

# Análisis de mediación moderada mediante ecuaciones estructurales: Un enfoque para investigaciones en gestión de empresas

## Moderate mediation analysis using structural equations: An approach for business management research

Carlos Sandoval Álvarez

Universidad de Costa Rica, Escuela de Administración de Negocios, San José, Costa Rica.

[carlos.sandovalalvarez@ucr.ac.cr](mailto:carlos.sandovalalvarez@ucr.ac.cr)

<https://orcid.org/0000-0003-1166-5684>

Referencia/ reference:

Sandoval, C. (2024). Análisis de mediación moderada mediante ecuaciones estructurales: Un enfoque para investigaciones en gestión de empresas. *Yulök Revista de Innovación Académica*, Vol.8 (1), 31-46. <https://doi.org/10.47633/xv3dqk39>

Recibido: 25 de agosto 2023

Aceptado: 15 de noviembre 2023

### Resumen

El propósito de este trabajo es proporcionar una guía metodológica-conceptual sobre la aplicación del análisis de mediación moderada para investigadores del área de gestión de empresas. Ofrece una orientación comprensible y práctica sobre cómo concebir, diseñar y examinar modelos de investigación que buscan probar muy complejos efectos indirectos condicionales a través del uso de modelación de ecuaciones estructurales. Para ello, se crea un modelo hipotético que sirve de ilustración del proceso de diseño del modelo y su análisis. Las técnicas aquí descritas permiten descubrir los mecanismos más sutiles por lo que ocurren las relaciones de causa-efecto y se pueden aplicar a todo tipo de casos o fenómenos de estudio particulares. La obra permite a los investigadores una comprensión más profunda sobre la mediación moderada y su proceso de verificación, lo cual puede contribuir a robustecer sustantivamente la calidad y los resultados de las investigaciones al amparo de conceptos fundamentales, robustas metodologías y procesos de análisis que aquí se ofrecen.

**Palabras clave:** Mediación moderada, ecuaciones estructurales, modelos de investigación, gestión de empresas.

### Abstract

The purpose of this paper is to provide a methodological-conceptual guide on the application of moderated mediation analysis for researchers in the area of business management. It offers comprehensive and practical orientation on how to conceive, design, and examine research models that seek to test very complex conditional indirect effects using structural equation modeling. To this end, a hypothetical model is created to serve as an illustration of the model design process and its analysis. The techniques described here can uncover the more subtle mechanisms by which cause-effect relationships occur and can be applied to all types of cases or particular study phenomena. The study provides researchers with a deeper understanding of moderated mediation and its verification process, which can contribute to substantially strengthen the quality and results of research using the fundamental concepts, robust methodologies and analytical processes offered here.

**Keywords:** Moderate mediation, structural equations, research models, business management.

## 1. Introducción

La mediación y la moderación son dos conceptos fundamentales en la investigación y en los análisis de regresión que se emplean habitualmente para validar modelos, probar relaciones entre variables de interés, realizar tareas de inferencia, seleccionar variables y en la visualización de datos, entre otras cosas (Calvo-Madurga, 2020). Pese a que en el campo de las ciencias de gestión de empresas proliferan obras académicas que investigan efectos de mediación (e.g. Alegre et al., 2013; Chacón-Henao et al., 2022; Río-Cortina et al., 2022; Salessi et al., 2017) o efectos de moderación (e.g., Castro, et al., 2015; El-Kassar et al., 2019; Gerged et al., 2023; Oliva et al., 2018; Santoso et al., 2018), obras y estudios más complejos, como los estudios de “efectos indirectos condicionales” (i.e., mediación moderada), suelen ser más escasos de encontrar, o simplemente no llegan a examinarse del todo, pues, dada su alta complejidad, muchos investigadores prefieren no llevarlos a cabo, pues no saben cómo articulados sistemáticamente y analizarlos de la forma debida (Hayes 2022). La verificación de la existencia de efectos indirectos condicionales requiere del desarrollo de hipótesis y pruebas estadísticas adecuadas para estos casos tan particulares (Hayes, 2017). Una de las metodologías más usadas en las ciencias de gestión de empresas para el análisis de modelos hipotéticos de investigación es la metodología de modelación de ecuaciones estructurales (Mia et al., 2019), conocida mejor como SEM por sus siglas en inglés; la cual, gracias a la fiabilidad y robustez de los resultados que ofrece, así como a la facilidad para construir y computar parámetros estadísticos, goza de gran uso y aceptación entre investigadores alrededor del mundo (e.g., Hair et al. 2017; Dash et al., 2021). Pese a esto, su utilización para probar empíricamente modelos hipotéticos de “efectos indirectos condicionales” no suele ser algo intuitivo o fácil de realizar para muchos investigadores. Con frecuencia resulta problemático saber cómo se debe plantear y analizar debidamente este tipo de modelos usando ecuaciones estructurales.

Este artículo tiene dos propósitos fundamentales: 1. Presentar los fundamentos básicos acerca de la mediación, la moderación y el efecto indirecto condicional desde un punto de vista técnico, pero sencillo de comprender. 2. Mostrar cómo diseñar y examinar modelos de mediación moderada a través de métodos de ecuaciones estructurales basadas en covarianzas (conocido con las abreviaturas CB-SEM), método comúnmente usado y aplicado ampliamente en estudios del área de la gestión de empresas (Jannoo, et al., 2014).

Para cumplir estos propósitos, esta obra se vale además de un ejemplo de mediación moderación sobre un tema relevante en el ámbito de la gestión de empre-

sas: Antecedentes de la innovación, su impacto y los resultados empresariales. La obra está dirigida a investigadores del área de gestión de empresas con conocimientos básicos de CB-SEM, y a todos aquellos investigadores con un conocimiento mínimo de métodos cuantitativos de investigación, pero sobre todo ávidos de incrementar su acervo y sus conocimientos en metodologías potentes y de aceptación internacional. Como contribución principal, esta obra pretende proporcionar una visión general, práctica y pedagógica sobre la mediación, moderación y análisis de efectos indirectos condicionales, que permitan, tanto a investigadores experimentados y no experimentados, concebir y examinar modelos de moderación mediación realistas y manejables. La estructura del presente trabajo es la siguiente: Primeramente se desarrollan los conceptos técnicos principales. Acto seguido, se aborda el uso de CB-SEM y se presenta un ejemplo hipotético. Por último, se construye el modelo y se analizan los resultados.

## 2. Mediación, moderación y mediación moderada: Base conceptual

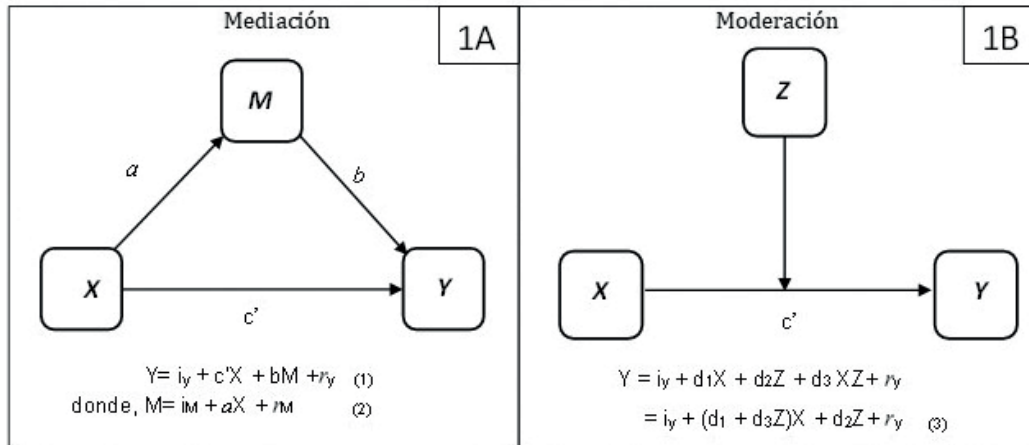
### 2.1 Mediación

La mediación se refiere a una situación en la que una relación entre una variable predictora  $X$  y una variable de resultado  $Y$ , puede explicarse por medio de una relación con una tercera variable  $M$  (Field, 2014). La mediación busca responder a la pregunta de “cómo” o por qué una variable puede influir a otra (Aguinis et al., 2017). Por tanto, un análisis de mediación es útil cuando el objetivo del investigador es conocer el mecanismo por el cual una presunta variable predictora es capaz de ejercer un efecto en la variable resultado o dependiente (Igartua & Hayes, 2021).

Si bien puede haber modelos que relacionen  $X$  con  $Y$  a través de múltiples mediadores, para efectos de este artículo se explica el caso de un modelo de un único mediador, el cual consiste en un sistema de tres variables y denominado comúnmente como modelo de mediación simple (Preacher et al., 2007) o de efecto indirecto (Aguinis et al., 2017). Ambos conceptos suelen utilizarse indistintamente, pese a que algunos autores han establecido pequeñas distinciones en ambos conceptos (e.g., Calvo-Madruga, 2020; Preacher et al., 2007). El cuadro 1A de la figura 1 ilustra el modelo de mediación simple.

En un análisis de mediación, la atención se centra en la estimación del efecto indirecto de  $X$  sobre  $Y$  a través de una variable mediadora o intermedia  $M$ . Se trata de un

**Figura 1**  
*Modelos de mediación y moderación*



Nota:  $a$ ,  $b$ ,  $c'$  y  $d$ , aluden coeficientes de correlación  $\beta$ ,  $i$  es el valor del intercepto, y “ $r$ ” el error de estimación. Los números (1) (2) (3), corresponde simplemente al número de identificación dado a cada ecuación.

Fuente: Autoría propia.

modelo de la forma  $X \rightarrow M \rightarrow Y$  (Hayes, 2022). Se habla de mediación, o efecto indirecto, cuando el efecto causal de una variable predictora sobre una variable resultado se transmite a través del mediador. En otras palabras,  $X$  afecta a  $Y$  porque  $X$  afecta a  $M$ , y  $M$ , a su vez, afecta a  $Y$  (Preacher et al., 2007).

En la figura 1, recuadro 1A, las direcciones de las flechas denotan la dirección de supuesto flujo causal. Nótese que  $X$  ejerce un efecto sobre  $Y$  a través de dos vías de influencia aditivas: Una vía directa de  $X \rightarrow Y$  simbolizada con la sigla  $c'$  y que representa el coeficiente de regresión para dicha relación. Y una vía indirecta, la cual, se cuantifica como el producto de la ruta denominada “ $a$ ” en la figura A1 (el coeficiente de regresión de la relación  $X \rightarrow M$ ) multiplicada por la ruta denominada “ $b$ ” (coeficiente de regresión de la relación  $M \rightarrow Y$ ). Juntas dan como resultado el producto “ $ab$ ”, el cual si bien se puede interpretarse como el coeficiente de regresión del efecto indirecto (es decir, de  $X \rightarrow Y$  a través de  $M$ ), matemáticamente se trata de una multiplicación de dos coeficientes (Igartua & Hayes, 2021).

Si el producto  $ab$  es la cuantificación de la mediación en este modelo,  $c'$  sería todo lo demás, es decir, todo menos el efecto indirecto (Igartua & Hayes, 2021). Por tanto, el efecto combinado o total ( $Et$ ) de  $X$  sobre  $Y$  es la suma del efecto directo más el efecto indirecto en un modelo de mediación simple.  $Et = c' + ab$ .

¿Cuándo ocurre entonces una mediación? La evidencia de que existe una mediación se obtiene cuando se reduce significativamente la fuerza de la relación entre la variable predictora  $X$  y la variable de resultado  $Y$ , al incluir presunta variable mediadora  $M$  en el modelo. En otras palabras, si se constata una disminución sustancial del efecto directo (Field, 2014) al introducir el efecto indirecto en el modelo. Una mediación perfecta ocurriría cuando el valor de  $c'$  es cero; lo que equivale a decir que el efecto directo deja de ser estadísticamente significativo al incluir al mediador en el modelo (Field, 2014). Por último, cabe resaltar que de acuerdo con Hayes (2022) hasta la última década pasada los investigadores dependían de pruebas de hipótesis sobre  $a$  y  $b$  combinadas más una prueba sobre el efecto total ( $Et$ ) para determinar si existe un efecto de mediación. No obstante, según el autor, ni el resultado de una prueba inferencial del efecto total ni del efecto directo nos dice nada cuando nuestro interés está en el estudio de un efecto indirecto. Actualmente, lo que se busca es confirmar que el efecto indirecto es distinto de cero mediante una prueba inferencial o un intervalo de confianza, lo cual, reforzaría la afirmación de que el efecto de  $X$  sobre  $Y$  está mediado totalmente, o al menos en parte, por  $M$  (Hayes, 2022). Dicho lo anterior, una inferencia estadística sobre la mediación se centra en pruebas al producto  $ab$  usando rutinas estándar de regresión por mínimos cuadrados o de máxima verosimilitud (Preacher et al., 2007), lo cual busca determinar, que si existiese

evidencia de que  $a$  y  $b$  son diferentes de cero por algún tipo de inferencia, entonces su producto debería ser diferente de cero también.

## 2.2 Moderación

Otros investigadores están más interesados en estudiar el efecto entre dos variables  $X \rightarrow Y$ , en función de la influencia de una tercera variable. El recuadro 1B de la figura 1 ilustra un modelo de moderación simple. Conceptualmente, el efecto combinado de dos variables sobre otra variable es conocido como moderación simple o interacción estadística (Field, 2014). La moderación es de gran relevancia en investigación pues puede aportar explicaciones más profundas y una mayor comprensión de los posibles efectos combinados de dos variables sobre otra (Holbert & Park, 2020). Específicamente, la moderación denota una situación o circunstancia en la que una tercera variable “Z” influye en la magnitud de efecto de la variable predictora X sobre una variable resultado Y, ya sea intensificando o atenuando tal efecto (Hayes, 2022). Por ejemplo, en un estudio sobre determinantes de la intensidad exportadora en empresas, Sandoval-Alvarez, (2022), observó que un mayor compromiso del gerente general hacia el desarrollo de emprendimientos internacionales (es decir, X) estaba asociado a una mayor intensidad exportadora de la empresa (es decir, Y), pero esa intensidad exportadora era mayor cuando dicho gerente usaba más recurrentemente sus redes personales (es decir, Z) para lidiar con los emprendimientos internacionales. En este caso, el uso de redes personales del gerente actuó como un moderador que intensificaba el efecto positivo del compromiso del gerente clave sobre la intensidad exportadora de la empresa.

A diferencia de la mediación que responde al “porqué” o “cómo” X es capaz de influir en Y, la moderación busca más bien responder a la pregunta de “¿cuándo? o ¿bajo qué circunstancias X influye a Y?” (Hayes, 2022). Nótese en la figura 1, recuadro 1B, que la flecha que se origina desde la variable moderadora Z cae perpendicularmente sobre la relación  $X \rightarrow M$ , lo que denota un efecto de interacción. En un análisis de moderación el foco de atención se centra en una verificación estadísticamente significativa de la existencia de un cambio en la relación  $X \rightarrow Y$  cuando se considera variable Z (Hayes, 2018). ¿Cuándo ocurre una moderación? Se puede afirmar que hay evidencia de un efecto moderador cuando la magnitud o intensidad del efecto de X sobre Y es modificada, ya sea que se haya incrementado o atenuando, al incluirse

la presunta variable moderadora Z en el modelo (Field, 2014).

## 2.3 Efecto indirecto condicional

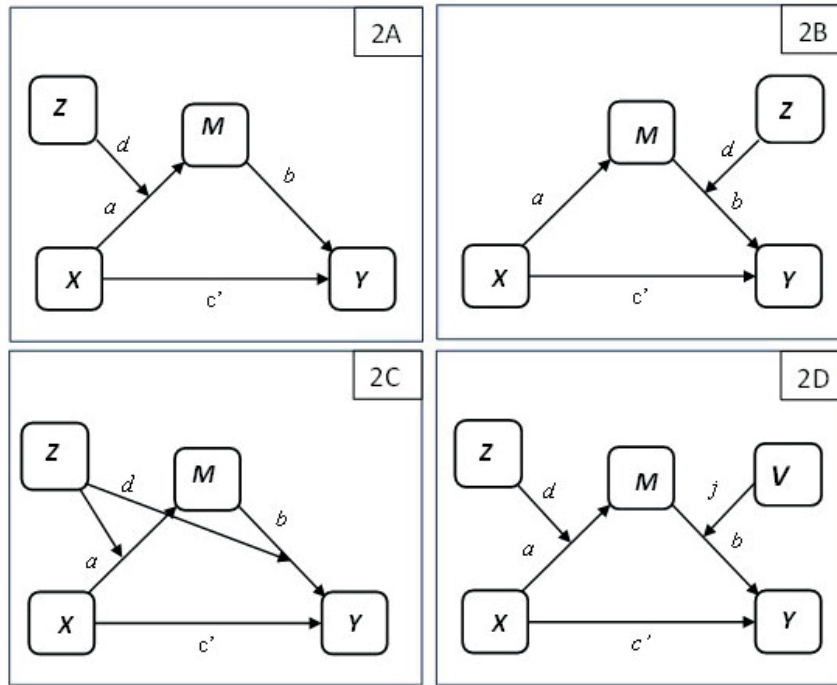
Los análisis de mediación y moderación pueden integrarse analíticamente en un modelo estadístico unificado de “mediación moderada”, también llamado “efecto indirecto condicionado” (Hayes, 2022). La mediación moderada se refiere a una situación en la cual, la relación de mediación depende en cierta medida del valor de una variable moderadora (Hayes, 2015). Dicho de otro modo, si el mecanismo que relaciona X con Y a través de un mediador M está asociado con otra variable Z. De ser este el caso, entonces puede decirse que el efecto mediador está moderado.

En investigación sobre ciertos fenómenos sociales o económicos es posible concebir algunos modelos en los que podría estar presente algún tipo de efecto indirecto condicionado al valor de un moderador. En la figura 2 se ilustran algunos ejemplos de mediación moderada, en los cuales:

- -La variable moderadora Z puede influir en la ruta “a” del modelo (recuadro 2A)
- -La variable moderadora Z puede afectar la ruta “b” (recuadro 2B). -
- -La variable moderadora Z puede impactar las rutas “a” y “b” a la vez (recuadro 2C).
- -Dos variables moderadoras Z y V, afectan a las trayectorias “a” y “b” (recuadro 2D).

Dado que la fuerza de un efecto de mediación simple se cuantifica mediante el producto  $ab$  (según visto en la sección anterior), una variable moderadora que influya al valor de  $ab$ , por definición, daría lugar a un efecto indirecto condicionado por dicha variable (Preacher et al., 2007). Para determinar si algún mecanismo de mediación puede estar moderado por una cuarta variable, habría que verificar la existencia de lo que se le conoce como efecto indirecto condicional (EIC), el cual representa la magnitud de un efecto indirecto en un valor particular de un moderador, o en valores particulares de más de un moderador (Preacher et al., 2007 p.186). En esencia, la noción de que el tamaño o magnitud de un mecanismo mediador (efecto indirecto) pueda expresarse en función de un moderador, es la característica medular del concepto EIC.

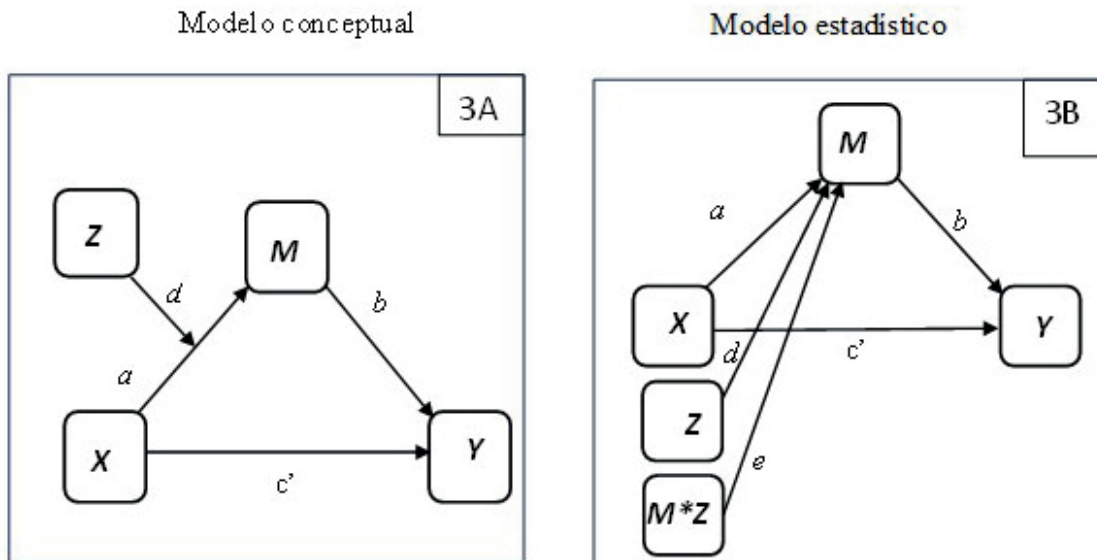
**Figura 2**  
*Ejemplos de modelos de mediación moderación*



Nota:  $a, b, c', e, d, j$ , representan coeficientes de correlación

Fuente: Autoría propia.

**Figura 3**  
*Caso de mediación moderada*



Fuente: Autoría propia.

La figura 3 muestra un caso de un modelo de mediación moderada. El modelo conceptual (recuadro 3A) es expresado como un modelo estadístico (recuadro 3B) para facilidad de explicación y mejor comprensión del lector. Ambos modelos son equivalentes. De acuerdo con Hayes, (2017), bajo los supuestos de que las variables X y Z sean continuas o dicotómicas o una combinación de ellas, el efecto de mediación puede ser estimado como moderado linealmente por Z mediante un análisis de regresión. Este modelo se estimaría mediante las siguientes dos ecuaciones (se excluye de la fórmula representación de los errores de estimación por simplicidad en la explicación).

$$M' = iM + aX + dZ + eXZ \quad (4)$$

$$Y' = iY + c'X + bM \quad (5)$$

donde,  $i$  =intercepto, y  $a, b, c', d, e$  representan coeficientes de regresión. (Los números (4) y (5) simplemente identifican a cada ecuación en cuestión).

A partir de estas ecuaciones y de la ilustración del modelo estadístico de la figura 3, se puede observar que el efecto indirecto condicional de X sobre Y se podría expresar como  $(a + eZ)b$ , es decir, el efecto de X sobre M, más el efecto de la interacción de Z sobre M, multiplicado por el efecto final de M sobre Y (Hayes, 2017).

Con algo de álgebra básica, la expresión anterior puede ser reformulada como una función lineal de Z, es decir,  $ab + ebZ$ . Dado que el efecto indirecto condicionado es una cuantificación estadística del mecanismo a través del cual X afecta a Y, cuando este mecanismo está en función de un moderador Z, significa que la magnitud o fuerza del efecto indirecto puede aumentar o disminuir en función de los cambios en el valor del moderador Z. Nótese además en la figura 3, recuadro 3B, que el producto de  $eb$  (es decir, el coeficiente del factor de interacción  $X*Z$  multiplicado por el coeficiente del efecto de M sobre Y) cuantificaría la relación entre el moderador Z y la magnitud del efecto indirecto de X sobre Y a través de M. A este producto Hayes (2017) lo denomina el índice de mediación moderada (IMM).

Desde su creación y publicación, el uso del índice de mediación moderada se ha hecho muy popular para probar hipótesis de modelos hipotéticos de mediación moderada (eg., Igartua et al., 2021; Koster, 2022; Yan et al., 2021; Zheng et al., 2023). Más adelante se retomará su uso y

aplicación. Por lo pronto, no está de más indicar que los modelos de investigación que integren posibles efectos de mediadores condicionados a valores de un moderador son mucho más complejos de examinar, pero, a la vez, son más atractivos para los investigadores, ya que logran descifrar el mecanismo preciso por el cual un fenómeno particular en estudio ocurre, y bajo qué condiciones ocurre, por lo tanto, es de mucha mayor relevancia investigativa que la simple constatación de la correlación entre variable predictora y variable resultado.

#### 2.4 El índice de mediación moderada

Para afirmar que un efecto de mediación está moderado es necesario sustentarlo mediante el procedimiento estadístico inferencial, que ayude a verificarlo. Para Hayes (2015), una forma simple de hacerlo es cuantificando el EIC a diferentes valores de un moderador y realizar una inferencia sobre este efecto indirecto condicional. La evidencia más clara sería la constatación de un efecto moderador en uno de los caminos del mecanismo indirecto, mediante pruebas de que el efecto indirecto condicional de X sobre Y a través de M es estadísticamente diferente de cero para algunos valores del moderador Z (Hayes 2015). Ergo, el núcleo de la prueba es una cuantificación del IMM seguido de la verificación de una inferencia sobre si este índice es diferente de cero (Hayes 2015). Dicho de otra manera, si IMM es estadísticamente significativo. Para ello Hayes (2017), recomienda la verificación de los intervalos de confianza *bootstrap*.

### 3. La bondad del bootstrapping y de las ecuaciones estructurales para realizar estudios

#### 3.1 Idoneidad de las técnicas de bootstrapping y de modelación con ecuaciones estructurales

Si bien las hipótesis que combinan mediación y moderación pueden modelarse de varias maneras y de forma separada, de acuerdo con Hayes (2022), solo de manera muy reciente una fracción de artículos en la literatura metodológica ha proporcionado a los investigadores las herramientas y los procedimientos necesarios para responder sistemáticamente a preguntas centradas en el “cuándo” y el “cómo” de forma simultánea al examinar con modelos hipotéticos sofisticados.

Si bien las técnicas que aquí se expondrán podrían resultar complejas para algunos, lo fundamental es la fiabilidad en los resultados que las técnicas puedan brindar

a la persona investigadora. Para el caso de modelos de investigación que busquen descubrir efectos indirectos condicionados a un moderador, el uso de técnicas de modelación de ecuaciones estructurales basadas en covarianza (más conocidas como CB-SEM por siglas en inglés) y complementadas con técnicas de bootstrapping es una alternativa muy fiable e innovadora para cuando se realizan estudios dentro del ámbito de los negocios y las ciencias empresariales (sea mercadeo, gerencia y recursos humanos, finanzas, gestión de la innovación o los negocios internacionales entre otros). Parafraseando a Preacher et al., 2007: “ la práctica empuja a los investigadores hacia la modernidad y buscar mejores alternativas aceptadas para estudios e inferencias sobre efectos indirectos moderados”.

### 3.2 La modelación de ecuaciones estructurales

La modelación de ecuaciones estructurales (SEM) es de uso dominante en la investigación de alto nivel y quizás la técnica cada vez más utilizada internacionalmente para desarrollar estudios en el área de gestión de empresas (Mia et al., 2019). Si bien existen dos técnicas SEM, las basadas en covarianza (CB-SEM) y las basadas en mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM); en esta obra se emplea CB-SEM, método estadísticamente robusto y muy popular entre investigadores, el cual busca minimizar la diferencia entre las matrices de covarianza observadas y estimadas (Hair et al., 2014).

La modelación con ecuaciones estructurales tiene varias ventajas que son posibles con otros métodos estadísticos de primera generación (Bagozzi & Li, 2012). Entre sus principales fortalezas destacan las siguientes: Se puede evaluar modelos muy complejos y efectos interactivos, es posible determinar los errores de estimación para cada indicador, y se pueden obtener las cargas de los indicadores individualmente. (Hair et al., 2014). Pero quizás la mayor fortaleza del uso de CB-SEM es que es capaz de optimizar las correlaciones entre todos los constructos a la vez, lo que permite el cálculo simultáneo de estimaciones de todas las variables y la eliminación de indicadores con grandes términos de error y/o cargas bajas; mejorando así la calidad de resultados de los modelos de investigación propuestos (Para recopilación exhaustiva del bondades, uso y limitaciones de CD-SEM véase: Byrne, 2016; Dash et al., 2021).

### 3.3 Bootstrapping

Aunado a lo anterior, se recomienda el uso de técnicas bootstrapping al realizar análisis con CB-SEM pues, son fáciles de correr y para calcular los parámetros estadísticos e intervalos de confianza. Son muy útiles en la investigación de pruebas de mediación moderada. Se usan con frecuencia y están implementados en casi todo software de uso común de investigación. Además, los datos en estudio no requieren del cumplimiento de la distribución muestral sea normal (Preacher et al., 2007). En la actualidad, cada vez más estudios abogan por el uso del bootstrapping para evaluar los efectos indirectos (véase Preacher et al., 2007).

Sin pretender desviar el foco central de atención (es decir, análisis de mediación moderada) es necesario referirse brevemente a la técnica de bootstrapping. En esencia, se trata de técnicas de remuestreo usadas para el cálculo de parámetros estadísticos de un modelo y comprobar hipótesis. En el bootstrapping, la muestra se considera como una “pseudopoblación” que representa a una población más amplia. Los parámetros o estadísticos de interés se generan calculando múltiples remuestréos (“n” remuestréos con reemplazo de la muestra original) a partir de los datos que ofrece la muestra original. Los parámetros resultantes de las pruebas bootstrapping (o sea, los típicos valores estadísticos  $\beta$ , valor p, e intervalos de confianza del 95%) permiten dar mayor confiabilidad al análisis estadístico y a los resultados de las hipótesis de los modelos de investigación (Brown et al., 2022; Preacher et al., 2007). Se trata de un método estadístico-informático intensivo pero muy sencillo de realizar gracias a que hay muchas opciones disponibles incluidas en varios software como por ejemplo SPSS, SAS, AMOS, PLS-SEM y R por mencionar algunos (Igartua & Hayes, 2021). El atractivo principal del bootstrapping radica en su simplicidad y que permite usar prácticamente cualquier técnica como una verificación de robustez de los resultados (Bittmann, 2021) (Para una explicación mayor sobre bootstrapping véase Awang et al., 2015; Byrne, 2016).

## 4. Caso y test de un modelo de mediación moderada

### 4.1 El caso de estudio

Si bien no cabe duda de que la metodología CB-SEM tiene muchas ventajas, la construcción y análisis de modelos de mediación moderada con dicha metodología suele ser

reto para algunos, pues requiere especificar correctamente el modelo y programar ciertos parámetros para poder ejecutar el análisis y visualizar la información requerida (Preacher et al., 2017). A continuación, se describe cómo abordar el trabajo mediante un caso hipotético de investigación que servirá como ejemplo integral del proceso:

Para crear el caso, partiremos de algunos preceptos teóricos del trabajo de investigación desarrollado por la autora Fidel-Criado (2016) sobre “Antecedentes y Consecuencias de la Capacidad de Innovación Empresarial”. De acuerdo con la autora, los resultados del buen o mal desempeño financiero y de marketing que logran las empresas (denominado por la autora como “resultados empresariales”) se deben, en parte, a los recursos, el know-how y habilidades del personal con los que cuenta la empresa. Más específicamente, sostiene que los resultados empresariales dependen de la capacidad de innovación en la empresa, la que, a su vez depende de otros factores, entre ellos, el nivel de orientación al cliente. Esto alude a un efecto de mediación evidenciado y constatado empíricamente por la autora. En su investigación, la orientación al cliente (que denominaremos aquí como X), representa el conjunto de creencias y valores de la empresa que ponen los intereses del cliente en primer lugar a fin de crear valor y satisfacer sus necesidades. Los resultados empresariales (variable Y) se refieren al desempeño logrado por del negocio desde una triple perspectiva: financiera-cliente-mercado (desempeño que es medido por indicadores de rentabilidad del negocio, retorno de la inversión, la satisfacción y retención del cliente entre otros). Por último, la capacidad de innovación (variable M) se refiere a un conjunto de recursos y habilidades de la empresa para desarrollar actividades innovadoras, adoptar e implementar nuevas ideas, procesos

y productos exitosamente considerando el mercado, los cambios de éste y necesidades futuras.

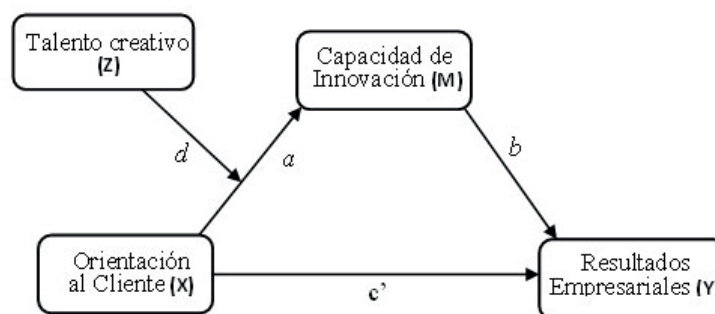
Si bien, no fue hipotetizado por la autora, introduciremos ahora la posibilidad de un factor moderador. En este sentido, académicos del área de gestión podrían argumentar teóricamente lo siguiente:

**Argumento teórico:** Se debe considerar que el capital humano de la empresa es el impulsor de la innovación empresarial (Cropley & Cropley, 2017). De acuerdo con Amabile & Pratt, (2016), un componente esencial de la capacidad de innovación es el talento creativo de los individuos y equipos, el cual alimenta la innovación dentro de las organizaciones. La creatividad y la innovación sustentan la competitividad y el crecimiento económico Cropley & Cropley (2017). Según Hernández & Hurtado (2016) el talento y pensamiento creativo está caracterizado por procesos divergentes y gran curiosidad intelectual; por el ingenio para proporcionar respuestas y conexiones nuevas o inesperadas a situaciones problemáticas.

Individuos con talento creativo pueden aportar un gran número y diversidad de soluciones; además facilita y potencia la innovación puesto que, sin ideas creativas, no hay nada novedoso que implementar (Amabile & Pratt, 2016). Si bien este talento se puede fomentar (López Cruz et al., 2023; Amabile & Pratt, 2016), éste varía de individuo a individuo (Hernández & Hurtado, 2016).

Basado en lo anterior, el talento creativo puede dinamizar la capacidad innovadora y, dado que las organizaciones están conformadas por individuos con diferente nivel de creatividad, cabría la posibilidad de pensar que empresas cuyos individuos poseen mayor talento creativo, tendrían mayor capacidad innovación que sus contrapartes. Esto

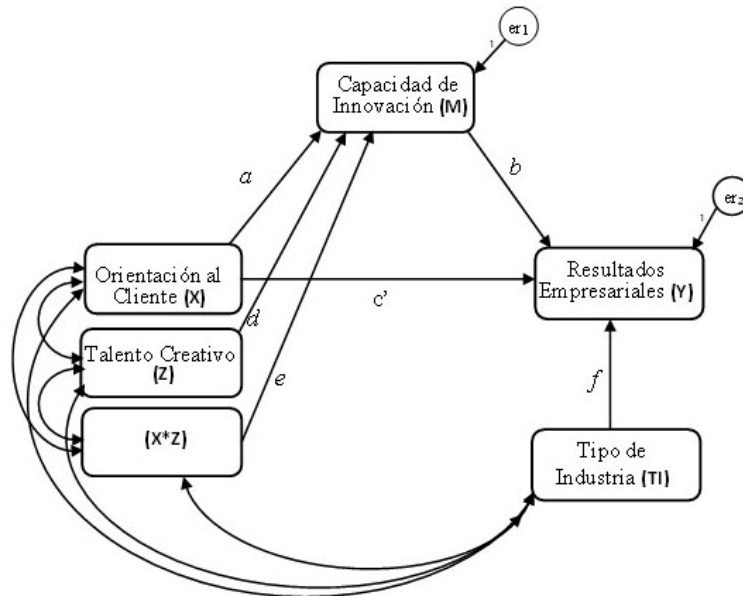
**Figura 4**  
*El modelo conceptual*



Fuente: Autoría propia.



**Figura 5**  
El modelo estadístico



Fuente: Autoría propia.

nos sugiere un plausible efecto moderador de la variable talento creativo. Por tanto, una hipótesis de mediación moderación (o de efecto indirecto condicionado) para este caso podría ser expresada de la siguiente forma:

**Hipótesis:** La magnitud del efecto indirecto de la orientación al cliente sobre los resultados empresariales (a través de capacidad innovadora de la empresa) que logran las empresas, es moderado por talento creativo que tienen sus empleados. En otras palabras, el efecto indirecto que ejerce X sobre Y por medio de M, depende del valor de Z.

La figura 4 ilustra el modelo de investigación propuestos a la luz de lo preceptos teóricos expuestos:

#### 4.2 Test de un modelo de mediación moderada

El estudio de los efectos indirectos condicionados a un moderador implicará un trabajo analítico y de programación en CB-SEM porque las expresiones de estos efectos condicionados son más complejas que las de los efectos de mediación simples (Preacher et al., 2007). Esto podría suponer algún problema para ciertos investigadores de las ciencias de gestión empresarial ya que éstos requerirán programar adicionalmente cierta sintaxis en CB-SEM para poder construir las pruebas (Hayes et al., 2017).

A continuación, se explica de una manera sencilla cómo parametrizar el modelo en CB-SEM: El modelo conceptual hay que re expresarlo en un modelo estadístico (como en la figura 3), y parametrizar dentro de algún software que incluyan técnicas de CB-SEM (ejemplo: AMOS, EQS, Mplus Stata, etc.). La figura 5 muestra modelo estadístico de cómo debe ser parametrizado en CB-SEM.

En resumen, la parametrización en CB-SEM del modelo implica:

1. Crear la relación directa entre X (orientación al cliente) y Y (resultados empresariales).
2. Crear la relación indirecta entre orientación al cliente y resultado empresariales a través de la capacidad innovadora, es decir,  $X \rightarrow M \rightarrow Y$ . (efecto mediador)
3. Crear la relación directa entre la presunta variable moderadora Z (talento creativo) y la variable mediadora M (capacidad innovadora), es decir  $Z \rightarrow M$ .
4. Crear una cuarta relación que corresponde al producto la orientación al cliente por el talento creativo, es decir, es decir  $(X*Z)$ , la cual se une directamente con la variable mediadora M.
5. Etiquetar todas las relaciones. En nuestro ejemplo:  $a, b, c, d, e, f$  que representan coeficientes de correlación  $\beta$  de cada una de las relaciones del modelo.

Esta parametrización describe la secuencia para la formulación un de mecanismo por el cual la variable “orientación al cliente” influye los resultados empresariales a través de un mecanismo mediado por la capacidad de innovación de la empresa el que, a su vez, está condicionada a los niveles de talento creativo los empleados.

El punto 4 anterior es quizás el paso más relevante de la parametrización. El efecto “moderador” o de interacción (X\*Z) se une “directamente” a la variable Mediadora M lo cual puede parecer contraintuitivo.

Finalmente se concluye con la adición de algunos pasos usuales en la construcción de modelos para análisis en CB-SEM:

6. Se crean las líneas de covarianzas entre las variables independientes y de control en el modelo tal y como típicamente se suele hacer en CB-SEM (líneas curvas en el modelo de la figura 5).
7. Se incluyen los errores de estimación de las variables dependientes del modelo como típicamente se hace en CB-SEM.
8. Se añaden la(s) variable(s) de control al modelo (en este caso, solo una variable: tipo de industria).

En cuanto a este último punto, hay que reconocer que pueden existir elementos exógenos o del entorno (es decir, fuera del control de la empresa) que podrían también afectar en cierta medida los resultados empresariales. Por ejemplo, en algunos entornos económicos y sectores industriales la competencia es más agresiva y hostil que otros, lo que podría limitar los resultados empresariales (Onwe et al., 2020; Pérez-De-Lema, et al., 2019). La cantidad de recursos disponibles, la antigüedad de la empresa, suelen ser variables de control usuales en estos estudios. Por simplicidad de la explicación sobre parametrización, solo una variable de control se incluye en el modelo. El investigador determinará en última instancia cuáles y cuántas variables de control son necesarias.

Por otra parte, no está de más recordar que el requisito para realizar estudios de mediación moderada es, lógicamente, saber primero si hay una mediación. El cómputo de todos los parámetros de interés para verificar si hay un efecto mediador es algo prácticamente automatizado y fácil de abordar CB-SEM. Se recomienda realizar el cómputo de los parámetros aplicando bootstrapping con al menos 1.000 remuestros, número razonable para garantizar la robustez de los parámetros del modelo y su respectivo valor p (Johnson, 2001). La tabla 1 resume resultados hipotéticos de los parámetros de todas las relaciones del modelo aplicando 1.000 remuestros y para corroborar la

**Tabla 1**  
*Resultados de relaciones del modelo <sup>(1)</sup>*  
*(bootstrapping con 1,000 remuestros)*

Resultados del modelo <sup>(1)</sup>			Trayectoria	Coef. β	Lím. Inferior	Lím. superior	Valor p
Orientación al Cliente	→	Capacidad Innovadora	a	.303	.103	.448	.001
Capacidad Innovadora	→	Resultados Empresariales	b	.395	.382	.671	.001
Orientación al Cliente	→	Resultados Empresariales	c'	.048	-.204	.096	.410
Talento Creativo	→	Capacidad Innovadora	d	.276	.093	.355	.014
Interacción x*z	→	Capacidad Innovadora	e	.241	.098	.391	.002
Tipo de Industria	→	Resultados Empresariales	f	.198	-.009	.237	.053
Efecto Directo:							
Orientación al Cliente(2)	→	Resultados Empresariales	c'	.221	.196	.215	.001
Efecto Directo:							
Orientación al Cliente	→	Resultados Empresariales	a-b	.296	.198	.390	.004

Notas: (1) Resultados son ejemplos. (2) Efecto directo cuando se restringe el efecto indirecto a cero.

Fuente: Autoría propia.

mediación. En ellas se concluye que a y b (efecto indirecto) es estadísticamente significativo ( $p < .005$ ). Asimismo, el efecto directo ( $c'$ ) de orientación al cliente sobre los resultados empresariales deja de ser estadísticamente significativo cuando se incluye en efecto indirecto en el modelo ( $c' = .221, p = .004$  cambia a  $c' = .048, p = .410$ ). Por tanto, los datos proveen evidencia que sugiere que la capacidad innovadora media entre la orientación al cliente y los resultados empresariales de las empresas.

Más allá del ejemplo de la tabla 1 anterior, quizás el mensaje principal aquí es que el investigador debe corroborar a priori la existencia del efecto de mediación. (Para más detalles sobre mediación en CB-SEM, véase Bryne 2016, Field, 2014).

### 4.3 Verificación de un efecto indirecto condicional

El interés de la prueba radica en constatar la existencia algún efecto indirecto condicional estadísticamente significativo; es decir, que la magnitud de efecto indirecto en el modelo cambie en función del valor que tome el moderador (o sea, que el efecto indirecto  $X \rightarrow M \rightarrow Y$  cambia en función del valor de Z). Para hacerlo, el investigador deberá respaldarse necesariamente de algún procedimiento estadístico inferencial, que ayude a verificar que tal condición existe y es estadísticamente significativa.

Siguiendo el procedimiento propuesto por Hayes, (2022), debe verificar la existencia de algún efecto indirecto condicional a diferentes valores del moderador, así como verificar si el índice de mediación moderada (IMM) es estadísticamente significativo para el modelo en estudio.

No obstante, el cómputo de los valores EIC e IMM no se obtienen de manera automática en CB-SEM, por lo tanto, habrá que crear cierta sintaxis para poder calcularlos. A continuación, el procedimiento:

Si el efecto de X (orientación al cliente) sobre M (capacidad de innovación), fuese moderado por una variable Z (talento creativo); técnicamente esto quiere decir que las pendientes de la relación  $X \rightarrow M$  varían según los niveles o cambios en Z. Para comprobarlo, usaremos un enfoque de “pick a point”, que consiste en designar tres puntos a lo largo de la escala del moderador y generar tres pendientes simples diferentes. De acuerdo con las sugerencias de Hayes (2015), se debe probar las pendientes simples de en puntos bajos (media -1 desviación estándar), puntos medios (media) y puntos altos (media +1 desviación estándar) a lo largo del moderador Z.

Por consiguiente, un “valor bajo” será 1 desviación estándar por debajo de la media, un “valor medio” será la media, y un “valor alto” será 1 desviación estándar por arriba de la media.

La sintaxis para calcular las pendientes simples para la moderación la relación  $X \rightarrow M$  en puntos bajos (media-1sd), medios (media) y altos (media +1sd) a lo largo del moderador (Z) es la siguiente:

$$PPS_{bajo} = a + e * (media - 1 desv. Std en Z) \quad (6)$$

$$PPS_{medio} = a + e * (media de Z) \quad (7)$$

$$PPS_{alto} = a + e * (media + 1 desv. Std en Z) \quad (8)$$

donde: a= coeficiente de correlación de  $X \rightarrow M$ , e= coeficiente de correlación de  $(X * Z) \rightarrow M$ , PPS = Punto de Pendiente Simple. (Los nombres PPS bajo, medio y alto son nombres arbitrarios. El investigador puede nombrarlos a su discreción. Los números entre paréntesis son simples identificadores de cada ecuación, para facilidad del lector).

Adicionalmente, para computar el CIE (efecto indirecto condicional de X sobre Y a través de M y condicionado a diferentes niveles bajo, medio y alto de moderador Z), la sintaxis a introducir en CB-SEM es:

$$EIC_{bajo} = PPS_{bajo} * b \quad (9)$$

$$EIC_{medio} = PPS_{medio} * b \quad (10)$$

$$EIC_{alto} = PPS_{alto} * b \quad (11)$$

Donde b es la pendiente de la relación  $M \rightarrow Y$  del modelo en cuestión. (Los nombres EICbajo, medio y alto son nombres arbitrarios también).

Finalmente, el IMM representa la magnitud del efecto indirecto condicionado a un moderador. Matemáticamente se define como eb, (coeficiente de la interacción  $X * Z$  por el coeficiente del efecto de M sobre Y de acuerdo con Hayes, 2017. La sintaxis para computar el IMM es:

$$IMM = e * b$$

La anterior sintaxis proporciona los parámetros estadísticos requeridos para determinar estamos en presencia de un modelo de mediación moderada.

**Tabla 2**  
*Definición de las sintaxis*

Sintaxis general	Sintaxis para el modelo en cuestión
$PPSbajo = a + e * (media - 1 desv.Std en Z)$	$PPSbajo = .a + e * (4.96 - 1.22)$
$PPSmedio = a + e * (media de Z)$	$PPSmedio = .a + e * 4.96$
$PPSalto = a + e * (media + 1 desv.Std en Z)$	$PPSalto = .a + e * (4.96 + 1.22)$
$EICbajo = PPSbajo * b$	$EICbajo = PPSbajo * b$
$EICmedio = PPSmedio * b$	$EICmedio = PPSmedio * b$
$EICalto = PPSalto * b$	$EICalto = PPSalto * 0.b$
$IMM = e * b$	$IMM = e * b$

Fuente: Autoría propia.

#### 4.4 Cálculo de parámetros e interpretación

Del caso en cuestión, ya sabemos que capacidad innovadora (M) de las empresas es el factor mediador entre la orientación al cliente y los resultados empresariales que logran las empresas ( $X \rightarrow M \rightarrow Y$ ). Ahora, para verificar si este efecto mediador depende de los niveles de talento creativo de personal de la empresa (Z), estimaremos los valores IMM y EIC en los niveles bajo, medio y alto de talento humano. Para ello, primero necesitamos obtener el valor de la media y la desviación de la variable moderadora Z. Eso se puede realizar con ayuda de cualquier software estadístico básico. En nuestro ejemplo didáctico, si asumimos que los valores de la media y desviación estándar de Z son 4.96 y 1.22 respectivamente, la sintaxis final para poder probar un modelo de moderación-mediación usando CB-SEM sería la siguiente:

La sintaxis de la tabla 2 debe digitarse en la opción “*definir nuevos estimados*” de CB-SEM de Amos. Una vez definida e ingresada la sintaxis en Amos, ejecutamos un proceso de bootstrapping para estimar los parámetros. Una vez corrido el proceso de bootstrapping podemos consultar los resultados. Éstos se despliegan bajo la dirección: *Estimates/Scalars/ User-defined-estimads*. La tabla 3 muestra los resultados finales:

Para el análisis, los resultados del IMM deben tener nuestra primera atención. Luego los valores EICbajo, medio y alto. Lo que se busca es confirmar que el IMM es distinto de cero mediante una prueba inferencial o intervalo de confianza Basados en los datos de la tabla 3, el cero no está incluido entre los intervalos de confianza de IMM y es estadísticamente significativo ( $p > 0.05$ ) por tanto, se confirma que existe un efecto indirecto condicionado. Por otra parte, el valor EICbajo, no fue estadísticamente

significativo ( $p > 0.05$ ), pero sí los valores de EICmedio y EICalto ( $p < 0.05$ ) Esto nos dice que el efecto de la moderación sobre el mecanismo mediador aumento medida que incrementa el valor de moderador; mientras que, para valores bajos no existe moderación. Trasladando estos resultados estadísticos al ámbito de nuestro ejemplo podemos interpretar los resultados de la siguiente manera:

“Existe evidencia empírica que sugiere que el efecto indirecto de la orientación al cliente sobre los resultados empresariales de las empresas (a través de capacidad innovadora de la empresa) es moderado por el talento creativo de sus empleados. Lo que confirma la hipótesis planteada”

Adicionalmente, podríamos añadir a la conclusión que, basados en los datos de la tabla 3, a mayores niveles de talento creativo de sus empleados, mayor es la capacidad de innovación, lo que a su vez impacta positivamente en los resultados empresariales que logran las empresas. No obstante, a bajos niveles de talento creativo los resultados sugieren que el talento creativo de los empleados no aumenta o capacidad de innovación de la empresa. Por último, hay que mencionar que la simple evidencia de una interacción estadísticamente significativa entre cualquier variable del modelo y un supuesto moderador no es un requisito ni es suficiente para establecer la moderación de todo el mecanismo indirecto. Por tanto, la prueba del IMM deber ser realizada si lo que se pretende es demostrar la existencia de que el efecto último del mecanismo mediador es moderado por otra variable

#### 5. Discusión

La mediación y la moderación son de particular interés investigativo del área de gestión de empresas. Además, se ha expresado que ambas pueden integrarse en un único

**Tabla 3**  
“User-defined estimands”  
(bootstrapping 1.000 interactions”)

Parámetro	Coef. $\beta$ no estandarizado	Lím inferior	Lím Superior	Valor p
PPSbajo	.993	-0.647	1.350	.013
PPSmedio	1.005	0.710	1.369	.002
PPSalto	1.116	0.748	1.482	.001
EICbajo	.667	0.375	1.113	.001
EICmedio	.749	0.432	1.245	.002
EICalto	.832	0.472	1.376	.001
IMM	0.289	0.268	1.042	.024

Fuente: Autoría propia.

modelo estadístico para su análisis y se ha argumentado que estos modelos integrativos son más atractivos para un investigador, ya que, a través de ellos podría justificarse empíricamente las condiciones por las que un efecto causal de una variable sobre otra ocurre; pero sobre todo, porque puede descubrirse los mecanismos más sutiles por los cuales este efecto sucede y si es asistido por posibles factores mediadores y moderadores. Los estudios capaces de demostrar efectos indirectos condicionales conllevan una comprensión más profunda sobre un fenómeno particular y más interesante que la simple constatación de que una variable X afecta a una variable Y. Por tanto, responder a cómo o por qué y bajo qué circunstancias afecta X a Y añade mucho más mérito a este tipo de investigaciones y genera un mayor impacto en nuestros campos de acción.

Este trabajo aporta las siguientes contribuciones: Primero, ha brindado una explicación práctica y pedagógica sobre cómo idear, parametrizar y analizar modelos de investigación que buscan descubrir plausibles efectos indirectos condicionales, permitiendo a los investigadores concebir, crear y examinar adecuadamente este tipo de modelos usando CB-SEM. Segundo, si bien se podría intuir fácilmente que las posibilidades de idear modelos que representen y examinen efectos indirectos condicionados a moderadores son infinitas, la construcción y subsecuente examen empírico no son tan intuitivos. Esta obra ha hecho evidente que estos modelos requieren que el investigador tenga en mente un posible elemento mediador y algún posible elemento moderador que necesariamente puedan justificarse teóricamente como mediador o moderador, según corresponda. Tercero, hay que tener presente

que las inferencias no las generan las matemáticas de los procedimientos estadísticos que empleamos sino por la interpretación de los resultados generados basados en la literatura y conocimiento existente en el área o campo de estudio del investigador. Solo así, sería significativo un modelo de investigación y los posibles hallazgos empíricos que puedan develar un posible efecto indirecto condicionado, su magnitud y relevancia.

Cuarto, la metodología aquí descrita sobre cómo examinar modelos de mediación moderadora a través de índices IMM y de EIC es relativamente fácil de entender. Asimismo, permite hacer uso de la modelación de ecuaciones estructurales basadas en covarianzas, las que, a su vez presentan dos cualidades deseables de todo método inferencial, las cuales, parafraseando a Hayes (2017) son: (1) la cuantificación del efecto: un índice de mediación moderada es una cuantificación directa de la asociación lineal entre el efecto indirecto y el supuesto moderador de ese efecto. (2) un método simple: el número de pruebas estadísticas inferenciales empleadas para fundamentar una afirmación debe ser lo más reducido posible. En este sentido, se requirió de solo una prueba inferencial sobre IMM para determinar si se apoya una hipótesis de mediación moderada.

Por otra parte, aunque el resultado de la aplicación de este método puede respaldar la afirmación de que la magnitud y el signo de un efecto indirecto depende de un moderador, se debe tener cuidado de condicionar las afirmaciones en la fuerza del argumento causal y teórico, y a las posibles limitaciones de los datos disponibles y la forma en que sean recopilados.

Como conclusión, la metodología mediante CS-SEM e índices IMM y EIC permite a los investigadores una comprensión más profunda sobre la mediación moderada y su proceso de verificación, lo cual puede contribuir a robustecer sustantivamente la calidad y los resultados de las investigaciones al amparo de conceptos fundamentales, robustas metodologías y procesos de análisis que aquí se ofrecen.

Instamos a los investigadores de la gestión de empresas a conceptualizar modelos de investigación más sofisticados y a probarlos empíricamente con procedimientos novedosos y robustos que ofrece la modelación de ecuaciones estructurales, que garanticen la confiabilidad en los resultados y que ayuden potenciar la calidad de sus eventuales publicaciones.

## 6. Referencias

- Aguinis, H., Edwards, J. R., & Bradley, K. J. (2017). Improving our understanding of moderation and mediation in strategic management research. *Organizational Research Methods*, 20(4), 665-685. <https://doi.org/10.1177/1094428115627498>
- Alegre, J., & Chiva, R. (2013). Linking entrepreneurial orientation and firm performance: The role of organizational learning capability and innovation performance. *Journal of Small Business Management*, 51(4), 491-507. <https://doi.org/10.1111/jsbm.12005>
- Amabile, T. M., & Pratt, M. G. (2016). The dynamic componential model of creativity and innovation in organizations: Making progress, making meaning. *Research in Organizational Behavior*, 36(19), 157-183. <https://doi.org/10.1016/j.riob.2016.10.001>
- Awang, Z., Afthanorhan, A., & Asri, M. A. M. (2015). Parametric and non-parametric approach in structural equation modeling (SEM): The application of bootstrapping. *Modern Applied Science*, 9(9), 58-67 <https://doi.org/10.5539/mas.v9n9p58>
- Bagozzi, R., & 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>
- Bittmann, F. (2021). Bootstrapping: An integrated approach with Python and Stata. Berlin: Walter de Gruyter GmbH & Co KG,
- Brown, B. W., & Newey, W. K. (2002). Generalized method of moments, efficient bootstrapping, and improved inference. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(4), 507-517. <https://doi.org/10.1198/073500102288618649>
- Byrne, B. (2016). Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications and programming. London: Routledge.
- Bagozzi, R., & 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>
- Calvo-Madurga, A. (2020). Mediación y moderación en modelos lineales. <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/43779> (recuperado 2 agosto 2023)
- Castro, I., Roldán, J. L., & Acedo, F. J. (2015). The dimensions of alliance portfolio configuration: A mediation model. *Journal of Management & Organization*, 21(2), 176-202. <https://doi.org/10.1017/jmo.2014.74>
- Chacón-Henao, J., López-Zapata, E., & Arias-Pérez, J. (2022). Liderazgo compartido en equipos directivos y desempeño organizacional: el rol mediador del capital social. *Estudios Gerenciales*, 38(162), 32-44. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2022.162.4524>
- Cropley, D., & Cropley, A. (2017). Innovation capacity, organisational culture and gender. *European Journal of Innovation Management*, 20(3), 493-510. <https://doi.org/10.1108/EJIM-12-2016-0120>
- Dash, G., & Paul, J. (2021). CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121092. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121092>
- El-Kassar, A. N., & Singh, S. K. (2019). Green innovation and organizational performance: The influence of big data and the moderating role of management commitment and HR practices. *Technological forecasting and social change*, 144(1), 483-498. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.016>
- Fidel Criado, P. (2016). Antecedentes estratégicos de la capacidad de innovación empresarial y sus efectos en los resultados. <http://hdl.handle.net/10550/53095> (recuperado 6 de abril 2022)

- Field, A. (2013). Moderation, mediation and more. In A. M Carmichael (Ed.). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. London: Sage.
- Gerged, A. M., Albitar, K., & Al-Haddad, L. (2023). Corporate environmental disclosure and earnings management—The moderating role of corporate governance structures. *International Journal of Finance & Economics*, 28(3), 2789-2810.  
<https://doi.org/10.1002/ijfe.2564>
- Hair, J. F., Gabriel, M., & Patel, V. (2014). AMOS covariance-based structural equation modeling (CB-SEM): Guidelines on its application as a marketing research tool. *Brazilian Journal of Marketing*, 13(2), 44-55 <https://doi.org/10.5585/remark.v13i2.2718>
- Hair Jr, J. F., Matthews, L. M., Matthews, R. L., & Sarsedt, M. (2017). PLS-SEM or CB-SEM: updated guidelines on which method to use. *International Journal of Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107-123. <https://doi.org/10.1504/IJMDA.2017.087624>
- Hayes, A. F. (2015). An index and test of linear moderated mediation. *Multivariate behavioral research*, 50(1), 1-22. <https://doi.org/10.1080/00273171.2014.962683>
- Hayes, A. F., Montoya, A. K., & Rockwood, N. J. (2017). The analysis of mechanisms and their contingencies: PROCESS versus structural equation modeling. *Australasian Marketing Journal*, 25(1), 76-81. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2017.02.001>
- Hayes, A. F. (2018). Partial, conditional, and moderated moderated mediation: Quantification, inference, and interpretation. *Communication Monographs*, 85(1), 4-40. <https://doi.org/10.1080/03637751.2017.1352100>
- Hayes, A. F. (2022). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A Regression-Based Approach 3rd Ed.* New York: The Guilford Press
- Holbert, R. L., & Park, E. (2020). Conceptualizing, organizing, and positing moderation in communication research. *Communication Theory*, 30(3), 227-246. <https://doi.org/10.1093/ct/qtz006>
- Igartua, J., González, A., & Arcila, C. (2022). Uso de narraciones testimoniales para persuadir a las personas sobre la Inteligencia Artificial. El papel de la similitud actitudinal con el protagonista del mensaje. *Profesional de la Información*, 31(4), 1-16 <https://doi.org/10.3145/epi.2022.jul.09>
- Igartua, J. J., & Hayes, A. F. (2021). Mediation, moderation, and conditional process analysis: Concepts, computations, and some common confusions. *The Spanish Journal of Psychology*, 24(1), 2-22. <https://doi.org/10.1017/SJP.2021.46>
- Jannoo, Z., Yap, B. W., Auchoybur, N., & Lazim, M. A. (2014). The effect of nonnormality on CB-SEM and PLS-SEM path estimates. *International Journal of Mathematical and Computational Sciences*, 8(2), 285-291.
- Johnson, R. W. (2001). An introduction to the bootstrap. *Teaching Statistics*, 23(2), 49-54.  
<http://danida.vnu.edu.vn/cpis/files/Refs/LAD/An%20Introduction%20to%20the%20Bootstrap.pdf> (recuperado el 15 enero 2022).
- Koster, F. (2022). Knowledge management and innovation performance a mediated-moderation model. *International Journal of Innovation and Technology Management*, 19(02), 1-18. <https://doi.org/10.1142/S021987702250002X>
- Hernández, L.D.A. & Hurtado, L. A. S. (2016). La creatividad y el desarrollo del talento humano. *Magazine de las ciencias: Revista de Investigación e Innovación*, 1(2), 17-24. <https://revistas.utb.edu.ec/index.php/magazine/article/view/48> (recuperado 22 mayo 2023).
- Mia, M. M., Majri, Y., & Rahman, I. K. A. (2019). Covariance based-structural equation modeling (CB-SEM) using AMOS in management research. *Journal of Business and Management*, 21(1), 56-61. <https://doi.org/10.9790/487X-2101025661>
- Oliva, R., Carvajal, K., & Cataldo, A. (2018). Impacto de TI en las pequeñas y medianas empresas ¿es su efecto moderado por la intensidad de uso de TI de la industria? *Journal of Technology Management & Innovation*, 13(2), 82-93. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-27242018000200082>

- Onwe, C. C., Ogbo, A., & Ameh, A. A. (2020). Entrepreneurial orientation and small firm performance: The moderating role of environmental hostility. *Entrepreneurial Business & Economics Review*, 8(4), 67-84. <https://doi.org/10.15678/EBER.2020.080404>
- Pérez-De-Lema, D. G., Hansen, P. B., Madrid-Gujjaro, A., & Silva-Santos, J. L. (2019). Influence of the business environment in the dynamics of innovation and in the performance of SMEs. *International Journal of Innovation Management*, 23(05), 1950044. <https://doi.org/10.1142/S1363919619500440>
- Preacher, K. J., Rucker, D. D., & Hayes, A. F. (2007). Addressing moderated mediation hypotheses: Theory, methods, and prescriptions. *Multivariate Behavioral Research*, 42(1), 185-227. <https://doi.org/10.1080/00273170701341316>
- Río-Cortina, J. L. D., Acosta-Mesa, R. E., Santis-Puche, M. A., & Machado-Licona, J. (2022). El efecto mediador de la innovación entre la gestión del talento humano y el desempeño organizacional. *Innovación Tecnológica*, 33(2), 13-20. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642022000200013>
- Salessi, S. M., & Omar, A. G. (2017). Capital psicológico y regulación emocional en el trabajo: el rol mediador de la satisfacción laboral. 22(1), 98-98. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/53741>
- Sandoval-Alvarez, C. (2022). Determinants of export intensity among small and medium-sized firms: An empirical study based on the heterogeneity of their resources. *Estudios de Administración*, 29(1), 5-27. <https://doi.org/10.5354/0719-0816.2022.66217>
- Santos, A., & Ariefiantoro, T. (2019). Managerial Ownership as Moderating Variables in Effect of Profitability on Firm Value. *Tirtayasa Ekonomika*, 14(2), 220-231. <http://dx.doi.org/10.35448/jte.v14i2.6477>
- Yan, Z., Mansor, Z. D., Choo, W. C., & Abdullah, A. R. (2021). How to reduce employees' turnover intention from the psychological perspective: A mediated moderation model. *Psychology Research and Behavior Management*, 1(1)185-197. <https://doi.org/10.2147/PRBM.S293839>
- Zheng, J., Gu, Y., Xie, H., & Wu, G. (2023). Linking innovation, empowerment to facilitate project performance: A mediated moderation model. *Journal of Engineering and Technology Management*, 68,(1) 101750. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2023.101750>