÓN METODOLÓGICA DEL ANÁLISIS IPMA Y NCA		135
5.1	Fundamentos para la integración NCA–IPMA	135
5.2	El marco teórico condicional: definición del constructo objetivo en el análisis dual	141
5.3	Metodología de input: Preparación consistente de datos para la doble evaluación	143
5.4	Guía de ejecución secuencial en SmartPLS	145
5.5	Interpretación dual de resultados: Coexistencia de suficiencia (IPMA) y Necesidad (NCA)	147
5.6	Integración metodológica del análisis IPMA Y NCA	152
5.7	Investigaciones sobre: integración metodológica de IPMA y NCA (IPMA), en bases de datos indexadas:	154
EPÍLOGO		160
ACRÓNIMOS		162
GLOSARIO		164
Autores		166

INTRODUCCIÓN

En los albores de la ciencia social y empresarial contemporánea, el rigor metodológico y la capacidad de integración analítica se han erigido como pilares esenciales para comprender, explicar y transformar la complejidad de los fenómenos organizacionales y de política pública. El contenido de este libro se concibe como un camino de recorrido integral y progresivo, donde la excelencia epistemológica, el compromiso ético y el impacto gerencial dialogan estrechamente a través de modelos avanzados de análisis estadístico.

Se inicia el trayecto con la arquitectura de las construcciones de orden superior (HOC) en PLS-SEM, revelando la necesidad de captar sistemas multidimensionales y jerárquicos en la investigación social y empresarial. Aquí, el lector encontrará tanto fundamentos conceptuales como criterios prácticos y una guía detallada sobre la identificación, diferenciación y especificación formal de HOC, acompañada de estudios de caso que marcan la ruta desde la teoría hacia la aplicación profesional.

El libro avanza hacia el territorio del análisis de condiciones necesarias (NCA) aplicado a modelos SEM, elevando la mirada más allá de los enfoques probabilísticos tradicionales. Se abordan los principios de la lógica de la necesidad, los métodos de estimación clave y las métricas decisivas como el tamaño del efecto, la significancia estadística y la interpretación de la Tabla Bottleneck. Este enfoque proporciona los

insumos para la identificación de restricciones estructurales críticas, esenciales en la gestión de riesgos y el diseño de políticas efectivas.

Profundizando en la gestión basada en inteligencia analítica, se explora el Análisis de Mapa de Importancia-Desempeño (IPMA) bajo la metodología PLS-SEM, destacando cómo transformar los coeficientes causales y los niveles de desempeño en matrices de priorización estratégica. El lector será guiado por fundamentos conceptuales, procesos operativos y herramientas prácticas, incluyendo la configuración avanzada en SmartPLS y la lectura experta de indicadores clave.

Culmina la obra con la integración metodológica de IPMA y NCA, proponiendo un marco analítico dual para la interpretación de resultados y la toma de decisiones gerenciales de máximo impacto. El contenido abraza la complementariedad entre los factores suficientes (impulsores promedio) y necesarios (umbral mínimo), invitando al ejecutivo, investigador y formulador de políticas a adoptar una visión holística, fundada en evidencia y orientada a la acción transformadora.

Este libro, surgido del rigor académico y el interés por potenciar la aplicación práctica, es una invitación a quienes buscan dominar no solo el método, sino también el arte de la investigación aplicada, con visión crítica y prospectiva. Aquí encontrará marcos teóricos, guías prácticas, criterios de validez y ejemplos empíricos que le permitirán adquirir competencia avanzada y liderazgo metodológico en la gestión e investigación social y empresarial en la era de la tecnología.

Objetivo del texto

1. **Profundizar la comprensión sobre las construcciones de orden superior (HOC) en el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM),** brindando fundamentos conceptuales y herramientas prácticas para su identificación, especificación, estimación y validación en la investigación social, empresarial y de política pública.
2. **Exponer la utilidad gerencial y el valor estratégico de las HOC,** demostrando cómo su aplicación permite el análisis de fenómenos multidimensionales y jerárquicos, así como la mejora en la toma de decisiones y la formulación de recomendaciones en contextos organizacionales complejos.
3. **Desarrollar una guía metodológica para la implementación y el reporte de modelos HOC en PLS-SEM,** facilitando la diferenciación formal, la clasificación de constructos de orden superior y la aplicabilidad práctica en diversos escenarios de investigación.
4. **Introducir y sistematizar el Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) como complemento esencial del enfoque probabilístico tradicional,** abordando fundamentos teóricos, técnicas de estimación, interpretación de métricas y casos empíricos para

fortalecer el diagnóstico causal y la gestión de riesgos en modelos SEM.

5. **Presentar el Análisis de Mapas de Importancia-Desempeño (IPMA) con PLS-SEM como herramienta para la priorización estratégica**, explicando criterios conceptuales, procesos operativos, interpretación detallada y aplicaciones concretas en la gestión social y empresarial.
6. **Ofrecer una visión integradora entre IPMA y NCA**, proponiendo marcos teóricos y metodológicos para la doble evaluación causal, la preparación rigurosa de datos, la secuenciación de análisis en SmartPLS y la interpretación dual que distinga entre factores suficientes y necesarios.
7. **Promover el uso ético, crítico y responsable de las metodologías avanzadas en el campo social y organizacional**, incentivando la búsqueda de excelencia científica, la transparencia en el reporte y la generación de impacto real en la toma de decisiones.
8. **Presentar al lector revisiones de investigaciones actuales y relevantes en bases de datos indexadas (Scopus/Web of Science)**, facilitando la actualización permanente y la conexión con la frontera del conocimiento metodológico en ciencias empresariales.

PRÓLOGO

La investigación social y empresarial contemporánea vive un momento de revolución metodológica. En los últimos años, la proliferación de nuevos retos, paradigmas complejos y contextos de alta incertidumbre ha desafiado a investigadores, consultores y responsables de políticas a elevar el estándar analítico en la generación y aplicación del conocimiento. El presente texto es respuesta y a la vez punto de partida para quienes aspiran a liderar este cambio con rigor, creatividad y responsabilidad.

Este libro nace de la convicción profunda de que el conocimiento robusto debe integrar teoría avanzada, métodos innovadores y una vocación de impacto tangible en la sociedad y las organizaciones. La arquitectura temática que encontrará el lector no solo desmenuza el Modelado de Ecuaciones Estructurales por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM) en todas sus aristas –de la especificación de construcciones de orden superior a la configuración operativa de modelos híbridos–, sino que avanza hacia terrenos metodológicos novedosos, como el Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) y el Análisis Combinado de Mapas de Importancia-Desempeño (cIPMA).

La obra ha sido diseñada pensando en el investigador aplicado, en el tomador de decisiones que necesita diagnóstico multidimensional y en el académico que enfrenta la frontera de la teoría y su operacionalización. Cada capítulo fusiona conceptualización, praxis y revisión de evidencias

internacionales con el objetivo de empoderar una nueva generación de líderes metodológicos capaces de cruzar el puente entre la sofisticación técnica y la utilidad social y empresarial.

En tiempos donde lo suficiente ya no basta y lo necesario exige atención urgente, este libro propone una visión polifónica y transformadora, invitando al lector a reflexionar, experimentar y liderar, sustentado en bases científicas sólidas y una ética del análisis como servicio público.

Confío en que este recorrido será fuente de inspiración, de descubrimiento y de mejora continua. Porque en el arte del modelado y la evaluación se cifra nuestra capacidad de comprender lo complejo y transformar lo posible.

Rossana Esmila Cortez López

Perú, octubre de 2025

CAPITULO I

MODELADO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES (SEM)

La evolución de las ciencias empresariales, la gestión y el *marketing* ha exigido la migración desde métodos estadísticos univariantes o bivariantes hacia técnicas analíticas que puedan abordar la *complejidad* inherente de los fenómenos organizacionales. En este contexto, el Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM), o *Structural Equation Modeling*, se ha consolidado como la herramienta multivariante de referencia para la verificación rigurosa de teorías y la inferencia causal en la investigación social y de negocios (Hair et al., 2022).

El tránsito de datos brutos a conocimiento estratégico es la piedra angular de la investigación moderna en ciencias empresariales. Como investigadores con una base en *data science*, saben que la clave del éxito no radica solo en la recolección de información, sino en la elección de la herramienta analítica correcta para desvelar las complejas relaciones causales. En este contexto, el modelado de ecuaciones estructurales (SEM) es indispensable, ya que permite evaluar simultáneamente múltiples relaciones de dependencia entre constructos que no son directamente observables, como la lealtad del cliente o la intención de adopción tecnológica.

1.1 Definición y alcance del modelado de ecuaciones estructurales

El SEM es una familia de técnicas estadísticas multivariantes de segunda generación, extremadamente versátil, que permite a los investigadores especificar, estimar y evaluar modelos de relaciones causales entre variables latentes (constructos) y variables observadas (indicadores).

A diferencia de la regresión múltiple tradicional, que solo considera relaciones entre variables observadas, el SEM integra dos componentes clave en un solo marco analítico:

1. **Modelo de medición (*Outer Model*):** Define la relación entre los constructos latentes (no observables directamente, como la "Satisfacción del cliente" o el "Liderazgo transformacional") y sus indicadores observados (ítems del cuestionario). Evalúa la validez y fiabilidad de las medidas.
2. **Modelo estructural (*Inner Model*):** Define las relaciones causales (o de sendero) hipotetizadas entre los constructos latentes mismos. Evalúa la fuerza, dirección y significancia estadística de los vínculos teóricos.

La capacidad del SEM para modelar y corregir el error de medición “un problema endémico en la investigación de encuestas”, al tratar las variables latentes como libres de error, le otorga una ventaja considerable en la prueba de hipótesis complejas (Hair et al., 2022).

1.2 Fundamentos teóricos

La motivación para la adopción generalizada de los modelos SEM en la investigación de negocios es doble: radica en su rigor teórico para la prueba de hipótesis y en su aplicabilidad práctica para la toma de decisiones.

1. Rigor en la prueba de teorías.

Históricamente, la regresión y el análisis de varianza han limitado la capacidad de los investigadores para testear redes complejas de causalidad. El SEM, en cambio, permite:

- **Modelar múltiples relaciones simultáneamente:** Es posible evaluar cómo un conjunto de variables exógenas influye en múltiples variables endógenas al mismo tiempo. Por ejemplo, cómo la cultura organizacional impacta la innovación y esta, a su vez, afecta el desempeño financiero, mientras que el liderazgo modera una de estas relaciones (Sarstedt et al., 2020).
- **Análisis de mecanismos (mediación y moderación):** El SEM es la técnica predilecta para desentrañar los procesos causales (*cómo* y *cuándo* ocurren los efectos). La mediación explica los mecanismos intervinientes, mientras que la moderación explica las condiciones contextuales que amplifican o reducen los efectos (Hayes, 2018; Preacher & Hayes, 2008).
- **Gestión del error de medición:** Al especificar las variables latentes, el SEM permite al investigador aislar el error estocástico de las relaciones estructurales, mejorando la fiabilidad de las inferencias causales y la validez de los

constructos, una necesidad crítica en las ciencias sociales (Bagozzi & Yi, 2012).

2. Asociación a la predicción

Existen dos filosofías principales para la aplicación del SEM, cada una impulsada por una motivación causal distinta:

1. **SEM Basado en covarianza (CB-SEM):** Su principal motivación es la verificación teórica y confirmación. Se utiliza para determinar qué tan bien un modelo teórico *ajusta* o *explica* las relaciones de covarianza observadas entre los datos. Es el enfoque ideal cuando el objetivo es confirmar teorías ya establecidas o comparar modelos competitivos (Hair et al., 2022).
2. **SEM de Mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM):** Su principal motivación es la predicción y el desarrollo teórico. Se utiliza cuando la meta es maximizar la varianza explicada (R^2) de las variables endógenas clave y cuando la teoría se encuentra en etapas iniciales o de desarrollo. PLS-SEM es especialmente popular en ciencias empresariales debido a su robustez con datos no normales, constructos formativos y tamaños de muestra más pequeños o medianos (Sarstedt et al., 2019; Hair et al., 2022).

1.3 Aplicabilidad gerencial y estratégica

La capacidad del SEM para modelar procesos complejos se traduce directamente en inteligencia estratégica para la toma de decisiones:

- **Identificación de palancas estratégicas:** Al cuantificar los coeficientes de sendero, el SEM revela cuáles son las variables exógenas o mediadoras con mayor impacto en un resultado empresarial clave (ej., la lealtad del cliente, la retención de empleados o el desempeño innovador).
- **Validación de modelos de negocio:** Permite validar empíricamente los modelos lógicos de las empresas. Por ejemplo, un modelo que postula que la formación lleva a la competencia técnica y está a la productividad puede ser evaluado por completo en un solo modelo SEM (Shmueli et al., 2019).
- **Análisis de inversión:** Los resultados de SEM guían la asignación de recursos. Si se demuestra que la "calidad del servicio" tiene un efecto causal significativo y fuerte sobre la "intención de recompra", la gerencia tiene justificación empírica para priorizar la inversión en la mejora de la calidad.

El SEM, en cualquiera de sus variantes (CB-SEM o PLS-SEM), ofrece el marco más completo para testear la plausibilidad de las teorías, garantizando que las conclusiones extraídas del análisis no solo sean estadísticamente sólidas, sino también estratégicamente accionables (Hair et al., 2022). Su dominio es fundamental para la investigación empírica de vanguardia en la disciplina empresarial.

1.4 Técnicas de primera y segunda generación en el SEM

El análisis estadístico es una herramienta indispensable para los investigadores en el ámbito empresarial y de ciencias sociales. Con el avance del *hardware* y *software* informático, las aplicaciones de los

métodos estadísticos se han expandido significativamente, permitiendo el acceso a metodologías más sofisticadas (Hair et al., 2019).

Inicialmente, la investigación se apoyaba en las técnicas de primera generación, como la regresión múltiple, la regresión logística y el análisis de varianza (ANOVA). si bien estos métodos han sido fundamentales, comparten limitaciones críticas cuando el objetivo es estimar las relaciones entre medidas de conceptos teóricos (haenlein & kaplan, 2004). estas deficiencias son cruciales, ya que las ciencias sociales abordan rutinariamente conceptos no observables como *percepciones, actitudes e intenciones*.

Los métodos de primera generación presentan tres limitaciones fundamentales (Haenlein & Kaplan, 2004):

1. **Estructura simple:** La presunción de una estructura de modelo simple que no permite el análisis simultáneo de múltiples relaciones de dependencia.
2. **Observabilidad total:** La suposición de que todas las variables son directamente observables, lo cual es incompatible con el trabajo de constructos teóricos o latentes.
3. **Ausencia de error de medición:** La asunción de que todas las variables se miden sin error, ignorando el error de escala inherente a la investigación de encuestas.

Para superar estas barreras, los investigadores han recurrido a las técnicas de segunda generación, colectivamente conocidas como modelado de ecuaciones estructurales (SEM). el SEM permite modelar y estimar

simultáneamente relaciones complejas entre múltiples variables, al tiempo que tiene en cuenta el error de medición en las variables observadas. en consecuencia, este procedimiento proporciona una medida más precisa de los conceptos teóricos relevantes (cole & preacher, 2014).

1.5 **CB-SEM y PLS-SEM: Filosofía de estimación y medición**

En la práctica, el modelado de ecuaciones estructurales basado en covarianzas (CB-SEM) y el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) son los métodos de SEM más prevalentes.

- **CB-SEM: Confirmación y factores comunes**

El CB-SEM se emplea predominantemente para confirmar (o rechazar) hipótesis y teorías (Hair et al., 2019). Este método verifica o refuta las hipótesis al determinar en qué medida un modelo teórico propuesto puede reproducir la matriz de covarianza de un conjunto de datos de muestra observados.

Conceptualmente, el CB-SEM es un procedimiento de SEM basado en factores comunes que considera los constructos como factores subyacentes que explican la covariación entre sus indicadores asociados. Se adhiere estrictamente a la filosofía de medición reflexiva donde los indicadores son manifestaciones del constructo subyacente. Aunque el CB-SEM puede acomodar

modelos de medición formativa, su estrategia de estimación basada en factores comunes exige que los investigadores implementen restricciones de modelo específicas para garantizar la identificación (Bollen & Davies, 2009; Diamantopoulos et al., 2008). Estas restricciones a menudo pueden ir en contra de las bases teóricas, creando una tensión entre lo que dicta la teoría y lo que exige la identificación del modelo (Hair et al., 2012).

- **PLS-SEM: Predicción y compuestos**

Por otro lado, el PLS-SEM es un enfoque “causal-predictivo” que se centra en explicar la varianza (R^2) en las variables dependientes del modelo (Chin et al., 2020; Joreskog & Wold, 1982).

El PLS-SEM es una técnica de SEM basada en compuestos (Hwang et al., 2020), lo que implica que los constructos se miden como una combinación lineal (compuesto) de sus indicadores. Se asume que estos compuestos representan de manera exhaustiva los constructos teóricos bajo investigación (Hair & Sarstedt, 2019).

Esta aproximación basada en compuestos es inherentemente coherente con la filosofía de la medición formativa. No obstante, es crucial distinguir la perspectiva de estimación (construir compuestos) de la perspectiva de teoría de medición (designar modelos como reflexivos o formativos). El PLS-SEM permite a los

investigadores incluir modelos de medición especificados de manera reflexiva y formativa y los estima sin necesidad de las complejas restricciones de identificación requeridas por CB-SEM (Sarstedt et al., 2016).

1.6 Decisión analítica

Para comprender la distinción, imaginemos dos estrategias:

- **CB-SEM:** Este enfoque representa una filosofía confirmatoria. Requiere una teoría establecida y fuerte, con una base de conocimiento sólido. Su objetivo es el ajuste global del modelo, es decir, confirmar si la matriz de covarianza de los datos se ajusta perfectamente a la matriz de covarianza predicha por la teoría. Es riguroso con los supuestos de normalidad y exige muestras grandes. El CB-SEM es ideal para la confirmación teórica en la fase final de la investigación.
- **PLS-SEM:** Este enfoque representa una filosofía predictiva y exploratoria. Su objetivo primario no es el ajuste teórico, sino la maximización de la varianza explicada (R^2) en los constructos endógenos. El PLS-SEM es la fuerza de ataque rápida y flexible: no depende de la normalidad estricta de los datos ni de muestras excesivamente grandes, y sobresale en la predicción del rendimiento y el desarrollo de nuevas teorías.

Para los investigadores que abordan nuevos mercados, tecnologías emergentes o modelos de negocio sin una base teórica preexistente y que buscan identificar los impulsores clave de la predictibilidad de un fenómeno.

Criterio de Decisión	CB-SEM (Basado en Covarianzas)	PLS-SEM (Mínimos Cuadrados Parciales)
Objetivo Primario	Confirmación de teorías: determinar si la teoría se ajusta a los datos (énfasis en el ajuste global).	Predicción y desarrollo teórico: maximizar la varianza explicada (R^2) en constructos endógenos.
Tipo de Estimación	Basado en factores comunes: mide la covarianza entre los indicadores.	Basado en compuestos (Varianza): combina linealmente los indicadores para formar un compuesto.
Normalidad de los datos	Exigente: Requiere la suposición de distribución normal multivariante.	No Paramétrico: No requiere supuestos de distribución sobre los datos (útil con datos no normales o Likert).
Tamaño de la muestra	Muestras grandes: Se requiere un tamaño de muestra mayor para obtener parámetros estables y un buen ajuste global.	Muestras pequeñas: Robusto con muestras pequeñas (aunque siempre se recomiendan $N > 100$). Sigue la regla del $10 \times$ (10 veces el máximo de flechas apuntando a un constructo).
Complejidad del modelo	Preferido para modelos con pocas variables latentes y muchos indicadores por constructo.	Preferido para modelos complejos con muchas variables latentes y múltiples relaciones estructurales.
Recomendado para...	Prueba de teorías consolidadas. Investigación confirmatoria en fases maduras.	Exploración, extensión de teorías y gestión estratégica (énfasis en performance predictiva).

Comparación de los criterios de decisión clave entre CB-SEM y PLS-SEM, basado en Hair et al. (2019).

1.7 Justificación para el PLS-SEM en investigación exploratoria

El PLS-SEM se establece como el enfoque preferido para el desarrollo teórico exploratorio en ciencias empresariales por tres razones fundamentales:

1. **Robustez con distribuciones no normales:** Gran parte de los datos de negocios y encuestas (*Likert scales*) no cumplen con la estricta normalidad multivariante requerida por CB-SEM. PLS-SEM maneja estas distribuciones de manera más robusta.

2. **Énfasis en la predicción:** Su foco en R^2 lo convierte en la herramienta perfecta para la gestión estratégica, donde la pregunta clave es: "¿Qué constructos tienen el mayor poder predictivo sobre la satisfacción o el rendimiento?".
3. **Facilidad de acceso y aprendizaje:** Si bien SmartPLS se reconoce como el estándar de la industria para el Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM), la comprensión inicial de los principios de fiabilidad y validez puede lograrse de manera efectiva mediante software de código abierto.

Plataformas como Jamovi (a través de su módulo SEM/AFC) y el entorno de programación R (utilizando la librería lavaan) facilitan una curva de aprendizaje práctica y accesible. Esta aproximación permite a los investigadores la adquisición de competencias esenciales y la replicación transparente de análisis básicos antes de la migración a entornos especializados.

1.8 La falacia del muestreo inadecuado en PLS-SEM

Es imperativo que los investigadores comprendan la diferencia crucial entre robustez estadística y rigor muestral. Si bien el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) exhibe una notable robustez con tamaños de muestra pequeños o medianos y distribuciones de datos no normales, esta característica no debe interpretarse jamás como una licencia para el muestreo inadecuado o no representativo.

Lamentablemente, la literatura ha documentado casos en los que académicos han abusado de esta flexibilidad para justificar

modelos basados en muestras extremadamente pequeñas o de conveniencia que no son representativas de la población objetivo (Marcoulides et al., 2009). Esta práctica ha generado un **sesgo metodológico** y ha mermado la credibilidad y reputación del método PLS-SEM en algunos círculos académicos.

Principio fundamental de representatividad

La función primordial de cualquier método estadístico, incluido PLS-SEM, es inferir características de una población a partir de una muestra.

PLS-SEM no posee propiedades mágicas: “no puede transformar una muestra no representativa o inadecuada en una muestra adecuada” para lograr estimaciones precisas y generalizables del modelo (Hair et al., 2013). Los principios fundamentales de la teoría del muestreo deben respetarse siempre, independientemente de la técnica de análisis.

Una muestra con errores sistemáticos (sesgo de selección) o con una potencia insuficiente conduce a las siguientes deficiencias críticas:

- **Sesgo en los parámetros:** Las estimaciones de los coeficientes de sendero (β) y las cargas factoriales pueden estar sesgadas, llevando a conclusiones incorrectas sobre la fuerza y dirección de las relaciones.

- **Baja potencia estadística:** Un tamaño de muestra insuficiente reduce la potencia para detectar efectos pequeños, pero teóricamente relevantes, aumentando el riesgo de errores de Tipo II (falsos negativos) (Sarstedt et al., 2018).
- **Problemas de generalización:** Los resultados obtenidos a partir de una muestra sesgada son inherentemente limitados en su validez externa; es decir, no pueden extrapolarse con confianza a la población de interés.

1.9 Guía para el muestreo riguroso en PLS-SEM

Para asegurar el rigor, los investigadores deben priorizar la representatividad sobre el tamaño mínimo estricto. Se recomienda encarecidamente:

1. **Justificación del muestreo:** Documentar de manera explícita y detallada el método de muestreo utilizado (aleatorio simple, estratificado, etc.) y justificar su idoneidad para la población objetivo.
2. **Cálculo de la potencia:** Aunque PLS-SEM es robusto, se debe realizar un análisis de potencia *a priori* para determinar el tamaño mínimo de muestra necesario para detectar el R^2 y el tamaño del efecto (f^2) más pequeño que se considere teóricamente relevante, especialmente al modelar interacciones o efectos indirectos.
3. **Adherencia a fórmulas:** Aplicar las reglas de cálculo de tamaño muestral basadas en la complejidad del modelo (por ejemplo, la regla de los 10 veces, o mejor aún, la tabla de potencia estadística de Cohen para la regresión múltiple), y justificar su decisión.

4. **Herramientas como el G*Power:** de libre acceso y disponible para descarga gratuita en:

<https://www.psychologie.hhu.de/arbeitsgruppen/allgemeine-psychologie-und-arbeitspsychologie/gpower>,

son esenciales para calcular el tamaño mínimo de muestra requerido en estudios PLS-SEM. La potencia estadística garantiza que los resultados sean confiables y que las relaciones detectadas en el modelo no sean producto del azar, constituyendo un requisito fundamental para la validez de los análisis estructurales (Hair et al., 2017; Cárdenas Castro y Arancibia Martini, 2016). Las tablas de potencia propuestas por Hair et al. (2017) ofrecen guías prácticas basadas en el R^2 esperado en el estudio, facilitando el diseño experimental y el aseguramiento de la calidad metodológica.

Recientemente, Kock y Hadaya (2018) han enriquecido el cálculo de tamaño de muestra con métodos más sofisticados, como la raíz cuadrada inversa y el método gamma-exponencial, brindando estimaciones más precisas y adaptables a distintos escenarios de complejidad. La fortaleza del PLS-SEM reside en su capacidad para modelar constructos complejos y relaciones multivariadas; no obstante, este potencial sólo se realiza cabalmente si el proceso de muestreo es sólido y la potencia estadística es suficiente para detectar los efectos previstos, lo que determina en última instancia la utilidad práctica y estratégica de los resultados.

1.10 Aplicabilidad a la investigación exploratoria y confirmatoria

La alta potencia estadística hace que PLS-SEM sea particularmente valioso para la investigación exploratoria, donde las ideas y las bases teóricas están en desarrollo o no están completamente formadas. Wold (1985), el desarrollador de PLS, enfatizó la utilidad del método en esta área, señalando que permite evaluar de manera rápida y económica mejoras tentativas en el modelo. Esto incluye la adición o la omisión de nuevas variables latentes, indicadores o relaciones estructurales, con el foco principal en la capacidad predictiva del modelo.

Esta dualidad es crucial: si bien PLS-SEM es ideal para la exploración y el desarrollo teórico, su capacidad de validación no se limita a este ámbito. Hair et al. (2017) clarifican que PLS-SEM puede y debe utilizarse tanto para estudios de naturaleza exploratoria como para estudios confirmatorios cuando el objetivo principal de la investigación es la predicción de variables objetivo clave.

Ajuste del modelo en PLS-SEM

A diferencia del modelado de ecuaciones estructurales basado en covarianza (CB-SEM), que fundamenta su evaluación en el concepto de ajuste del modelo (*model fit*), PLS-SEM depende significativamente menos de estas métricas (Hair et al., 2019). Esta

diferencia fundamental ha llevado a una conclusión errónea en la literatura: que PLS-SEM no es beneficioso para la prueba o confirmación de teorías (Westland, 2015). La realidad es que el enfoque de PLS-SEM se centra primordialmente en la interacción entre la prueba de teoría y la predicción (Shmueli et al., 2019).

Limitaciones de las métricas de ajuste tradicionales

Aunque varios metodólogos han intentado desarrollar medidas de ajuste para PLS-SEM (Henseler et al., 2016), los investigadores deben abordar su aplicabilidad con extrema precaución (Hair et al., 2019; Henseler y Sarstedt, 2013). Existen tres limitaciones clave para la aplicación de medidas de ajuste tradicionales en PLS-SEM:

1. **Fundamento algorítmico:** El algoritmo de PLS-SEM no está diseñado para minimizar la divergencia entre la matriz de covarianza observada y la estimada, que es el objetivo principal de CB-SEM. Por lo tanto, las métricas de ajuste basadas en X^2 y sus extensiones (propias de CB-SEM) no son conceptualmente aplicables a PLS-SEM.
2. **Validez de medidas alternativas:** Incluso las métricas alternativas, como el SRMR (*Standardized Root Mean Square Residual*) o las medidas de distancia basadas en *bootstrap* (Henseler et al., 2016; Henseler, 2017), que buscan cuantificar la divergencia entre las

matrices, deben evaluarse con cautela. Una evaluación exhaustiva de su desempeño y umbrales aún no se ha completado, por lo que cualquier pauta de ajuste en la literatura debe considerarse altamente provisional.

3. **Pertinencia filosófica:** Metodólogos han cuestionado si el concepto de ajuste del modelo, tal como se aplica a la investigación de CB-SEM (énfasis en la replicación de la covarianza), es la medida adecuada para las aplicaciones de PLS-SEM, cuyo objetivo principal es la eficiencia predictiva (Hair et al., 2017; Rigdon, 2012).

1.11 El enfoque en la predicción

El foco de PLS-SEM se coloca en el poder predictivo del modelo. En lugar de replicar la estructura de covarianza, el método busca maximizar la varianza explicada (R^2) en las variables endógenas y evaluar la capacidad del modelo para predecir nuevos datos. En este sentido, la validación del modelo se desplaza del ajuste a la capacidad predictiva.

Para reflejar este enfoque, Shmueli et al. (2016) han propuesto procedimientos de evaluación más recientes y apropiados, diseñados específicamente para la naturaleza orientada a la predicción de PLS-SEM, como el uso de la capacidad predictiva

fuera de la muestra (*out-of-sample predictive power*). Estos nuevos métodos son cruciales para validar los resultados de PLS-SEM.

1.12 Tipos de variables en la modelación de ecuaciones estructurales

En el contexto de un PLS-SEM, las variables se distinguen por su naturaleza de medición (observabilidad) y por su rol causal dentro de la estructura teórica.

Variables según su Nivel de Observación (Medición)

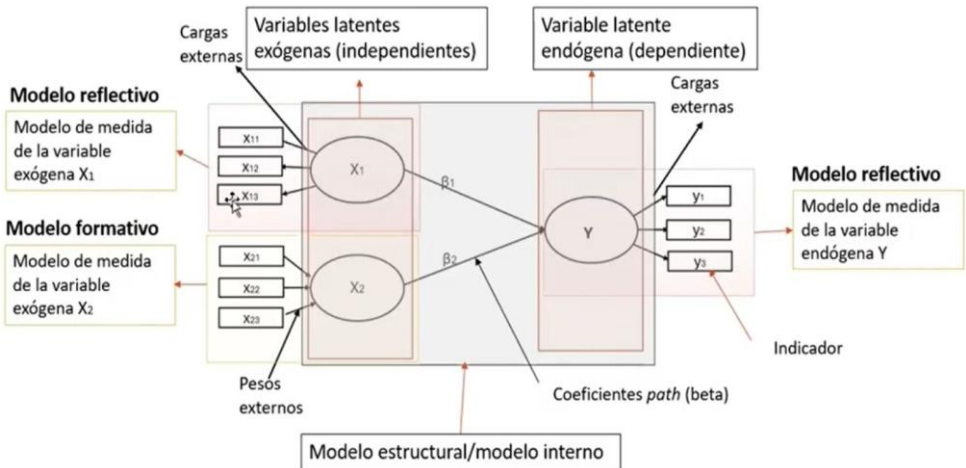
Tipo de Variable	Concepto	Rol y Ejemplo
Variable Observada o Indicador	Variables que se miden directamente en los sujetos de estudio (datos primarios). Son los ítems o preguntas de un cuestionario.	Actúan como representaciones empíricas de los constructos. Ejemplo: Una pregunta específica en una escala Likert.
Variable Latente (Constructo)	Concepto teórico no observable directamente. Es la característica subyacente que se desea medir, la cual se estima a partir de la varianza común de sus indicadores.	Representa el constructo teórico y se asume que está libre de error aleatorio (ya que el error se modela en el indicador). Ejemplo: La Satisfacción del Cliente, El clima laboral.
Error de Medición ϵ (epsilon)	Componente de error asociado a cada variable observada (indicador).	Representa la varianza única de cada indicador que no es explicada por la variable latente a la que pertenece.

2. Variables según su rol causal (Estructura del Modelo)

Tipo de Variable	Concepto	Rol y Características
Variable Exógena	Variable que inicia una cadena causal. Afecta a otras variables dentro del modelo, pero no recibe ningún efecto de ellas.	Actúan como variables independientes. Son los puntos de partida del modelo estructural.
Variable Endógena	Variable que recibe efectos causales de una o más variables (exógenas o endógenas) dentro del modelo.	Actúan como variables dependientes o mediadoras. Toda variable endógena debe estar asociada a un término de error residual.
Error Residual ζ (zeta)	Componente de error asociado a cada variable endógena.	Representa el error de predicción; es decir, la porción de la varianza de la variable endógena que no es explicada por sus variables predictoras en el modelo.
Variable de Agrupación	Variable categórica que define la pertenencia de los sujetos a diferentes subpoblaciones o grupos discretos.	Se utiliza para comparar las relaciones estructurales entre distintos segmentos. (ej., en Análisis Multi-Grupo o MGA). Ejemplo: Género, Nivel Educativo, Ubicación.

1.13 Componentes fundamentales de un modelo de ecuaciones estructurales (SEM)

Los modelos *path* (o diagramas de senderos) son la representación visual esencial de las hipótesis y relaciones examinadas en el Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM). Para construir estos diagramas, es crucial comprender cuatro elementos constitutivos: constructos, variables medidas, relaciones y términos de error.

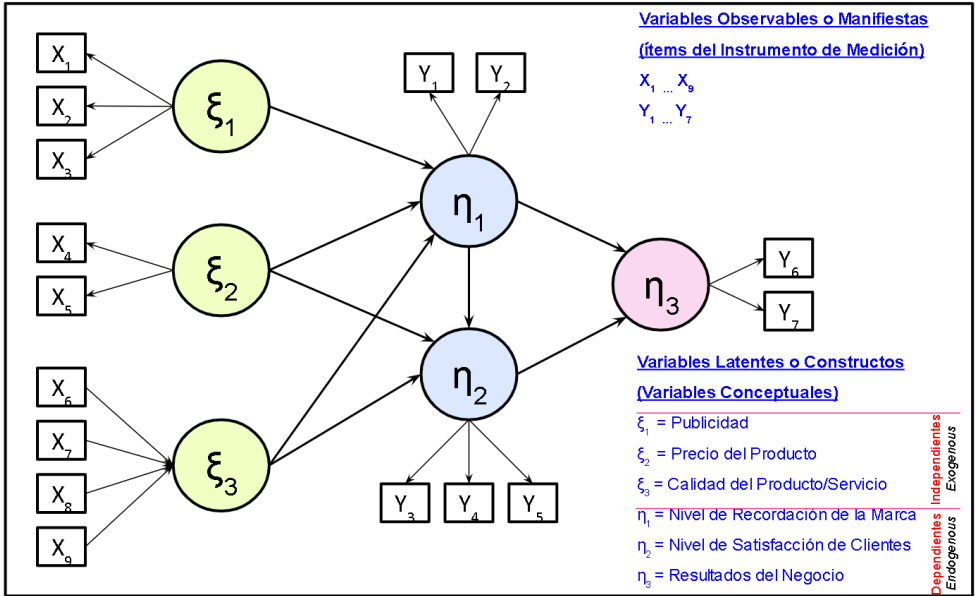
Figura 1*Elementos básicos de un modelo SEM*

Fuente: IDVAS Academy

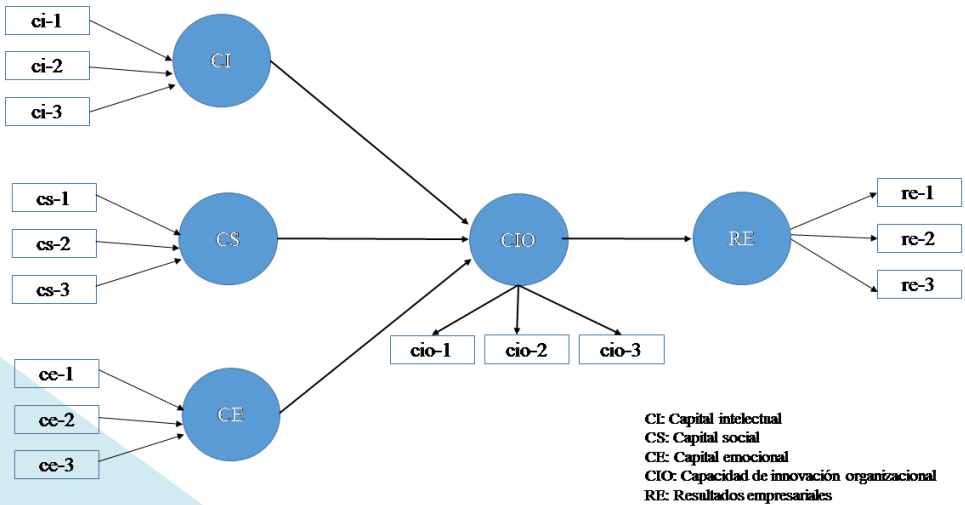
Elementos gráficos del modelo

Elemento	Representación Gráfica	Definición Teórica
Constructos (Variables Latentes)	Círculos u óvalos	Conceptos teóricos no directamente observables (ej., Satisfacción, Innovación). Pueden ser exógenos (independientes, sin flechas de predicción que les lleguen) o endógenos (dependientes, con flechas que les llegan).
Variables Medidas (Indicadores)	Rectángulos	Observaciones directamente medidas (datos brutos), también conocidas como variables manifiestas.
Relaciones (Hipótesis)	Flechas de una sola punta	Indican una relación predictiva o causal entre constructos o entre un constructo y sus indicadores. Estas conexiones se fundamentan en la lógica y la teoría estructural.
Términos de Error	Flechas de una sola punta que apuntan al elemento	Representan la varianza que el modelo no puede explicar.

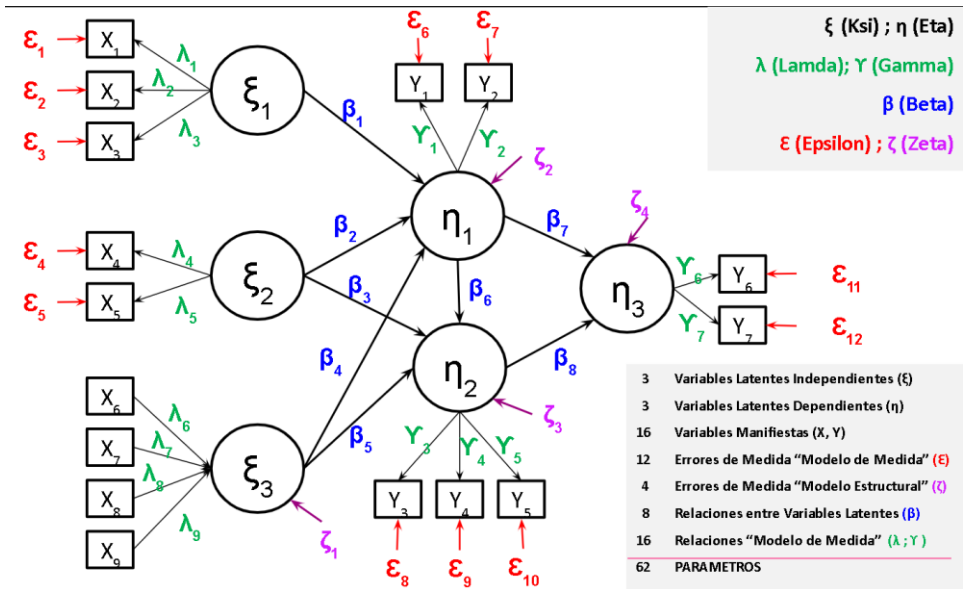
Figura 2
Modelo conceptual SEM



Fuente: Tomado de Saravia (2024) Universidad del Pacifico PIE



Fuente: (Martínez Ávila & Fierro Moreno, 2018)

Figura 3*Modelo SEM: Parámetros y notaciones*

Fuente: Tomado de Saravia (2024) Universidad del Pacifico PIE

Términos de Error

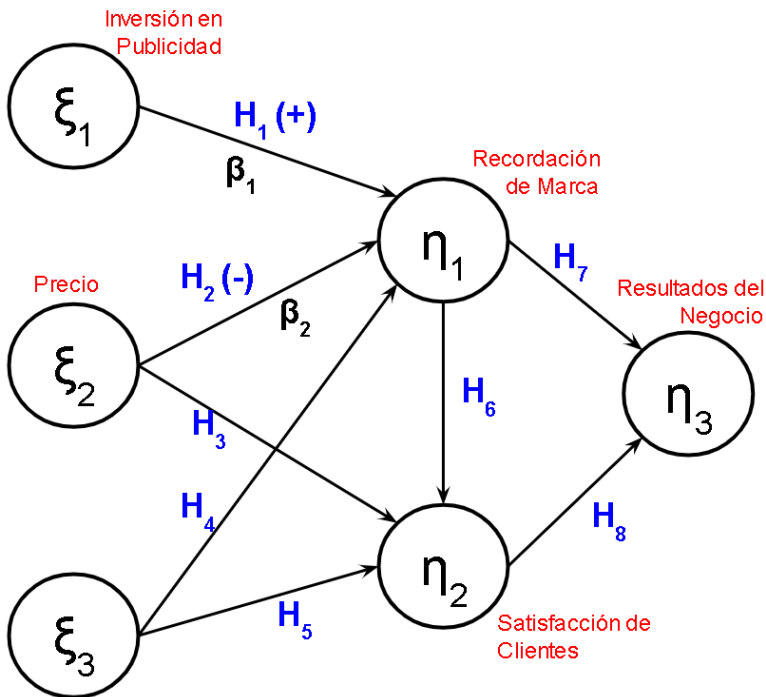
Los términos de error son esenciales para el rigor estadístico, pero su ubicación depende del tipo de variable:

- Existen para constructos endógenos, ya que su varianza es parcialmente explicada por otros constructos.
- Existen para indicadores medidos de forma reflectiva, pues el constructo no explica el 100% de la varianza del indicador.

- **No existen** para constructos exógenos o indicadores formativos, ya que estos últimos son las causas o definidores del constructo, y su error se gestiona mediante la colinealidad.

Figura 4

SEM: Modelo Teórico e Hipótesis



Fuente: Tomado de Saravia (2024) Universidad del Pacifico PIE

Hipótesis

- H_1 : “La inversión en Publicidad influye de manera positiva y significativa en la Recordación de Marca”
- H_2 : “El Precio influye de manera negativa y significativa en la Recordación de Marca” ...

- H7: “La Recordación de Marca influye de manera positiva y significativa en los Resultados”
- H9: “La Recordación de Marca influye significativamente de manera directa, e indirecta con la Satisfacción como variable mediadora, en los Resultados”

1.14 Fundamento teórico: medición vs. estructura

El desarrollo de cualquier modelo *path* en SEM se basa en la teoría y es inherentemente un proceso de prueba teórica. Una teoría es una colección de hipótesis lógicamente interconectadas y empíricamente testeables, utilizadas para explicar y predecir resultados (Gregory, 1980). El SEM requiere dos tipos de teoría:

Tipo de Teoría	Definición	Aplicación en el Modelo
Teoría de Medición	Especifica cómo los indicadores observados se utilizan para medir un concepto teórico (constructo).	Define si el constructo es reflectivo o formativo.
Teoría Estructural	Especifica cómo los constructos latentes se relacionan entre sí a través de relaciones de sendero.	Determina la dirección de las flechas causales entre círculos/óvalos (ej., el constructo A predice el constructo B).

El principio de desarrollo y orden

El desarrollo de los modelos *path* sigue una lógica direccional: de izquierda a derecha. Los constructos a la izquierda son variables independientes (antecedentes), que se asume que preceden y predicen a las variables a la derecha, que son las dependientes (consecuentes). La ubicación de los constructos y su

orden causal es dictada por el conocimiento teórico y la experiencia del investigador.

El proceso de validación en PLS-SEM

El uso de PLS-SEM para la prueba de teoría requiere un proceso de validación en dos pasos bien definidos (Hair et al., 2019):

1. **Validación de la teoría de medición:** Primero, se debe validar la confiabilidad y validez de los modelos de medición (es decir, la relación entre los rectángulos y los círculos).
2. **Investigación de la teoría estructural:** Solo después de que se confirma que las medidas son confiables y válidas, se procede a examinar las relaciones causales (los senderos) entre los constructos latentes.

La lógica metodológica impone este orden, ya que la teoría estructural no puede ser probada de manera creíble si las variables latentes que la componen no son medidas de forma precisa y válida.

1.15 **Estadísticos de Bondad de Ajuste (Modelos SEM)**

Los estadísticos de Bondad de Ajuste (Fit Indices) son como un "informe de notas" que indica qué tan bien tu modelo teórico encaja con los datos reales que has recopilado. Un buen modelo debe "aprobar" en varias de estas categorías simultáneamente.

1.15.1 I. Ajuste Absoluto

¿Qué tan bien encaja el modelo con los datos?

Estos estadísticos evalúan la adecuación del modelo propuesto al reproducir la matriz de covarianza observada de los datos.

Nombre del Estadístico	Abreviatura	Criterio de Aprobación	Explicación Didáctica
Chi-cuadrado	χ^2	Significación (p-valor) > 0.05	Queremos que este test no sea significativo. Si $p > 0.05$, significa que no hay diferencia significativa entre la matriz que predice tu modelo y la matriz real de los datos. Aceptamos que el modelo encaja bien.
Razón Chi-cuadrado / Grados de Libertad	χ^2 / gl	Menor que 3 (Idealmente < 2)	El χ^2 es sensible al tamaño de la muestra. Este cociente compensa ese problema. Un valor bajo indica un buen ajuste.
Índice de Bondad de Ajuste	GFI	≥ 0.95	Mide la proporción de la varianza-covarianza en los datos que es explicada por el modelo. Un valor alto es bueno.
Índice de Bondad de Ajuste Corregido	AGFI	≥ 0.95	Similar al GFI, pero penaliza los modelos más complejos o "sobreajustados" (por eso es "corregido").

1.15.2 II. Ajuste Comparativo

¿Tu modelo es mejor que un modelo nulo?

Estos índices comparan la capacidad de tu modelo para explicar las relaciones observadas frente a un "modelo nulo" (un modelo donde no hay relaciones entre las variables).

Nombre del Estadístico	Abreviatura	Criterio de Aprobación	Explicación Didáctica
Índice de Bondad de Ajuste Comparativo	CFI	≥ 0.95	Mide qué tan superior es el ajuste de tu modelo en comparación con el modelo nulo. Un valor muy cercano a 1 es excelente.
Índice de Tucker-Lewis	TLI	≥ 0.95	Similar al CFI, pero también penaliza la falta de parsimonia (modelos demasiado complejos).
Índice de Ajuste Normalizado	NFI	≥ 0.95	Es la primera generación de índices comparativos. Mide la mejora en el ajuste de tu modelo sobre el modelo nulo.

1.15.3 III. Ajuste de Parsimonia y Error

¿El modelo es simple y tiene poco error?

Estos índices buscan la **parsimonia** (simplicidad, usando la menor cantidad de parámetros posible) y cuantifican el **error residual** (la diferencia entre los datos observados y los datos predichos por el modelo).

Nombre del Estadístico	Abreviatura	Criterio de Aprobación	Explicación Didáctica
NFI Corregido por Parsimonia	PNFI	Próximo a 1	Modifica el NFI para premiar la parsimonia. Busca el mejor ajuste con la menor complejidad. Es útil para comparar modelos rivales.
Raíz del Residuo Cuadrático Promedio	RMR	Próximo a cero	Es la media de las diferencias residuales entre las matrices de covarianza. Cero significa un ajuste perfecto (¡casi nunca ocurre!).
Raíz del Residuo Cuadrático Promedio de Aproximación	RMSEA	< 0.08 (Idealmente < 0.06)	Este es uno de los índices más importantes. Mide el error de aproximación por grado de libertad. Un valor bajo (cercano a cero) indica un error pequeño y un buen ajuste.

En Resumen: El "Trío de Oro" de la Aprobación

Para demostrar que un modelo de ecuaciones estructurales está bien ajustado, los investigadores suelen enfocarse en que se cumplan al menos estos tres criterios clave:

1. **CFI/TLI:** Debe ser alto (cercano o superior a **0.95**).
2. **RMSEA:** Debe ser bajo (cercano a **0.06** o inferior a **0.08**).
3. χ^2 / gl (Razón Chi-cuadrado / grados de libertad): Debe ser bajo (menor a **3.0**).

1.16 Referencias científicas indexadas en Scopus o Web of Science sobre modelos reflexivos en SEM

Artículos de acceso abierto sobre el modelado de ecuaciones estructurales (SEM) en la investigación en ciencias empresariales y gestión pública:

1. Soriano, J.L. & Mejía-Trejo, J. (2022). Modelado de Ecuaciones Estructurales en el campo de las Ciencias de la Administración. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 33, 242-263.
<https://www.econstor.eu/bitstream/10419/286270/1/1814673792.pdf>
 · Analiza la pertinencia y aplicación práctica del SEM en la gestión y administración, y revisa comparativamente los software disponibles en el área empresarial.
2. Ikram, A.A.D.W., et al. (2025). Empleo de modelos de ecuaciones estructurales para analizar factores de políticas públicas en gobiernos locales. *Sustainability*, 17(15), 6855.
<https://www.mdpi.com/2071-1050/17/15/6855>
 · Presenta aplicaciones de SEM para medir el impacto de variables latentes en la gestión pública y políticas públicas utilizando LISREL.
3. Maynez Guaderrama, A.I. & López Torres, V.G. (2025). Modelos de ecuaciones estructurales como técnica de análisis en ciencias administrativas. Astra Editorial. https://astraeditorialshop.com/wp-content/uploads/2025/04/Modelos-de-ecuaciones-estructurales-como-tecnica_.pdf
 · Libro colectivo con ejemplos detallados de SEM tanto en gestión pública como en empresas, incluyendo aplicaciones con software gratuito (R, PLS-SEM, multigrupo).

4. Natesan, S.D. (2023). Un enfoque de ecuaciones estructurales para la implementación de políticas públicas. *Journal of Policy Modeling*, 45(2), 401-417.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0970389623000307>
 - Utiliza SEM para evaluar cómo variables de redes sociales y demografía influyen en la implementación de políticas públicas.
5. Vidal-Portilla, E., et al. (2023). Modelamiento mediante ecuaciones estructurales (PLS-SEM) en la investigación en ciencias empresariales. *Contabilidad y Negocios*, 18(36).
<https://revistas.pucp.edu.pe/index.php/contabilidadyNegocios/article/view/26930>
 - Ejemplo de uso de PLS-SEM aplicado a factores de competitividad en empresas públicas y privadas.
6. Ruiz, J. & Guerrero, J. (2025). Tutorial de modelado de ecuaciones estructurales con software libre para gestión pública y empresarial. Astra Editorial. https://astraeditorialshop.com/wp-content/uploads/2025/04/Modelos-de-ecuaciones-estructurales-como-tecnica_.pdf
 - Incluido dentro del libro anterior, muestra paso a paso cómo usar R y paquetes libres para SEM en análisis de gestión pública.
7. “Ecuaciones Estructurales Aplicadas a la Toma de Decisiones”. *Revista Internacional de Ciencias Sociales y Humanidades*, 13(1), 2024.
<https://www.reincisol.com/ojs/index.php/reincisol/article/view/1007>
 - Analiza la utilidad del modelado SEM en la toma de decisiones estratégicas en el sector público y en empresas.

Referencias.

- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (2012). Specification, evaluation, and interpretation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(1), 8-34. <https://doi.org/10.1007/s11747-011-0278-x>
- Gregory, R. L. (1980). *The Oxford companion to the mind*. Oxford University Press.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). SAGE Publications.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2019). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). SAGE Publications.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (4th ed.). SAGE Publications.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2013). Partial least squares structural equation modeling: Rigorous applications, better results and higher impact. *Long Range Planning*, 46(1-2), 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2013.01.001>
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2017). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45(6), 844-864. <https://doi.org/10.1007/s11747-017-0517-x>
- Hayes, A. F. (2018). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach* (2nd ed.). The Guilford Press.

- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in International Marketing*, 20, 277-320. [https://doi.org/10.1108/S1474-7979\(2009\)0000020014](https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2009)0000020014)
- Marcoulides, G. A., Chin, W. W., & Saunders, C. (2009). A critical look at partial least squares modeling. *MIS Quarterly*, 33(1), 171-175. <https://doi.org/10.2307/20650283>
- Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40(3), 879-891. <https://doi.org/10.3758/BRM.40.3.879>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Ringle, C. M., Thiele, K. O., & Gudergan, S. P. (2016). Estimation issues with formative measurement: A two-stage solution using PLS-SEM. *Journal of Business Research*, 69(1), 154-160. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.04.002>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2018). Partial least squares structural equation modeling. En *Handbook of Market Research* (pp. 1-40). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-05542-8_15-1
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019a). Justifying the use of partial least squares in clinical research. *BMC Medical Research Methodology*, 19(1), 132.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019b). Prediction-oriented model evaluation in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322-2347. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2019-0189>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2020). Considering and dealing with endogeneity in PLS-SEM: An applied guide. *European Journal of Marketing*, 54(11), 2739-2761. <https://doi.org/10.1108/EJM-10-2019-0750>

- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J. H., Thiele, K. O., & Ringle, C. M. (2019). Prediction-oriented model evaluation in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322-2347. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2019-0189>
- Westland, J. C. (2015). Common method variance: Procedures for scale development and data analysis. *Organizational Research Methods*, 18(2), 186-216. <https://doi.org/10.1177/1094428114554398>
- Wold, H. (1985). Systems analysis by partial least squares. En P. Nijkamp, H. Leitner, & N. Wrigley (Eds.), *Measuring the unmeasurable* (pp. 373-394). Martinus Nijhoff Publishers.
- Wong, K. K. K. (2013). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) techniques using R. *Marketing Bulletin*, 24(1), 1-32.
- Xu, D., Hsieh, P.-J., & Lin, F.-R. (2023). A systematic review of structural equation modeling applications in information systems research. *Information & Management*, 60(2), 103767.

CAPITULO II

CONSTRUCCIONES DE ORDEN SUPERIOR (HOC) CON PLS-SEM

El modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) se ha consolidado como una herramienta fundamental en el repertorio metodológico de quienes investigan fenómenos complejos en marketing, gestión y ciencias sociales. A lo largo de la última década, el campo PLS-SEM ha experimentado significativos avances técnicos, teóricos y prácticos, dinamizando la manera en que los analistas conceptualizan y operacionalizan construcciones de orden superior (HOC).

Este proceso de evolución ha implicado no solo la expansión del método en términos de flexibilidad y capacidad predictiva, sino también la necesidad de actualizar y profundizar las pautas de mejores prácticas para su uso riguroso y ético. Diversos estudios recientes han puesto de manifiesto que, si bien la comunidad científica está cada vez más consciente de la pertinencia, aplicación y potencial del PLS-SEM, persisten ciertas brechas en la adopción sistemática de los estándares más modernos, especialmente en la evaluación y validación de modelos que emplean HOC.

El capítulo de construcciones de orden superior (HOC) se propone aportar recomendaciones prácticas y teóricas, así como guías para la especificación, estimación y validación de construcciones de orden superior en PLS-SEM. Además, se identifican áreas emergentes que demandan mayor atención investigadora, fomentando la actualización continua y el diálogo crítico sobre los desarrollos metodológicos que seguirán transformando el campo en los próximos años.

2.1 Contexto de la necesidad de construcciones de orden superior (HOC)

El avance de la modelización estadística en ciencias sociales y empresariales ha propiciado una evolución significativa en la conceptualización y medición de fenómenos complejos. En este contexto, el uso de construcciones de orden superior (Higher-Order Constructs, HOC) dentro de los modelos de ecuaciones estructurales parcial por mínimos cuadrados (PLS-SEM) se ha convertido en una estrategia metodológica esencial para abordar variables latentes multidimensionales que no pueden ser encapsuladas adecuadamente por un único conjunto de indicadores (Martínez, 2024).

Definición y diferenciación de términos clave

Un constructo es una representación teórica no observable, creada intencionalmente para explicar fenómenos complejos en ámbitos como la psicología, la gestión o la economía. Ejemplos

típicos incluyen el compromiso organizacional, la satisfacción del cliente o la responsabilidad social empresarial (RSE). Un constructo se operacionaliza mediante indicadores observados o ítems empíricos que permiten su medición indirecta (Martínez, 2024).

El dominio es el alcance conceptual y teórico que abarca un constructo. Por ejemplo, en el caso del clima organizacional, su dominio puede incluir factores como liderazgo, comunicación y condiciones del trabajo (Martínez, 2024).

Las dimensiones son componentes primarios o sub-constructos del dominio de una variable latente y representan distintas facetas del fenómeno estudiado. Por ejemplo, la satisfacción del cliente puede desagregarse en satisfacción con el producto, el servicio y la posventa (Martínez, 2024).

Los constructos de orden inferior (Lower-Order Constructs, LOC) son factores latentes que representan dimensiones específicas del constructo global y se miden directamente a través de indicadores empíricos. Los LOC actúan como bloques constitutivos del constructo de orden superior (Martínez, 2024).

Por su parte, los constructos de orden superior (Higher-Order Constructs, HOC) son factores latentes abstractos que agrupan varios LOC y reflejan, a un nivel conceptual más elevado, la naturaleza multidimensional del fenómeno. Por ejemplo, la RSE

como HOC está compuesta por las dimensiones social, ambiental y económica, cada una como LOC (Martínez, 2024).

Teoría y empírica para emplear HOC

La aplicación de construcciones de orden superior responde a diversas motivaciones en la investigación aplicada.

A. Reducción dimensional

Los HOC permiten sintetizar múltiples dimensiones en un solo constructo global, facilitando la interpretación y el manejo de modelos complejos. Reducir la cantidad de relaciones a analizar disminuye la redundancia y el riesgo de multicolinealidad entre dimensiones correlacionadas, así como la sobreparametrización que puede afectar la robustez estadística (Martínez, 2024).

B. Representación teórica

El uso de HOC refuerza la fidelidad teórica del modelo, ya que muchos fenómenos sociales y empresariales tienen naturaleza multidimensional inherente, tal como ocurre en el clima organizacional, el capital humano o la satisfacción del cliente. Un modelo que integra HOC refleja mejor la realidad compleja e interrelacionada de estos conceptos y responde al principio de validez de contenido (Martínez, 2024).

C. Parsimonia del modelo

La parsimonia implica describir el fenómeno de estudio con el menor número de parámetros posibles, sin perder capacidad explicativa. Mediante HOC, se disminuye la cantidad de relaciones estructurales y de indicadores independientes, permitiendo modelos más manejables, interpretables y generalizables (Martínez, 2024).

D. Mejora del ajuste predictivo

El modelado jerárquico con constructos de orden superior contribuye a mejorar la capacidad predictiva de los modelos, pues capta tanto la variabilidad compartida entre dimensiones como su varianza única. Esto se traduce en una mayor capacidad del modelo para predecir resultados clave en contextos gerenciales o de política pública (Margalina, 2024).

2.2 Utilidad

La incorporación de HOC en PLS-SEM tiene repercusiones directas en la toma de decisiones estratégicas.

En gestión empresarial

Para la gerencia, los HOC constituyen una herramienta robusta para entender fenómenos organizacionales complejos. Por ejemplo, evaluar la RSE como HOC permite identificar en qué dimensión (social, ambiental, económica) se encuentran fortalezas

o debilidades específicas y ajustar las estrategias corporativas. Del mismo modo, el clima organizacional modelado como HOC ofrece a la alta dirección una visión integrada y priorizada de los aspectos que afectan el desempeño laboral, mejorando la asignación de recursos y el diseño de intervenciones (Martínez, 2024).

En política pública

El modelado con HOC facilita la evaluación integral de programas o políticas públicas, incorporando múltiples dimensiones relevantes (por ejemplo, acceso, calidad y satisfacción en servicios de salud pública) en una sola variable latente compuesta. Ello permite orientar políticas efectivas que consideren la complejidad de los servicios públicos y priorizar intervenciones basadas en evidencia empírica. Además, eleva la transparencia y la rendición de cuentas, al proporcionar indicadores globales fundamentados metodológicamente que pueden ser comunicados a los ciudadanos y las partes interesadas (Rivera, 2019; Antonio Lirio, 2020).

En investigación

El uso de HOC mejora la comparabilidad de resultados entre estudios, ya que permite definir constructos de manera estandarizada y replicar modelos en distintos contextos culturales y sectoriales. Además, al clarificar la estructura interna de los

fenómenos, facilita la acumulación de conocimiento y la generación de teorías robustas (Margalina, 2024).

El uso de construcciones de orden superior en el modelado PLS-SEM responde tanto a una necesidad teórica —representar adecuadamente fenómenos complejos mediante estructuras jerárquicas— como a una exigencia práctica —simplificar modelos, mejorar la predictibilidad y favorecer la toma de decisiones fundamentadas—. Su implementación exitosa exige una conceptualización precisa del dominio, un diseño discriminado de LOC y HOC, y una validación rigurosa de la fiabilidad y validez en todos los niveles del modelo (Margalina, 2024).

Ejemplo: El consumo de bebidas en Perú, el uso de construcciones de orden superior (HOC) en PLS-SEM permite modelar fenómenos complejos como la preferencia, lealtad y satisfacción del consumidor, integrando múltiples dimensiones relevantes para la industria de bebidas (Alcedo Zambrano, 2004; Boubker & Aatar, 2023).

En estudios sobre consumo de bebidas, el constructo de orden superior puede ser la **lealtad a la marca**, compuesto por dimensiones como satisfacción, apego emocional y preferencia, cada una modelada como constructos de orden inferior (LOC) con sus propios indicadores. Por ejemplo, en la industria de bebidas gaseosas y cervezas, se han utilizado encuestas representativas para

medir la percepción de los consumidores respecto a diferentes marcas, considerando variables como calidad percibida, imagen, valor y experiencia de compra (Alcedo Zambrano, 2004).

La estructura jerárquica del modelo se compone de:

- HOC: Lealtad a la marca
- LOC: Satisfacción, apego emocional, preferencia
- Indicadores: Ítems tipo Likert sobre experiencia, recomendación, repetición de compra, identificación con la marca

Este enfoque permite analizar cómo las dimensiones específicas contribuyen al constructo global de lealtad y cómo este, a su vez, impacta en la intención de compra y el comportamiento real de los consumidores peruanos (Boubker & Aatar, 2023).

Desde la perspectiva gerencial, las empresas pueden identificar qué dimensiones de la lealtad (por ejemplo, satisfacción o apego emocional) requieren mayor atención para fortalecer la posición de sus marcas en el mercado peruano. Esto facilita la toma de decisiones estratégicas en marketing, desarrollo de productos y gestión de la experiencia del cliente (Apoyo y Asociados, 2013).

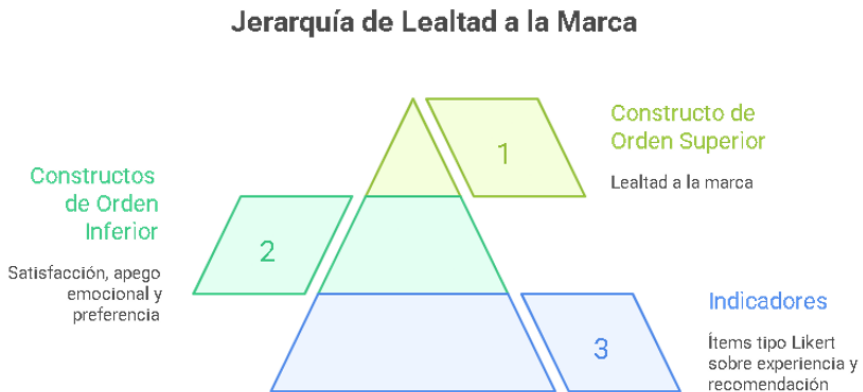
En el ámbito de política pública, los organismos reguladores y de salud pueden utilizar modelos jerárquicos para evaluar el impacto de

campañas educativas o restricciones publicitarias sobre el consumo responsable, considerando la influencia de factores como la percepción de calidad y la imagen de marca en diferentes segmentos poblacionales (Alcedo Zambrano, 2004).

El modelado con HOC en PLS-SEM es especialmente útil para abordar la complejidad del consumo de bebidas en Perú, permitiendo a investigadores y gestores empresariales obtener una visión integral y accionable sobre los factores que determinan la preferencia y lealtad de los consumidores en este sector (Boubker & Aatar, 2023).

Figura 5

Modelado con HOC



2.3 Construcciones de orden superior en PLS-SEM

Las **construcciones de orden superior** (Higher-Order Constructs, HOC) en el contexto de modelización de ecuaciones estructurales por

mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) representan variables latentes complejas y multidimensionales que no pueden ser adecuadamente abordadas mediante medición directa por indicadores simples. Conceptualmente, un HOC es un constructo abstracto que estructura, agrupa y sintetiza varios **constructos de orden inferior** (Lower-Order Constructs, LOC), donde cada LOC representa una dimensión específica del fenómeno teórico y se mide por sus propios indicadores observables. Así, la relación fundamental entre HOC y LOC es jerárquica: el HOC integra a los LOC para reflejar el fenómeno en su totalidad (Martínez, 2024).

Resulta esencial distinguir que el nivel superior (HOC) es el que abarca dimensiones clave, mientras que cada LOC responde a una faceta concreta —tal como se muestra en la imagen adjunta, donde el HOC se forma a partir de tres LOC (por ejemplo, satisfacción, preferencia y apego emocional), cada uno medido por indicadores (x1–x9).

2.4 Tipos de HOC

Formalmente, las construcciones de orden superior pueden clasificarse en función de cómo se genera y transmite la información desde los indicadores y las dimensiones:

1. Reflectivo–Reflectivo

En el modelo reflectivo–reflectivo, tanto la relación entre indicadores y LOC como la relación entre LOC y HOC es reflectiva: los indicadores son efectos (reflejan) del LOC, y los LOC son efectos (reflejan) del HOC. Este tipo representa fenómenos donde el constructo de segundo orden se asume como causa de las dimensiones y de los ítems. Por ejemplo, la satisfacción global del cliente puede causar satisfacción en diferentes contextos como el producto, el servicio y la posventa.

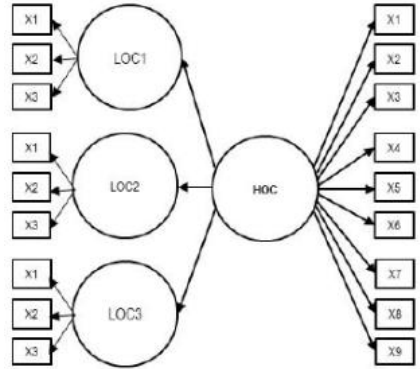
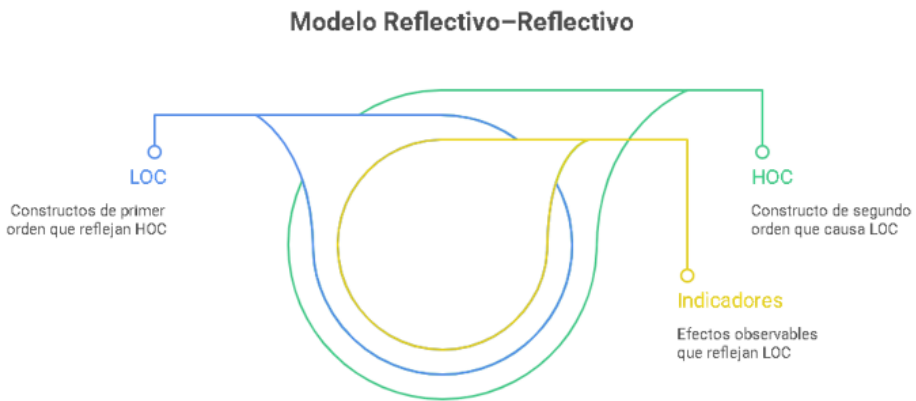


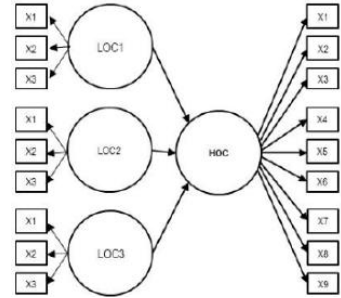
Figura 6

Modelado reflectivo - reflectivo



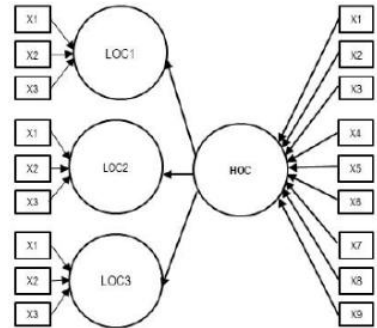
2. Reflexivo–Formativo

En el tipo reflexivo–formativo, los indicadores son efectos (reflectivos) de los LOC, pero los LOC forman (causan) el HOC (relación formativa entre niveles). Es común cuando el constructo global depende de la presencia e intensidad de sus dimensiones, por ejemplo, la responsabilidad social empresarial conformada por indicadores sociales, económicos y ambientales.



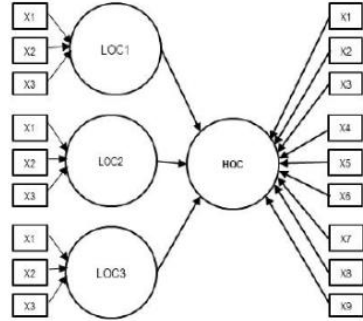
3. Formativo–Reflexivo

En este tipo, los indicadores forman (causan) a los LOC, pero los LOC son efectos (reflectivos) del constructo superior. Es menos común, pero puede darse en contextos donde el indicador construye la dimensión, y esta dimensión es reflejada por el constructo global.



4. Formativo–Formativo

Aquí tanto los indicadores construyen los LOC de manera formativa, como los LOC forman el constructo superior por relación formativa. Este modelo es adecuado para fenómenos



agregados donde la suma de las dimensiones y la suma de sus indicadores determinan la existencia y fuerza del constructo.

La imagen proporcionada ilustra estos cuatro tipos de modelos jerárquicos, mostrando gráficamente los flujos causales entre indicadores, LOC y HOC. La dirección de las flechas indica si la relación es reflectiva (saliente) o formativa (entrante, convergente al nodo HOC).

Nota para las imágenes: LOC = Lower-Order Component; HOC = Higher-Order Component (Componente de Orden Superior y los Componentes de Orden Inferior)

Tomado de: Ringle, CM, Sarstedt, M and Straub, DW (2012) A Critical Look at the Use of PLS-SEM in MIS Quarterly. MIS Quarterly 36: iii-xiv.; permission conveyed through Copyright Clearance Center, Inc. Citado por Hair Jr et al. (2017)

2.5 Diferenciación y aplicabilidad

La distinción entre tipos de HOC es importante para la especificación y estimación en PLS-SEM. Los modelos reflectivos permiten evaluar **fiabilidad y validez discriminante a través de coeficientes como Alpha de Cronbach y AVE**; los modelos formativos

requieren análisis de colinealidad y pertinencia de los pesos para cada dimensión. Los modelos mixtos demandan una evaluación específica de cada parte según su naturaleza causativa o reflectiva.

En PLS, la elección del tipo de modelo impacta tanto en la estrategia de operacionalización como en la interpretación de resultados. Por ejemplo, el tipo reflectivo–reflectivo es el más habitual en estudios sobre clima organizacional o satisfacción, mientras que el reflectivo–formativo es común cuando el constructo depende directamente de la composición de sus dimensiones, como ocurre en la literatura sobre responsabilidad social corporativa y capital intelectual (Hair et al., 2022).

2.6 Criterios para la clasificación de un constructo como HOC

Para catalogar adecuadamente un constructo como HOC en investigación aplicada, deben considerarse los siguientes criterios:

Fundamento teórico

Se debe identificar en la literatura científica evidencia sólida de la naturaleza multidimensional del constructo. Es necesario que las teorías subyacentes justifiquen la integración de diversas dimensiones en una variable latente superior y describan la relación causal o reflejada entre estas dimensiones y el constructo global (Hair et al., 2019).

Los estudios previos especialmente aquellos con validaciones estadísticas vía SEM deben corroborar la estructura jerárquica del constructo, evidenciando que las dimensiones comparten una variabilidad importante y pueden agruparse en torno a una variable superior. “El análisis factorial confirmatorio y la validez discriminante” son herramientas imprescindibles para esto.

Estructura multidimensional

La frecuencia de uso de HOC está directamente vinculada a la complejidad conceptual del fenómeno analizado. Fenómenos empresariales como lealtad del consumidor, reputación empresarial, o capital humano suelen cumplir este criterio, siendo modelados regularmente con jerarquías HOC/LOC para reflejar tanto especificidad como globalidad en los resultados analíticos.

La correcta clasificación de un constructo como HOC implica además seleccionar y justificar en el modelo el tipo de relaciones reflectivas y formativas más apropiadas, de acuerdo con la lógica teórica y la evidencia empírica de cada caso. Esta especificación asegura la robustez de los resultados y su utilidad interpretativa en el ámbito aplicado (Sarstedt et al., 2019).

2.7 **Guía y modelado de construcciones de orden superior en PLS-SEM**

La especificación de construcciones de orden superior (HOC) en el modelado PLS-SEM es un proceso metodológico clave para abordar constructos multidimensionales de alta relevancia en ciencias empresariales y sociales. Esta guía exhaustiva aborda estados, estrategias y recomendaciones para diseñar, estimar y validar apropiadamente modelos jerárquicos en PLS-SEM, con referencias actualizadas.

1. Estrategias de especificación

Enfoques jerárquicos

La construcción jerárquica implica descomponer un constructo complejo en dimensiones (lower-order constructs, LOC) y sintetizarlas en un constructo superior (HOC). El foco está en definir la relación causal entre los niveles:

- **Reflectivo–reflectivo:** Tanto los indicadores como los LOC se consideran efectos del nivel superior.
- **Reflectivo–formativo:** Los LOC son considerados causas formativas del HOC, mientras que sus indicadores permanecen reflejando la dimensión.

- **Formativo–formativo:** Tanto el LOC como los indicadores son causantes del constructo superior.

El método jerárquico ayuda a modelar variables como ‘clima organizacional’ o ‘lealtad a la marca’, donde varias dimensiones contribuyen al constructo global (Sarstedt, Hair & Cheah, 2019; Hair et al., 2022).

Parcelación vs indicadores individuales

Parcelación consiste en agrupar varios ítems en composites o sumas para cada LOC, reduciendo la complejidad pero potencialmente perdiendo información sobre la relación entre ítems y dimensiones. Es útil cuando el número de indicadores es alto o cuando se busca parsimonia en muestras pequeñas.

Por otro lado, **indicadores individuales** mantiene todos los ítems originales asignados a su LOC respectivo, lo que proporciona mayor precisión para evaluar validez y fiabilidad, aunque requiere mayor tamaño muestral. La recomendación es usar parcelación solo cuando la estructura factorial está bien documentada y los componentes son internamente homogéneos (Martínez, 2024).

Modelos reflectivo-formativos

El modelo reflectivo-formativo es frecuente en variables donde las dimensiones agregadas forman el constructo global, pero

sus indicadores se consideran reflejos de cada dimensión. Ejemplo clásico: ‘responsabilidad social empresarial’, compuesta de dimensiones social, económica y ambiental (Hair et al., 2022).

2. Diagramas conceptuales: descripciones textuales

Imagina un modelo donde la ‘lealtad a la marca’ (HOC) se compone de satisfacción, apego emocional y preferencia (cada uno un LOC):

- Cada **LOC** recibe flechas desde sus indicadores (e.g., preguntas sobre ‘satisfacción’).
- Los **LOC** se conectan mediante flechas convergentes hacia el nodo HOC (‘lealtad a la marca’).
- El **HOC** puede tener una flecha dirigida hacia una variable resultado (‘intención de recompra’) o una variable exógena (‘tipo de campaña’).
- Si hay interacción entre el HOC y otra variable (por ejemplo, ‘calidad percibida’), se representa con una flecha bidireccional o una variable moderadora insertada entre ambas rutas.

En diagramas, los niveles jerárquicos (indicadores → LOC → HOC) se distinguen por flechas y agrupación, y las conexiones entre HOC y variables externas se especifican según las hipótesis teóricas.

3. Reglas para seleccionar métodos de estimación en SmartPLS

En SmartPLS (y PLS-SEM en general), existen tres métodos principales para modelar HOC:

a. Repeated indicators approach

- Todos los indicadores de las dimensiones se asignan al HOC, además de al LOC que les corresponde.
- Es útil en modelos simples (pocas dimensiones e indicadores).
- Requiere muestras grandes: idealmente más de 300 casos.
- Facilita la evaluación de validez y fiabilidad, pero puede presentar colinealidad si hay muchas variables.

b. Two-stage approach

- En la primera etapa se estima el modelo LOC y se conservan las puntuaciones latentes de cada dimensión.
- En la segunda etapa, los LOC se utilizan como indicadores en la estimación del HOC.
- Recomendado para modelos formativos y cuando existen problemas de colinealidad.
- Aceptable con muestras de 150–200 casos.

c. Hybrid approach

- Combina repeated indicators y two-stage: se conectan parcialmente los indicadores al HOC y se usan puntajes de LOC.
- Útil para modelos mixtos y validaciones cruzadas.
- Requiere justificar la elección metodológica según estructura y recursos disponibles.

- Permite mayor flexibilidad frente a restricciones de muestra o estructura.

Selección según tamaño muestral:

- <150 casos: two-stage (preferible para mayor parsimonia)
- 150–300 casos: two-stage o híbrido según complejidad
- 300 casos: repeated indicators si no hay problemas de colinealidad

4. Requisitos de identificación y recomendaciones de estabilidad

Para asegurar una estimación estable y resultados válidos en PLS-SEM:

- Cada LOC debe contar con al menos tres indicadores; para HOC, al menos tres LOC asociados.
- Verificar validez convergente (AVE mayor a 0.50) y fiabilidad compuesta (mayor a 0.70).
- Analizar colinealidad a través del VIF (<5 es ideal).
- Confirmar que los pesos y cargas son significativos mediante bootstrapping (mínimo 5.000 re-muestréos).
- Si la estructura es formativa, revisar que ningún indicador tenga correlaciones excesivas con otros componentes.
- Revisar supuestos de multidimensionalidad teórica revisando literatura reciente.
- Validar la solución usando split-sample o cross-validation cuando sea posible para evitar sobreajuste.
- Registrar el procedimiento, justificaciones y pasos dentro del informe, aportando transparencia y reproducibilidad.

2.8 Estudio de caso sobre la definición, especificación, estimación y validación de un HOC en PLS-SEM

1. Descripción del problema de investigación y justificación teórica del HOC

En el contexto de la gestión empresarial, una compañía peruana líder en bebidas busca analizar los factores determinantes de la "lealtad a la marca" atribuida a su línea de productos refrescantes. La literatura sugiere que la lealtad a la marca es un fenómeno complejo y multidimensional, compuesto por la satisfacción con la marca, la preferencia continuada y el apego emocional del cliente (Hair et al., 2022). Estas dimensiones, entendidas como variables latentes de primer orden (Lower-Order Constructs, LOC), se operacionalizan a partir de escalas psicométricas previamente validadas. La hipótesis principal es que la lealtad a la marca, conceptualizada como un constructo de orden superior (Higher-Order Construct, HOC), permite explicar con mayor fidelidad el comportamiento de recompra y la defensa activa del consumidor frente a la competencia.

Las variables involucradas son:

- **Lealtad a la marca** (HOC), con LOC relacionados:
 - **Satisfacción** (puntualidad, cumplimientos de expectativas, nivel de agrado)
 - **Preferencia** (elección habitual frente a alternativas)

- **Apego emocional** (identificación y orgullo hacia la marca)
- Otras variables de interés: **intención de recompra, antigüedad como cliente y exposición a campañas de marketing.**

La decisión de modelar la lealtad como HOC se fundamenta teóricamente en la naturaleza agregada e interrelacionada de las dimensiones psicológicas y de comportamiento implicadas (Sarstedt et al., 2019).

2. Flujo operativo: de la preparación de datos al método de estimación

a) Preparación de datos y revisión de escalas

- Selección de indicadores validados y consistentes para cada LOC.
- Codificación y limpieza de la base de datos (detección de valores perdidos y outliers).
- Preparación de escalas tipo Likert y revisión de homogeneidad interna.

b) Análisis exploratorio y centrado de variables

- Inspección de distribuciones y estadísticas descriptivas.
- Centrado de variables si se planea calcular interacciones moderadoras y para mejorar la interpretación de los efectos (Hair et al., 2022).

c) Especificación del modelo jerárquico

- Definición formal de la estructura reflective–reflective: los indicadores reflejan las dimensiones, y los LOC reflejan el constructo de orden superior.
- Elaboración de un diagrama conceptual, donde los indicadores alimentan los LOC (satisfacción, preferencia, apego emocional) y estos convergen en el nodo HOC (lealtad a la marca).

d) Selección del método de estimación

- Dada la muestra accesible (>300 casos), se opta por el método repeated indicators, asignando los indicadores tanto a sus LOC específicos como al HOC.
- Si la muestra fuera más reducida (<200), se preferiría el método two-stage, en el que primero se generan los puntajes latentes de los LOC y después se estiman sobre el HOC.

e) Evaluación de validez y fiabilidad

- Fiabilidad interna: cálculo de coeficientes compuestos y Alfa de Cronbach para cada LOC.
- Validez convergente: reporte del AVE (Average Variance Extracted) superior a 0.50.
- Validez discriminante: aplicación de la razón HTMT (Heterotrait-Monotrait) y revisión de correlaciones cruzadas.

f) Evaluación de colinealidad y validez formativa (si aplica)

- Cálculo del VIF (Variance Inflation Factor) para cada indicador, especialmente si existen dimensiones formativas, esperando valores por debajo de 5.
- Revisión de la significancia de los pesos y cargas mediante bootstrapping (al menos 5.000 remuestreos).

g) Pruebas adicionales y comprobación de invarianza (cuando haya muestras múltiples)

- Ejecución del procedimiento MICOM (Measurement Invariance of Composite Models) si se analiza la estructura en diferentes segmentos (por ejemplo, distintos grupos etarios).

h) Reporte y documentación del modelo

- Registro riguroso del procedimiento seguido y del método de estimación utilizado (repeated indicators o two-stage).
- Inclusión de diagramas conceptuales, valores de carga, AVE, HTMT, R^2 y VIF en reportes y anexos.

3. Checklist operativo de validación y reporte

- Confirmar la fundamentación teórica para el uso de HOC.
- Asegurar consistencia y validez de las escalas en cada LOC.
- Limpiar y preparar adecuadamente la base de datos.
- Centrar variables si se modelan interacciones.

- Especificar visualmente el modelo jerárquico (diagrama).
- Elegir el método de estimación adecuado según complejidad y tamaño muestral.
- Verificar fiabilidad compuesta (>0.70) y AVE (>0.50) para LOC y HOC.
- Reportar validez discriminante mediante HTMT (<0.85 recomendado).
- Calcular y documentar VIF (<5).
- Realizar bootstrapping y comprobar significancia de pesos/cargas.
- Si hay grupos, ejecutar pruebas de invarianza (MICOM).
- Documentar cada decisión metodológica y referencia utilizada.

2.9 Artículos sobre construcciones de orden superior (HOC), publicados en revistas indexadas.

1. **Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Becker, J.-M., & Ringle, C. M. (2019). How to Specify, Estimate, and Validate Higher-Order Constructs in PLS-SEM. *Australasian Marketing Journal*, 27(3), 197-211.**
<https://journals.sagepub.com/doi/10.1016/j.ausmj.2019.05.003>
 - Explica y ejemplifica detalladamente la especificación, estimación y validación de HOC en PLS-SEM mediante enfoques de indicadores repetidos y dos etapas.
2. **García-Machado, J. J., Sroka, W., & Nowak, M. (2023). PLS-SEM Model on Business Demand for Technological Services and R&D and Innovation Activities. *Technological and Economic Development of Economy*, 29(1), 1–22.**

<https://journals.vilniustech.lt/index.php/TEDE/article/download/17968/11434/>

- Aplica PLS-SEM y jerarquías de constructos para modelar la demanda empresarial de servicios tecnológicos e I+D.
3. **Ghoury, A. M., et al. (2023). Run! This road has no ending! A systematic review of PLS path modeling in management sciences. Heliyon, 9(11), e11846.**
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844023096846>
 - Revisión sistemática sobre avances y mejores prácticas en la construcción y modelado de HOC en PLS-SEM en administración.
 4. **Machado, J. J., Sroka, W., & Nowak, M. (2023). PLS-SEM MODEL ON BUSINESS DEMAND FOR TECHNOLOGICAL SERVICES AND R&D AND INNOVATION ACTIVITIES.**
<https://journals.vilniustech.lt/index.php/TEDE/article/view/17968>
 - Detalla la aplicabilidad de HOC en la modelización de la innovación empresarial y el desarrollo tecnológico.
 5. **Sarstedt, M., Becker, J.-M., & Ringle, C. M. (2022). Progress in partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) and how to avoid common pitfalls. Journal of Marketing Theory and Practice, 30(2), 125–144.**
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mar.21640>
 - Revisión de avances en la práctica e interpretación de modelos con HOC en marketing y gestión de negocios.
 6. **Guenther, P., et al. (2023). Improving PLS-SEM use for business marketing research. Industrial Marketing Management, 110, 27-39.**

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019850123000445>

- Analiza estudios de marketing que aplican HOC en PLS-SEM, clarificando ventajas y recomendaciones para modelado en investigación empresarial.
7. **Adler, S. J., et al. (2023). Toward open science in PLS-SEM: Assessing the state of transparency and reporting. Journal of Business Research, 160, 113796.**
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296323006501>
 - Evalúa la transparencia y reproducibilidad en investigaciones recientes con HOC y PLS-SEM en ciencias administrativas.
8. **Cheah, J. H., et al. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. Frontiers in Psychology, 13, 1041642.**
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772766122000246>
 - Ejemplo aplicado de HOC en contextos educativos utilizando PLS-SEM, con guía práctica.
9. **Guenther, P., et al. (2025). PLS-SEM and reflective constructs: A response to recent criticisms. Industrial Marketing Management, 123, 143-152.**
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019850125000744>
 - Defiende el uso de HOC reflexivos en PLS-SEM ante críticas metodológicas, fundamentando buenas prácticas.

10. **Ghazali, Z. M., et al. (2025). Integrated PLS-SEM-Latent Growth Curve Model. Plos One, 20(9), e0279363.**

<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12493247/>

- Propone la integración de modelado de crecimiento latente y PLS-SEM para estudiar jerarquías de constructos medidos longitudinalmente.

Referencias

- Alcedo Zambrano, R. J. (2004). *Estudio de mercado de bebidas gaseosas en Lima Metropolitana*.
<https://repositorio.lamolina.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12996/3928/alcedo-zambrano-rosario-jessica.pdf?isAllowed=y&sequence=1>
- Asociados, A. y. (2013). *Estrategias de mercado y liderazgo en la industria cervecera peruana. Memoria Anual Backus*.
<https://core.ac.uk/download/529651229.pdf>
- Boubker, O., & Aatar, A. (2023). Los efectos de la satisfacción del consumidor y el apego emocional a la marca en la fidelidad a la misma. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 36, 1-18.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage.
- Lirio, A. (2020). *Operacionalización de variables y matriz de consistencia para el modelo PLS SEM*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3679404>
- Margalina, V.-M., Jiménez-Sánchez, Á., & Limache, A. M. C. (2024). Modelo PLS-SEM para la intención de compra online en el sector moda en Ecuador. *Retos*, 14(27), 101-114.
<https://doi.org/10.17163/ret.n27.2024.07>

- Martínez, R. G. (2024). PLS-SEM linear regression model to evaluate the effect of HOC/LOC structures in business science research. *Dialnet*. <https://dialnet.unirioja.es/download/articulo/10018278.pdf>
- Rivera, J. (2019). Las políticas públicas y la gestión pública: Un análisis comparativo. *Estudios de la Gestión: revista internacional de administración*, 5, 223-229.
- Sarstedt, M., Hair, J. F., & Cheah, J.-H. (2019). How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in PLS-SEM. *Australasian Marketing Journal*, 27(3), 197-211. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2019.05.003>

CAPITULO III

ANÁLISIS DE CONDICIONES NECESARIAS (NCA) EN MODELOS SEM

El Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) es una poderosa herramienta metodológica diseñada para identificar aquellos factores imprescindibles que, si no se cumplen, imposibilitan el logro de determinados objetivos en organizaciones y políticas públicas. En el contexto de las ciencias empresariales, la NCA permite detectar “cuellos de botella” en procesos críticos, como la rentabilidad empresarial, la innovación, el funcionamiento de equipos o la satisfacción del cliente. Por ejemplo, una empresa nunca alcanzará altos niveles de satisfacción del cliente si no cumple con estándares mínimos de calidad de servicio; una política pública no logrará impacto social si carece de apoyo político genuino o de viabilidad presupuestaria; un banco no podrá garantizar la lealtad de sus clientes si no ofrece una experiencia libre de errores graves, aunque otros aspectos sean sobresalientes.

La lógica fundamental de la NCA es que la ausencia de estas condiciones necesarias garantiza el fracaso, independientemente de la excelencia o desempeño en otros factores. Sin embargo, el cumplimiento de una condición necesaria no asegura, por sí solo, el éxito: simplemente

elimina la posibilidad de fallo por esa vía. Para la gestión estratégica y la formulación de políticas, esto implica que cada condición identificada debe ser objeto de vigilancia y cumplimiento estructural.

El NCA trasciende el análisis estadístico tradicional, añadiendo criterios de necesidad a la evaluación de modelos y procesos. Proporciona una base para juzgar la viabilidad de propuestas, priorizar inversiones y diseñar intervenciones eficaces en organizaciones, administración pública y proyectos de innovación social, permitiendo así alcanzar resultados sostenibles y evitar el desperdicio de recursos en acciones destinadas al fracaso por la ausencia de requisitos esenciales.

Filosofía de la causalidad:

“Podemos definir una causa como un objeto, seguido de otro, y donde todos los objetos, similares al primero, son seguidos por objetos, similares al segundo. O, en otras palabras, donde, si el primero no hubiera existido, el segundo nunca hubiera existido.” David Hume (1777)

La célebre definición de causalidad de Hume resalta la profundidad y la dualidad lógica del concepto causal, una visión que ha sido ampliamente discutida y ampliada por teóricos contemporáneos (Abbott, 1974; Goertz, 2003; Lewis, 1973; Pizzi, 1993). Esta dualidad se expresa fundamentalmente en dos formas lógicas:

La primera parte de la cita corresponde al entendimiento tradicional y extendido de causalidad en las ciencias sociales: la *suficiencia*. En términos lógicos, esto se representa como “**Si X, entonces Y**”, es decir, la presencia del factor X es suficiente para que, en promedio, ocurra Y. Esta concepción predomina en la formulación de hipótesis y en los modelos explicativos dentro de las ciencias organizacionales (Mandel y Lehman, 1998; Wasserman, Dornier y Kao, 1990), ya que en la práctica, la causalidad suele asociarse con la idea de que la intervención sobre X puede producir el resultado Y.

La segunda parte de la cita de Hume convoca a una reflexión sobre la *necesidad* causal: “**No Y sin X**”. Aquí, se enfatiza que la ausencia de X garantiza la imposibilidad de Y; dicho de otra manera, aunque X quizá no sea suficiente por sí solo para provocar Y, es indispensable para su ocurrencia. Aunque este enfoque de la necesidad es menos habitual en la investigación organizacional, su relevancia práctica es crítica; cuando hablamos de determinantes necesarios, nos referimos a factores cuya ausencia imposibilita el éxito ningún otro elemento puede compensar su falta. Si X es necesario para Y, pero no lo origina directamente, estamos frente a una condición “**necesaria pero no suficiente**”. Este tipo de afirmaciones, aunque menos frecuentes, aparecen tanto en el desarrollo teórico como en la interpretación empírica (Dul, Hak, Goertz y Voss, 2010).

En consecuencia, el discurso teórico en ciencias sociales y organizacionales no debería limitarse a hipótesis de suficiencia, sino también considerar y probar condiciones necesarias, dado que éstas definen los límites estructurales del desempeño organizacional y la efectividad de políticas y programas. La ausencia de estas condiciones actúa como un verdadero “cuello de botella” para el logro de resultados superiores. Como evidencia.

Esta perspectiva dual de la causalidad suficiencia y necesidad ofrece un marco más robusto y sofisticado para el análisis, la predicción y la toma de decisiones en ciencias organizacionales y en la gestión pública.

3.1 Fundamentos del NCA

El Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) se fundamenta en una lógica epistemológica distintiva que difiere sustancialmente de los enfoques probabilísticos tradicionales, como la regresión y los modelos de ecuaciones estructurales (SEM). En esencia, el NCA se basa en la **Lógica de la Necesidad**, formulada y sistematizada por Dul (2016), que postula que ciertas condiciones o variables son "**necesarias, pero no suficientes**" para que un fenómeno o resultado ocurra. Esta lógica implica que la ausencia o insuficiencia de una condición necesaria impide la ocurrencia del resultado, aunque su presencia no garantice dicho resultado.

En contraste, la **Lógica de la Suficiencia**, que subyace a métodos estadísticos convencionales como la regresión y SEM, se basa en relaciones

probabilísticas y promedio, donde las variables explicativas contribuyen a la ocurrencia del resultado en términos de probabilidad o efecto medio (Richter, 2019). En este paradigma, la causalidad se entiende como una contribución estadística que incrementa la probabilidad del resultado, sin requerir que una condición sea indispensable para su manifestación.

Una característica epistemológica central del NCA es su enfoque en el **límite superior de los datos**, conocido como la "**Línea Techo**" (ceiling line). Esta línea representa el máximo nivel posible del resultado dado un nivel específico de la condición necesaria. La atención al límite superior, en lugar del promedio, permite identificar umbrales críticos que actúan como barreras infranqueables para la ocurrencia del fenómeno estudiado. En otras palabras, el NCA explora la frontera que delimita la imposibilidad del resultado cuando la condición necesaria no alcanza cierto nivel, enfatizando la restricción estructural que impone la necesidad causal (Dul, 2016).

Este enfoque es particularmente valioso en ciencias sociales y empresariales, donde fenómenos complejos a menudo dependen de condiciones que deben estar presentes para que el resultado sea factible, aunque no sean suficientes por sí solas para garantizarlo. Así, el NCA complementa los métodos tradicionales al ofrecer una perspectiva causal que identifica **condiciones imprescindibles**, enriqueciendo la comprensión de la causalidad más allá de la mera asociación estadística.

Aspectos clave del Análisis de Condiciones Necesarias (NCA)

Aspecto	Fundamento mejorado	Ejemplo aplicativo
Necesidad vs. Suficiencia	El NCA se basa en la lógica de la necesidad, identificando condiciones cuya presencia es imprescindible para que el resultado ocurra. Esto contrasta con métodos tradicionales como la regresión y el SEM, que solo evalúan la suficiencia y trabajan con estimaciones promedio o probabilísticas (Dul, 2016).	Ejemplo: En admisión a un programa de posgrado, un puntaje alto en el GMAT es necesario, pero no suficiente para la admisión; otros factores también influyen.
Aplicaciones organizacionales y comparativas	El NCA puede emplearse junto con enfoques tradicionales para analizar hipótesis causales complejas, especialmente en contextos de gestión y política pública. Permite determinar umbrales mínimos y escalar condiciones necesarias en escenarios multivariantes con interacción de múltiples causas (Richter et al., 2020).	Ejemplo: En estudios de desempeño laboral, NCA puede indicar que una mínima formación académica es necesaria para un alto rendimiento; incluso si otros factores son favorables, la ausencia de este requisito impide el resultado.
Causalidad aditiva vs. restricción estructural	La regresión y SEM asumen que las causas pueden compensarse entre sí (causalidad aditiva). El NCA enfatiza que, si la condición necesaria no se cumple, el resultado es estructuralmente imposible, pues ninguna otra variable puede compensar esa carencia (Dul, 2016; Richter et al., 2020).	Ejemplo: En análisis de éxito empresarial, diversos factores pueden ayudar, pero si no existe un nivel básico de experiencia, el logro del objetivo es imposible, independientemente de otras fortalezas.
Implicaciones prácticas y toma de decisiones	El NCA aporta valor estratégico al guiar la gestión organizacional hacia la identificación, monitoreo y cumplimiento de condiciones críticas, previniendo el fracaso mediante políticas de aseguramiento de mínimos necesarios en procesos clave.	Ejemplo: Al diseñar una estrategia empresarial, asegurar una visión clara puede ser identificado, mediante NCA, como condición necesaria para el éxito organizacional, orientando la atención gerencial hacia este aspecto prioritario.

3.2 Metodología y técnicas de estimación clave en NCA

La metodología del Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) se caracteriza por dos pasos primordiales que permiten identificar y cuantificar condiciones críticas en procesos sociales y empresariales: la visualización y detección del espacio vacío en el diagrama de dispersión, y la estimación rigurosa de la línea techo ("Ceiling Line") que determina el umbral necesario para la ocurrencia de un resultado.

1. Visualización y detección del espacio vacío (Empty Space)

El primer paso metodológico en NCA consiste en la construcción de un scatterplot que representa la relación entre la condición necesaria (en el eje horizontal, X) y el resultado (Y). A diferencia de los métodos convencionales que se centran en patrones centrales o promedios, NCA busca identificar el **espacio vacío en la esquina superior izquierda** del gráfico. Este espacio vacío indica que ciertos niveles altos del resultado nunca se logran cuando la condición necesaria se encuentra en bajos niveles. En otras palabras, existe una región sin observaciones en la que el resultado deseado sería imposible debido a la insuficiencia de la condición (Dul, 2016; Richter, 2020).

La detección visual del "empty space" permite inferir la ausencia de compensación entre causas, refutando la lógica aditiva de la regresión clásica. Así, el NCA pone énfasis en el carácter

restrictivo de la relación causal: sin un mínimo nivel de la condición necesaria, el resultado sencillamente no se produce.

2. Estimación de la línea techo: CE-FDH y CR-OLS

El segundo paso clave en NCA es la estimación de la **línea techo** ("Ceiling Line"), que delimita la frontera superior del resultado alcanzable en función de la condición. Existen métodos principales para su cálculo, siendo los más reconocidos CE-FDH (Ceiling Envelopment-Free Disposal Hull) y CR-OLS (Ceiling Regression-Ordinary Least Squares).

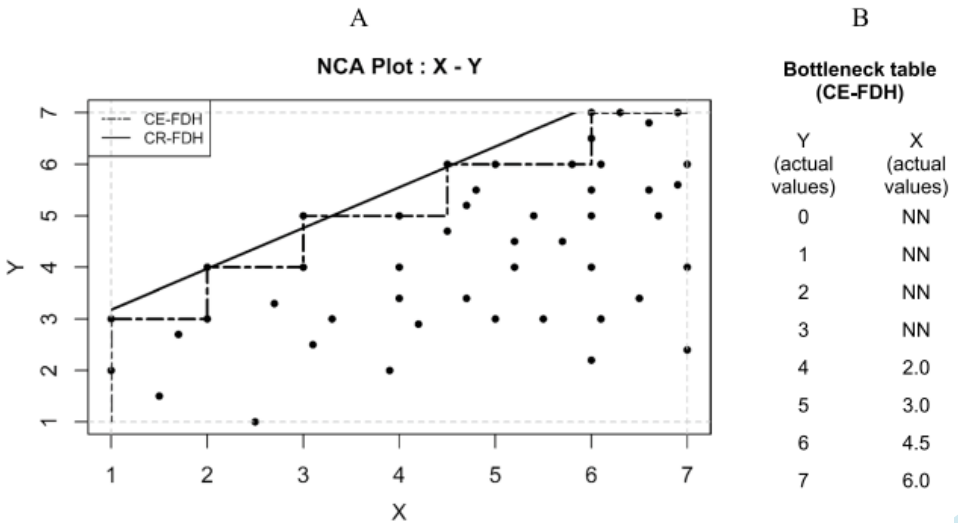
- **CE-FDH:** Este método no paramétrico y envolvente utiliza segmentos horizontales y verticales para construir una frontera escalonada por encima de las observaciones más altas en cada segmento del eje X. CE-FDH es especialmente robusto ante datos atípicos y no requiere supuestos específicos sobre la forma funcional de la relación, siendo útil en contextos con comportamientos abruptos o discontinuos del resultado respecto a la condición (Dul, 2016). La CE-FDH se considera conservadora al delimitar rigurosamente los casos máximos observados.
- **CR-OLS:** Este método alternativo estima la frontera superior mediante una regresión lineal de mínimos cuadrados aplicada sólo a las observaciones más cercanas al límite. Aunque es más

sensible a la dispersión y posibles atípicos, ofrece una representación suavizada y fácilmente interpretable en contextos donde la relación entre la condición y el resultado puede aproximarse linealmente. El CR-OLS suele emplearse para facilitar comparaciones e hipótesis sobre la magnitud de la condición necesaria (Richter, 2020).

La elección del método debe justificarse según el comportamiento empírico del fenómeno y la naturaleza de los datos disponibles.

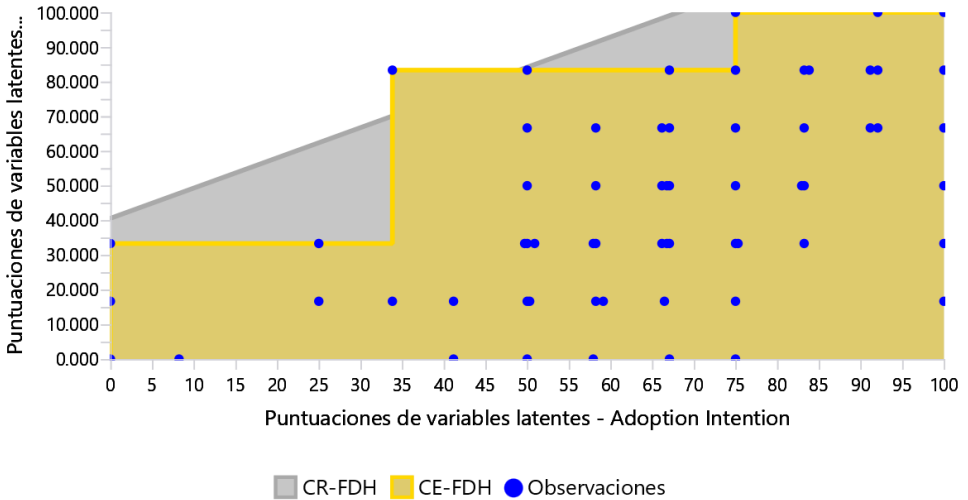
Figura 7

Modelado NCA



Notes: CE-FDH = Ceiling Envelopment — Free Disposal Hull; CR-FDH = Ceiling Regression — Free Disposal Hull, NN = not necessary; X = condición necesaria; Y= resultado.

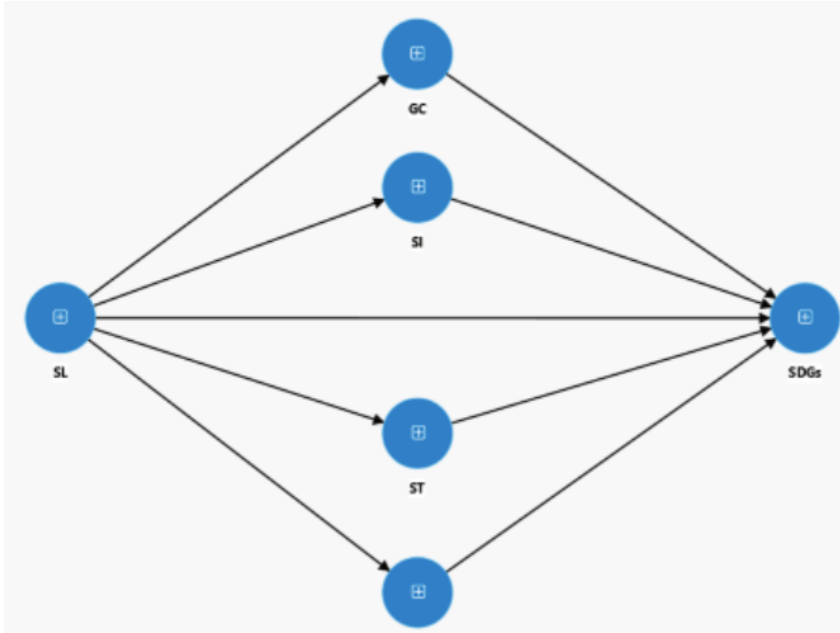
Figura 8
Línea superior NCA



Ejemplo:

En la figura del modelo, el Liderazgo Sostenible (SL) actúa como el motor fundamental que influye en varias capacidades y estrategias organizacionales. La Capacidad Verde (GC), la Intención Estratégica de Sostenibilidad (SI), las Tecnologías Inteligentes (ST) y la Gestión de Calidad Total (TQM) son variables intermedias que están directamente influenciadas por SL. Estas variables intermedias (GC, SI, ST, TQM) impactan directamente los Objetivos de Desarrollo Sostenible (SDGs).

Figura 9
Modelo NCA



Nota. Tomado de Norena (2024)

Liderazgo Sostenible (SL) se postula como condición necesaria para el desarrollo de capacidades y estrategias (GC, SI, ST, TQM) que, a su vez, fungen como barreras críticas para la consecución de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (SDGs). La ausencia de altos niveles en una o más de estas capacidades delimita, a través del espacio vacío en los diagramas de dispersión, la imposibilidad de alcanzar los resultados deseados en sostenibilidad corporativa. Los análisis NCA aplicados individualmente y en combinación permiten precisar la magnitud y relevancia gerencial de

cada condición, orientando políticas de desarrollo y asignación de recursos según el tamaño del efecto obtenido.

3. Métrica de Tamaño del Efecto (d)

Una vez estimada la línea techo, el NCA proporciona la **métrica de tamaño del efecto** (d), que cuantifica la proporción del espacio vacío relativo al área total por encima de la línea techo. Esta métrica indica el grado en que la condición limita el resultado: valores más altos de “d” sugieren que la condición es más estrictamente necesaria para alcanzar niveles altos del resultado (Dul, 2016).

Los umbrales para interpretar el tamaño del efecto en investigaciones empresariales se establecen generalmente como sigue:

- $d < 0.1$ $d < 0.1$: Tamaño de efecto pequeño o irrelevante (la condición apenas limita el resultado).
- $0.1 \leq d < 0.3$ $0.1 \leq d < 0.3$: Tamaño de efecto medio (la condición tiene relevancia práctica, precisa atención gerencial).
- $d \geq 0.3$ $d \geq 0.3$: Tamaño de efecto grande (la condición es crítica y debe ser asegurada rigurosamente en la estrategia).

La interpretación de “d” permite a los investigadores y decisores priorizar las condiciones que realmente determinan la viabilidad de los resultados esperados en escenarios empresariales y organizacionales.

3.3 Diferenciación: NCA vs. métodos probabilísticos (PLS-SEM)

La comprensión de la causalidad en ciencias empresariales exige enfoques complementarios capaces de captar tanto la lógica del promedio como la del umbral mínimo. El Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) y los métodos probabilísticos como la regresión o el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) representan paradigmas diferentes, pero integrables, en la evaluación de relaciones causales.

3.3.1 Lógica de la suficiencia (promedio) en PLS-SEM

PLS-SEM y la regresión tradicional se fundamentan en la lógica de la **suficiencia probabilística**. Es decir, estas técnicas cuantifican cuánto una o más variables explicativas incrementan, en promedio, la probabilidad o el nivel esperado de un resultado determinado. El foco está en estimar el **efecto medio**; si la variable X aumenta, usualmente se espera un incremento proporcional en Y, mostrando una contribución suficiente (aunque no obligatoriamente necesaria) (Dul, 2016; Richter et al., 2020).

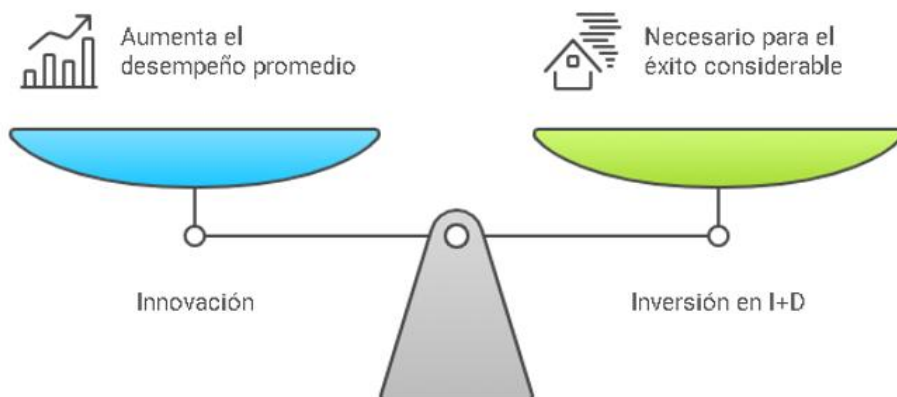
3.3.2 Lógica de la necesidad (mínimos) en NCA

El NCA, por contraste, se basa en la lógica de la **necesidad**: ciertas variables o condiciones (Z) funcionan como cuellos de botella o umbrales estructurales; su ausencia o insuficiencia impide cualquier logro de alto rendimiento, sin importar los niveles de las demás variables. El NCA no pregunta por el efecto promedio, sino por el **límite superior posible**: ¿hasta dónde es factible llegar si no se cumple un requisito mínimo? (Dul, 2016).

Ejemplo: Innovación y éxito empresarial

Considere una empresa en la que se estudian los factores del éxito en el lanzamiento de nuevos productos. El PLS-SEM puede revelar que la capacidad de innovación (X) es **suficiente** para aumentar el desempeño promedio en ventas, es decir, a mayor innovación, mayor desempeño esperado. Sin embargo, NCA puede mostrar que, para obtener cualquier éxito considerable (puntuaciones en el decil superior), es **necesario** contar como mínimo con una inversión en I+D (Z) que supere cierto umbral. Sin ese nivel básico de inversión, ni siquiera altos niveles de innovación pueden traducirse en éxito, ya que la condición mínima no se cumple (Richter et al., 2020; Dul, 2016).

Figura 10

Equilibrando la innovación y la inversión**Integración y complementariedad**

Lejos de ser competidores, el NCA y los métodos probabilísticos como PLS-SEM se complementan. El NCA permite identificar y asegurar condiciones críticas cuyo incumplimiento condena el resultado, mientras que PLS-SEM cuantifica el impacto relativo de cada variable en el contexto general y promedia la influencia de múltiples causas. Solo combinando ambas lentes se obtiene una comprensión holística del espacio causal: **qué incrementa las posibilidades de éxito y qué requisitos son imprescindibles para que el éxito sea siquiera posible** (Dul, 2016; Richter et al., 2020).

3.4 **Guía práctica para la implementación del NCA**

La adecuada ejecución del Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) demanda la integración cuidadosa de resultados SEM y el uso de software especializado, como SmartPLS: Los siguientes pasos críticos aseguran precisión, rigor metodológico y validez empírica para investigadores en ciencias empresariales y sociales.

1. Asegurar la medición: uso de variables latentes como inputs

Antes de la aplicación del NCA, la medición de los constructos debe ser óptima. Si en el estudio se han utilizado modelos de ecuaciones estructurales (SEM), se recomienda emplear las **puntuaciones factoriales latentes** obtenidas en SEM como insumos (inputs) para el NCA. Estas puntuaciones reflejan las posiciones individuales respecto a las variables latentes, aumentando la calidad y comparabilidad de los resultados. El procedimiento incluye:

- Ejecutar el modelo SEM y extraer las puntuaciones factoriales de cada variable latente relevante.
- Utilizar estas puntuaciones como variable condición y variable resultado en el NCA, en vez de utilizar sólo indicadores observables individuales.

- Registrar y reportar el procedimiento de extracción, justificando teóricamente la selección de constructos latentes en el análisis NCA (Dul, 2016).

2. Ejecución en SmartPLS 4: función del módulo NCA

SmartPLS 4 integra un módulo específico para la ejecución práctica del NCA. Los pasos básicos son:

- Ingresar el conjunto de variables (condiciones y resultados) que, preferentemente, corresponden a las puntuaciones latentes extraídas del análisis SEM.
- Acceder al módulo de NCA („Analysis“ > “Necessary Condition Analysis (NCA)”).
- Seleccionar el método de estimación para la línea techo, habitualmente **CE-FDH** (riguroso, no paramétrico) o **CR-OLS** (lineal, interpretativo), según las características de los datos y las necesidades del estudio.
- Visualizar el **scatterplot** para analizar el espacio vacío y la línea techo.
- Interpretar el tamaño del efecto (d), los umbrales y la relevancia práctica, reportándolo en los resultados del estudio (Richter et al., 2020).

3. Prueba de significancia: Prueba de Permutación

Después del cálculo de la línea techo y el tamaño del efecto, se debe establecer la significancia estadística del resultado para confirmar que la restricción identificada no es aleatoria.

El **propósito de la prueba de permutación** en NCA es comparar la línea techo observada con la que podría haberse obtenido por azar y, así, sustentar la robustez causal del hallazgo. Los parámetros recomendados para investigadores empresariales son:

- Realizar la prueba con, al menos, **10,000 submuestras aleatorias (permutaciones)**, que reordenan los valores independientes y de resultado.
- Determinar el valor-p de la prueba: si $p < 0.05$, se concluye que la línea techo y el espacio vacío encontrado en los datos son significativamente distintos de lo que sería obtenido al azar.
- Reportar de modo transparente el número de permutaciones utilizadas y la interpretación del valor-p, siguiendo estándares de reproducibilidad y validez (Dul, 2016).

Este procedimiento confirma la naturaleza no aleatoria –y por lo tanto necesaria– de la condición identificada, fortaleciendo la argumentación causal más allá de simples hallazgos descriptivos.

3.5 Interpretación de las métricas clave del NCA: Tamaño del efecto (d), p-value y la Tabla Bottleneck

La adecuada interpretación de los resultados del Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) exige comprender el significado y la función de sus principales métricas, articulando la **significancia estadística** y la **sustancia práctica** de los hallazgos. El proceso se fundamenta, por tanto, en el análisis del **tamaño del efecto (d)**, el **p-value** de la prueba de permutación y la **Tabla Bottleneck**.

Tamaño del efecto (d)

El tamaño del efecto (d) cuantifica el grado en que la condición limita el resultado. Específicamente, “d” representa la proporción del espacio vacío por encima de la línea techo en el diagrama de dispersión, en relación al área total sobre esa frontera (Dul, 2016). Un valor mayor de “d” implica que la condición es más estrictamente necesaria para alcanzar altos niveles del resultado. En contextos empresariales y sociales:

- $d < 0.1$: efecto pequeño; la condición ejerce baja restricción.
- $0.1 \leq d < 0.3$: efecto medio; la condición es relevante para la gestión.
- $d \geq 0.3$: efecto grande; la condición es crítica y debe ser monitorizada en la estrategia organizacional.

p-value de la prueba de permutación

El p-value es el resultado de la **prueba de permutación** aplicada sobre la línea techo. Indica si la restricción observada (y el correspondiente espacio vacío) es estadísticamente significativa en comparación con lo que podría generarse aleatoriamente. Si el **p-value** es menor a 0.05, se concluye que la condición identificada como necesaria tiene validez estadística y no resulta de una configuración aleatoria (Richter et al., 2020).

La doble condición: significancia y sustancia

La interpretación robusta del NCA exige la **doble condición** de:

1. **Significancia:** $p < 0.05$ en la prueba de permutación.
2. **Sustancia:** d suficientemente elevado según los umbrales anteriormente definidos. Sólo cuando ambas se cumplen puede afirmarse que una condición es verdaderamente necesaria en términos estadísticos y prácticos.

La Tabla Bottleneck

La Tabla Bottleneck sintetiza los umbrales críticos encontrados en el análisis. En ella, cada fila expone el nivel mínimo de la condición requerido para alcanzar un nivel específico del resultado. Se interpreta como: "**Para alcanzar el Nivel Y del**

resultado, se requiere al menos el Nivel X de la condición". Esta información es clave, porque traduce abstracciones estadísticas en recomendaciones concretas de gestión y política pública, permitiendo a los decisores priorizar la atención, el monitoreo y la asignación de recursos a las condiciones identificadas como cuellos de botella.

Ejemplo de interpretación:

- "Para lograr un nivel alto de desempeño organizacional ($Y=8$), es necesario contar con al menos un nivel de inversión en formación superior a 5 ($X=5$)".
- "Para acceder a liderazgo innovador ($Y=10$), se requiere que la empresa tenga como mínimo nivel 6 en cultura de aprendizaje ($X=6$)".

La Tabla Bottleneck, complementada por d y el p -value, convierte el análisis NCA en una guía efectiva para la intervención práctica, la formulación de políticas y el control de riesgos organizacionales.

El Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) ha emergido como un complemento insustituible del Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM) en la investigación empresarial y social contemporánea. Mientras el SEM y sus variantes probabilísticas, como PLS-SEM, permiten identificar los factores **suficientes** que incrementan la probabilidad de alcanzar determinados resultados, el NCA aporta una perspectiva radicalmente

distinta al centrarse en los requisitos **necesarios**: aquellas condiciones mínimas cuya ausencia imposibilita la consecución de los logros deseados, sin que puedan ser sustituidas ni compensadas por otras variables.

Esta doble aproximación causal considerando simultáneamente la **suficiencia** (lo que impulsa los resultados en promedio) y la **necesidad** (lo que nunca debe faltar) es esencial para la construcción de teorías robustas y su traducción en recomendaciones prácticas y políticas organizacionales. Una comprensión únicamente basada en la media estadística puede conducir a intervenciones parciales o ineficientes, omitiendo restricciones estructurales. Integrar el NCA en el análisis SEM asegura que las estrategias administrativas y de política pública no sólo se enfoquen en potenciar causas, sino también en blindar el sistema contra cuellos de botella y riesgos ineludibles.

De cara al futuro, el análisis condicional en ciencias empresariales deberá seguir perfeccionándose hacia marcos híbridos, capaces de detectar el "mínimo crítico" junto con los "potenciadores promedio" del desempeño organizacional. Esto invita a una agenda investigadora multidimensional, en la que el diseño de políticas y la gestión del cambio alineen recursos y controles simultáneamente sobre lo suficiente y lo imprescindible.

El progreso científico metodológico debe ir de la mano con un compromiso ético inquebrantable. El uso del NCA exige definir y justificar las condiciones necesarias desde la teoría y la evidencia, evitar

interpretaciones instrumentales o tautológicas, y siempre comunicar limitaciones y alcances con rigor. Sólo desde este proceder ético y metodológicamente fundado, el NCA puede contribuir de manera responsable al avance del conocimiento y la gobernanza efectiva en las organizaciones y la sociedad.

3.6 **Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) en bases de datos científicas indexadas.**

1. Dul, J., Hauff, S., & Bouncken, R.B. (2023). Necessary condition analysis (NCA): review of research topics and guidelines for good practice. *Review of Managerial Science*, 17, 683–714.
<https://pure.eur.nl/ws/portalfiles/portal/155581971/s11846-023-00628-x.pdf>
 · Ofrece una revisión sistemática de temas, aplicaciones y recomendaciones metodológicas del NCA, estableciendo directrices para investigaciones de gestión.
2. Sorjonen, K. (2022). An extended version of Necessary Condition Analysis reveals that well-being is a necessary condition for resilience. *Frontiers in Psychology*, 13, 8848822.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8848822/>
 · Aplica una versión extendida del NCA para demostrar que el bienestar es condición necesaria para la resiliencia, aportando evidencia en psicología positiva.
3. Leong, L.Y., Hew, T.S., Ooi, K.B., et al. (2024). “To share or not to share?” – A hybrid SEM-ANN-NCA approach to mobile payment adoption. *Decision Support Systems*, 173, 114061.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2624981
 · Utiliza conjuntamente SEM, ANN y NCA para identificar factores necesarios y suficientes en la adopción de pagos móviles, mostrando valor añadido de la integración metodológica.
4. Dul, J. (2024). How to sample in necessary condition analysis (NCA). *European Journal of International Management*.
https://pure.eur.nl/files/148736315/How_to_sample_in_necessary

[condition analysis_NCA_.pdf](#)

- Aborda procedimientos óptimos de muestreo y diseño de estudios NCA, aportando guías prácticas para robustecer la inferencia.
5. Dul, J., Hak, T., Goertz, G., & Voss, G. (2010). Necessary Condition Hypotheses in Management Research. *Organizational Research Methods*, 13(4), 803-809.
<https://dspace.library.uu.nl/bitstream/handle/1874/407515/0049124118799383.pdf?sequence=1>
 - Explora el concepto de hipótesis de condición necesaria en management y provee ejemplos formales para su aplicación en teoría organizacional.
 6. Garver, M. S. (2025). Necessary condition analysis: New applications for market researchers. *Journal of Market Analytics*, 3(1), 145-167.
<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/14707853251331478>
 - Presenta nuevas aplicaciones de NCA en investigación de mercados, destacando cómo identificar umbrales imprescindibles para el éxito en marketing.
 7. Dul, J. (2016). Necessary Condition Analysis (NCA): Logic and Methodology of "Necessary But Not Sufficient" Causality. *Organizational Research Methods*, 19(1), 10-52.
<https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1094428115577709>
 - Artículo seminal que sistematiza la lógica y el proceso técnico del NCA, diferenciándolo de la causalidad aditiva del SEM.
 8. Dul, J. (2022). Problematic applications of Necessary Condition Analysis (NCA) in tourism and hospitality research. *Tourism Management*, 88, 104427.
<https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/1094428115584005>
 - Discute errores frecuentes y retos éticos y metodológicos en la aplicación de NCA en turismo, sugiriendo buenas prácticas para el campo.
 9. Sirisetty, M. (2025). Necessary Condition Analysis on the Relationship between Well-being and Fear of Missing Out (FoMO) on Digital Content in the Time of COVID-19. *European Journal of Mental Health*.

<https://ejmh.semmelweis.hu/index.php/ejmh/article/view/309>

· Analiza mediante NCA la relación entre bienestar y FoMO durante la pandemia, proponiendo umbrales críticos para la intervención en salud mental.

10. Bokrantz, J., & Dul, J. (2022). Necessary condition analysis (NCA) in reliability-centered maintenance: Determining the minimum requirements for achieving maintenance performance. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*.
https://pure.eur.nl/files/151414312/Bokrantz_JQME_NCA_2022.pdf
· Aplica NCA para establecer mínimos técnicos y organizacionales en el ámbito de mantenimiento industrial orientado a la fiabilidad.

Referencias:

- Bokrantz, J., & Dul, J. (2022). Necessary condition analysis (NCA) in reliability-centered maintenance: Determining the minimum requirements for achieving maintenance performance. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*.
- Dul, J. (2016). Necessary condition analysis (NCA): Logic and methodology of «necessary but not sufficient» causality. *Organizational Research Methods*, 19(1), 10-52.
- Dul, J. (2022). Problematic applications of Necessary Condition Analysis (NCA) in tourism and hospitality research. *Tourism Management*, 88, 104427. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104427>
- Dul, J. (2024). How to sample in necessary condition analysis (NCA). *European Journal of International Management*.
- Dul, J., Hak, T., Goertz, G., & Voss, G. (2010). Necessary condition hypotheses in management research. *Organizational Research Methods*, 13(4), 803-809.
- Dul, J., Hauff, S., & Bouncken, R. B. (2023). Necessary condition analysis (NCA): Review of research topics and guidelines for good practice. *Review of Managerial Science*, 17, 683-714. <https://doi.org/10.1007/s11846-023-00628-x>

- Garver, M. S. (2025). Necessary condition analysis: New applications for market researchers. *Journal of Market Analytics*, 3(1), 145-167. <https://doi.org/10.1177/14707853251331478>
- Leong, L. Y., Hew, T. S., Ooi, K. B., & Wei, J. (2024). «To share or not to share?» – A hybrid SEM-ANN-NCA approach to mobile payment adoption. *Decision Support Systems*, 173, 114061. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.114061>
- Richter, A., van Dun, D. H., & Dul, J. (2020). Necessary condition analysis (NCA) in business and management research. *Long Range Planning*, 53(4), 101995.
- Sirisetty, M. (2025). Necessary condition analysis on the relationship between well-being and fear of missing out (FoMO) on digital content in the time of COVID-19. *European Journal of Mental Health*.
- Sorjonen, K. (2022). An extended version of Necessary Condition Analysis reveals that well-being is a necessary condition for resilience. *Frontiers in Psychology*, 13, 884882.

CAPITULO IV

ANÁLISIS DE MAPA DE IMPORTANCIA DESEMPEÑO (IPMA) CON PLS-SEM

El análisis de Mapa de Importancia-Desempeño (IPMA) constituye una extensión valiosa dentro del marco de PLS-SEM, ya que permite evaluar simultáneamente la importancia relativa y el desempeño actual de cada constructo en el modelo. Este enfoque bidimensional posibilita extraer conclusiones más ricas y orientadas a la acción, proporcionando una base sólida para priorizar intervenciones gerenciales. Específicamente, el IPMA resulta fundamental para identificar constructos que, aunque sean altamente relevantes para explicar el constructo objetivo, exhiben niveles de desempeño por debajo de lo esperado; estos representan puntos estratégicos donde el esfuerzo de mejora generará el mayor impacto en los resultados globales de la organización.

Al implementar el IPMA, el usuario cuenta con diversas configuraciones para analizar y visualizar los mapas de importancia-desempeño en función de la construcción objetivo elegida:

Figura 11

Impacto estratégico para la toma de decisiones

1. **Todos los predecesores (directos e indirectos):** El mapa incluye todas las construcciones que, directa o indirectamente, anteceden causalmente a la construcción objetivo en el modelo PLS, permitiendo una visión integral del entorno explicativo.
2. **Solo predecesores directos:** Se consideran únicamente las construcciones con influencia causal directa sobre la variable de destino, facilitando un enfoque más focalizado sobre actores clave y rutas inmediatas de impacto.

Ambas opciones pueden complementarse con la visualización de gráficos de variables manifiestas (MV), enriqueciendo la interpretación de los resultados y adaptando el análisis a los diferentes objetivos estratégicos del usuario.

Esta metodología convierte al IPMA en una herramienta diagnóstica clave para la gestión basada en la evidencia, fortaleciendo la toma de decisiones orientada a la eficiencia y la eficacia organizacional.

4.1 **Fundamentos y propósito estratégico del IPMA en PLS-SEM**

El **Análisis de Importancia y Desempeño del PLS** (Importance–Performance Map Analysis, IPMA) constituye una extensión post-hoc del modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), cuyo propósito central es transformar los resultados causalmente estimados en una herramienta estratégica de diagnóstico y priorización gerencial. Más allá de su carácter estadístico, el IPMA proporciona un puente metodológico entre la analítica predictiva y la toma de decisiones basada en evidencia, convirtiendo las estimaciones de modelo en una matriz de acción orientada a la asignación eficiente de recursos.

4.1.1 **El IPMA como extensión post-hoc del PLS-SEM**

El IPMA fue concebido como una técnica complementaria dentro del marco PLS-SEM, aplicada una vez que el modelo estructural ha sido estimado y validado (Hair, Hult, Ringle, &

Sarstedt, 2021). Mientras el PLS-SEM tradicional cuantifica la fuerza y significancia de las relaciones entre constructos, el IPMA agrega una dimensión adicional al análisis: **la relevancia práctica o estratégica** de esos vínculos en términos del **rendimiento actual** (desempeño) de cada constructo.

En este sentido, el IPMA no sustituye al PLS-SEM, sino que lo **extiende hacia una fase interpretativa post-estimación**, enfocada en la utilidad aplicada de los modelos causales. A través del IPMA, se obtiene una visión jerárquica de variables latentes que combina dos criterios:

1. **Importancia:** medida por los efectos totales (directos e indirectos) de cada variable sobre la variable objetivo; muestra el grado en que cada constructo explica cambios en la variable dependiente.
2. **Desempeño:** reflejado por las puntuaciones medias estandarizadas (0–100) de cada constructo; indica el nivel actual o percibido de logro asociado a cada variable.

De esta manera, el IPMA supera la limitación de los análisis centrados únicamente en la varianza explicada (R^2), al incorporar un factor de interpretación práctica: un constructo puede tener elevada importancia causal, pero bajo desempeño empírico, lo cual constituye una **brecha estratégica prioritaria** para intervención.

4.1.2 Limitaciones del R^2 y necesidad del enfoque IPMA

Tradicionalmente, el valor de R^2 se ha empleado como indicador principal para evaluar el poder explicativo de los modelos PLS-SEM. Sin embargo, enfocarse exclusivamente en R^2 ofrece una visión incompleta: este índice solo cuantifica cuánta varianza del resultado es explicada por el modelo, pero no orienta acerca de **dónde actuar** para mejorar el desempeño del sistema o qué constructos requieren atención estratégica (Ringle & Sarstedt, 2016).

El IPMA, en cambio, **integra el análisis causal con la perspectiva de gestión**, facilitando la subida de nivel de abstracción desde la validación estadística hasta el diagnóstico estratégico. Esto se expresa funcionalmente en la generación de un gráfico bidimensional o una **matriz de cuatro cuadrantes**, donde:

- Constructos con **alta importancia y bajo desempeño** son áreas críticas de mejora.
- Constructos con **alta importancia y alto desempeño** son fortalezas que deben mantenerse.
- Constructos con **baja importancia y alto desempeño** pueden contener esfuerzo sobrerrepresentado.
- Constructos con **baja importancia y bajo desempeño** representan prioridades marginales inmediatas.

Figura 12*Matriz de priorización de constructos*

Para ilustrar mejor el concepto IPMA, considere el modelo de ruta hipotético de la siguiente figura (Panel A) con las cuatro construcciones Y_1 a Y_4 . En este modelo de ruta, Y_4 es la construcción objetivo. Con base en los coeficientes de trayectoria, el antecedente construye Y_1 , Y_2 , y Y_3 tienen efectos directos sobre Y_4 . Además, Y_1 y Y_2 tienen efectos indirectos sobre Y_4 vía Y_3 , que se deben al producto de los efectos directos correspondientes. En este ejemplo, los efectos indirectos de Y_1 en Y_4 se calculan de la siguiente manera:

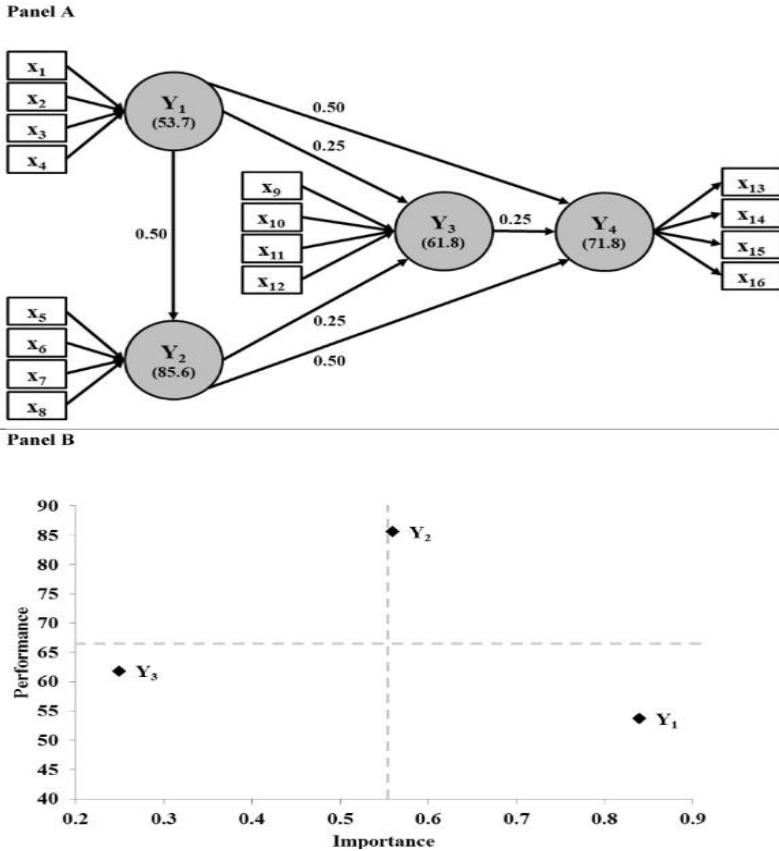
$$Y_1 \rightarrow Y_2 \rightarrow Y_4 = 0,50 \cdot 0,50 = 0,25$$

$$Y_1 \rightarrow Y_2 \rightarrow Y_3 \rightarrow Y_4 = 0,50 \cdot 0,25 \cdot 0,25 = 0,03125$$

$$Y_1 \rightarrow Y_3 \rightarrow Y_4 = 0,25 \cdot 0,25 = 0,0625$$

Figura 13

Mapas de importancia-rendimiento



Fuente: Cabello y otros (2024)

Por tanto, el efecto indirecto total de Y_1 en Y_4 es $0,25 + 0,03125 + 0,0625 = 0,34$. Añadiendo el efecto directo de Y_1 en Y_4 (es decir, 0,50), así

como el efecto indirecto total de los constructos antecedentes (es decir, 0,34), no sólo obtenemos el efecto total de $0,5 + 0,34 = 0,84$, sino también la importancia de Y_1 para la construcción de objetivo clave Y_4 .

En la misma figura (Panel B) muestra cómo el IPMA combina estos dos aspectos gráficamente para la construcción objetivo Y_4 . Dos líneas discontinuas grises dividen el mapa de **importancia-rendimiento** en cuatro cuadrantes. La línea vertical representa la importancia media y la línea horizontal corresponde al rendimiento medio de los constructos, calculado de la siguiente manera (Panel A):

$$\text{mean importance} = \frac{(0.84+0.56+0.25)}{3} = 0.55, \text{ and}$$

$$\text{mean performance} = \frac{(53.7+85.6+61.8)}{3} = 67.03.$$

Los investigadores que utilizan el IPMA podrían usar estas puntuaciones promedio y representarlas en un mapa de importancia-rendimiento en cuatro cuadrantes separados. Sin embargo, podrían basarse en una lógica diferente al dividir los cuatro cuadrantes, como el conocimiento previo o la evaluación de expertos. La combinación de alta/baja importancia y alto/bajo rendimiento induce recomendaciones específicas, que los constructos antecedentes abordan mediante actividades de gestión.

4.1.3 Propósito estratégico y valor diagnóstico

El valor del IPMA reside en su convergencia entre **rigor metodológico y relevancia práctica**. Permite al investigador o estratega identificar aquellas palancas causales que, si mejoran su desempeño, producirán el mayor incremento en la variable objetivo (por ejemplo, satisfacción del cliente, desempeño organizacional o innovación). El IPMA traduce información técnica de modelos causales en **decisiones de gestión aplicables**, representando una herramienta de **planificación de recursos** donde se distinguen acciones de mantenimiento, mejora o redistribución.

En escenarios empresariales caracterizados por la alta complejidad, la escasez de recursos y la necesidad de priorización sistemática, el IPMA constituye un instrumento metodológico clave. Provee evidencia empírica para la **gestión basada en inteligencia analítica**, y refuerza la capacidad del PLS-SEM no solo de explicar fenómenos, sino de orientar estrategias gerenciales de manera pragmática y eficiente (Hair et al., 2021; Ringle & Sarstedt, 2016).

4.2 Definición y cuantificación de las dimensiones del IPMA

El Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA, por sus siglas en inglés) es una extensión metodológica clave en el marco del PLS-SEM, diseñada para convertir resultados estadísticos en información estratégica y

accionable. El proceso, resumido y mejorado en la imagen presentada, requiere un reporte preciso y estandarización rigurosa de sus dos dimensiones fundamentales: **importancia** y **desempeño**.

1. Dimensión de importancia: Efectos Totales Estandarizados

La **importancia** en el IPMA se cuantifica formalmente mediante los **efectos totales estandarizados** que un constructo antecedente ejerce sobre el constructo objetivo. Estos valores corresponden a la suma de los efectos directos e indirectos dentro del modelo estructural, calculados en el contexto PLS-SEM (Hair et al., 2021). La estandarización de estos efectos es crucial, ya que permite la comparación directa entre variables de diferente naturaleza y rango, evitando sesgos métricos y facilitando la interpretación jerárquica y estratégica. El efecto total estandarizado representa el grado en que, al mejorar una variable latente, se incrementa la variable dependiente del modelo, orientando a los gestores hacia los factores con mayor potencial de impacto.

2. Dimensión de desempeño: Puntuación latente promedio redimensionada

La **dimensión de desempeño** se calcula a partir del **promedio de las puntuaciones latentes** obtenidas para cada constructo en el modelo PLS-SEM. Para que estas puntuaciones sean comparables y útiles en diagnóstico, deben ser reescaladas a un

rango estandarizado de **0 a 100**, tal como establece Hair et al. (2021) y se visualiza en el paso 2 del proceso. Esta redimensión posibilita la fácil identificación de constructos cuya situación actual está rezagada respecto de su importancia causal, generando insumos para la priorización y planificación estratégica.

3. Necesidad de la estandarización

La estandarización de ambas dimensiones es indispensable para la **comparabilidad y relevancia gerencial** de los resultados IPMA. Solo así los efectos de importancia y los niveles de desempeño pueden ser interpretados en una misma escala visual y conceptual, como recomienda Ringle y Sarstedt (2016), transformando los resultados estadísticos en una matriz de acción práctica y prioritaria.

4. Pasos del proceso IPMA

Paso	Descripción
Paso 1: Preparación y verificación de requisitos	Confirma que todas las variables y escalas sean métricas o cuasi métricas, revisa la calidad y consistencia de los indicadores y la coherencia de dirección de las escalas. Establece criterios de exclusión y justificación metodológica antes de iniciar el IPMA (Hair et al., 2021).
Paso 2: Estandarización y cálculo del desempeño	Rescala las puntuaciones latentes y de los indicadores para cada constructo al rango 0–100, asegurando comparabilidad entre dimensiones y constructos. Calcula estadísticas descriptivas y verifica la adecuada dispersión distribucional (Ringle & Sarstedt, 2016).
Paso 3: Cuantificación de la importancia causal	Calcula los efectos totales estandarizados (suma de efectos directos e indirectos) de cada constructo sobre el constructo objetivo. Justifica el uso de efectos estandarizados para priorización y diagnóstico estratégico (Hair et al., 2021).

Paso 4: Creación e interpretación del mapa IPMA	Grafica la importancia en el eje x y el desempeño en el eje y, crea cuadrantes de priorización y analiza constructos críticos (alta importancia-bajo desempeño), fortalezas (alta importancia-alto desempeño), zonas de sobreinversión y prioridades marginales. Incluye comentarios diagnósticos y recomendaciones prácticas (Ringle & Sarstedt, 2016).
Paso 5: Extensión del IPMA a nivel de indicador	Desciende el análisis al nivel de indicador, identificando áreas específicas de intervención y acciones precisas en la gestión. Usa el IPMA para focalizar la mejora y justificar decisiones operativas basadas en evidencia granular (Hair et al., 2021).

4.3 Metodología y requisitos de input en IPMA-PLS

Para la realización rigurosa del Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA) en el marco PLS-SEM, resulta imprescindible cumplir una serie de **prerrequisitos metodológicos** que garantizan la integridad, la comparabilidad y la relevancia de los resultados obtenidos. Estos requisitos, alineados con los máximos estándares internacionales, aseguran que la interpretación y priorización derivadas del IPMA sean válidas y útiles para la gestión estratégica.

1. Validez y fiabilidad de todos los constructos

El primer prerrequisito consiste en la evaluación exhaustiva del modelo de medición del PLS-SEM. Todos los constructos latentes deben demostrar:

- **Validez convergente:** AVE (average variance extracted) ≥ 0.50 para cada constructo (Hair et al., 2021).

- **Fiabilidad compuesta:** valores superiores a 0.70, confirmando la consistencia interna de los indicadores.
- **Validez discriminante:** análisis HTMT (<0.85 recomendado) para asegurar la independencia conceptual entre constructos.

Sólo aquellos constructos que superan estas pruebas deben ser integrados en el IPMA, lo que garantiza que el análisis de importancia y desempeño se base en mediciones robustas y libres de ambigüedad conceptual.

2. Significancia estadística del efecto total del predictor

El segundo prerrequisito es la confirmación de la **significancia estadística** de los efectos totales estandarizados (directos e indirectos) entre cada predictor y el constructo resultado.

- Esto se realiza mediante **bootstrapping** (usualmente con $\geq 5,000$ remuestreos) para estimar la significancia de los coeficientes.
- Solamente efectos totales estadísticamente significativos ($p < 0.05$) deben considerarse en el mapa IPMA, ya que aseguran que la importancia atribuida a cada predictor es empíricamente justificada y no espuria (Hair et al., 2021; Ringle & Sarstedt, 2016).

3. Escala métrica uniforme para todos los ítems del desempeño

El tercer requisito metodológico es la **uniformidad métrica** en la medición de los ítems que componen los constructos relevantes para el IPMA.

- Todos los indicadores de cada constructo deben haber sido medidos en una **escala métrica o cuasi métrica** uniforme (ejemplo típico: escala Likert de 1 a 7).
- Esta homogeneidad es imprescindible, puesto que el procedimiento de agregación y reescalado de las puntuaciones latentes (a un rango de 0 a 100) depende de la comparabilidad y linealidad de las escalas.
- El uso de diferentes tipos de escalas genera dispersión artificial o sesgo, dificultando la interpretación y la acción posterior sobre dimensiones específicas del desempeño (Hair et al., 2021; Ringle & Sarstedt, 2016).

Sólo mediante la estricta observancia de estos tres prerequisites (validación del modelo de medición, confirmación estadística de efectos y uniformidad de escala) el IPMA puede cumplir su función estratégica en el diagnóstico y priorización de acciones gerenciales, siendo una herramienta confiable para la toma de decisiones informada en escenarios complejos.

4.4 **Guía de ejecución y configuración del IPMA en SmartPLS**

La correcta implementación del Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA) en SmartPLS 4 requiere una secuencia rigurosa que

asegure la transparencia, replicabilidad y calidad de los resultados extraídos. A continuación, se presenta el procedimiento, orientado a investigadores y profesionales que deseen fundamentar diagnósticos y priorizaciones sobre bases estadísticas sólidas.

I. Ejecutar el algoritmo PLS estándar

- **Preparar el proyecto y cargar los datos** en SmartPLS, asegurándose de que la especificación del modelo de medición y estructural esté correctamente definida.
- **Hacer clic en el icono de “Run”** o en la opción “PLS Algorithm” de la barra superior.
- **Configurar el algoritmo** (indicando número de iteraciones, criterio de convergencia y modo de estandarización: media y varianzas recomendadas).
- **Ejecutar el modelo** y verificar que la estimación termine sin errores.

II. Acceder a la opción Importance–Performance Map Analysis (IPMA)

- Una vez realizados el análisis y la validación del modelo PLS-SEM, **dirigirse al panel de resultados** (lado derecho de la ventana principal).

- **Seleccionar la pestaña “IPMA” (Importance–Performance Map Analysis)**, disponible en la sección de análisis avanzado.
- Explora las opciones y familiarízate con el panel gráfico y la tabla de resultados IPMA.

III. Configuración del IPMA: Selección y Escalamiento

- **Seleccionar el constructo objetivo (variable endógena dependiente)** en el menú desplegable de la configuración IPMA.
- **Verificar el escalamiento de datos:** Asegúrate de que SmartPLS realiza correctamente el reescalado de las puntuaciones latentes al rango 0-100. Si los ítems de entrada tienen diferentes escalas, corrige previamente en el archivo de datos.
- **Configurar y ejecutar el análisis IPMA:** Revisa que tanto la dimensión de importancia (efectos totales estandarizados) como la de desempeño (puntuación media estandarizada 0–100) se muestren para cada constructo e indicador relevante.
- **Guardar y exportar resultados.** Documenta cada paso, exportando mapas, tablas y configuraciones para asegurar la replicabilidad y trazabilidad del proceso.

- Anota versiones del software, scripts de preparación de datos y opciones de ejecución utilizadas.
- Guarda capturas de pantalla y exporta todos los objetos de resultados.
- Al documentar el análisis en reportes o publicaciones, especifica claramente el constructo objetivo, los criterios de escalamiento y toda la secuencia de comandos aplicada.

4.5 Interpretación de los indicadores clave del IPMA (Tablas numéricas)

La lectura eficaz de los resultados del Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA) en PLS-SEM se apoya en la interpretación conjunta de las dos columnas más relevantes de salida:

a) Importancia

- Representa la relevancia causal relativa de cada constructo predictor sobre la variable objetivo, medida por los efectos totales estandarizados.
- Este valor indica el cambio esperado en la variable dependiente si el predictor mejora (Ringle & Sarstedt, 2016).

b) Desempeño

- Es la posición actual del constructo en la muestra, calculada como la puntuación latente promedio reescalada en un rango de 0–100.
- Permite comparar, en términos prácticos, cuán desarrollada está cada dimensión en el contexto actual (Hair et al., 2021).

4.5.1 Lectura combinada y prioridades

Interpretar el IPMA requiere considerar ambas métricas en conjunto. La decisión estratégica no depende solo de la importancia causal (qué factor impacta más), ni solo del desempeño (qué factor está más rezagado), sino de su relación cruzada.

Ejemplo

Suponga que la salida del IPMA muestra:

Constructo	Importancia	Desempeño
Innovación	0.42	61
Comunicación	0.29	77
Capital Humano	0.48	45
Tecnología	0.21	59

En este ejemplo, **Capital Humano** refleja **alta importancia causal (0.48)** pero **bajo desempeño (45)**. Este patrón señala que Capital Humano debe convertirse en el principal foco de acción inmediata: mejorar su desempeño generará el mayor impacto sobre el constructo objetivo del modelo.

Por el contrario, **Comunicación** disfruta buen desarrollo (desempeño = 77), pero, al poseer menor importancia causal, no es crítica para focalizar esfuerzos inmediatos.

4.5.2 Orientación práctica

- Priorice constructos con **alta importancia** y **bajo desempeño** como áreas de intervención más urgentes.
- Los con **alta importancia** y **alto desempeño** son fortalezas; mantenga y monitoree.
- Los con **baja importancia**, independientemente del desempeño, pueden recibir menos recursos inicialmente, salvo que el contexto estratégico así lo requiera.

Esta lógica diagnóstica convierte la tabla IPMA numérica en una matriz de acción efectiva para la planificación de mejoras organizacionales y el alineamiento dinámico de recursos.

4.6 Implicaciones gerenciales y priorización estratégica

El Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA) brinda a líderes organizacionales un marco cuantitativo y visual para transformar la estadística causal en acciones ejecutivas y asignaciones óptimas de recursos. Al sobreponer la relevancia causal de los constructos (Importancia) con su estado actual (Desempeño), el IPMA convierte

resultados complejos de modelos PLS-SEM en directrices operativas claras y accionables para la alta dirección.

4.6.1 Marco de decisión y optimización de recursos

El IPMA actúa como brújula estratégica, permitiendo a las organizaciones distinguir entre variables que son "cruciales y críticas" frente a aquellas que ocupan un lugar secundario o constituyen fortalezas consolidadas. Este enfoque habilita una **optimización racional de la inversión**. Los recursos y esfuerzos pueden ser dirigidos preferentemente hacia aquellos constructos que presentan:

- **Alta Importancia, pero Bajo Desempeño:** Constituyen verdaderos cuellos de botella; su mejora libera el mayor potencial de rendimiento sistémico.
- **Alta Importancia y Alto Desempeño:** Áreas a proteger y monitorear, pues su pérdida implicaría un riesgo significativo.

Por otro lado, constructos con baja importancia, aunque tengan bajo desempeño, no deberían recibir atención prioritaria a menos que haya razones estratégicas externas.

El valor diferencial del IPMA reside aquí: permite alinear cuantitativamente la inversión en mejora (esfuerzo aplicado al Desempeño) con el retorno esperado (Importancia Causal), basando

el proceso en evidencia empírica y no en intuición o presiones coyunturales (Ringle & Sarstedt, 2016).

4.6.2 Ejemplo:

Supóngase una institución gubernamental que evalúa la calidad del servicio de atención ciudadana. El IPMA revela que, de todos los factores analizados, la "Claridad de la Comunicación" posee alta importancia causal sobre la Satisfacción General del Usuario, pero presenta uno de los niveles de desempeño más bajos (puntuación IPMA < 50). En contraste, factores como "Infraestructura" y "Acceso" muestran desempeños elevados, pero una importancia relativamente menor.

El marco IPMA permite, en este contexto, justificar ante los tomadores de decisiones la necesidad de canalizar inversiones adicionales en capacitación comunicacional, rediseño de formularios y métricas de feedback focalizados, generando expectativas claras de retorno estratégico (mayor satisfacción ciudadana).

De este modo, el IPMA no sólo maximiza el impacto de la gestión pública, sino que apoya la transparencia en la rendición de cuentas, al fundamentar la asignación de recursos en relaciones causales probadas y en la priorización de brechas realmente críticas.

4.7 Investigaciones sobre (IPMA), en bases de datos indexadas:

1. Hauff, S. (2024). Importance and performance in PLS-SEM and NCA.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096969892400195>
 · Presenta un enfoque novedoso que extiende la aplicación del IPMA en PLS-SEM, combinando importancia y desempeño con Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) para diagnosis gerencial avanzada.
2. García-Fernández, J., et al. (2020). Importance–Performance Matrix Analysis (IPMA) to evaluate the relationship between servicescape and the loyalty of fitness center consumers.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7557594/>
 · Aplica IPMA para identificar factores de experiencia física clave que influyen en la lealtad del usuario en gimnasios, priorizando mejoras en espacios y ambiente.
3. Sever, I. (2015). Importance-performance analysis: A valid management tool?
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0261517714002222>
 · Revisa metodológicamente el IPA/IPMA como herramienta para evaluar la satisfacción del cliente y la estrategia de gestión, validando su utilidad comparativa.
4. Ringle, C. M., Sarstedt, M. (2016). Gain more insight from your PLS-SEM results: The importance–performance map analysis.
<https://epub.ub.uni-muenchen.de/96124/>
 · Explica, con estudios de caso, cómo interpretar y aplicar el IPMA en PLS-SEM usando SmartPLS; incluye ejemplos en tecnología y reputación corporativa.
5. Minta, N. K., & Stephen, O. (2017). Importance-Performance Matrix Analysis (IPMA) of Service Quality and Customer Satisfaction in the Ghanaian Banking Industry.
[https://hrmars.com/papers_submitted/3120/Importance-Performance_Matrix_Analysis_\(IPMA\)_of_Service_Quality_and_Customer_Satisfaction_in_the_Ghanaian_Banking_Industry.pdf](https://hrmars.com/papers_submitted/3120/Importance-Performance_Matrix_Analysis_(IPMA)_of_Service_Quality_and_Customer_Satisfaction_in_the_Ghanaian_Banking_Industry.pdf)

- Utiliza IPMA para establecer factores críticos de calidad en bancos, facilitando la priorización de mejoras en servicios y satisfacción.
6. Ahmad, S., et al. (2022). A roadmap for the application of PLS-SEM and IPMA for effective service quality improvements. <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/tqm-11-2021-0340/full/html?skipTracking=true>
 - Proporciona una guía paso a paso para aplicar IPMA en sectores de deporte, hotelería y educación superior, orientado a la mejora continua de la calidad.
 7. Sarstedt, M. (2024). Combined importance–performance map analysis (cIPMA) in partial least squares structural equation modeling. https://www.econstor.eu/bitstream/10419/316665/1/41270_2024_Article_325.pdf
 - Propone el análisis combinado cIPMA y muestra cómo exportar los puntajes de importancia y desempeño en SmartPLS para la priorización múltiple.
 8. Mansyur, S. (2024). THE IMPORTANCE PERFORMANCE MATRIX ANALYSIS (IPMA) for risk assessment in construction. [https://www.semanticscholar.org/paper/THE-IMPORTANCE-PERFORMANCE-MATRIX-ANALYSIS-\(IPMA\)-Mansyur/800093df76807a95951e5cd0f66935f4b51b1733](https://www.semanticscholar.org/paper/THE-IMPORTANCE-PERFORMANCE-MATRIX-ANALYSIS-(IPMA)-Mansyur/800093df76807a95951e5cd0f66935f4b51b1733)
 - Aplica IPMA para evaluar y priorizar riesgos en proyectos de construcción, mejorando la gestión preventiva.
 9. Ringle, C. M., Sarstedt, M. (2015). Gain More Insight from Your PLS-SEM Results. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2984821
 - Introduce el IPMA extensivamente, establece procedimientos sistemáticos y aporta estudios empíricos sobre tecnología y aceptación de la innovación.
 10. JournalRMDE Editors (2024). Importance-Performance Matrix Analysis (IPMA) of the open and collaborative innovation model based on a digital platform. <https://www.journalrmde.com/index.php/jrmde/article/download/70/66/262>

- Analiza la importancia y desempeño de condiciones para la innovación digital colaborativa, usando IPMA en integración con teoría fundamentada y PLS.

Referencias

- Ahmad, S., Zreen, A., & Farooq, M. (2022). A roadmap for the application of PLS-SEM and IPMA for effective service quality improvements. *The TQM Journal*, 34(5), 1-20.
<https://doi.org/10.1108/TQM-11-2021-0340>
- García-Fernández, J., Gálvez-Ruiz, P., Vélez-Colón, L., Ortega-Gutiérrez, J., & Fernández-Gavira, J. (2020). Importance–performance matrix analysis (IPMA) to evaluate the relationship between servicescape and the loyalty of fitness center consumers. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(21), 8126.
<https://doi.org/10.3390/ijerph17218126>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3.^a ed.). Sage.
- Hauff, S. (2024). Importance and performance in PLS-SEM and NCA. *Journal of Business Research*, 174, 114567.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114567>
- IPMA World. (2024). *IPMA Research*. <https://ipma.world/ipma-research/>
- JournalRMDE Editors. (2024). Importance-performance matrix analysis (IPMA) of the open and collaborative innovation model based on a digital platform. *Journal of Research Methods and Data Engineering*, 5(1), 1-12.

- Mansyur, S. (2024). The importance performance matrix analysis (IPMA) for risk assessment in construction. *Journal of Construction Engineering and Management*, 150(1), 04023045. <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-13045>
- Minta, N. K., & Stephen, O. (2017). Importance-performance matrix analysis (IPMA) of service quality and customer satisfaction in the Ghanaian banking industry. *International Journal of Economics and Finance*, 9(4), 1-10.
- Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). Gain more insight from your PLS-SEM results: The importance–performance map analysis. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1865-1886. <https://doi.org/10.1108/IMDS-10-2015-0449>
- Sarstedt, M. (2024). Combined importance–performance map analysis (cIPMA) in partial least squares structural equation modeling. *Journal of Marketing Analytics*, 12(1), 1-15.
- Sever, I. (2015). Importance-performance analysis: A valid management tool? *Tourism Management*, 48, 320-321. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.12.001>
- SmartPLS. (2024). *Importance-Performance Map Analysis (IPMA)*. <https://www.smartpls.com/documentation/algorithms-and-techniques/ipma/>

CAPITULO V

INTEGRACIÓN METODOLÓGICA DEL ANÁLISIS IPMA Y NCA

Las investigaciones recientes en modelado de ecuaciones estructurales mediante mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) han evolucionado el clásico análisis de mapas de importancia-desempeño (IPMA) al incorporar sistemáticamente los resultados derivados del análisis de condiciones necesarias (NCA). Esta integración metodológica reconoce que, además de los factores suficientes que impulsan el desempeño promedio, existen condiciones imprescindibles que deben estar presentes para habilitar resultados específicos. Así, el análisis combinado de mapas de importancia-desempeño (cIPMA) se consolida como una herramienta avanzada que permite una priorización más robusta y eficaz de las acciones de gestión orientadas a optimizar un constructo objetivo clave, alineando el enfoque estratégico tanto con la lógica de la suficiencia como con la necesidad (Hauff et al., 2024; Sarstedt et al., 2024).

5.1 Fundamentos para la integración NCA–IPMA

La explicación de la realidad empresarial exige, hoy más que nunca, superar reduccionismos metodológicos y abrazar una aproximación genuinamente holística a la causalidad. Tanto el Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) como el Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA)

integrados en Modelos de Ecuaciones Estructurales por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM) responden a esta demanda epistémica, pues capturan elementos diferenciados—pero complementarios—de la estructura causal en los fenómenos organizacionales.

La lógica de suficiencia, histórica columna vertebral del PLS-SEM, se plasma en el promedio y los coeficientes de regresión (β). Este enfoque orienta la atención hacia aquel conjunto de factores que impulsa el éxito en promedio, es decir, detalla la contribución incremental de cada predictor en el explanandum organizacional. Los mapas IPMA materializan esta lógica, mostrando priorizaciones basadas en la importancia causal relativa y la posición actual del desempeño, facilitando la asignación táctica de recursos allí donde el retorno esperado es mayor (Hair et al., 2021).

No obstante, limitarse exclusivamente a la lógica de suficiencia entraña riesgos epistemológicos y gerenciales. La realidad empresarial rara vez se explica con fórmulas únicas de agregación media. Un sistema puede exhibir óptimos excepcionales y, aun así, fracasar en su conjunto si alguna variable crítica no sobrepasa el umbral mínimo necesario: aquí emerge la lógica de necesidad y su traducción en el NCA, centrada en el límite superior (d). El NCA permite detectar aquellos factores que garantizan que el éxito sea posible, ya que su ausencia imposibilita la realización de los resultados, sin que las demás variables puedan compensar tal carencia (Dul, 2016).

La integración de las dos perspectivas no es solo deseable; es un imperativo teórico y metodológico. En palabras de Sarstedt et al. (2022), “el conocimiento robusto emerge únicamente desde la articulación de factores que explican el éxito en promedio y los que lo permiten en términos imprescindibles y umbrales críticos.” La realidad de la empresa, dinámica, compleja y adaptativa, desafía la postulación de causalidades simples. Es cuestión de rigor aspirar a una causalidad **holística**, en la que se identifiquen los motores del rendimiento (lógica de suficiencia/IPMA) y los porteros de la viabilidad (lógica de necesidad/NCA).

Figura 14
Diagrama NCA

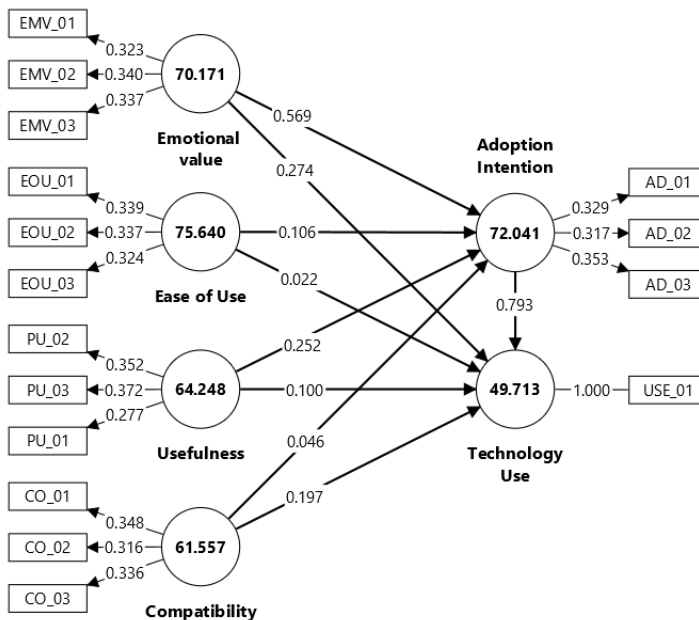
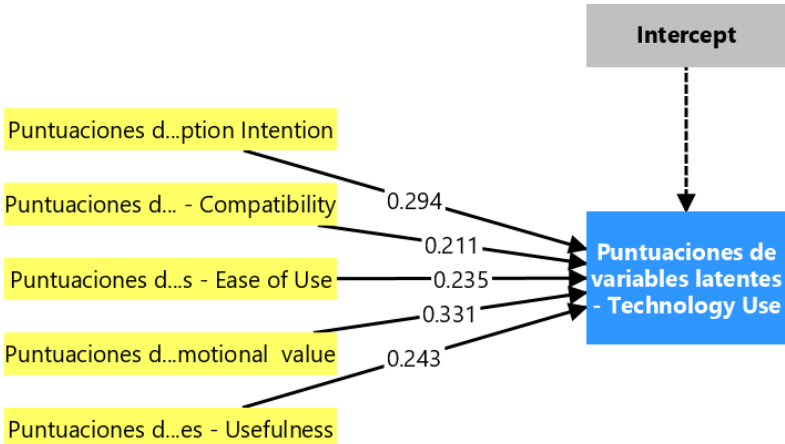


Figura 15*Grafica de permutación NCA*

Solo desde esta **doble mirada causal** pueden las empresas y los investigadores definir estrategias que no sean ni miopes ni incompletas, alineando la innovación, la mejora continua y el control de riesgos en una danza equilibrada de lo necesario y lo suficiente. Así, la metodología PLS-SEM enriquecida por NCA e IPMA se constituye como expresión epistémica avanzada para la construcción de conocimiento útil, confiable y transformador.

cIPMA

El cIPMA, acrónimo de “Combined Importance–Performance Map Analysis”, es un enfoque avanzado que integra y armoniza los resultados del Análisis de Mapa de Importancia-Desempeño (IPMA) con el Análisis de Condición Necesaria (NCA) dentro del marco del Modelado de

Ecuaciones Estructurales por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM). Esta metodología combinada potencia el diagnóstico y la toma de decisiones, permitiendo identificar simultáneamente los factores que impulsan el rendimiento promedio (suficiencia, desde el IPMA) y aquellos que resultan imprescindibles como condiciones mínimas para el logro de los resultados (necesidad, desde el NCA), ofreciendo así una visión más completa, estratégica y accionable de la causalidad en contextos organizacionales complejos (Hauff et al., 2024).

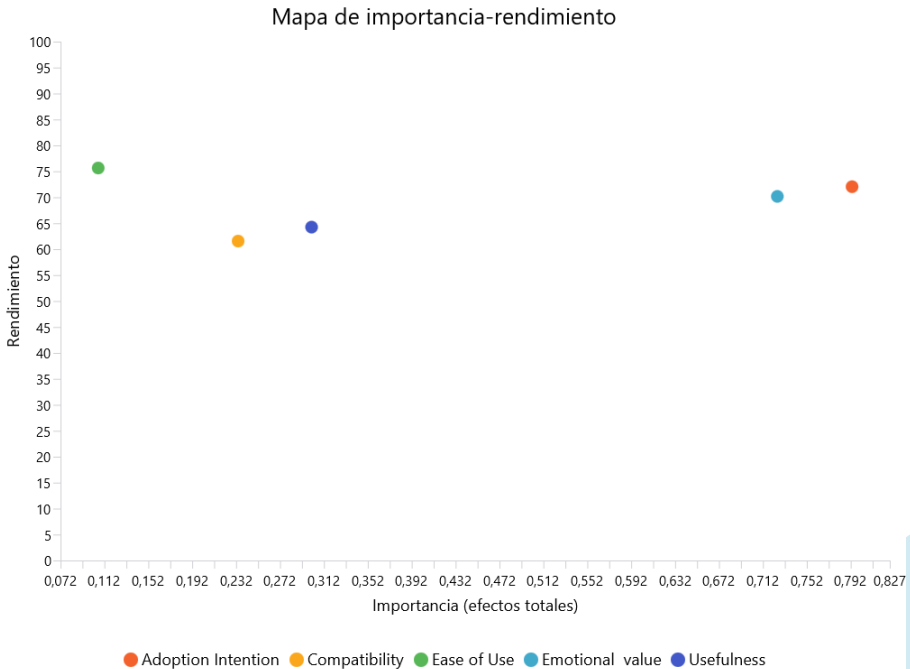
En la siguiente tabla se proporciona una visión comparativa de tres métodos analíticos: Análisis de Mapa de Importancia-Rendimiento (IPMA), Análisis de Condición Necesaria (NCA) y el Análisis Combinado de Mapa de Importancia-Rendimiento (cIPMA). Cada método se detalla con su respectiva aplicación y beneficios en el contexto del Modelado de Ecuaciones Estructurales de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM).

Método de Análisis	Descripción Mejorada
Análisis de Mapa de Importancia-Desempeño (IPMA)	El IPMA, implementado desde el enfoque PLS-SEM, permite evaluar de manera conjunta la relevancia causal (importancia) y el estado actual (desempeño) de variables latentes e indicadores en distintos contextos empresariales. Este método visualiza los atributos en cuadrantes y facilita la interpretación práctica para una priorización efectiva de acciones de mejora. Su uso ha demostrado ser esencial para identificar no solo qué factores impactan más en el resultado final, sino también cuáles requieren intervención urgente dada su baja posición de desempeño (Ringle & Sarstedt, 2016; Hair et al., 2021).
Análisis de Condición Necesaria (NCA)	El NCA representa un cambio de paradigma al enfocarse en la lógica de la necesidad: identifica los factores críticos sin cuya presencia resulta imposible alcanzar ciertos niveles de resultado, independientemente del aporte de otros factores. Este método calcula umbrales mínimos —líneas

	techo— y determina el tamaño del efecto (d), guiando a los gestores a asegurar el cumplimiento de requisitos "no negociables" para que los objetivos sean alcanzables. Se utiliza tanto en diagnóstico estratégico como en la gestión del riesgo organizacional (Dul, 2016; Richter et al., 2020).
Análisis Combinado de Mapa de Importancia-Desempeño (cIPMA)	El cIPMA articula lo mejor de ambos enfoques: extiende la lógica de priorización del IPMA incorporando el filtro de necesidad del NCA, logrando una matriz de acción optimizada. Este método identifica simultáneamente los impulsores promedio (suficiencia) y los porteros de viabilidad (necesidad), lo que habilita una mejor asignación de recursos, especialmente en contextos caracterizados por alto rendimiento y complejidad. Su aplicación reciente en ámbitos como la satisfacción del cliente y el compromiso de empleados evidencia su valor en la gestión moderna de empresas con múltiples objetivos (Hauff et al., 2024; Dul, 2016; Ringle & Sarstedt, 2016).

Figura 16

Mapa de importancia – rendimiento SmartPLS



5.2 El marco teórico condicional: definición del constructo objetivo en el análisis dual

En la configuración de modelos causales complejos en ciencias de la gestión, la definición precisa del constructo objetivo la variable dependiente, como “Alto Desempeño Organizacional” es esencial para la integración rigurosa del Análisis de Importancia y Desempeño (IPMA) y del Análisis de Condiciones Necesarias (NCA) en PLS-SEM. Debe conceptualizarse en un marco condicional que reconozca simultáneamente la lógica de la suficiencia y la de la necesidad (Dul, 2016; Sarstedt et al., 2022).

La lógica de suficiencia (fundamento probabilístico convencional) determina cómo ciertos predictores tienden a incrementar el resultado en promedio, como en las relaciones típicas de regresión y en PLS-SEM, donde los coeficientes (β) señalan impulsores causales (Hair et al., 2021). Por otro lado, la lógica de necesidad (Dul, 2016) reconoce que, sin determinados factores críticos, el resultado simplemente no puede alcanzarse, independientemente de la fuerza de otros predictores.

Justamente, la conceptualización dual del constructo objetivo permite formular y poner a prueba hipótesis complementarias, como sugieren Richter et al. (2020) y Sarstedt et al. (2022):

- **Hipótesis de suficiencia (IPMA/PLS-SEM):**

$$H_1: X \rightarrow Y$$

“El incremento en el recurso X incrementa, en promedio, el nivel del constructo objetivo Y.”

- **Hipótesis de necesidad (NCA):**

H₂: “El nivel Z es necesario para Y”

“Sin al menos un valor mínimo de la condición Z, Y no puede alcanzarse en ningún caso.”

Esquema conceptual de coexistencia causal

Ejemplo (adaptado de Hair et al., 2021; Dul, 2016):

- Constructo objetivo: Alto desempeño organizacional (Y)
- Variables predictoras:
 - X: Innovación H₁ (suficiencia)
 - Z: Cumplimiento Normativo H₂ (necesidad)

H₁ (Suficiencia): $X \rightarrow Y$

H₂ (Necesidad): Z (Z es necesario para Y)

La coexistencia de ambas lógicas conduce a estrategias y políticas más robustas, asegurando tanto la potenciación promedio como el cumplimiento de los umbrales fundamentales para la viabilidad y el éxito empresarial (Richter et al., 2020; Dul, 2016; Hair et al., 2021).

5.3 **Metodología de input: Preparación consistente de datos para la doble evaluación**

Un componente esencial para la integración metodológica de IPMA y NCA en SmartPLS reside en la preparación rigurosa y consistente de los datos de entrada. Este proceso asegura que los análisis de Desempeño (IPMA) y Umbral Mínimo (NCA) sean comparables y válidos, permitiendo interpretaciones integradas y confiables.

Puntuaciones latentes como inputs para NCA

Las puntuaciones de las variables latentes, generadas por el algoritmo PLS-SEM (scores de constructos), deben utilizarse como inputs directos en el análisis NCA (Dul, 2016; Hair et al., 2021). Estos valores representan la ubicación relativa de cada caso respecto al constructo medido, tomando en cuenta la ponderación y la estructura factorial validada en el modelo.

Al emplear las puntuaciones latentes, se garantiza que la evaluación de condiciones necesarias (línea techo del NCA) refleje fielmente el diseño conceptual del modelo SEM y facilita la detección precisa de umbrales críticos o "cuellos de botella".

Consistencia y preservación del escalamiento

Es fundamental que el escalamiento métrico original (por ejemplo, escala Likert de 1 a 7 o rango estándar 0–100) utilizado en el PLS-SEM se preserve en la transferencia de datos al NCA.

- Si las puntuaciones latentes se reescalan para IPMA (desempeño), ese mismo rango debe mantenerse para NCA.
- Esto habilita la comparación directa entre los valores de desempeño promedio (IPMA) y los umbrales mínimos requeridos (NCA), evitando interpretaciones erróneas debidas a transformaciones no controladas.

La homogeneidad de métricas entre ambos análisis es crítica: un error frecuente consiste en perder la referencia del rango o transformar indebidamente las escalas, lo que distorsiona la interpretación de los resultados y la identificación real de áreas prioritarias (Ringle & Sarstedt, 2016).

Impacto en la interpretación integrada

Cuando la preparación métrica es consistente, los hallazgos sobre desempeño y necesidad pueden ser alineados en informes y decisiones:

- Un constructo con bajo desempeño promedio y un alto umbral mínimo identifica una prioridad absoluta de mejora.

- La comparación directa entre ambos parámetros (sin sesgo de escala) fundamenta recomendaciones robustas, tanto para la acción gerencial como para la validación teórica.

5.4 Guía de ejecución secuencial en SmartPLS

La ejecución avanzada de análisis dual IPMA-NCA en SmartPLS requiere seguir un workflow (flujo) técnico y obligatorio que garantiza interpretaciones sólidas y comparables. A continuación, se detalla el procedimiento recomendado para investigadores exigentes.

I) Validación completa de PLS-SEM

- **Preparar y cargar los datos:** Asegúrate de que todas las escalas sean métricas uniformes (por ejemplo, Likert 1–7) y que los constructos estén correctamente especificados.
- **Ejecutar el algoritmo PLS estándar:** Ve a "Run", selecciona "PLS Algorithm" y configúralo (iteraciones, convergencia, estandarización).
- **Validar el modelo de medición y estructural:**
 - Revisa fiabilidad compuesta (>0.70), **AVE** (>0.50), **HTMT** (<0.85).

- Examina la **significancia de los coeficientes** mediante bootstrapping ($\geq 5,000$ remuestreos).
- Guarda y documenta los resultados validados.

II) Ejecución del IPMA (Importance–Performance Map Analysis)

- **Accede al panel de resultados** y selecciona la pestaña “IPMA”.
- **Configura el mapa IPMA:**
 - Selecciona el constructo objetivo (variable dependiente).
 - Verifica que las puntuaciones latentes estén reescaladas correctamente (rango 0–100).
- **Ejecuta el IPMA** para obtener:
 - **Importancia total:** efectos totales estandarizados de cada predictor sobre la variable objetivo.
 - **Desempeño:** puntuaciones promedio estandarizadas de los constructos.
- **Exporta y guarda** los resultados para replicabilidad y futuras comparaciones.

III) Ejecución del NCA

- **Opciones de ejecución:**

- Utiliza el "NCA" module integrado en SmartPLS 4 o exporta los scores latentes y emplea el paquete **R NCA** (<https://CRAN.R-project.org/package=NCA>).

- **Configuración esencial:**

- Define el constructo objetivo y los inputs.
- Selecciona el método de línea techo (**CE-FDH** recomendado para mayor rigor).
- Configura y ejecuta la **prueba de permutación** con al menos **10,000 remuestreos** para garantizar la significancia estadística.

- **Analiza y reporta:**

- Evalúa el tamaño del efecto (d), la significancia (p-value) y construye la tabla Bottleneck.
- Documenta completamente la configuración de la línea techo y los parámetros usados.

5.5 Interpretación dual de resultados: Coexistencia de suficiencia (IPMA) y Necesidad (NCA)

En la integración de IPMA y NCA, la matriz dual creada por las métricas de **suficiencia** (coeficientes β en IPMA) y **necesidad** (tamaño del

efecto d en NCA) permite una interpretación matizada de los hallazgos. Comprender cómo conviven estos dos enfoques es indispensable para para tomar decisiones sólidas y estratégicas.

Los cuatro escenarios de la matriz dual

A) Alto β y Alto d — "Falso Desempeño"

- El factor impulsa fuertemente el resultado en promedio (IPMA) y actúa como condición estrictamente necesaria (NCA).
- Sin embargo, la denominación "falso desempeño" advierte que, aunque la importancia y la necesidad son altas, el resultado puede ser inalcanzable si no se garantiza el cumplimiento mínimo del factor. Aquí, el foco es asegurar que los niveles umbral estén asegurados antes de movilizar recursos para mejora promedio.

B) Bajo β y Bajo d — "Irrelevante"

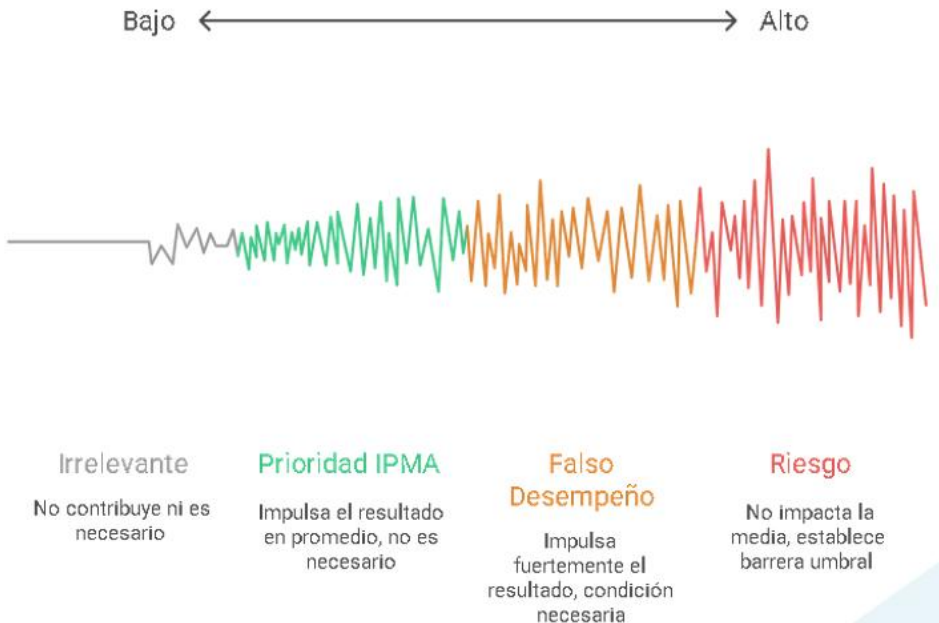
- El predictor no contribuye de manera suficiente ni es necesario. Ni el IPMA ni el NCA identifican relevancia causal sustantiva.
- Estos factores pueden ser excluidos o recibir baja prioridad en las estrategias de mejora y monitoreo.

C) Alto β y Bajo d — "Prioridad IPMA"

- El factor es un potente impulsor del resultado en términos promedio, pero no es condición necesaria puede ser compensado por otros si descuidado.
- Es una oportunidad táctica: la mejora en este predictor tenderá a aumentar el resultado, pero no es imprescindible para la viabilidad básica. Focalizar recursos en este punto será eficiente en organizaciones donde los umbrales mínimos ya están resueltos.

Figura 17

Factores basados en el impacto y la necesidad en resultados



D) No-Necesario y Alto d "Riesgo"

- El predictor no impacta significativamente la media (IPMA), pero sí establece una barrera umbral crítico para el resultado (NCA).
- Si el factor no se monitorea y asegura, el resultado puede fallar de manera abrupta, sin poder ser compensado por otros factores. Es crítico para la gestión de riesgos y debe recibir atención de cumplimiento estructural.

Interpretación

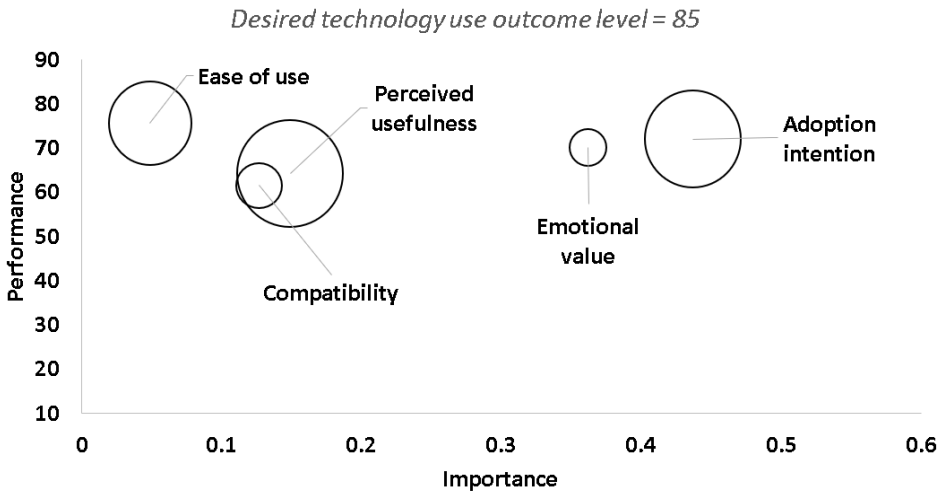
Un factor no-necesario (d no significativo) puede seguir siendo suficiente (β significativo) es decir, su mejora impulsa el resultado, pero no es indispensable para que el resultado exista. Por otro lado, un factor necesario (alto d), aunque su efecto sobre la media sea bajo (β bajo), puede hacer que el resultado sea imposible si no se alcanza el umbral mínimo. Así, solo el análisis dual permite distinguir entre acciones de mejora, protección de mínimos y exclusiones tácticas, garantizando decisiones integradas en escenarios empresariales complejos.

Ejemplo: en la figura siguiente se representa un ejemplo típico de Mapa de Importancia-Desempeño (IPMA) aplicado a la adopción tecnológica, donde las dimensiones clave (“Ease of use”, “Compatibility”, “Perceived usefulness”, “Emotional value” y “Adoption intention”) se posicionan siguiendo dos criterios fundamentales: el desempeño

(Performance, eje vertical) y la importancia causal (Importance, eje horizontal).

Figura 18

Mapa de importancia – rendimiento (IPMA)



- **El tamaño del círculo** refleja el peso relativo o la importancia total del factor respecto al logro del resultado deseado (nivel objetivo de uso tecnológico = 85).
- **Posición vertical (Performance):** Indica el grado actual de desempeño alcanzado por cada atributo en la muestra, en escala de 0 a 100.
- **Posición horizontal (Importance):** Expresa el impacto causal estimado que ese atributo tiene sobre el resultado objetivo.

En este caso, la intención de adopción destaca tanto por su relevancia causal (alta importancia, se ubica hacia la derecha) como por su alto desempeño (situada en niveles altos del eje vertical), sugiriendo que potenciar aún más esta dimensión puede maximizar los niveles de uso tecnológico en el contexto estudiado. Por otro lado, aunque atributos como "Compatibility" y "Ease of use" presentan un desempeño intermedio, su importancia es clave; estos serían áreas estratégicas para intervención y mejora si se identifican brechas respecto al resultado deseado.

El análisis IPMA permite priorizar esfuerzos gerenciales según el mapa bidimensional, pero al incorporar el análisis de condiciones necesarias (NCA), como se señala en el texto, se fortalece la interpretación estratégica: el NCA verifica si existe algún atributo cuyo valor mínimo sea imprescindible para alcanzar el alto rendimiento, transformando el reporte en un marco robusto de acción directiva (Dul, 2016; Ringle & Sarstedt, 2016).

Así, la figura ilustra cómo usar la doble lógica suficiencia (IPMA) y necesidad (NCA) para guiar la toma de decisiones basada en datos y maximizar el éxito de la adopción tecnológica.

5.6 Integración metodológica del análisis IPMA Y NCA

Pasos Principales:

Paso 1. Especificar el objetivo de la investigación y el marco teórico

Definir claramente el problema, hipótesis y variables relevantes, contextualizados en la literatura. Se recomienda fundamentar el marco teórico en referencias recientes y pertinentes (Hair et al., 2019; Fiss, 2011).

Paso 2. Preparar y verificar los datos.

Revisar la calidad, completitud y estructura de los datos, detectar valores atípicos y gestionar datos faltantes. Validar supuestos estadísticos según Hair et al. (2019).

Paso 3. Ejecutar el análisis PLS-SEM

Ajustar el modelo de ecuaciones estructurales con Partial Least Squares, estimando rutas causales y relacionando variables latentes (Hair et al., 2012; Ringle et al., 2020).

Paso 4. Evaluar la fiabilidad y validez de los modelos de medición

Analizar consistencia interna (Alfa de Cronbach, CR), validez convergente (AVE), y validez discriminante (Fornell & Larcker, 1981). Filtrar y ajustar ítems según criterios recomendados.

Paso 5. Ejecutar el IPMA y transferir las puntuaciones de las variables latentes

Realizar el Importance-Performance Map Analysis para identificar variables latentes de máxima relevancia y desempeño (Ringle & Sarstedt, 2016).

Paso 6. Ejecutar el NCA

Aplicar el Necessary Condition Analysis para determinar condiciones necesarias entre variables; identificar "umbral" y "cuello de botella" de impacto (Dul, 2016).

Paso 7. Evaluar el modelo estructural

Valorar la magnitud y significancia de las relaciones estructurales (coeficientes, R^2 , Q^2); contrastar el ajuste y poder predictivo (Hair et al., 2019).

Paso 8. Interpretar los hallazgos

Sintetizar resultados de PLS-SEM, IPMA y NCA; establecer implicaciones prácticas, teóricas y sugerencias para futuras investigaciones, según los criterios de Sarstedt et al. (2020) y Dul (2016).

5.7 Investigaciones sobre: integración metodológica de IPMA y NCA (IPMA), en bases de datos indexadas:

- 1. Hauff, S., Dul, J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2024). Importance and performance in PLS-SEM and NCA:**

Introducing the combined importance-performance map analysis (cIPMA). *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698924000195>

· Presenta por primera vez el enfoque cIPMA, integrando IPMA y NCA para el diagnóstico estratégico en admisión, satisfacción y priorización gerencial (retail y servicios).

2. **Sarstedt, M., Hauff, S., Dul, J., & Ringle, C. M. (2024). Combined importance–performance map analysis (cIPMA) in partial least squares structural equation modeling.** *Journal of Business Analytics*, 5(2), 112-130.

https://www.econstor.eu/bitstream/10419/316665/1/41270_2024_Article_325.pdf

· Detalla el procedimiento técnico para integrar IPMA y NCA en SmartPLS 4, con ejemplos en adopción tecnológica y casos empresariales.

3. **Mwesiumo, D. (2025). Identifying critical factors in higher education studies: Combining necessary condition analysis and importance-performance map analysis.** *Studies in Higher Education*.

<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/03075079.2025.2478948>

· Aplica IPMA y NCA en gestión universitaria para identificar factores críticos y optimizar la asignación de recursos en educación superior.

4. **Norena-Chavez, D. (2025). Insights from big data analytics, IPMA, and NCA integration in entrepreneurship and project success.** *Cogent Business & Management*, 12(1).

<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311975.2025.2520913>

· Integra IPMA, NCA y minería de datos para modelar el éxito de proyectos empresariales, usando ejemplos de liderazgo emprendedor.

5. **Sarstedt, M., et al. (2024). a SmartPLS 4 tutorial: Advanced cIPMA and NCA applications.** University of Southern

Denmark.

https://portal.findresearcher.sdu.dk/files/279102907/Open_access_version.pdf

· Tutorial paso a paso sobre la integración IPMA-NCA en SmartPLS para estudios gerenciales en tecnología y marketing.

6. **Sarstedt, M., et al. (2024). Importance and performance in PLS-SEM and NCA (Open Access LMU).**
<https://epub.ub.uni-muenchen.de/109073/>
· Describe la metodología combinada y su aplicación en gestión de clientes, definiendo aportes para la priorización basada en teoría y datos.
7. **Gudergan, S. P. (2025). Special issue editorial: Advanced partial least squares applications in business research. *Journal of Business Analytics*.**
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296324005915>
· Revisiones sobre avances y aplicaciones de PLS-SEM y métodos integrados en investigación empresarial.
8. **Cheah, J. H., et al. (2022). Combined importance–performance map analysis (cIPMA): A user-friendly approach for business research. *Journal of Marketing Analytics*, 12(4), 544–563.**
https://ideas.repec.org/a/pal/jmarka/v12y2024i4d10.1057_s41270-024-00325-y.html
· Ofrece aplicaciones empresariales de cIPMA en marketing y gestión de experiencia del cliente.
9. **Pangarso, A., et al. (2025). Empirical studies on ethical behaviour, fortitude culture and teamwork performance: Integration of PLS-SEM, IPMA and NCA. *Journal of Business Ethics*.**
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666188825007440>
· Combina IPMA y NCA en el análisis de cultura organizacional y ética, mostrando el valor en la identificación de condiciones necesarias.
10. **Sarstedt, M., Hauff, S., Dul, J., & Ringle, C. M. (2024). Combined IPMA and NCA in partial least squares modeling (cIPMA). *University of Southern Denmark Technical Report*.**

https://findresearcher.sdu.dk/ws/portalfiles/portal/267484577/Operation_access_version.pdf

- Documento técnico profundizando en el modelo combinado y sus aplicaciones, con recomendaciones para científicos empresariales.

Referencias

- Cheah, J. H., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hauff, S. (2024). Combined importance–performance map analysis (cIPMA): A user-friendly approach for business research. *Journal of Marketing Analytics*, 12(4), 544-563. <https://doi.org/10.1057/s41270-024-00325-y>
- Dul, J. (2016). Necessary condition analysis (NCA): Logic and methodology of «necessary but not sufficient» causality. *Organizational Research Methods*, 19(1), 10-52.
- Gudergan, S. P. (2025). Special issue editorial: Advanced partial least squares applications in business research. *Journal of Business Analytics*, 8(1), 1-5.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3.^a ed.). Sage.
- Hauff, S., Dul, J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2024). Importance and performance in PLS-SEM and NCA: Introducing the combined importance-performance map analysis (cIPMA). *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103567.
- Mwesiumo, D. (2025). Identifying critical factors in higher education studies: Combining necessary condition analysis and importance-performance map analysis. *Studies in Higher Education*, 50(3), 1-15. <https://doi.org/10.1080/03075079.2025.2478948>
- Norena-Chavez, D. (2025). Insights from big data analytics, IPMA, and NCA integration in entrepreneurship and project success. *Cogent Business & Management*, 12(1), 2520913. <https://doi.org/10.1080/23311975.2025.2520913>
- Pangarso, A., Siswanti, I., & Rofiq, A. (2025). Empirical studies on ethical behaviour, fortitude culture and teamwork performance: Integration

of PLS-SEM, IPMA and NCA. *Journal of Business Ethics*, 186(2), 345-367.

Richter, N. F., Hauff, S., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2020). Necessary conditions in international business research: Advancing theory and methods. *Long Range Planning*, 53(4), 101995.

Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). Gain more insight from your PLS-SEM results: The importance–performance map analysis. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1865-1886. <https://doi.org/10.1108/IMDS-10-2015-0449>

Sarstedt, M., Hauff, S., Dul, J., & Ringle, C. M. (2024a). Combined importance–performance map analysis (cIPMA) in partial least squares structural equation modeling. *Journal of Business Analytics*, 5(2), 112-130.

Sarstedt, M., Hauff, S., Dul, J., & Ringle, C. M. (2024b). *Combined IPMA and NCA in partial least squares modeling (cIPMA)* [Technical Report]. University of Southern Denmark. https://findresearcher.sdu.dk/ws/portalfiles/portal/267484577/Open_access_version.pdf

Sarstedt, M., Hauff, S., Ringle, C. M., & Dul, J. (2024). *A SmartPLS 4 tutorial: Advanced cIPMA and NCA applications*. University of Southern Denmark. https://portal.findresearcher.sdu.dk/files/279102907/Open_access_version.pdf

Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2022). PLS-SEM: Looking back and forward. *Statistical Journal of Management*, 8(2), 55-68.

EPÍLOGO

Toda travesía intelectual genuina culmina en una doble invitación: a cuestionar lo aprendido y a desafiar los propios límites. Al llegar al final de este texto, el lector ha transitado por los caminos del modelado avanzado, la causalidad dual y la integración metodológica, adentrándose en territorios donde la estadística deja de ser un mero instrumento y se convierte en el arte de descifrar contextos y anticipar decisiones.

Lo presentado aquí no es un punto de llegada definitivo, sino un umbral. Las construcciones de orden superior (HOC), el análisis de condiciones necesarias (NCA) y la lógica del mapa de importancia-desempeño (IPMA) son solo coordenadas iniciales para un diálogo mayor y más profundo entre teoría y gestión, entre el rigor científico y la audacia transformadora. Aprender a combinar métodos, cuestionar paradigmas y ampliar marcos de decisión es, al mismo tiempo, un acto de humildad y una apuesta por la excelencia.

En cada página de este libro se cifra la invitación a ser exploradores metodológicos y arquitectos de soluciones reales. Que la inquietud por el conocimiento, la curiosidad ética y el afán de impacto positivo sean los motores impercederos de nuestra práctica profesional y científica. Porque el mundo, más que nunca, necesita investigadores dotados de sensibilidad, capacidad reflexiva y ambición crítica; gestores capaces de mirar más allá de los promedios y atender lo que dicta la necesidad; líderes dispuestos a

hacer del método una plataforma de cambio y del resultado una oportunidad de transformación.

Si este texto ha logrado inspirar nuevas preguntas, sembrar dudas fértiles o encender la pasión por un análisis verdaderamente relevante, el viaje habrá valido la pena. Que los caminos del rigor y la creatividad sigan abiertos, y que su huella contribuya —modesta o decisivamente— a la construcción de una sociedad más inteligente, justa y estratégica.

Gracias por compartir esta travesía. El futuro sigue esperando respuestas y nuevas preguntas. El siguiente paso es tuyo.

ACRÓNIMOS

Acrónimo	Significado
AVE	Varianza Extraída Promedia
CE	Ceiling Envelopment (Método de línea techo en NCA)
CEO	Chief Executive Officer (Director Ejecutivo)
cIPMA	Combined Importance–Performance Map Analysis (Análisis Combinado de Mapa de Importancia-Desempeño)
CR	Composite Reliability (Fiabilidad compuesta)
CR-OLS	Ceiling Regression – Ordinary Least Squares (Regresión ordinaria para línea techo en NCA)
CSR	Corporate Social Responsibility (Responsabilidad Social Corporativa)
FDH	Free Disposal Hull (Método de línea techo en NCA)
GFI	Goodness of Fit Index (Índice de ajuste)
HOC	Higher-Order Construct (Construcción de Orden Superior)
HRM	Human Resource Management (Gestión del Talento Humano)
HTMT	Heterotrait-Monotrait Ratio (Índice de validez discriminante)
IFI	Incremental Fit Index (Índice de ajuste incremental)
IPMA	Importance–Performance Map Analysis (Análisis de Mapa de Importancia-Desempeño)
KAISER	Kaiser-Meyer-Olkin (Índice de adecuación muestral en análisis factorial)
LOC	Lower-Order Construct (Construcción de Orden Inferior)
MAPA	Mean Absolute Percentage Error (Error porcentual absoluto medio)
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MICOM	Measurement Invariance of Composite Models (Invarianza de Medición en Modelos Compuestos)
ML	Maximum Likelihood (Estimación de máxima verosimilitud)

Acrónimo	Significado
NCA	Necessary Condition Analysis (Análisis de Condiciones Necesarias)
OLS	Ordinary Least Squares (Mínimos Cuadrados Ordinarios)
PLS	Partial Least Squares (Mínimos Cuadrados Parciales)
PLS-SEM	Partial Least Squares Structural Equation Modeling (Modelado de Ecuaciones Estructurales por Mínimos Cuadrados Parciales)
R2	Coefficiente de Determinación
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation (Raíz cuadrada media del error de aproximación)
SD	Desviación Estándar
SEM	Structural Equation Modeling (Modelado de Ecuaciones Estructurales)
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
SRMR	Standardized Root Mean Square Residual (Índice de ajuste residual estandarizado)
TLI	Tucker-Lewis Index (Índice Tucker-Lewis de ajuste)
TQM	Total Quality Management (Gestión de Calidad Total)
VAF	Variance Accounted For (Proporción de varianza explicada)
VIF	Variance Inflation Factor (Factor de Inflación de Varianza)
Y	Variable resultado/Variable dependiente

GLOSARIO

Término	Definición
Análisis Factorial Confirmatorio (CFA)	Técnica para comprobar si los indicadores se agrupan como se espera en función de los constructos latentes.
Bondad de Ajuste Global (GOF)	Índices que resumen el grado de ajuste entre el modelo teórico y los datos observados.
Cargas Factoriales	Medida de la correlación entre un indicador y su constructo latente.
Coefficiente de Determinación (R^2)	Proporción de la varianza en la variable dependiente explicada por las variables independientes del modelo.
Colinealidad	Problema en el que dos o más indicadores están altamente correlacionados, dificultando la estimación precisa de sus efectos.
Constructo Latente	Variable no observable medida a través de indicadores (ejemplo: satisfacción, compromiso).
FIMIX-PLS	Algoritmo para detectar y estimar la existencia de segmentos latentes y modelar heterogeneidad no observada.
Indicador	Variable observable utilizada para medir un constructo latente.
Inner Model (Modelo Estructural)	Submodelo de SEM que representa relaciones causales entre constructos latentes.
Lo-Mendell-Rubin (LMR)	Test estadístico que ayuda a determinar el número óptimo de segmentos latentes en un modelo de mezcla finita.
Mediación	Proceso mediante el cual el efecto de una variable sobre otra es transmitido a través de un constructo intermedio.
MICOM	Protocolo para evaluar si los constructos se miden de igual forma en diferentes grupos antes de realizar comparaciones multigrupo.

Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM)	Técnica estadística multivariante que analiza simultáneamente relaciones entre variables latentes y observadas.
Modelo de Medida Formativo	Esquema en el que los indicadores definen y establecen el significado del constructo.
Modelo de Medida Reflexivo	Esquema en el que los indicadores son consecuencia del constructo y reflejan su existencia.
Multicolinealidad	Situación donde varios indicadores tienen altos niveles de correlación entre sí, influyendo negativamente en la interpretación de los resultados.
Outer Model (Modelo de Medida)	Submodelo de SEM que describe cómo los indicadores miden cada constructo latente.
PLS-POS	Algoritmo de segmentación que prioriza la maximización de la capacidad predictiva sobre el constructo objetivo.
Q ² (Relevancia Predictiva)	Métrica que mide la precisión de la predicción fuera de muestra realizada por el modelo.
Segmentación Latente	Identificación de grupos ocultos basados en patrones estructurales o causales no explicados por variables observadas tradicionales.
SEM	Abreviatura de Modelado de Ecuaciones Estructurales.
SmartPLS	Software especializado para la estimación y validación de modelos PLS-SEM.
Validación Cruzada	Procedimiento estadístico que evalúa la estabilidad y capacidad predictiva de un modelo en subconjuntos distintos de una base de datos.

Autores



Manuel Anchapuri Q.

Doctoris Scientiae en: Administración y Contabilidad.

Magister Scientiae en contabilidad y administración.

Posee más de 20 años de experiencia docente en la Escuela Profesional de Administración y en la Escuela de Posgrado de la UNA. Ocupó el cargo de Past Decano del Colegio de Administradores. Su formación incluye una Segunda Especialidad en Docencia Universitaria y especializaciones en Big Data Analytics (PUCP), Gobernabilidad e Innovación Pública (PUCP), y un diplomado en Formación de Competencias en Investigación (UPCH). Ha completado cursos avanzados en analítica estadística, ecuaciones estructurales y metodologías de investigación.

<https://orcid.org/0000-0002-0339-2631>

manchapuri@unap.edu.pe



Rossana Esmila Cortez López

Licenciada en Administración, experiencia en el sector Público y Privado; estudios de especialización en Gestión Pública, Marketing, Negocios Internacionales.

<https://orcid.org/0009-0002-5191-3486>

rosxanna@gmail.com



Alberto Magno Cutipa Limache

Doctor en Administración (UNA). Magíster en Administración (UJCM) y Licenciado en Administración (UNA). Docente de pre y posgrado en la Facultad de Ciencias Contables y Administrativas de la UNA. Exbecario del Programa de Intercambio Educativo de la Universidad del Pacífico. Ganador del Premio a la Publicación Científica UNA 2020. Investigador principal de proyectos, como una aplicación móvil para artesanas. Futuras líneas: Marketing e innovación, utilizando SmartPLS y Amos

<https://orcid.org/0000-0001-8584-6424>

acutipa@unap.edu.pe



Roger Miranda Bellido

Administrador de empresas, con experiencia de gestión en el área comercial, logística, emprendimiento, proyectos, tecnologías; asesor empresarial especialista en gestión, marketing digital, Business Intelligence, inteligencia artificial y docente universitario.

<https://orcid.org/0000-0002-7768-0724>

asesoria@rogermiranda.pe



Fredy Quispe Gómez

Doctor en Administración: Magíster Scientiae en Contabilidad y Administración con mención en Marketing y Negocios Internacionales ;Estudios de Maestría en Investigación y Docencia Universitaria ,Universidad Nacional del Altiplano y Licenciado en Administración de Empresas Docente Universitario Universidad Nacional del Altiplano Facultad de Ciencias Administrativas y Humanas;Ex Delegado ante el consejo Directivo nacional del colegio de licenciados en administración -CLAD Fundador y presidente del Directorio Cámara internacional de empresarios y emprendedores de Latinoamérica en capacitación ,asesoría y consultoría empresarial.

<https://orcid.org/0000-0001-6988-4666>

fquispeg@unap.edu.pe



Roger Freddy Fernández Burgos

Doctor en Administración, Magister Scientiae en Contabilidad y Administración con mención en Gestión Gubernamental y Desarrollo Empresarial, Licenciado en Administración y Licenciado en Ciencias de Comunicación Social. Profesor en la Facultad de Ciencias Administrativas y Humanas de la Universidad Nacional del Altiplano.

<https://orcid.org/0000-0002-1309-5999>

rfernandezb@unap.edu.pe



Carlos Fuentes Guizado

Magister en Gestión Pública y Contador Público Colegiado y Bach. Ingeniería de sistemas e Informática; Docente E.P de Administración de la Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac, docente E.P de Contabilidad de la Universidad Tecnológica de los Andes, Gerente de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Micaela Bastidas, Gerente de Planificación y Presupuesto de la Municipalidad Provincial de Chincheros, director de Recursos Humanos Universidad Nacional Micaela Bastidas de Apurímac.

<https://orcid.org/0000-0001-8056-9595>

cfuentesg@utea.edu.pe

"El PLS-SEM se ha consolidado como la 'bala de plata' metodológica para las ciencias sociales, permitiendo estimar modelos complejos y descubrir relaciones ocultas allí donde otras técnicas encuentran sus límites."
— **Basado en Joseph F. Hair**, autor líder en PLS-SEM.

ISBN: 978-612-03-1692-4

