



MODELAMIENTO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES CON SMARTPLS 4

Presenta:

Dr. Jesús Sigifredo Gastélum Valdez
Universidad Latina de América

CONTENIDO:

- Introducción
 - ¿Qué son los modelos de ecuaciones estructurales (MES)?
 - Importancia de los MES
 - Características de los MES
 - Variables compuestas
 - Medición
 - Codificación
 - Distribuciones de datos
 - Modelos CB vs PLS
- Especificaciones de los modelos SEMPLS
 - Diseño del modelo estructural
 - Medición
 - Especificación del modelo de medición
 - Reflectivo
 - Formativo
- Recolección de datos
- Estimación del modelo
 - Algoritmo PLS ¿Cómo funciona?
 - Propiedades estadísticas
 - Configuración de parámetros para correr el algoritmo
 - Resultados
- Evaluación del modelo de medición SEMPLS
 - Modelos reflectivos
 - Fiabilidad interna
 - Validez convergente
 - Validez discriminante
 - Modelos formativos
 - Validez convergente
 - Colinealidad
- Evaluación del modelo estructural
 - Colinealidad
 - Coeficientes “path”
 - Coeficiente de determinación R^2
 - Efecto f^2
 - Blindfolding y relevancia predictiva
 - Efecto q^2
- Métodos avanzados
 - Moderador
 - Modelos Jerárquicos
- Significancia y relevancia de indicadores

¿QUÉ SON LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES?

El modelamiento de ecuaciones estructurales (MEE) es una técnica estadística ampliamente utilizada en las ciencias sociales y ciencias del comportamiento (Hox y Bechger, 1998).

Los MEE son considerados técnicas de análisis multivariantes de segunda generación (Fornell, 1982) vincula datos con la teoría científica relacionando variables tanto empíricas como abstractas.



EVOLUCIÓN DE LOS MEE

- En una primera instancia el análisis multivariante estaba compuesto por técnicas como el análisis de componentes principales, el análisis factorial, el análisis discriminante y la regresión múltiple.
 - Sólo establecen modelos simples, donde existe una sola variable dependiente y varias independientes.
 - Se parte del supuesto de que todas las variables son observables.
 - Se considera que las variables no contienen error en las medidas.



EVOLUCIÓN DE LOS MEE

Son una combinación del análisis factorial, regresión múltiple y el análisis de sendero.



ROADMAP

1975:
Wold
Introduce NIPALS

1

1988:
Cohen
Poder analítico de los
SEMPLS

3

1994:
Chin
Sugerencias para la
aplicación de SEMPLS en
SI

5

1982:
Fornell y Bookstein
PLSEM en marketing

2

1989:
Löhmoller
Resalta las ventajas
predictivas de PLS

4

2005:
Tenenhaus et al.
Indica las potencialidades
de PLS en contraste son
MLE

6

ROADMAP

2009:
Henseler et al.
Revisión de literature de
PLS SEM en marketing

7

2011
Hair et al.
Ventajas y limitantes de
SEMPLS

9

2014:
Hair et al.,
Primera edición del
manual de SEMPLS

11

2010
Vinzi et al.
Libro donde analiza los
casos de PLS SEM

8

2013
Hair et al.
Editorial para la
oportunidad de usar
PLSSEM en gestion
estratégica

10

2015
Henseler et al.,
HTMT como nueva forma
para analizar validez
discriminante

12

De forma frecuente
sugiere nuevas
hipótesis que no
eran consideradas

originalmente y
abre sugerencias
para
investigaciones
futuras.

Son útiles en
investigaciones
experimentales, por
encuestas, estudios

Ayuda a precisar
mejor las hipótesis y
la
operacionalización
de constructos.

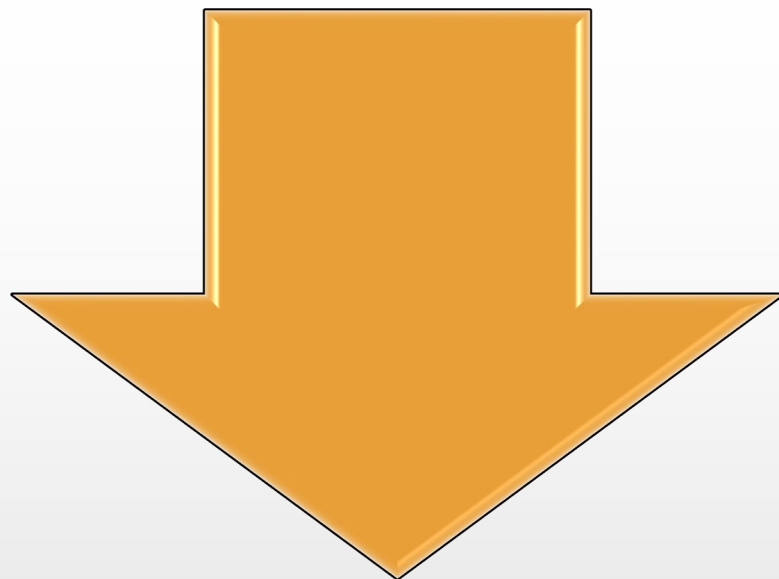
Provee una función
integrativa bajo un
solo método.

longitudinales y
transversale.

Beneficios

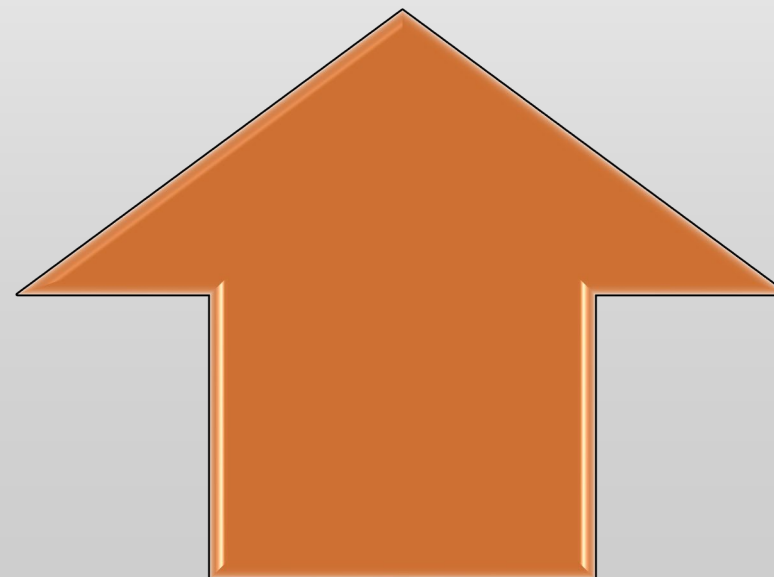
Análisis de covarianzas (CBM):

- Ajustando la matriz de covarianzas,
- Grandes cantidades de datos muestrales y
- Condiciones rígidas de normalidad de los datos.
- La estimación a través de máxima verosimilitud (ML) o mínimos cuadrados generalizados (GLS)
- El software: LISREL, Amos, EQS, R, Sepath.



Análisis de varianzas basados en componentes (PLS):

- Método de mínimos cuadrados parciales (PLS)
- No hay restricciones en cuanto a datos mínimos
- No hay restricciones para la normalidad de la muestra
- Software: SmartPLS, WarpPLS, R, PLS Graph



IMPORTANCIA DE LA TÉCNICA DE MEE (BABIN ET AL., 2008; HAIR ET AL., 2014)

Habilidad para evaluar variables latentes

Testear las relaciones entre variables latentes

Habilidad para sortear problemas de modelación ocurrido en ciencias sociales

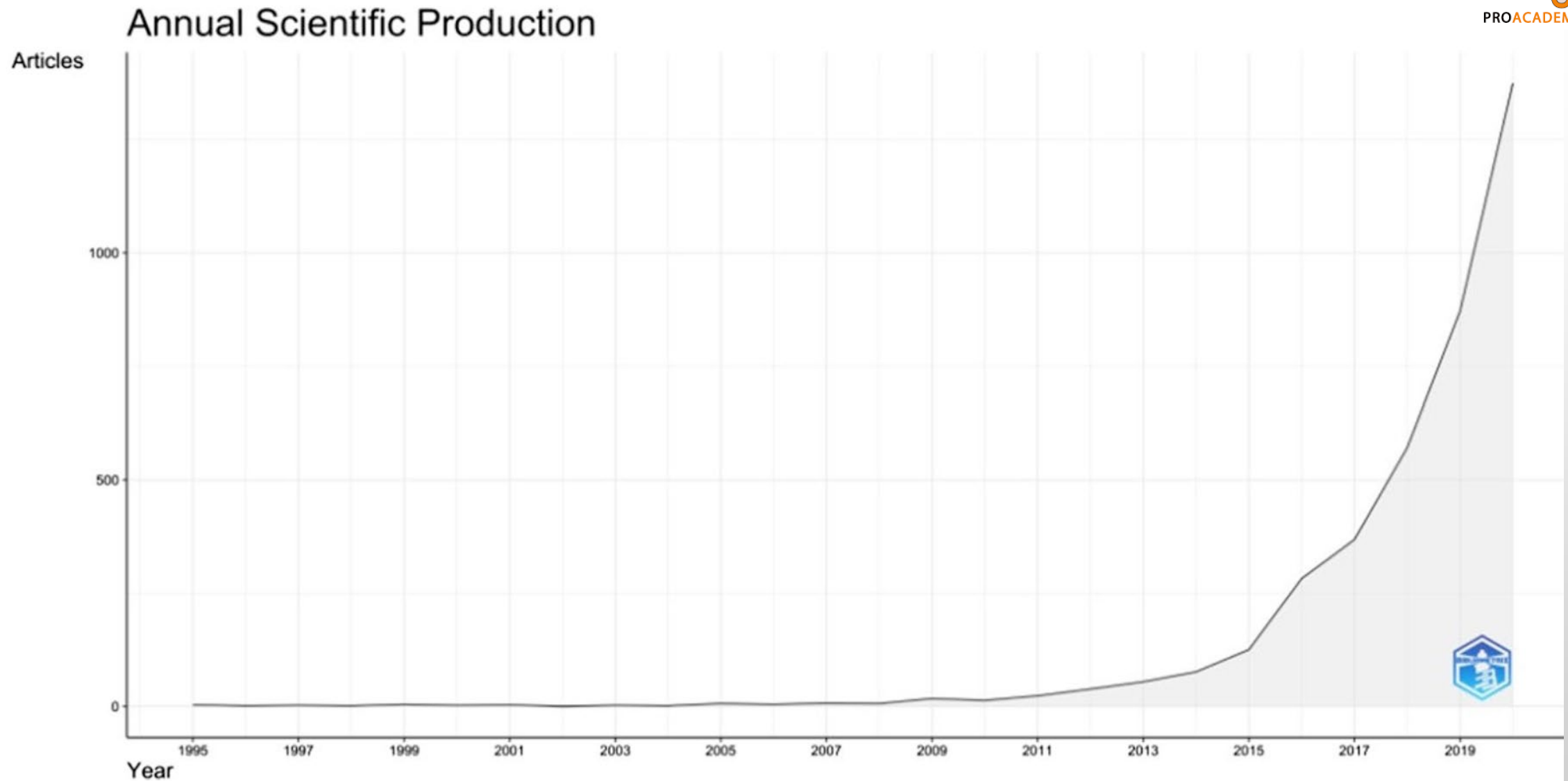
- Modelos complejos
- Distribución normal de los datos

El uso de indicadores formativos

BIBLIOMÉTRICO WOS

- Ciavolino, et al. (2022): utilizaron como periodo base de 1985 a 2020, solo documentos en inglés en la Web of Science core collection encontraron:
 - 5,289, de los cuales utilizaron un selección cualitativa, quedando finalmente 3,854
 - 8,972 autores
 - 1,172 fuentes (journals y libros)
 - Tasa de crecimiento 29.08%
 - Citas por documento promedio 19.62





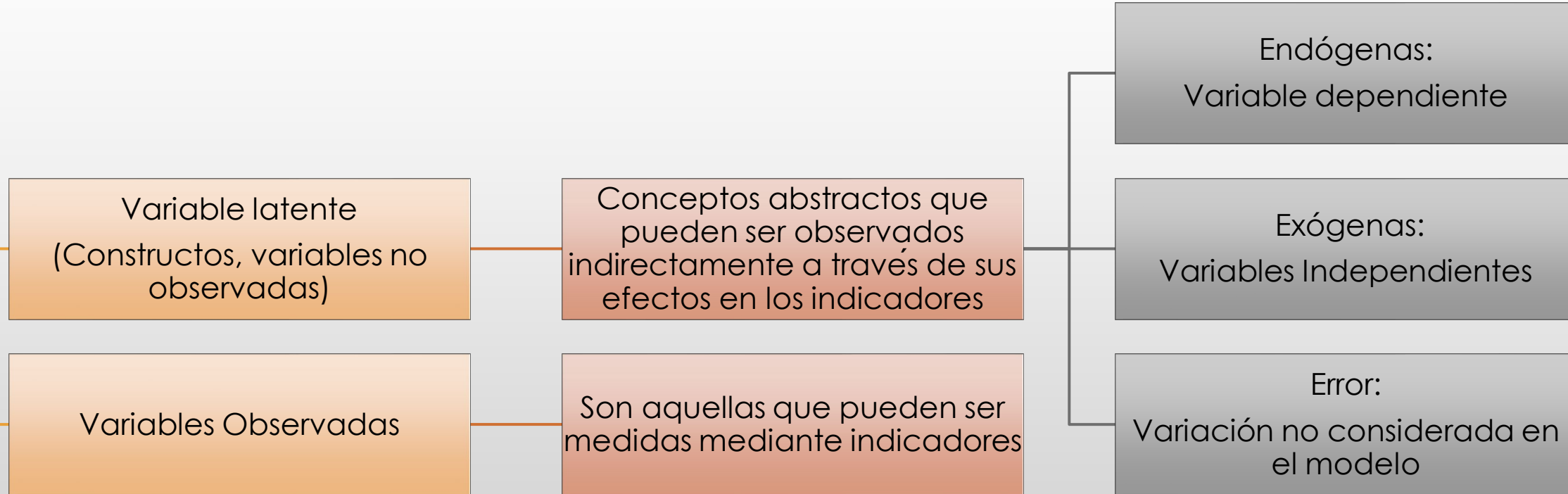
Fuente: Ciavolino et al., 2022.

Los 10 journals más importantes

Rank	Sources	Articles	% Out of paper per journal	Impact Score (2019)	Subject Categories
1	Sustainability	199	0.70%	WoS IF 2.576	Environmental Studies; Green; Sustainable Science; Technology
2	Journal of Business Research	75	1.10%	WoS IF 4.874	Business
3	Industrial Management and Data Systems	60	2.97%	WoS IF 3.329	CS interdisciplinary; Industrial Engineering
4	Journal of Cleaner Production	48	0.22%	WoS IF 7.246	Green; Sustainable Science; Technology; Environmental Engineering; Environmental Sciences
5	Journal of Retailing and Consumer Services	44	2.51%	WoS IF 4.219	Business
6	Computers in Human Behavior	41	0.63%	WoS IF 5.003	Experimental Psychology; Psychology Multidisciplinary
6	International Journal of Environmental Research and Public Health	41	0.17%	WoS IF 2.468	Public, Environmental; Occupational Health; Environmental Sciences
7	Cogent Business and Management	37	5.11%	Scopus CS 1.600	Business and International Management
8	International Journal of Contemporary Hospitality Management	29	2.06%	WoS IF 5.667	Hospitality, Leisure, Sport; Tourism; Management
8	International Journal of Hospitality Management	29	1.49%	WoS IF 6.701	Hospitality, Leisure, Sport; Tourism
9	Frontiers in Psychology	28	0.14%	WoS IF 2.067	Psychology; Multidisciplinary
10	Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics	27	3.26%	WoS IF 2.511	Business

Fuente: Ciavolino et al., 2022.

Tipos de variables



MEDICIÓN

- Concepto fundamental en las ciencias sociales.
- Implica el proceso de asignar números a una variable basado en un conjunto de normas.
 - Las normas aseguran que los números asignados sean lo suficientemente precisos.
- En algunas ocasiones la asignación es sencilla (altura, género, temperatura).
- ¿Qué sucede cuando las variables son complejas, abstractas y no son directamente observables (confianza, satisfacción, lealtad, etc.)
 - Se usan las variables latentes o constructos



LAS VARIABLES LATENTES



La medición de estas variables se realiza mediante indicadores o manifestaciones de en qué grado estoy de acuerdo con el indicador.

Cuando son complejos se recomienda utilizar un conjunto de indicadores que sirven como variables proxy.

Cada ítem representa un aspecto individual de un aspecto abstracto más grande.

EJEMPLO:

- Satisfacción en un restaurante
 - El sabor de los alimentos es excelente
 - La velocidad del servicio cumplió mis expectativas
 - El staff de meseros conocían acerca de los alimentos en el menú
 - La música de fondo fue placentera
 - La relación precio-calidad de los alimentos fue la adecuada
- Los investigadores construyen escalas multi-ítem para medir de forma indirecta un concepto.
- En otras ocasiones se prefiere usar un ítem para agrupar el constructo
 - Ej: En general, estoy satisfecho con este restaurant



ESCALAS DE MEDICIÓN

Nominal

Asigna valores que se usan para identificar y clasificar objetos (compañías, productos, marcas, etc.), se refieren como categorías.

Ej. Identificar su profesión, nacionalidad, colores, etc.

Ordinal

Crean un orden de medición, es decir, aumenta o disminuye.

Ej. Estatura, peso, temperatura, intensidad de uso de una aplicación

Establece un rango y se interpreta su magnitud.

Ej. Ingreso, peso, volumen, etc.

De intervalo

Existe una distancia medible y un origen real, el cero es ausencia de algo.

Ej. Goles, distancias

De Razon

CODIFICACIÓN

Es el proceso de asignación de magnitudes a una categoría para facilitar la medición.

- En investigación por instrumentos (survey research) los datos están precodificados.
- Por ejemplo: en una escala de 10 puntos donde se mide de acuerdo y desacuerdo, donde 10 es más cercano a “de acuerdo” y 1 “desacuerdo”

En análisis multivariante la codificación determina los tipos de escalas que pueden utilizarse.

- Ratio e intervalos son altamente aceptadas
- Escalas ordinales (Tipo Likert) se debe de tener cuidado con la **equidistancia**, que la distancia entre cada categoría sea la misma

DISTRIBUCIONES

- Al recolectar datos cuantitativos, las respuestas se presentan mediante una distribución de frecuencias presentada en un tabla o gráfico.
 - Normal
 - Binomial
 - Poisson

- Al trabajar con SEM solo es necesario distinguir si es una distribución normal o no.
 - Se desea que la distribución sea normal, principalmente en CB
 - PLS no distingue entre una distribución y otra



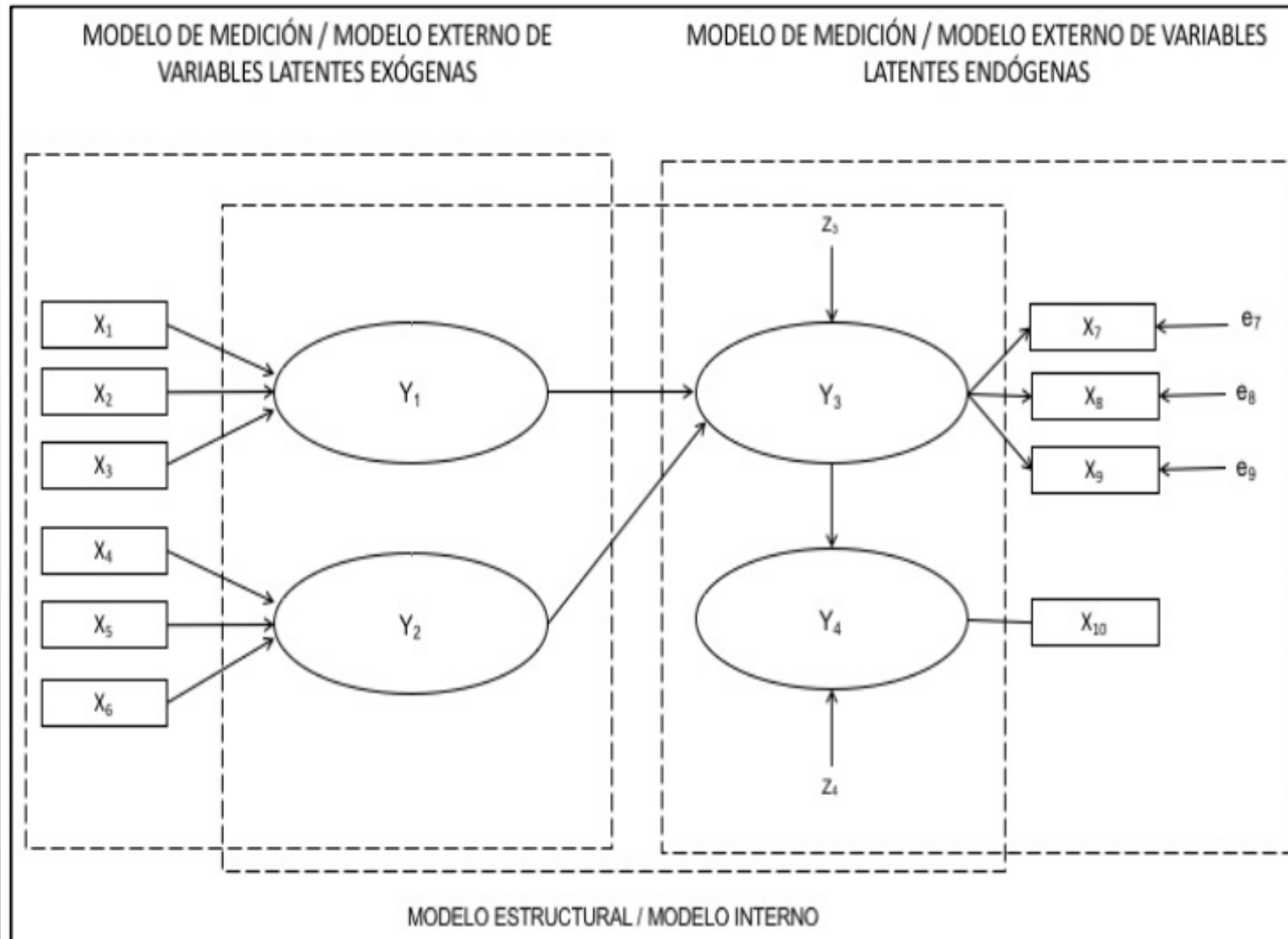
CARACTERÍSTICAS PRINCIPALES

Representación visual

- Los modelos SEM (CB – PLS) se suelen representar en diagramas causales o “Path Diagrams”.
- Ayuda a identificar el proceso acorde a las ecuaciones.



Representación visual



Fuente: Elaboración propia con base en Hair et al., 2017.

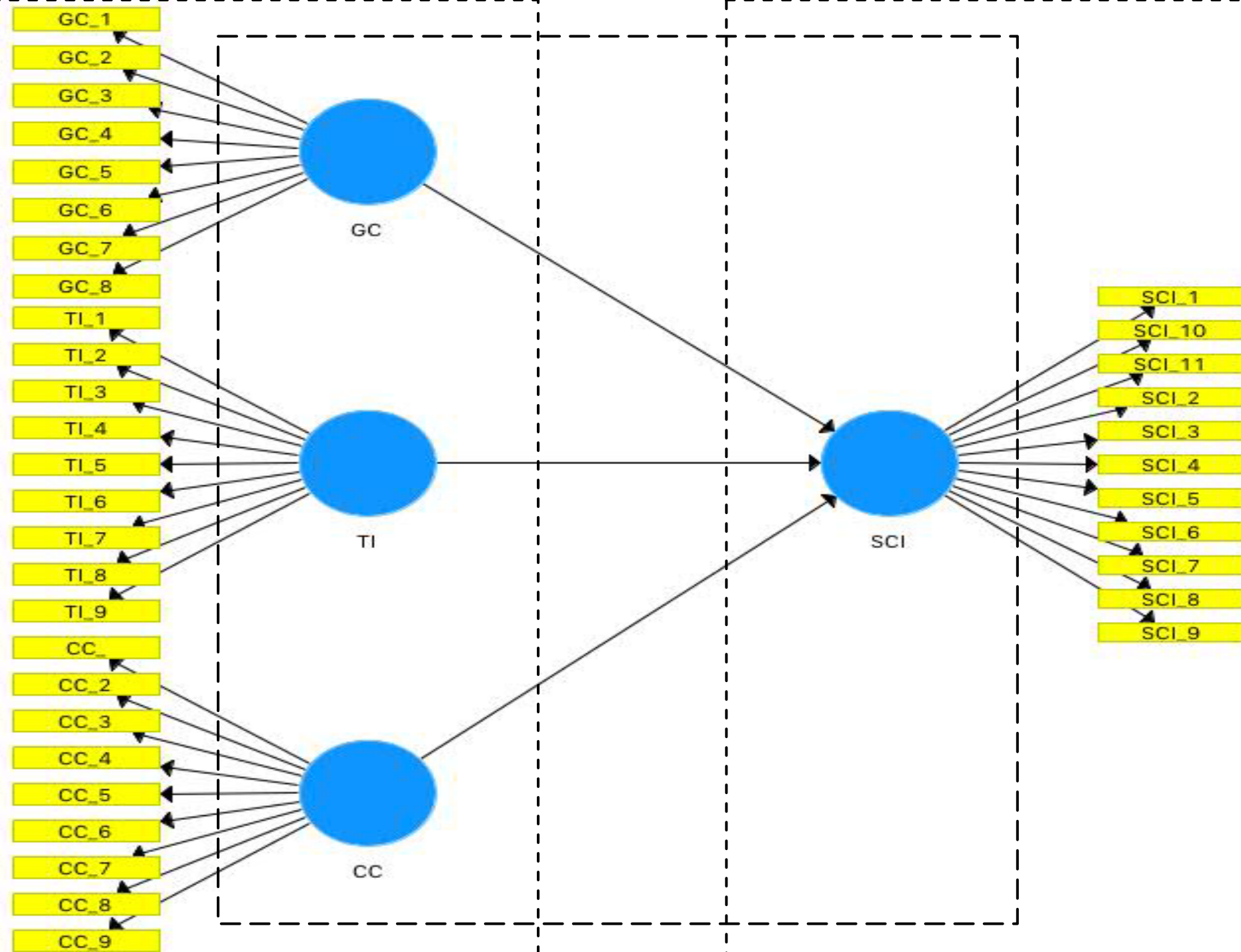
1. Las relaciones entre las variables se indican por una flecha cuyo sentido es desde la variable causa hacia la variable efecto
2. En los sistemas de ecuaciones estructurales se suele incluir dos tipos de variables, observables y latentes.
3. Los parámetros del modelo se representan sobre la fecha correspondiente.

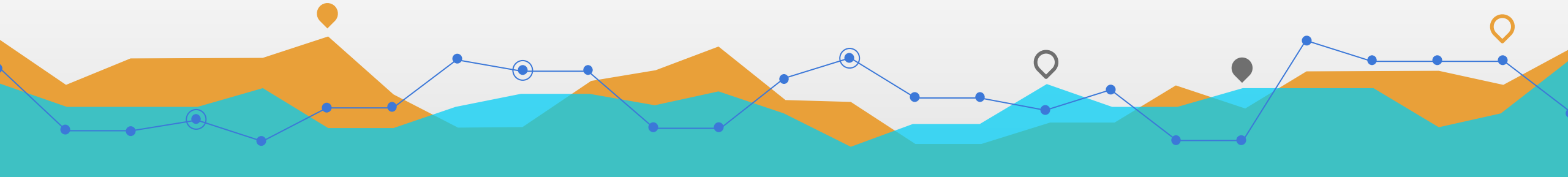
CB

- Joreskog (1978)
- Minimización de los parametros de la matriz de covarianza de la muestra y la estimada.
- Limitaciones en cuanto número de observaciones, tamaños de muestra pequeños y normalidad de la muestra.
- No diseñado para modelos complejos.
- Modelos formativos
- Criterios globales de optimización.
- Confirmación de teorías.

PLS

- Löhmoller (1989), Wold (1982, 1985)
- Maximiza la varianza explicada por las variables latentes
- Consideraciones mínimas con relación a tamaño de la muestra y normalidad de la muestra.
- Acepta supuestos complejos
- Modelos formativos y reflectivos
- No hay un criterio global de optimización.
- Uso en estudios exploratorios más que confirmatorios





PROCESO CONSTRUCCIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL

1. Especificación del modelo



Diseño del
“path
diagram”

2. Diseño del modelo de medición



Agregar los
indicadores
Formativo o
reflectivo

3. Recolección y análisis de muestra



Missing data
Respuestas sospechosas
Forma de la distribución

4. Estimación del modelo



1.DISEÑO DEL MODELO ESTRUCTURAL

Preparar el
diagrama de
sendero

- El modelo conecta los constructos basados en la lógica y principalmente la teoría
- Ayuda a identificar de una mejor forma las hipótesis
- Ayudan a compartir e identificar ideas en los proyectos de investigación.

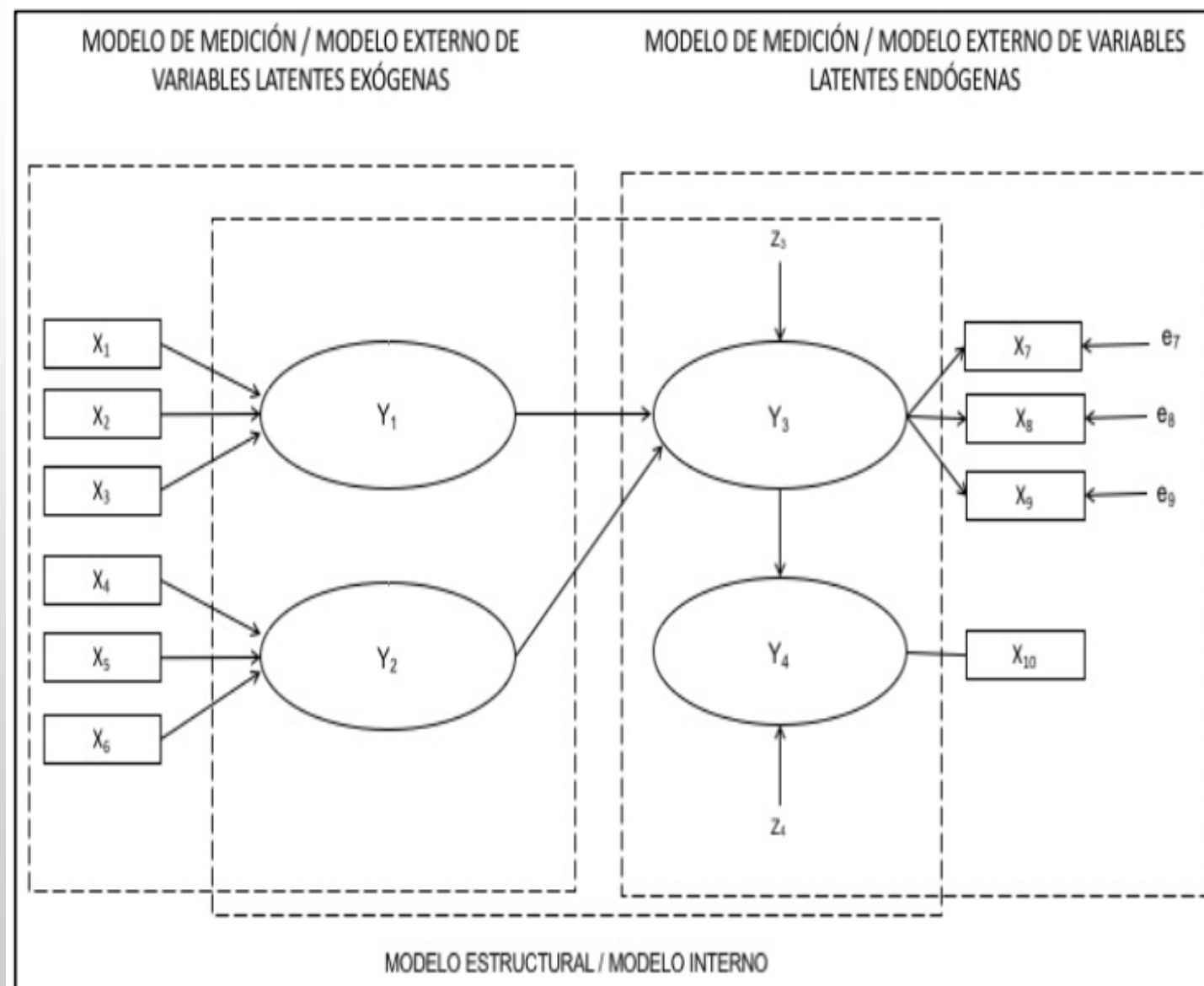
1. El modelo estructural
Describe la relación entre las
variables latentes

2. El modelo de medición
Describe la relación entre las variables
latentes y sus indicadores

ESPECIFICACIÓN DEL MODELO

Diagramas Path

- Son diagramas utilizados para ilustrar visualmente las hipótesis y las relaciones entre las variables examinadas en los modelos de ecuaciones estructurales
 - Constructos → Círculos u óvalos
 - Indicadores, ítems o variables manifestadas → Rectángulos
 - Las flechas indican la relación entre las componentes.

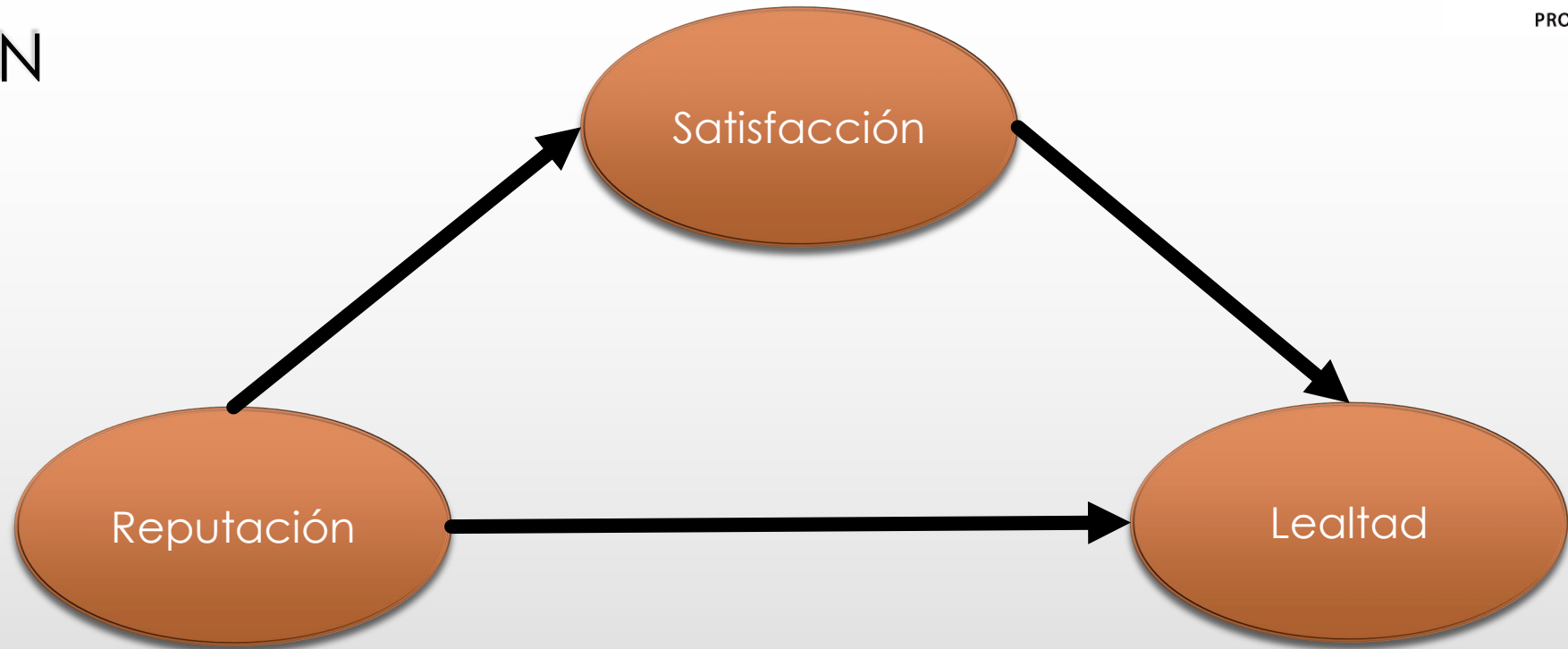


Fuente: Elaboración propia con base en Hair et al., 2017.

MODELO LINEAL



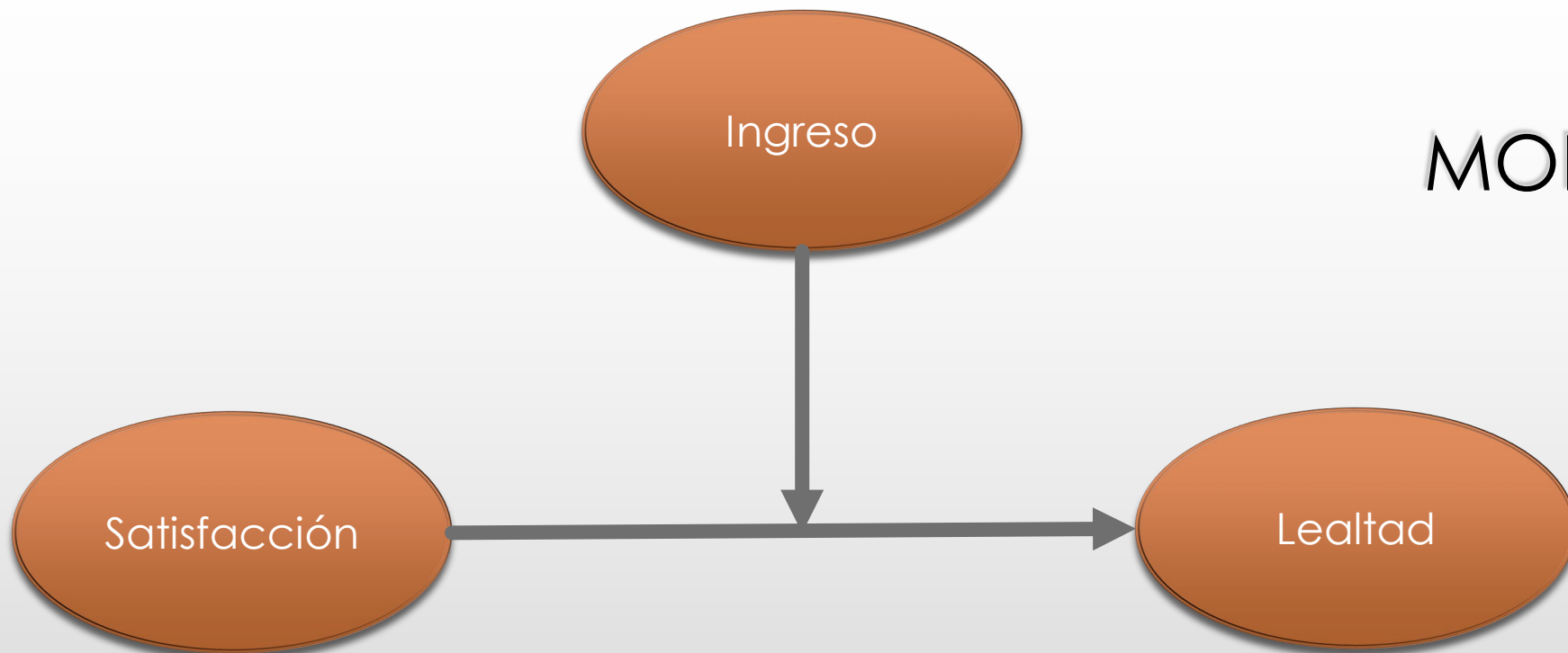
MEDIACIÓN



El efecto de mediación es creado cuando un tercer constructo o indicador interviene entre los otros constructos (Efecto indirecto).

La mediación surge para explicar por qué la relación entre una variable exógena y una endógena existe.

MODERACIÓN



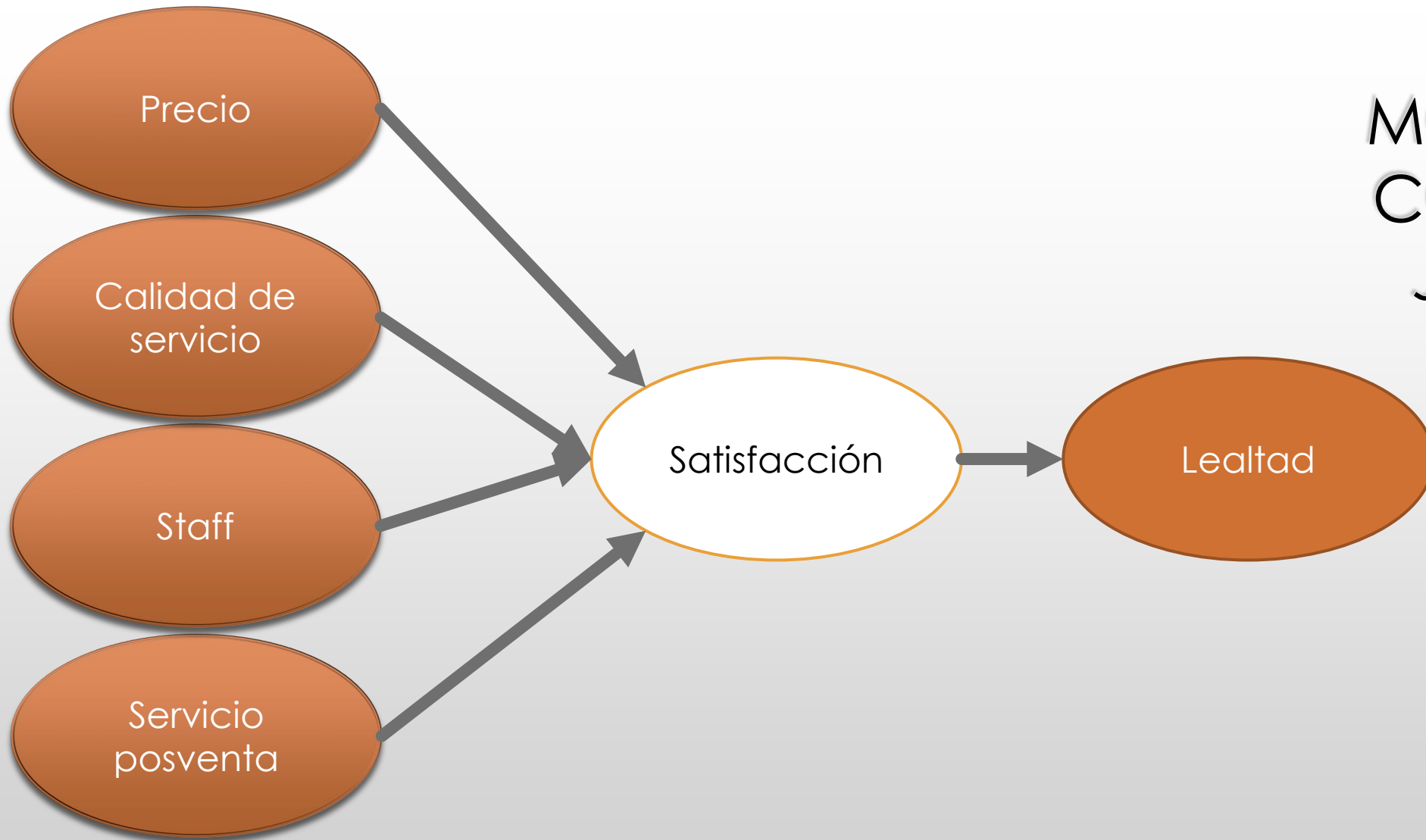
El efecto de moderación se da cuando una variable puede afectar de forma directa la relación la variable exógena y endógena.

Cambia la dirección o la fuerza de la relación entre ambos modelos.

La variable moderadora puede ser continua o categórica



MODELOS CON COMPONENTES JERÁRQUICOS



Diferentes niveles de abstracción



2.DISEÑO DEL MODELO DE MEDICIÓN

Representa
la relación
entre los
constructos
y los
indicadores

- La base para determinar indicadores es la teoría
- **Extremadamente importante:** la prueba de hipótesis entre los constructos depende de que tan válido y confiable sea el modelo de medición

MODELOS REFLECTIVOS Y FORMATIVOS

● Reflectivos

- Los indicadores son expresados como función del constructo.
- Son expresados como manifestaciones del constructo
- Ej: el estado de ebriedad de un individuo es medido por el nivel de alcohol en la sangre, capacidad para conducir, nivel de alcohol en aliento, rendimiento en cálculos mentales

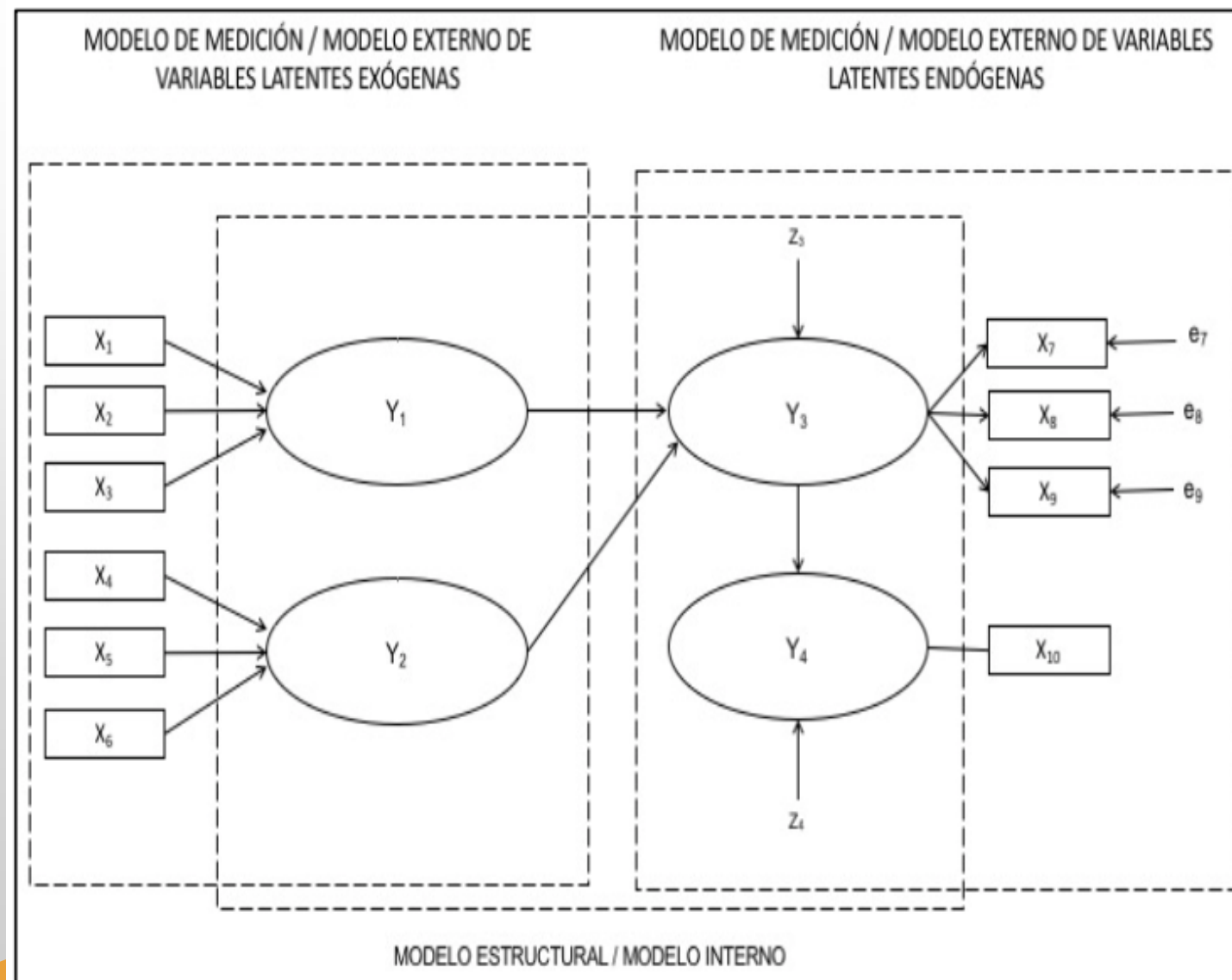
● Formativos

- Los constructos están en función de los indicadores.
- Los indicadores forman al constructo.
- Ej: el estado de ebriedad está formado por la cantidad de bebidas alcohólicas que el individuo ingirió



ESPECIFICACIÓN DE LAS MEDIDAS

- Dos formas de medición:
 - Modelos formativos:
 - Las flechas de los indicadores apuntan hacia los constructos
 - Modelos reflectivos:
 - Las flechas apuntan hacia los indicadores



Fuente: Elaboración propia con base en Hair et al., 2017.

FORMATIVO

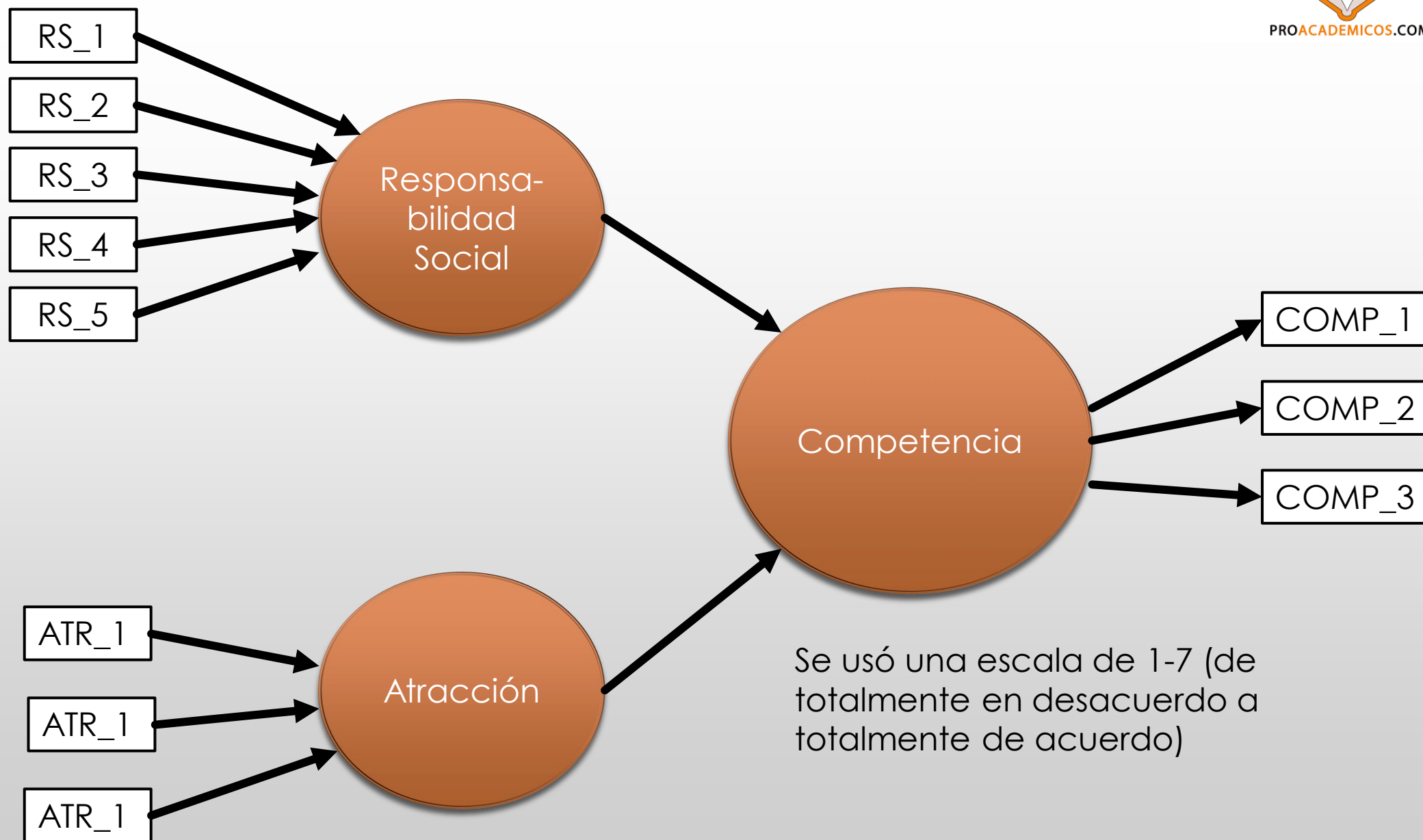
REFLECTIVO

Satisfacción

- YO APRECIO ESTE HOTEL
- ESTOY BUSCANDO HOSPEDARDE EN UN FUTURO EN ESTE HOTEL
- RECOMIENDO ESTE HOTEL A OTROS

- EL SERVICIO ES BUENO
- EL PERSONAL ES AMIGABLE
- LAS HABITACIONES ESTÁN LIMPIAS

Criterio	Decisión	Referencia	Criterio	Decisión	Referencia
Prioridad causal entre el indicador y el constructo	• Del constructo al indicador: Reflectivo • Del indicador al constructo: formativo	Diamantopoulos y Winklhofer (2001)	¿Es el constructo un rasgo explicativo de los indicadores o más bien una combinación de los indicadores?	• Rasgo: reflectivo • Combinación: formativo	Fornell y Bookstein (1982)
¿Los indicadores representan consecuencias o causas del constructo?	• Si tiene consecuencias: reflectivo • Si causa: formativo	Rossiter (2002)	¿Si la evaluación de un rasgo cambia, todos los indicadores cambiarán de una forma similar (asumiendo que todos están codificados igual)?	• Sí: reflectivo • No: formativo	Chin (1998)
¿Los indicadores son mutuamente intercambiables?	• Sí: Reflectivo • No: Formativo	Jarvis, Mackenzie y Podsakoff (2003)			



CTA (CONFIRMATORY TETRAD ANALYSIS)

- ES UNA TÉCNICA QUE PERMITE IDENTIFICAR SI EL CONJUNTO DE INDICADORES SON FORMATIVOS O REFLECTIVOS, HACIENDO UNA PRUEBA DE HIPÓTESIS NULA DE LOS INDICADORES

	CI límite inferior	Límite superior	Modelo de medición...
Si todos los valores son...	-	-	Formativo
Si todos los valores son...	+	+	Formativo
Si uno o más de los valores es...	-	+	Reflectivo

3.RECOLECCIÓN DE DATOS

- Etapa en extremo importante
- Se busca que las repuestas sean validas y confiables

Fuentes Primarias:

Cuestionarios, entrevistas, encuestas

Fuentes secundarias:

Bases de datos, S&P Capital IQ,
Wharton Research Data Services
(WRDS), Compustat



ESPECIFICACIÓN Y RECOLECCIÓN DE DATOS

- Evaluación de la base datos.
- Diseño del instrumento.
- Definir escala de medición

• Aplicación del instrumento



2 CUESTIONES

Datos perdidos

- Ocurre cuando a propósito o de forma inadvertida no se responde a una pregunta
- Cuando esto es superior a 15% se remueve la observación de la base de dato.
- Reemplazo por la media
 - Si es menor del 5% se calcula la media y se sustituye el valor perdido

Patrones de
respuesta
sospechosos

- Respuestas lineales
- Diagonal
- Respuestas extremas

DISTRIBUCIÓN DE LOS DATOS

Modelo no paramétrico

- No requiere de una distribución normal a diferencia de los modelos CB.

Pero, es importante verificar que los datos no estén alejados de la normalidad

- Datos extremadamente anormales, generan problemas al evaluar la significancia de los coeficientes.

PRUEBAS DE NORMALIDAD

Las pruebas de Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilks están designadas para comprobar la normalidad de la muestra.

Asimetría (Skewness), permite establecer el grado de simetría que presenta una distribución de una variable aleatoria sin hacer una representación gráfica.

Curtosis: es una medida de que tanto una distribución está concentrada muy cerca de la media de la distribución o muy lejos de ellas

Cuando la curtosis y asimetría son cercanos a 0, se considera que la muestra está distribuida de forma normal.

Valores superiores a +1 indican que la distribución de los datos es anormal.

4. ESTIMACIÓN DEL MODELO

Cómo funciona
el algoritmo

- El algoritmo fue creado en 1972 por Wold, mejorado y extendido por Löhmoller (1989), Dijkstra (2014), Bentler, Dijkstra y Huang (2014).
- El algoritmo estima los coeficientes de las relaciones entre los constructos (Path Coefficients), junto con otros indicadores (Alfas, AVE, VIF, R^2 , etc.) maximizando la varianza explicada de los constructos

LOS DATOS...

- Se construye una matriz, donde se muestra los datos generados por cada indicador (columnas) y cada caso (filas), sirven como datos crudos para medir los constructos.
- Los constructos (Y1, Y2) se muestran en la últimas columnas.

Caso	x1	x2	x3	x4	x5	...	xn	Y1	Y2
1	X1,1	X2,1	X3,1	X4,1	X5,1	...	Xn,1	Y1,1	Y2,1
2	X1,2	X2,2	X3,2	X4,2	X5,2	...	Xn,2	Y1,2	Y2,2
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
n	X1,n	X2,n	X3,n	X4,n	X5,n	...	Xn,n	Y1,n	Y2,n

TAMAÑO DE LA MUESTRA

- El tamaño de la muestra mínima debe ajustarse a la regla de **10 veces**.
- Por ejemplo: si hay dos constructos exógenos ($Y1$, $Y2$), cada uno con dos indicadores ($X1$, $x2$, $x3$, $x4$), para explicar a la variable endógena ($Y3$), por lo que se tendrían 2 flechas apuntando a la variable endógena. El tamaño de la muestra necesaria sería $10 \cdot 2 = 20$ casos mínimos

Cohen (1992), en el contexto de OLS, propone el uso del programa G*power, donde el tamaño de la muestra sería de 33 observaciones, con un nivel de significancia de 5% y un poder estadístico de 80%.



EL ALGORITMO

PLS usa los elementos conocidos para estimar los parametros desconocidos.

El algoritmo determina primero los resultados de los constructos "Y".

Después el algoritmo calcula las regresiones (multiple o simple) entre cada uno las variables endógenas y exógenas

Obtenemos los estimados para todas las relaciones en el modelo

Cargas y pesos para los indicadores

Coeficientes de sendero para los constructos

EL ALGORITMO

Modelo formativo

- Se calculan pesos, estimados por una regresión parcial múltiple.

Modelo reflectivo

- Se calculan cargas, mediante regresiones simples, entre cada uno. De los indicadores y entre cada uno de los constructos.

En ambos casos, el algoritmo calcula mediante procedimientos iterativos en dos fases:

1. Estimación de los escores de los constructos
2. Cargas y pesos, coeficientes de sendero y R^2 de las variables endógenas.

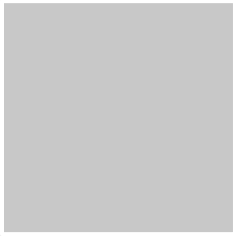
PROPIEDADES ESTADÍSTICAS

- PLS se basa en en regresiones OLS
 - Se enfoca en la predicción de un conjunto de relaciones hipotetizadas que maximiza las varianzas explicadas en las variables dependientes
 - Su uso es más utilizado en estudios predictivos y exploratorios que confirmatorios
 - Aspecto no paramétrico, no hay supuestos

LOS CONTRAS

1. La ausencia de un indicador de bondad de ajuste
2. Las medidas de confianza dependen totalmente en los supuestos de los investigadores

CONFIGURACIÓN DE SMARTPLS 4



Esquema de ponderaciones

- Centroide
- Sendero
- factor



Iteraciones máximas

- Este parámetro representa el número máximo de iteraciones que se emplearán para calcular los resultados PLS
- 300 iteraciones



Criterio de parada

- El algoritmo PLS se detiene cuando el cambio en los pesos externos entre dos iteraciones es menor que este criterio de parada (o se ha alcanzado el número máximo de iteraciones).
- 10^{-7}

EVALUACIÓN DEL MODELO DE MEDICIÓN

EVALUACIÓN DEL MODELO DE MEDICIÓN

- MODELOS REFLECTIVOS

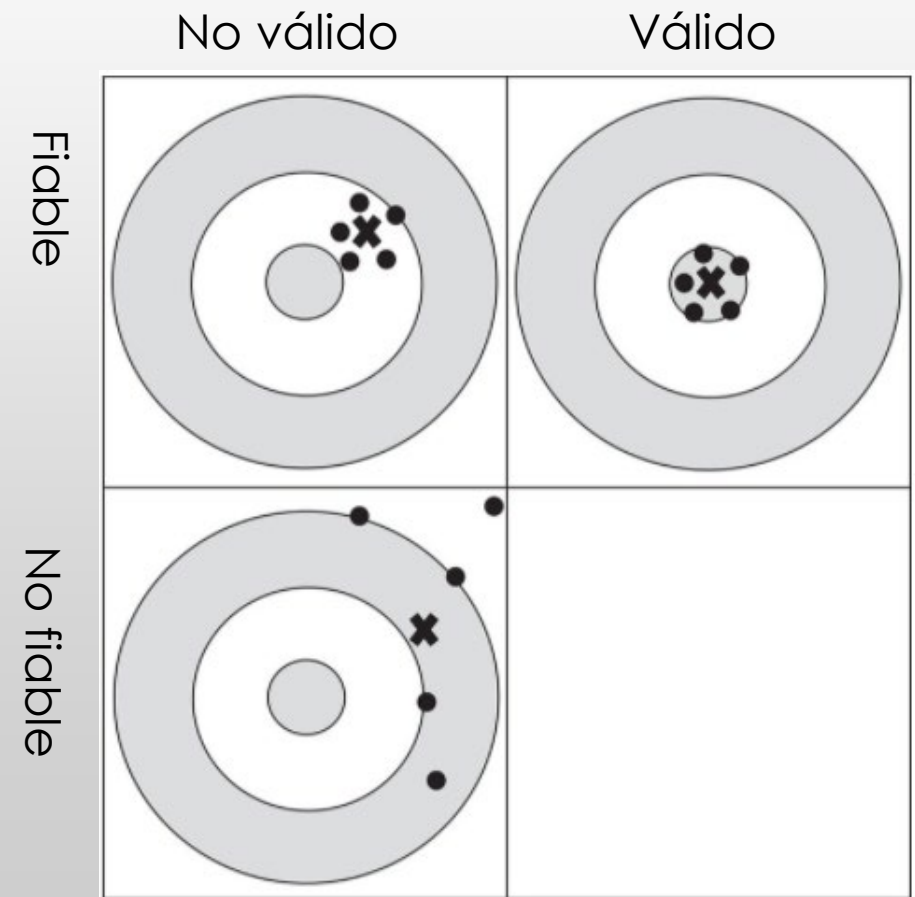
- CONSISTENCIA INTERNA
 - ALFA DE CRONBACH, FIABILIDAD COMPUESTA
- VALIDEZ CONVERGENTE
 - FIABILIDAD DE INDICADOR, AVERAGE VARIANCE EXTRACTED
- VALIDEZ DISCRIMINANTE

- MODELOS FORMATIVOS

- COLINEALIDAD ENTRE INDICADORES
- SIGNIFICANCIA Y RELEVANCIA DE LOS PESOS EXTERNOS

EVALUACIÓN DEL MODELO REFLECTIVO

- FIABILIDAD Y VALIDEZ
 - EL INVESTIGADOR EVALUA LA FIABILIDAD Y VALIDEZ DE LAS MEDIDAS DE LOS CONSTRUCTOS (INDICADORES), PRINCIPALMENTE AL UTILIZAR MULTI ÍTEMS.
 - MULTI ÍTEMS ARROJA UNA MEDIDA MÁS PRECISA QUE LOS DE ÍTEMS ÚNICOS, AL REPRESENTAR DIFERENTES ASPECTOS DEL CONCEPTO



EVALUACIÓN DEL MODELO REFLECTIVO

Fiabilidad compuesta

- Fiabilidad del indicador
- Average variance extracted

Validez convergente

Validez discriminante

- Criterio Fornell-Larcker
- HTMT (heterotrait-monotrait)

FIABILIDAD

Alfa de Cronbach: Este coeficiente provee un estimado de fiabilidad basado en las intercorrelaciones de los indicadores de las variables observadas.

El Alfa de Cronbach asume que todos que todos los indicadores son igual de confiables y tienen la misma carga en el constructo.

Es sensible al número de ítems en la escala y tiene a sobreestimar la fiabilidad de consistencia interna, por lo que se debe de utilizar de una forma conservadora

Fiabilidad compuesta

Toma en cuenta las diferentes cargas de los indicadores de las variables.

- Varían entre 0 y 1
 - Los Niveles de fiabilidad compuesta entre 0.60 y 0.70 (exploratorias)
 - Valores entre 0.70 y 0.90 son satisfactorias.
 - Valores por encima de 0.90 no son deseables ya que indican que todos los indicadores están midiendo el mismo fenómeno y no hay una medición válida del constructo.
 - Valores inferiores a 0.60, demuestran falta de fiabilidad

VALIDEZ CONVERGENTE

- Indica el grado en que una medida se correlaciona positivamente con las demás medidas alternativas del mismo constructo
 - Los indicadores deben de converger o tener una alta proporción de la varianza.

Cargas externas

Average extracted variance
(AVE)

CARGAS EXTERNAS (FIABILIDAD DEL INDICADOR)

Sí las cargas son altas indican que los indicadores asociados a un constructo tienen mucho en común.

Valores mayores s 0.708

Se basa en el supuesto de que el cuadrado de la carga representa cuanta variación de un ítem es explicada por el constructo y describe la varianza extraída del ítem

La variable latente debe explicar en al menos el 50% de la varianza de cada indicador (0.708^2).

EVALUACIÓN DE LAS CARGAS

Por lo que se realiza un análisis factorial basado en los siguientes criterios:

Debajo de 0.40:

- Los indicadores siempre deben de ser eliminados del constructo.

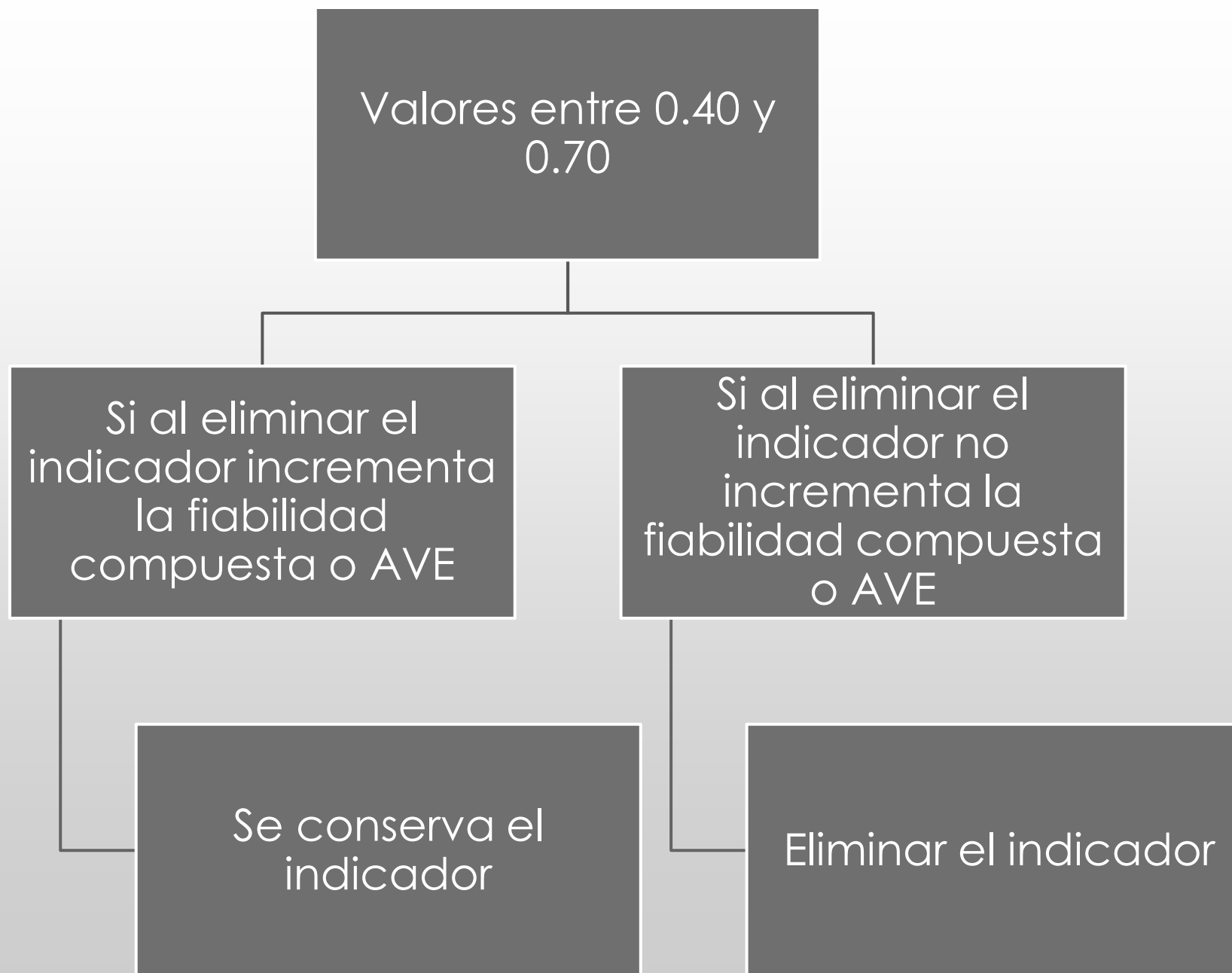
Mayores a 0.70:

- Siempre deben de conservarse dentro del constructo.

Entre 0.40 y 0.70:

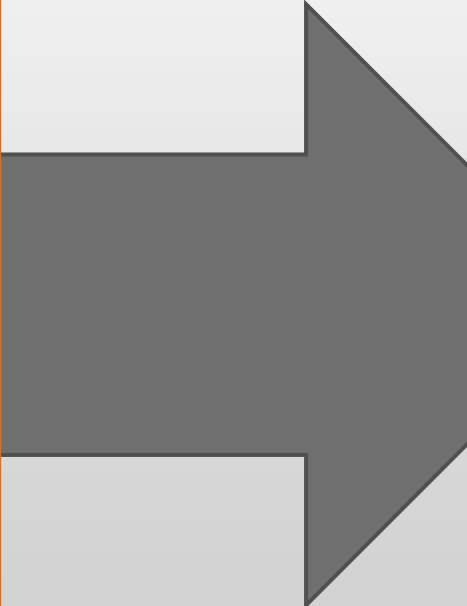
- Examinar la fiabilidad compuesta,
- AVE

EN LAS INVESTIGACIONES EN CIENCIAS SOCIALES EN COMÚN
ENCONTRAR CARGAS MENORES DE 0.70, PRINCIPALMENTE CUANDO SE
ESTÁN APLICANDO NUEVAS ESCALAS E INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN
(HULLAND, 1999).



AVERAGE VARIANCE EXTRACTED (AVE)

- Es la media del valor de las cargas de los indicadores asociados con el constructo al cuadrado.
- El *AVE* es el equivalente a la comunalidad del constructo.



Los valores de AVE deben de ser iguales o mayores a 0.50, indicando que, en promedio, el constructo explica al menos la mitad de la varianza de los indicadores. Un valor por debajo de 0.50 indica que hay más varianza contenida en el error de los ítems que la que es explicada por la varianza generada por los indicadores (Hair *et al.*, 2017).

VALIDEZ DISCRIMINANTE

- SE DEFINE COMO EL GRADO EN EL CUAL UN CONSTRUCTO ES VERDADERAMENTE DISTINTO DE OTROS CONSTRUCTOS POR ESTÁNDARES EMPÍRICOS
- EL CONSTRUCTO ES ÚNICO Y CAPTURA FENÓMENOS QUE NO SON REPRESENTADOS EN LOS OTROS CONSTRUCTOS UTILIZADOS EN EL MODELO.



CARGAS CRUZADAS

- SE ESPERA QUE LAS CARGAS DE LOS INDICADORES ASOCIADAS A UN CONSTRUCTO SEAN MAYORES QUE CUALQUIERA DE SUS CARGAS CRUZADAS CON LOS OTROS CONSTRUCTOS.

	Y_1	Y_2	Y_3
X_{11}	0.75	0.49	0.41
X_{12}	0.83	0.27	0.35
X_{21}	0.55	0.82	0.6
X_{22}	0.45	0.82	0.42
X_{31}	0.43	0.53	0.87
X_{32}	0.42	0.55	0.84

CRITERIO FORNELL-LARCKER

- Este criterio compara la raíz cuadrada de los valores *AVE* con las correlaciones de las variables latentes. La raíz cuadrada de los valores *AVE* de cada constructo deben de ser mayor que la correlación más alta con cualquier otro constructo.

HETEROTRAIT-MONOTRAIT

- Henseler *et al.* (2015) encontró que tanto las cargas cruzadas como el criterio Fornell-Larcker carecían fiabilidad al momento de realizar la evaluación de validez discriminante por lo que se propuso la ratio *Heterotrait-Monotrait* (HTMT).

La técnica HTMT es un estimado de lo que la verdadera correlación entre constructos será, si son perfectamente medidos

Una correlación desaturada cercana a 1 indica una falta de validez discriminante. El valor límite de esta media es de 0.85 (Henseler, 2015).

EVALUACIÓN DEL MODELO FORMATIVO



COLINEALIDAD

- La colinealidad se presenta cuando dos o más indicadores formativos de un mismo constructo tienen la misma información.

¿Por qué ocurre?

- El indicador está duplicado
- El indicador muestra una relación lineal con otro indicador
- Indicadores redundantes (single ítems) para medir dos o más constructos.

Consecuencias

- Impacto en la estimación de los pesos y la significancia estadística
- Aumenta los errores estandar

COLINEALIDAD (VIF)

- Variance inflation factor (VIF) cuantifica la intensidad de la colinealidad en un análisis de regresión con mínimos cuadrados
- LA VIF indica hasta que punto la varianza de un coeficiente de regresión estimado se incrementa a causa de la colinealidad.

VIF mayor a 5

- Indica un problema de colinealidad
- Eliminar el indicador
- Usar modelos formativos-refelctivos de segundo orden.

SIGNIFICANCIA ESTADÍSTICA

- Uso de bootstrapping
 - Submuestras lo suficientemente grandes > 2000
 - Bootstrapping completo
 - Bias-corrected and accelerated bootstrapping
 - Dos colas 0.1, 0.05 de nivel de significancia

Estadístico t

- *Superior al 1.96 cuando el nivel de significancia de 0.05*

Valor- p

- *Se buscan obtener valores inferiores al 0.05*

EVALUACIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL

EVALUACIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL

La evaluación del modelo estructural permite determinar la evidencia del modelo teórico especificado mediante el diagrama de sendero.

Cuando se ha confirmado que el modelo de medición es fiable y válido, el siguiente paso es examinar las capacidades predictivas y las relaciones entre los constructos del modelo (Chin, 2010).

1.

- Evaluar la colinealidad del modelo

2.

- Evaluar la significancia y relevancia de las relaciones del modelo estructural

3.

- Evaluar el nivel de R^2

4.

- Evaluar el efecto de f^2 ;

5.

- Evaluar la relevancia predictiva Q^2 .

6.

- Evaluar el tamaño del efecto q^2 .

COLINEALIDAD DEL MODELO

Valores VIF de los constructos

- Se esperan valores inferiores a 5

- Tres métodos para eliminar problemas de colinealidad del modelo:
 - Eliminar el constructo
 - Fusionar el constructo
 - Crear un modelo jerárquico

COEFICIENTES DE SENDERO

- ESTOS COEFICIENTES TIENEN VALORES ESTANDARIZADOS APROXIMADAMENTE ENTRE -1 Y $+1$.
 - LOS COEFICIENTES MÁS CERCANOS A $+1$ INDICAN UNA FUERTE RELACIÓN POSITIVA.
 - LOS COEFICIENTES CERCANOS A 0 INDICAN UNA DEBILIDAD Y NO SON SIGNIFICATIVOS.

Uso de bootstrapping

- Submuestras lo suficientemente grandes > 2000
- Bootstrapping completo
- Bias-corrected and accelerated bootstrapping
- Dos colas 0.1, 0.05 de nivel de significancia

Estadístico t

- *Superior al 1.96 cuando el nivel de significancia de 0.05*

Valor- p

- *Se buscan obtener valores inferiores al 0.05*

COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R^2



Es una medida del poder predictivo del modelo y se calcula como el cuadrado de la correlación entre un constructo endógeno y los valores de los indicadores.



El coeficiente representa la cantidad de varianza en el constructo endógeno explicado por todos los constructos endógenos vinculado a él.



Los valores de R^2 están en un rango de 0 a 1 con niveles más altos de R^2 indican mayor nivel de precisión predictiva.

Debido a la diversidad de complejidad y disciplinas académicas es complicado establecer reglas para valores R^2 aceptados.

EFECTO f^2

- Adicionalmente a la evaluación del coeficiente R^2 de todas las variables endógenas, se considera que el cambio en R^2 cuando un constructo exógeno es omitido del modelo puede ser usado para evaluar si el constructo omitido tiene un impacto sustantivo en el constructo endógeno.
- Qué tan fuerte es la contribución de un constructo exógeno a la explicación de un constructo endógeno en términos de R^2
 - Para la evaluación de los efectos f^2 los valores 0.02, 0.15 y 0.35 representan efectos pequeños, medianos y grandes respectivamente. Los valores menores de 0.02 indican que no hay efectos entre las variables (Cohen, 1988).

EFFECTO Q^2

- Junto con el valor de R^2 como criterio para la evaluación predictiva del modelo, también se debe de aplicar el indicador Stone-Geisser Q^2 .
 - Q^2 mide el poder predictivo del modelo fuera de la muestra.
 - Se obtiene mediante el proceso de blindfolding, que es una técnica de remuestreo.

Valores de Q^2

- Entre 0.02 y 0.15 → efecto débil
- Entre 0.15 y 0.35 → efecto moderado
- Mayor a 0.35 → efecto fuerte

EFECTO q^2

- De una forma similar al efecto f^2 , los cambios ocasionados en Q^2 pueden ser utilizados para evaluar el impacto relativo en las mediciones observadas para cada variable latente.

$$q^2 = \frac{Q_{incluida}^2 - Q_{excluida}^2}{1 - Q_{incluida}^2}$$

MÉTODOS AVANZADOS DE PLS

Mediación

Modelos
HOC

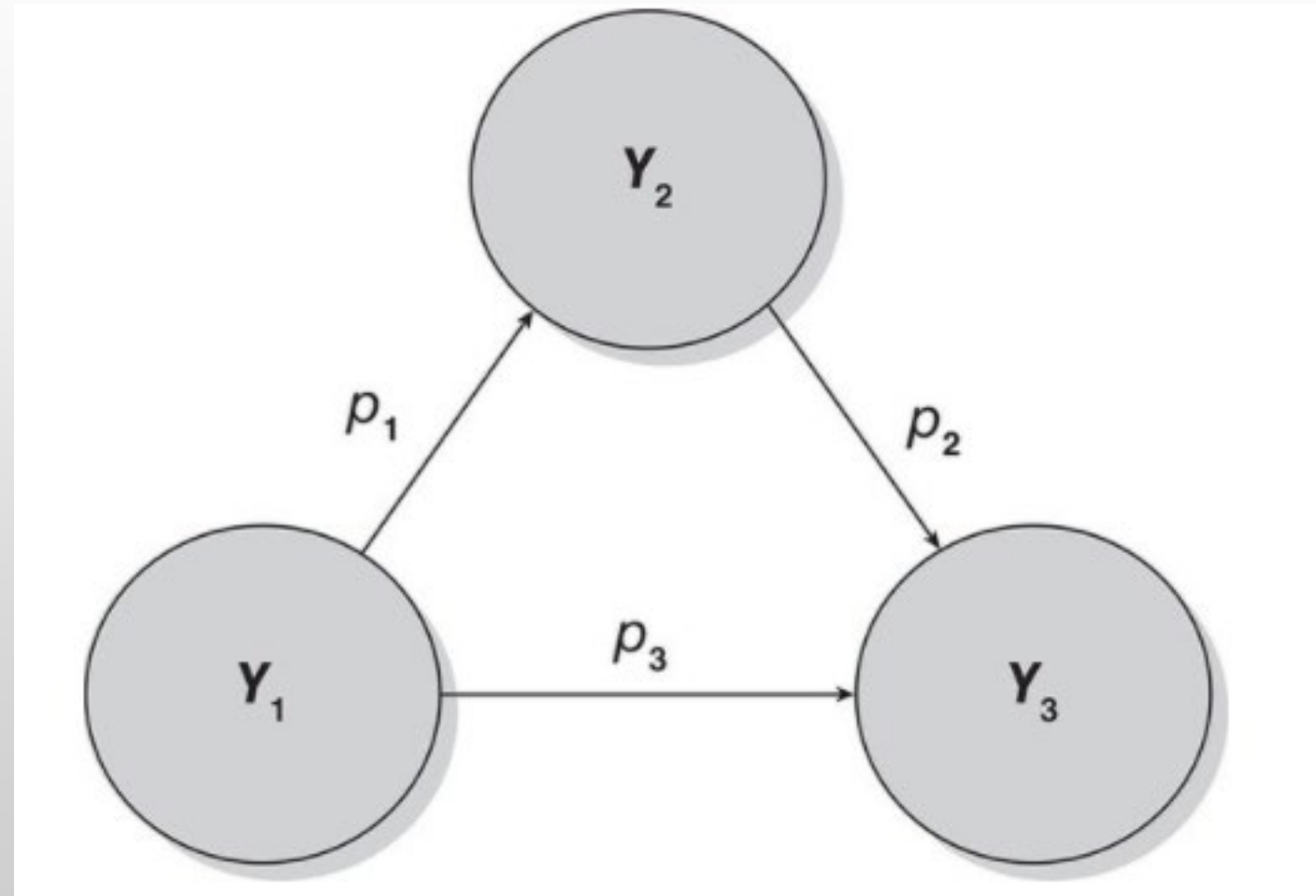
Importance
performance
map

MEDIACIÓN

- La mediación se presenta cuando una tercer variable interviene entre otros dos constructos relacionados.
- Un cambio en el constructo exógeno resulta en cambio de la variable mediadora que resulta en el cambio de la variable endógena.

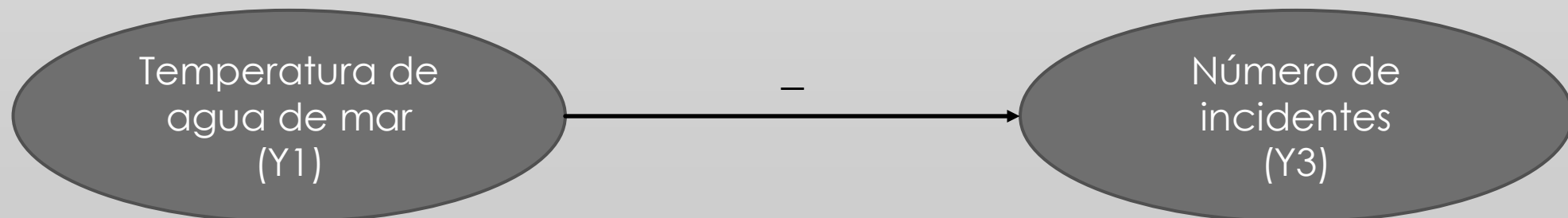
Soporte conceptual/teórico es requerido para explorar efectos mediadores significativos

- Los efectos directos: son las relaciones donde se vinculan dos constructos con una sola flecha
- Efectos indirectos: son las relaciones que involucran una secuencia de relaciones con al menos un constructo de por medio.



EJEMPLO

- La relación entre la temperatura de agua de mar y el número de incidentes (personas que tienen que ser rescatadas).
 - H1: Mientras más alta sea la temperatura del agua de mar (Y1), menor el número de incidentes (Y3)
- Sin embargo, los resultados han arrojado que esta correlación tiene resultados no significativos y con signo positivo

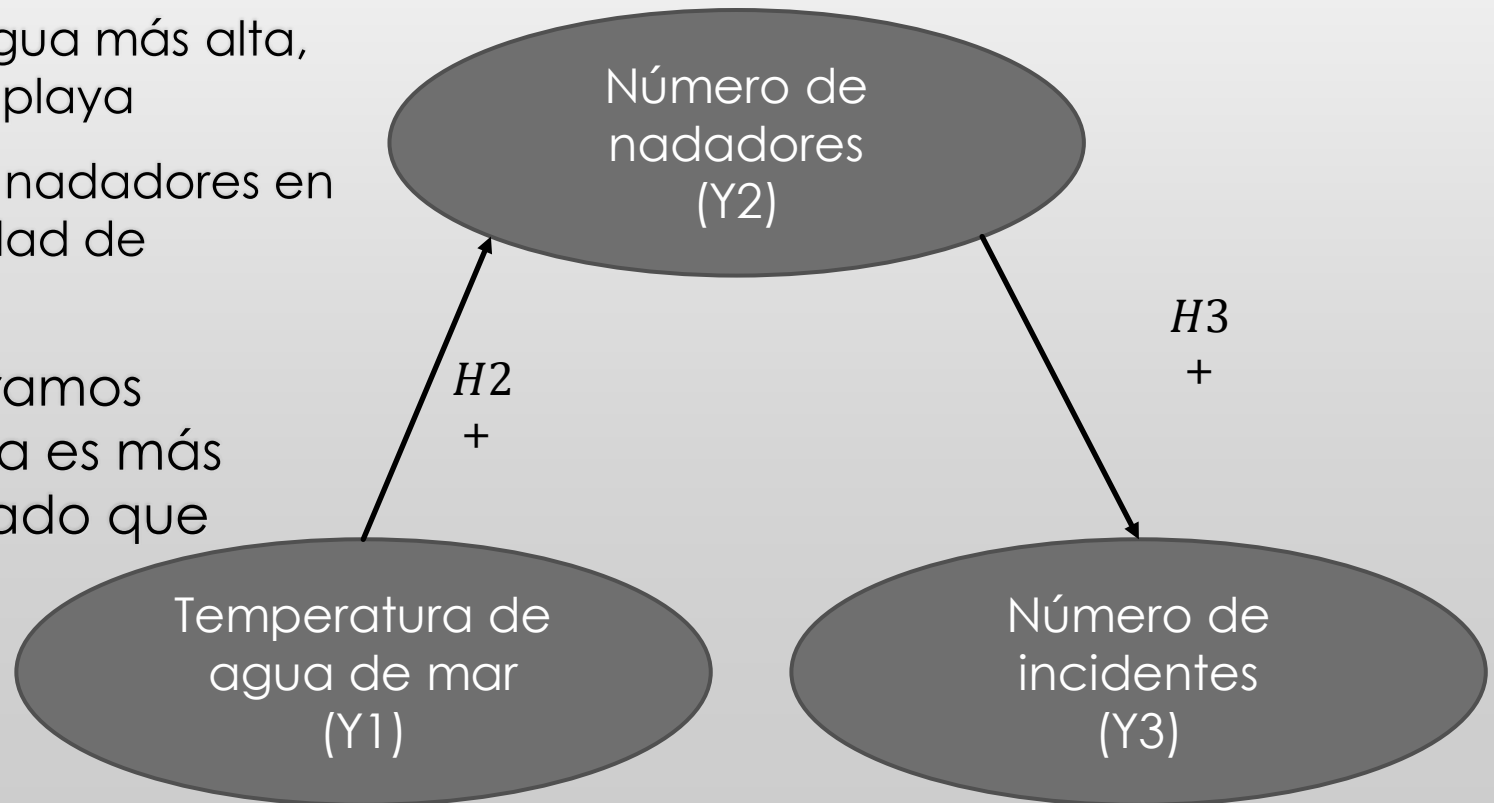


EJEMPLO

- Cuando usamos datos simples puede llevar al investigador a conclusiones inadecuadas y falsas
- Al utilizar un técnicas de análisis multivariantes, supuestos teóricos y razonamiento lógico son requerimientos necesarios.
- Si los resultados no alcanzan las expectativas se tiene que buscar otras explicaciones:
 - Consideraciones teóricas/conceptuales
 - Consideraciones acerca de datos
 - Peculiaridades técnicas del método utilizado.

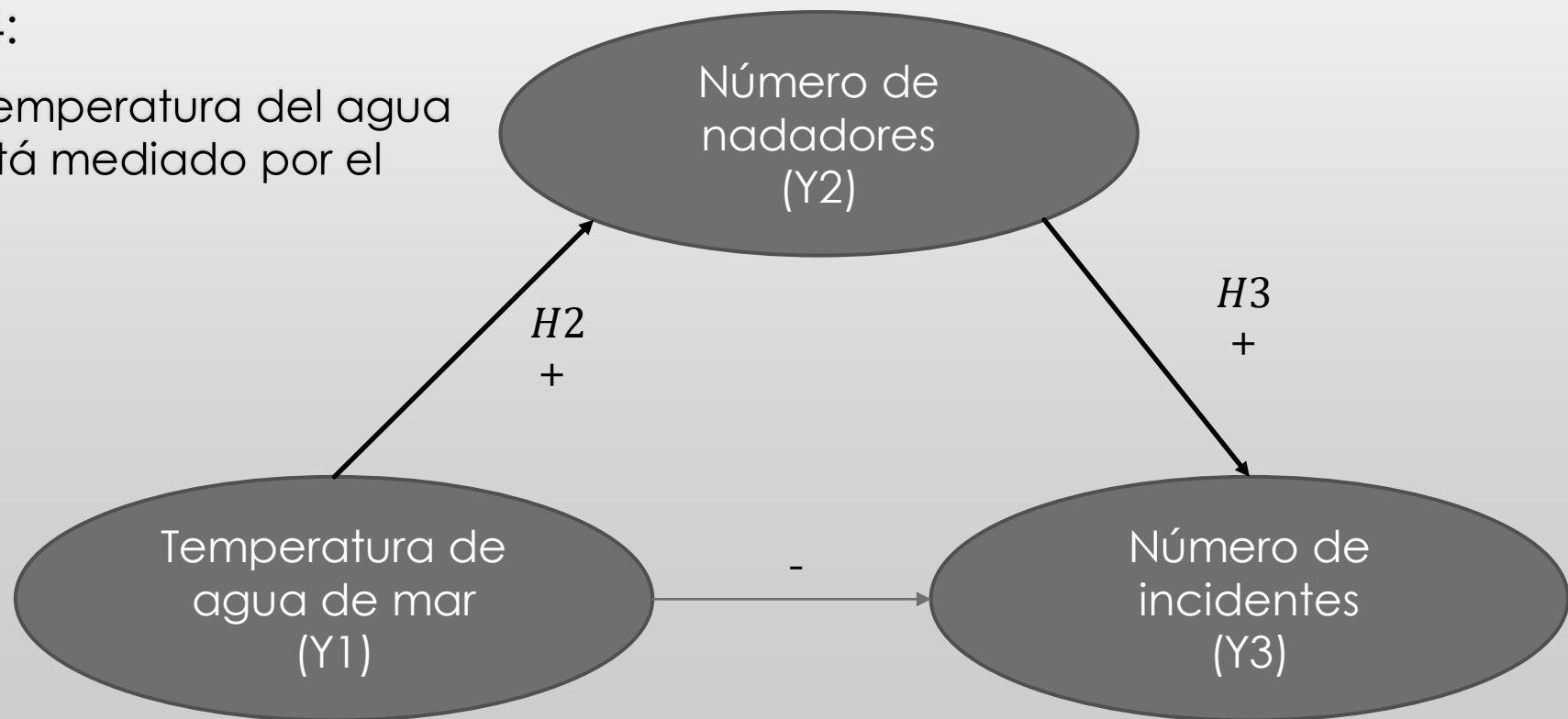
EJEMPLO

- En este ejemplo se ajustan las cuestiones teóricas/conceptuales
 - Para entender mejor la relación entre la temperatura del agua (Y1) y el número de incidentes (Y2), se incluye el número de nadadores en la playa (Y3).
 - Se plantea H2: a temperatura de agua más alta, mayor número de nadadores en la playa
 - Se plantea H3: A mayor número de nadadores en la playa, más altas son la probabilidad de incidentes
- Con esta nueva propuesta, encontramos nuevamente que nadar en agua fría es más seguro que en aguas templadas, dado que ambas tiene signo positivo

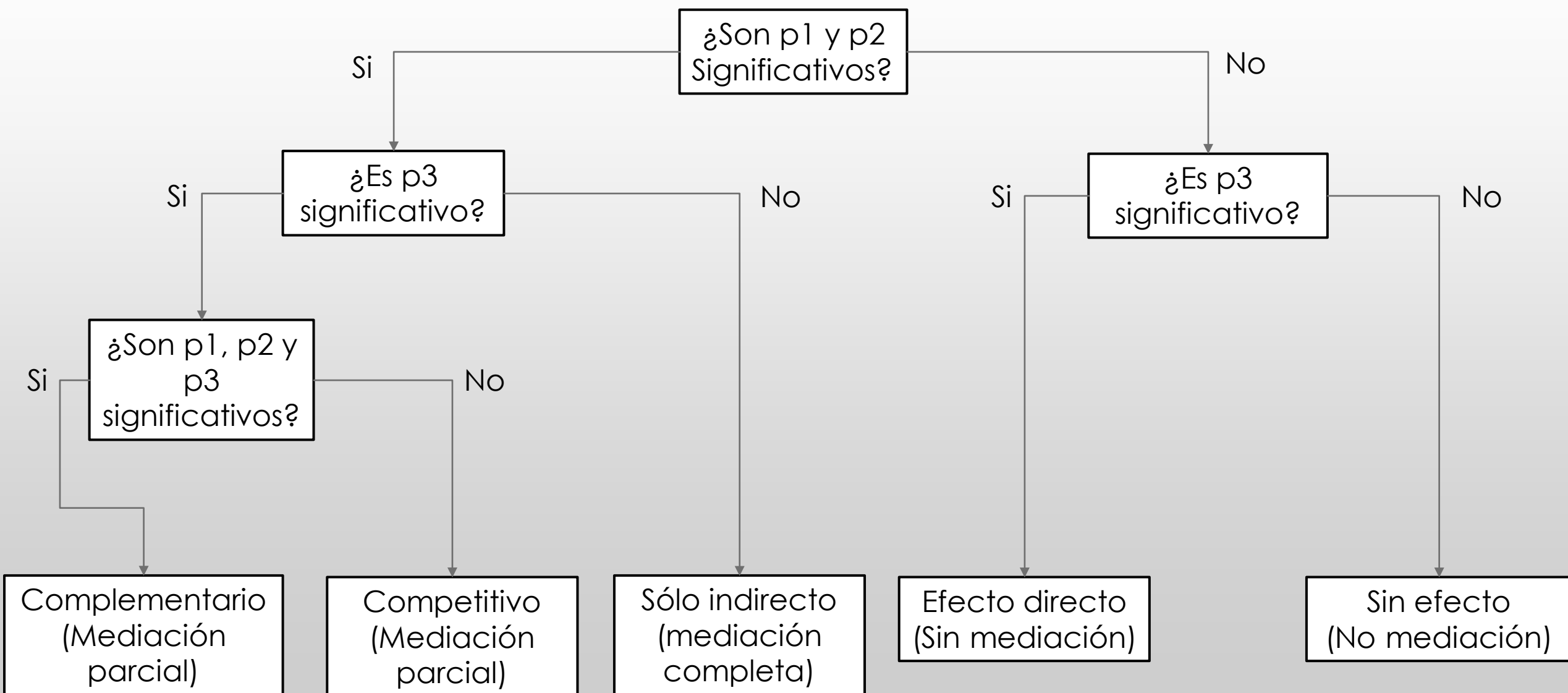


EJEMPLO

- Al combinar ambos modelos, mediante la mediación al incluir la variable mediadora (Y2).
Adicionalmente se agrega H4:
- La relación directa entre la temperatura del agua y el número de incidentes está mediado por el número de nadadores.



TIPOS DE EFECTOS DE MEDIACIÓN



Complementario
(Mediación parcial)

El efecto indirecto y el efecto directo ambos son significativos y apuntan en la misma dirección

Competitivo
(Mediación parcial)

El efecto indirecto y el efecto directo ambos son significativos y apuntan en direcciones opuestas

Sólo indirecto
(mediación completa)

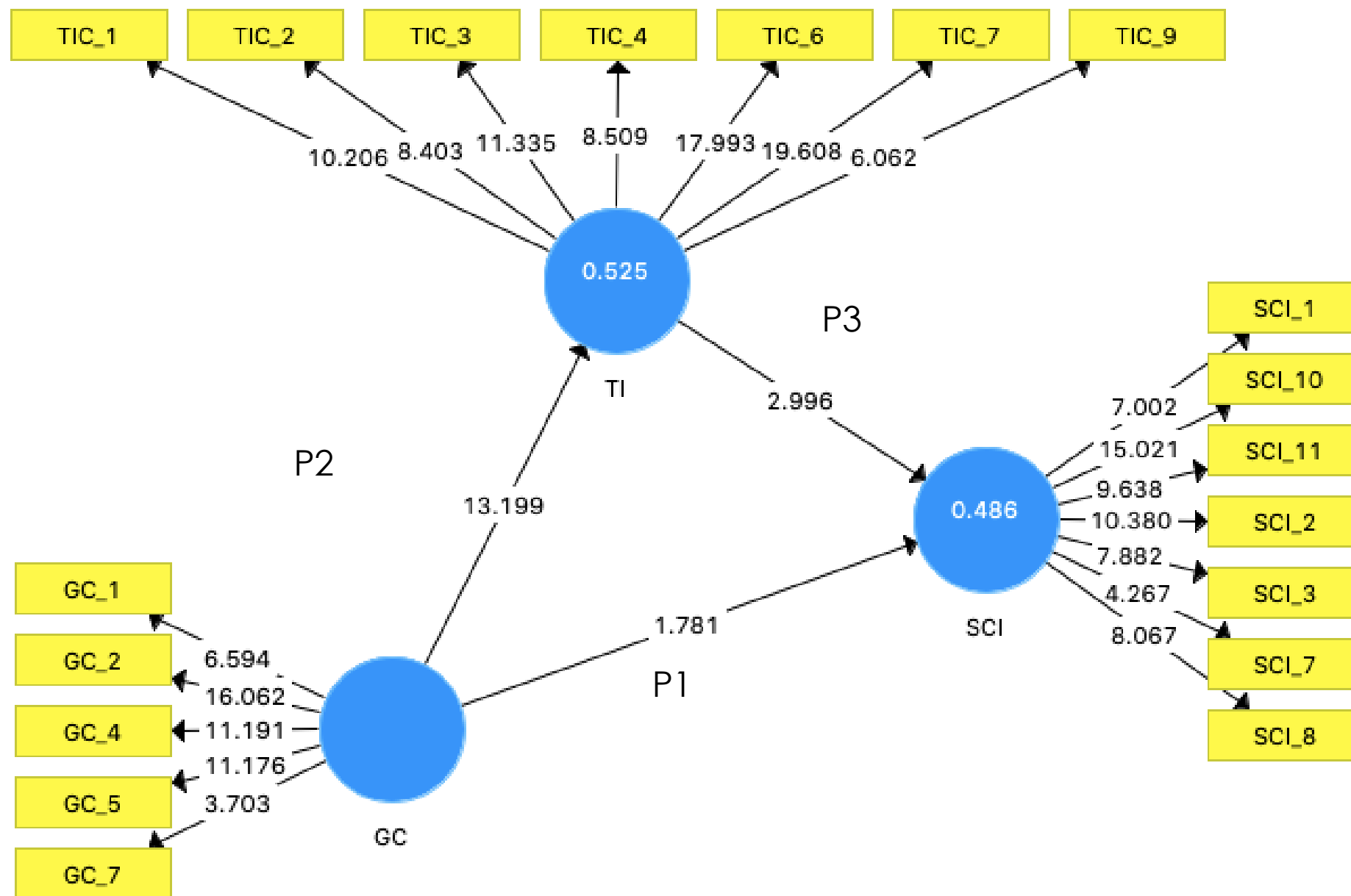
El efecto indirecto es significativo pero no el efecto directo

Efecto directo
(Sin mediación)

Ni el efecto directo ni el indirecto son significativos

Sin efecto (No mediación)

El efecto directo es significativo pero no el efecto indirecto



ESTIMACIÓN DEL MODELO

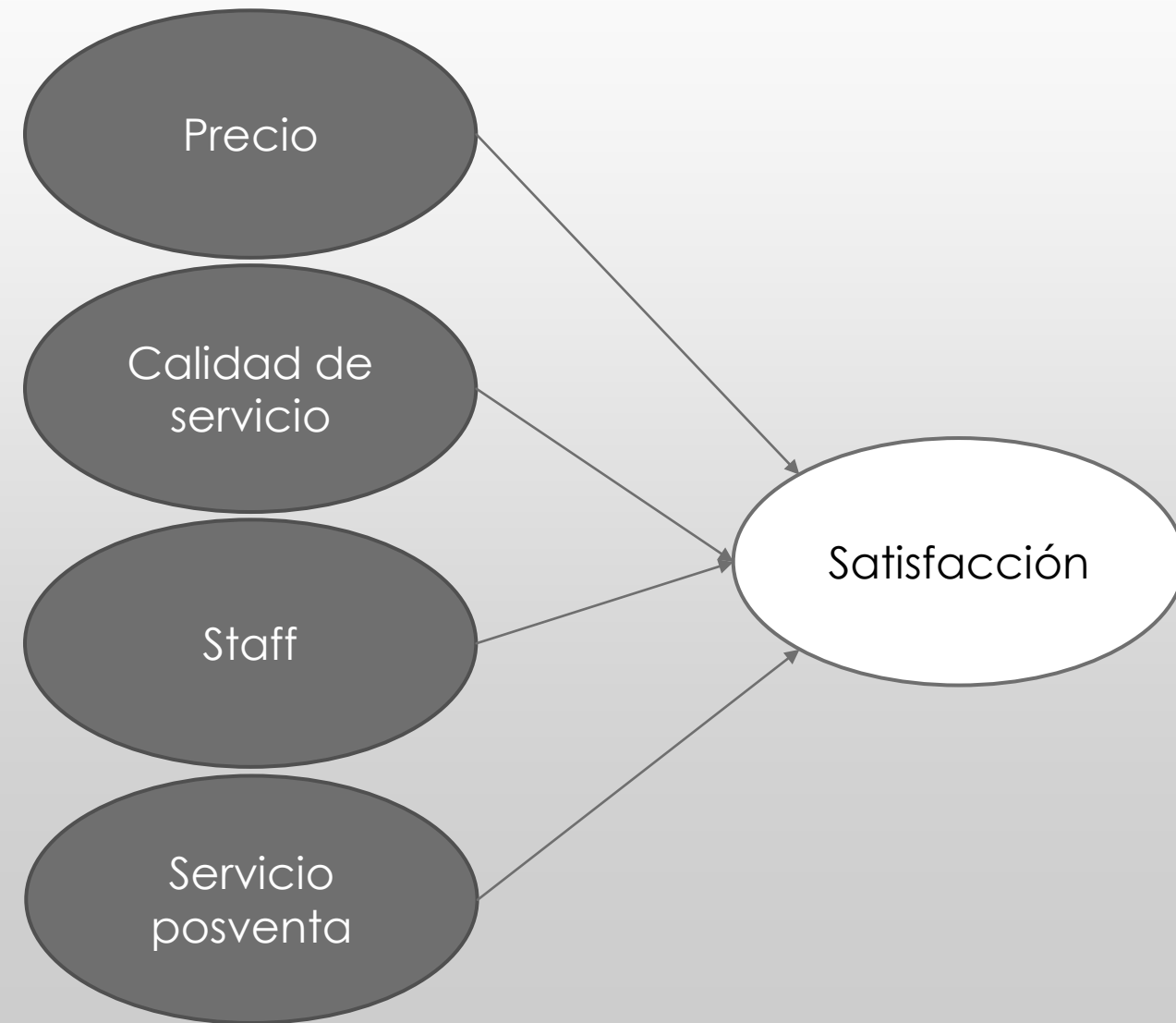
- Uso de bootstrapping
 - Submuestras lo suficientemente grandes > 2000
 - Bootstrapping completo
 - Bias-corrected and accelerated bootstrapping
 - Dos colas 0.1, 0.05 de nivel de significancia

IMPORTANCE-PERFORMANCE MAP

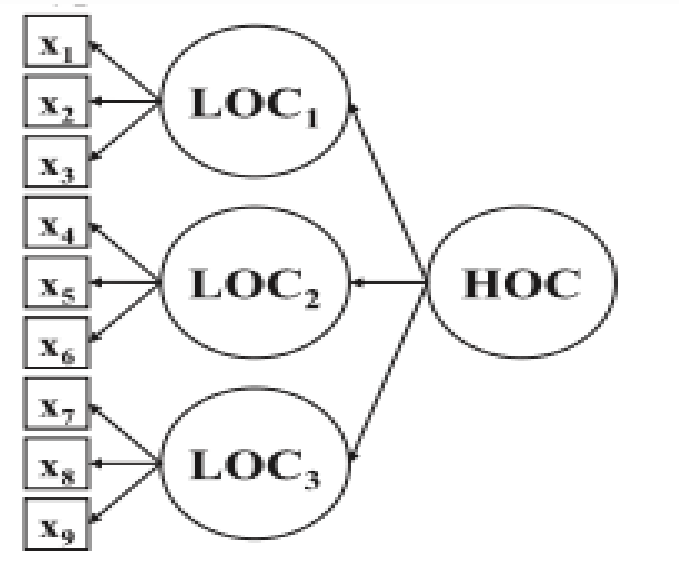
- EXTIENDE LOS RESULTADOS ESTANDARES DE PLS AL ESTIMAR LOS COEFICIENTES DE SENDERO AL AÑADIR UNA DIMENSIÓN QUE CONSIDERA LOS VALORES PROMEDIO DE LOS ESCORES LATENTES DE LAS VARIABLES.
 - CONTRASTA LOS EFECTOS DEL MODELO ESTRUCTURAL DE UN CONSTRUCTO META (Y4)
 - UTILIZA LOS VALORES LATENTES DE LOS CONSTRUCTOS PREDECESORES (Y1, Y2, Y3)
 - LOS EFECTOS TOTALES REPRESENTAN LA IMPORTANCIA DE LOS CONSTRUCTOS PREDECESORES (Y1, Y2, Y3) EN MOLDEAR EL CONSTRUCTO META (Y4), MIENTRAS QUE LOS PROMEDIOS DE LOS ESCORES LATENTES REPRESENTAN SU PERFORMANCE.
- ESTE ANÁLISIS TIENE COMO OBJETIVO IDENTIFICAR CONSTRUCTOS PREDECESORES QUE TIENEN UNA ALTA IMPORTANCIA PARA EL CONSTRUCTO META.

HIGHER-ORDER MODELS O HIERARCHICAL-COMPONENT MODELS

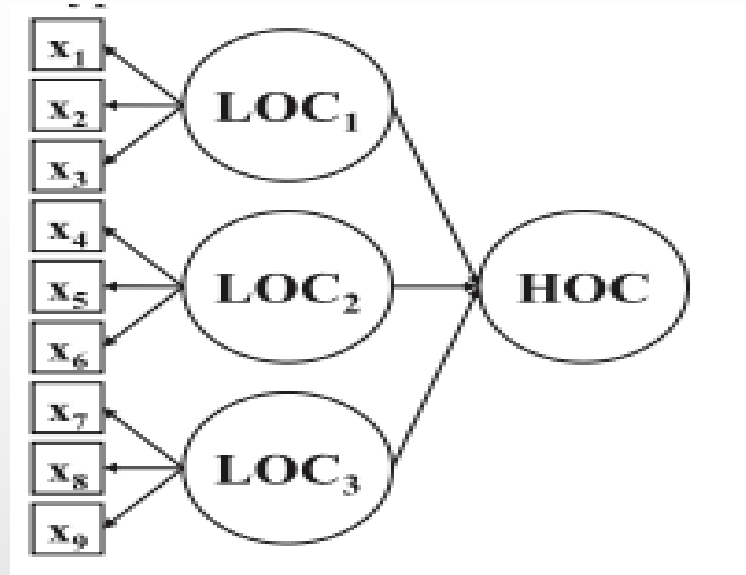
- Los modelos HOC muestran a los investigadores una dimensión más abstracta del cosntructo, y sus dimensiones



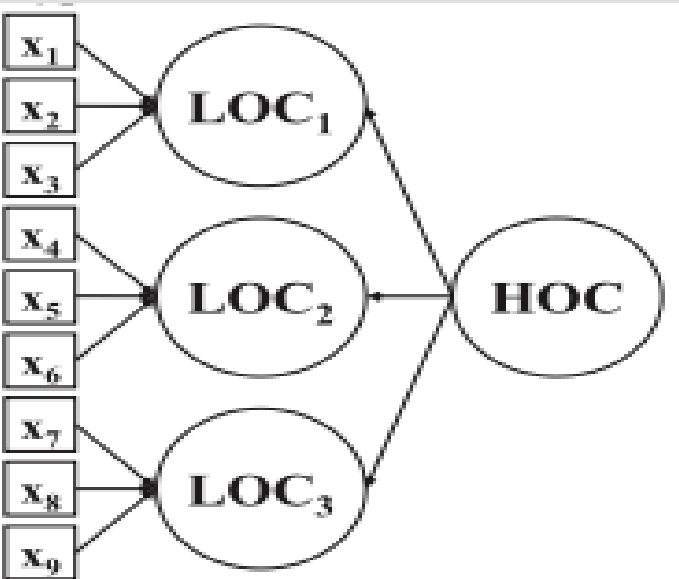
Modelo reflectivo-reflectivo



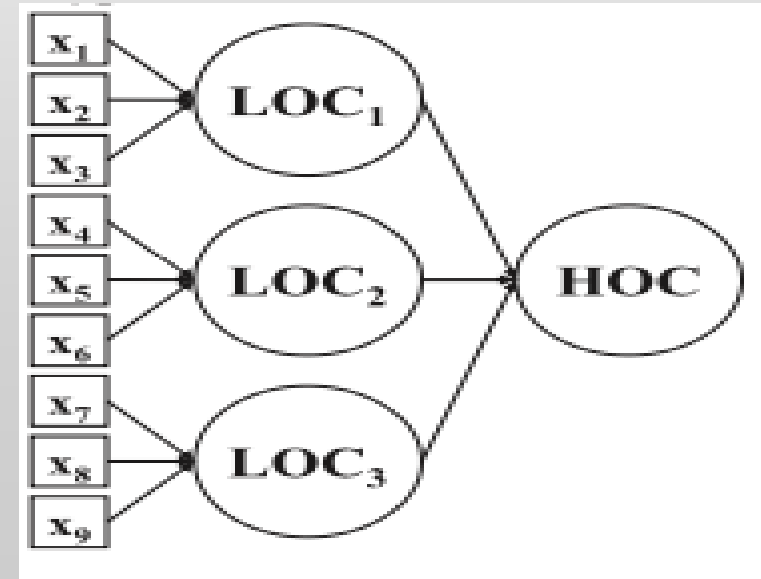
Modelo reflectivo-formativo



Modelo formativo-reflectivo



Modelo formativo-formativo



ESPECIFICACIÓN Y ESTIMACIÓN DE HOC

- ACERCAMIENTO DE INDICADORES REPETIDOS
 - TODOS LOS INDICADORES DE LOS LOC SE UTILIZAN PARA ESTIMAR EL HOC
 - UN PROBLEMA ES QUE AL UTILIZAR TODOS LOS INIDICADORES LA VARIANZA DEL HOC ESTARÁ COMPLETAMENTE EXPLICADA ($R^2=1.00$)
 - PARA ELIMINAR ESTE SESGO SE RECOMIENDA EL MÉTODO EXTENDIDO
- TÉCNICA DE DOS ETAPAS
 - SE UTILIZAN LOS ESCORES DE LAS VARIABLES LATENTES

POR SU ATENCIÓN
¡GRACIAS!

jsgastelum@unla.edu.mx
sigigas7@gmail.com