

Los efectos de terceras variables en la investigación psicológica

Manuel Ato¹ y Guillermo Vallejo²

¹ Universidad de Murcia

² Universidad de Oviedo

Resumen: Dada una aparente relación causa-efecto entre una variable independiente (X) y una variable de respuesta (Y), muchos investigadores se interesan en determinar el papel que juegan otras variables intervinientes (terceras variables o variables Z) en tal relación, y particularmente el papel de variables mediadoras y moderadoras. En repetidas ocasiones se ha denunciado que existe cierta confusión en lo relativo al significado y uso apropiado de los efectos de terceras variables como hipótesis causales en la investigación psicológica. En este trabajo se pretende reforzar la comprensión y utilización de algunos de los efectos debidos a terceras variables, en concreto los efectos de covariación, espuriedad o confundido, supresión, y particularmente los de mediación y moderación, concediendo especial atención a la correcta aplicación de pruebas estadísticas y a los errores que con mayor frecuencia suelen cometerse cuando se aborda un análisis causal con tales efectos. Se utiliza con esta finalidad un lenguaje sencillo mediante diagramas *path* que asumimos asequible al investigador aplicado y se propone finalmente un diagrama de flujo con el objeto de ayudar a distinguir los efectos de las terceras variables y a facilitar la aplicación de los procedimientos estadísticos apropiados.

Palabras clave: mediación, moderación, covariación, espuriedad, confundido, supresión, terceras variables

Title: The effects of third variables in psychological research.

Abstract: Given a causal relationship between an independent variable (X) and a response variable (Y), the interest of some applied researchers is sometimes focused on knowing the role playing for alternative intervening variables (third variables or Z-variables), and particularly the role of mediating and moderating variables. Some influential works have repeatedly denounced that in applied psychology some confusion exists with respect to the meaning and appropriate use of third variables effects as causal hypotheses. This work is intended to reinforce the comprehension and using of five of more known effects of third variables and concretely the effects of covariation, spuriousness or confounding, suppression, and particularly of mediation and moderation, with special attention towards the application of statistical tests and the report of most common mistakes that usually appear when we tackle a causal analysis. An accessible language for applied researcher with path diagrams is used. A flow diagram is finally proposed in order to help applied researchers to distinguish between third variable effects and to make easier the application of the appropriate statistical procedures.

Key words: mediation, moderation, covariation, spuriousness, confounding, suppression, third variables

Introducción

Una vez establecida una relación que se asume causal entre una variable independiente (variable X) y una variable de respuesta (variable Y), una cuestión de interés para el investigador aplicado es considerar el papel que juegan terceras variables (o variables Z) en tal relación. En la Figura 1 se representan con diagramas *path* (Kenny, 1979) varias situaciones de la investigación en psicología que incorporan una tercera variable, algunas de las cuales han despertado gran interés (p.e., los diagramas B y F), como lo demuestra el incremento en la última década en el número de trabajos publicados en revistas tan representativas de la investigación española como *Psicothema*, *Psicológica*, *International Journal of Clinical and Health Psychology* o *Anales de Psicología*. En el área de la psicología clínica y de la salud la atención se centra en comprender los procesos y mecanismos causales por los que ciertos factores psicológicos y sociales influyen en la salud y el bienestar (Jandasek, Holmbeck y Rose, 2008) y en los programas de prevención de la salud con el objeto de conocer los procesos por los que un programa logra su efecto y los motivos por los que es más efectivo en unos subgrupos que en otros (Fairchild y MacKinnon, 2009).

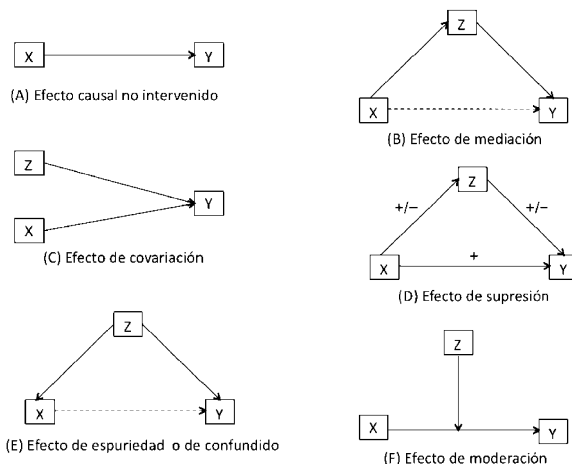


Figura 1: Efectos de terceras variables en la investigación psicológica.

Un análisis más detenido sobre la forma de operar con terceras variables ha inducido a algunos autores (entre otros, Frazier, Tix y Barron, 2004; Holmbeck, 1997; Kenny, 2008; MacKinnon y Luecken, 2008; Stone-Romero y Rosopa, 2008; Wu y Zumbo, 2008) a constatar que existe cierta confusión sobre el significado y el uso apropiado de los efectos de las terceras variables, lo que resulta desafortunado dado el alto potencial que encierran para comprender muchos de los fenómenos que interesan a la psicología aplicada. A título de ejemplo ilustrativo en el área de la salud y del bienestar, de todos los trabajos publicados en el *International Journal of Clinical and Health Psychology* en el periodo 2001-2008 contabilizamos 9 que concluyeron que existe alguna forma de mediación o moderación, pero en 5 de ellos no se sometió a prueba ninguna de las posibles hipótesis estadísticas, en 3 detec-

Dirección para correspondencia [Correspondence address]: Manuel Ato García. Departamento de Psicología Básica y Metodología. Facultad de Psicología. Universidad de Murcia. 30100 Murcia (España). E-mail: matogar@um.es

tamos algunas inconsistencias en el uso de los procedimientos estadísticos e incluso en uno de ellos se confundían claramente los conceptos de mediación y moderación.

Ante esta tesitura, el objeto fundamental que este trabajo persigue es reforzar la comprensión y el uso adecuado de los efectos debidos a terceras variables para el caso más simple que involucra tres variables (una variable independiente o predictor, una variable de respuesta y una tercera variable), mediante un análisis detallado de las situaciones de mediación y moderación y, en menor medida, de las situaciones de covariación, espuriedad y supresión. En todas estas situaciones se requiere una consideración cuidadosa por parte del investigador para detectar el efecto que una tercera variable Z juega en la relación entre X e Y y para aplicar después los procedimientos estadísticos apropiados para comprobar tal efecto. En este trabajo se utiliza como apoyo gráfico los diagramas *path* procurando mantener además el nivel matemático del material dentro de unos límites tolerables para una revista aplicada.

Puesto que los efectos de mediación, moderación, supresión, covariación y espuriedad son posibles efectos causales alternativos acerca del mecanismo a través del cual una tercera variable Z opera en conjunción con una causa X y un efecto Y , el contexto ideal para realizar un *análisis causal* se produce cuando X es una variable manipulada mediante diseño experimental (Greenland, 2000; Pearl, 2009a,b, 2010a; Rubin, 2005; Spencer, Zanna & Fong, 2005). Conviene precisar además que las inferencias con terceras variables son inferencias causales, cuya validez descansa en el cumplimiento de tres condiciones básicas (Ato y Vallejo, 2007, p. 31; Bollen, 1989, pp. 40-79; Cohen, Cohen, West y Aiken, 2003, pp. 454-455; Kenny, 1979, pp. 2-4): *asociación* (X e Y covarían), *dirección* (X precede en el tiempo a Y) y *aislamiento* (el efecto que ejerce X sobre Y no se debe a una tercera variable Z que ha sido omitida del modelo).

Desde la perspectiva de dos de las teorías generales de la causalidad más prominentes, el *modelo de los resultados potenciales* propuesto por Rubin (2005) y el *modelo causal estructural* de Pearl (2009b), bajo circunstancias controladas también pueden considerarse otras situaciones de investigación no experimentales. Los métodos cuasiexperimentales incluyen aspectos de diseño que se proponen para eliminar variables no deseadas (Shadish, Cook y Campbell, 2002). Los métodos observacionales se proponen para medir las variables no deseadas y eliminar o parcializar después sus efectos (Rosenbaum, 2002). Pero en todas las situaciones no experimentales, el investigador aplicado debe ser consciente de que se precisa un ejercicio lógico y sustantivo adicional que le permita aislar las variables extrañas y conseguir las mejores condiciones posibles para abordar un riguroso análisis causal.

Como apuntan Cohen et al. (2003, p. 457) la estrategia básica del análisis causal implicado en el análisis con terceras variables consiste en representar una teoría mediante una red de variables, especificando la dirección causal (signo + o -) y la magnitud de la relación entre todos los pares de varia-

bles. Los diagramas *path*, por ejemplo $X \rightarrow Y$, se emplean para representar gráficamente tales relaciones y por lo general sus parámetros son coeficientes de regresión parcial simple o múltiple. El conjunto de las ecuaciones de regresión implicadas en un análisis con terceras variables se denomina *path analysis*. Una muestra de datos empíricos se utiliza entonces para determinar si el modelo es consistente con la teoría y para estimar tales parámetros.

Dada pues una relación causal entre X e Y , las secciones siguientes de este trabajo exploran el diferente papel que pueden desempeñar cinco tipos diferentes de terceras variables, junto con la prueba empírica de sus efectos y algunas indicaciones relativas a las precauciones que deberían adoptarse antes de proceder a la interpretación de los resultados. Un diagrama de flujo se presenta finalmente con el objeto de ayudar al investigador aplicado a detectar e interpretar el papel de las terceras variables.

La tercera variable como variable mediadora

Si no se introduce ninguna tercera variable en la relación $X \rightarrow Y$, su efecto causal se obtiene estimando el coeficiente c de un modelo de regresión simple, como se muestra en el diagrama *path* (A) de la Figura 2. En ocasiones, el efecto causal de X sobre Y puede ser mediado por alguna variable (o proceso) Z si ésta se inserta entre X e Y originando la cadena causal $X \rightarrow Z \rightarrow Y$. El modelo resultante se denomina *modelo de mediación simple*, donde Z juega el papel de *variable mediadora*. Los diagramas que corresponden a los modelos (B) y (C) de la Figura 2 representan esta situación. El efecto causal $X \rightarrow Y$ es ahora el coeficiente c' y los efectos causales $X \rightarrow Z$ y $Z \rightarrow Y$ son respectivamente los coeficientes a y b . La generalización de este modelo con dos o más mediadores simultáneos conduce al *modelo de mediación múltiple*. Dos de las diferentes formas que puede adoptar este modelo se representan en el diagrama (D) de la Figura 2, el de la izquierda utilizando mediadores intermedios, y el de la derecha mediadores simultáneos específicos, donde $Z1$ y $Z2$ son sendas variables mediadoras.

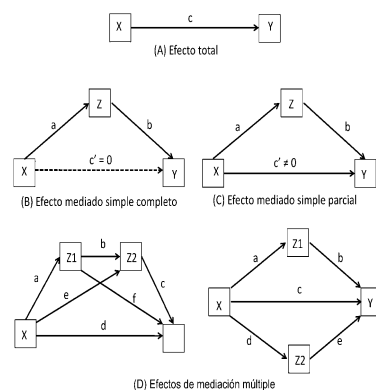


Figura 2: Efectos de mediación simple (modelos B y C) y múltiple (modelo D)

El modelo mediacional simple de los diagramas (B) y (C) de la Figura 2 implica por tanto la estimación de las ecuaciones de regresión:

$$Y = o_1 + cX + e_1 \quad (1)$$

$$Z = o_2 + aX + e_2 \quad (2)$$

$$Y = o_3 + c'X + bZ + e_3 \quad (3)$$

donde o_1 , o_2 y o_3 son los respectivos puntos de origen o intercepción y e_1 , e_2 y e_3 representan los residuos no explicados de las tres ecuaciones.

Todo el análisis se concentra en la interpretación de los coeficientes de regresión a , b , c y c' de las ecuaciones (1) a (3). El coeficiente c de la Ec. (1) se llama *efecto total* o efecto no mediado mientras que c' de la Ec. (3) se llama *efecto directo* porque no es mediado por ninguna otra variable del modelo. La relación causal mediada la forman los coeficientes a de la Ec. (2) y b de la Ec. (3), y su producto ($a*b$) se denomina *efecto indirecto* o efecto mediado, que es igual a la diferencia entre el efecto total y el efecto directo ($c - c'$). El análisis mediacional implica que **el efecto total (c) se descompone en un efecto directo (c') más un efecto indirecto ($a*b$)** cuyas magnitudes dependen del grado en que X afecta a Z (coeficiente a) y Z afecta a Y controlando X (coeficiente b), EFECTO TOTAL = EFECTO DIRECTO + EFECTO INDIRECTO

$$c = c' + a * b \quad (4)$$

Conviene notar (Iacobucci, 2008) que la igualdad de la Ec. (4) sólo se cumple cuando el modelo de análisis empleado para estimar los parámetros de las Ecs. (1) - (3) es regresión lineal múltiple, pero no cuando se emplean otros modelos de análisis no lineales (por ejemplo, regresión de Poisson o bien regresión logística con enlace logit o probit). En un reciente trabajo de Pearl (2010b) se propone un estimador generalizado, la *fórmula de la mediación*, que es válido tanto con modelos lineales como no lineales.

Hay dos enfoques generales para probar efectos indirectos con modelos de mediación (Holmbeck, 1997, pp. 602-3; véase también Frazier et al., 2004; Jaccard y Turrisi, 2003), el enfoque de regresión y el enfoque de los modelos de ecuaciones estructurales (SEM). El primero es más simple y se practica cuando las tres variables implicadas son variables o indicadores observables para las que se asume que no existe error de medida. El segundo es más complejo, pero más recomendable, y se utiliza cuando alguna de las variables es una variable no observable o latente, que se asume que se asume libre de error de medida y se mide empleando indicadores múltiples del constructo.

A) El enfoque de regresión

McKinnon, Lockwood, Hoffman, West y Sheets (2002) distinguen cuatro métodos para probar un efecto de mediación con enfoque de regresión: 1) el procedimiento de las

etapas causales, 2) la prueba de la diferencia $c - c'$, 3) la prueba del efecto indirecto $a*b$ y 4) el *bootstrap*. Respecto del primero, Baron y Kenny (1986; véase también Judd y Kenny, 1981, 2010, y Kenny, Kashy y Bolger, 1998) propusieron un método étápico, conocido como *procedimiento B-K*, que es hoy por hoy el más empleado para probar efectos de mediación (un enfoque alternativo, denominado *procedimiento McCarthy*, puede consultarse en Kraemer, Kiernan, Essex y Kupfer, 2008) y consta de las etapas siguientes:

- **Etapa 1:** ¿Es X un predictor significativo de Y? Esta etapa estima el efecto total (coeficiente c , Ec. (1)), que debe ser estadísticamente significativo para proceder a la etapa siguiente. La necesidad de esta etapa ha sido puesta en duda (véase Collins, Graham y Flaherty, 1998; James, Mulaik y Brett, 2006; Preacher y Hayes, 2004; Shrout y Bolger, 2002), porque es posible que exista un efecto mediado (o un efecto de supresión) aun cuando c sea igual a 0, o no sea estadísticamente significativo.
- **Etapa 2:** ¿Es X un predictor significativo de Z? Esta etapa estima el coeficiente a de la Ec. (2), que debe ser significativamente diferente de cero.
- **Etapa 3:** Controlando el efecto de X, ¿es Z un predictor significativo de Y? Esta etapa estima el coeficiente b de la Ec. (3), que debe ser también significativo.
- **Etapa 4:** ¿Es Z un mediador en la relación $X \rightarrow Y$? Si los coeficientes a y b de etapas 2 y 3 son estadísticamente significativos cabe concluir que Z podría estar mediando en la relación entre X e Y y se puede incluso determinar el grado de mediación existente conociendo la magnitud del efecto c' de la Ec. (3). Si $c' = 0$ (o, en general, si es muy pequeño en magnitud en comparación con el efecto indirecto $a*b$), entonces puede existir mediación *completa* (modelo B de la Fig. 2); en cambio, si $c' < c$, puede tratarse de mediación *parcial* (modelo C de la Fig. 2).

A pesar de la popularidad del procedimiento B-K (Quiñones, López, Peñaranda y Tortosa, 2004, revelaron que el trabajo que desarrolla el procedimiento B-K es el artículo más citado del *Journal of Personality and Social Psychology* en toda su historia), han sido muchas las críticas que ha recibido en su conjunto (véase MacKinnon, Fairchild y Fritz, 2007; Zhao, Lynch y Chen, 2010). En primer lugar, suele presentar baja potencia y altas tasas de error tipo I, que se deben al planteamiento de la primera etapa causal, sobre todo en presencia de mediación completa. En segundo lugar, el procedimiento no articula ninguna opción que permita probar la existencia de supresión estadística. Y en tercer lugar, mientras que el cumplimiento de las etapas 2 y 3 requiere significación estadística (aunque este requisito se ha relajado también al constatarse que efectos pequeños pueden ser significativos debido a un alto tamaño muestral y efectos grandes pueden no ser significativos debido a un reducido número de casos), en la etapa 4 la decisión sobre la existencia de mediación se basa en la dicotomía efecto cero/no cero, pero no en la prueba estadística del efecto indirecto.

Las etapas claves del procedimiento B-K son por tanto las etapas 2 (prueba $a \neq 0$) y 3 (prueba $b \neq 0$). Aunque la forma usual de saber si existe o no mediación consiste en probar si el coeficiente c' es significativo, parece ser más interesante la prueba del efecto indirecto, bien sea mediante la diferencia ($c - c'$) o mediante el producto de los coeficientes ($a*b$). Ambos asumen una distribución normal para formular una razón z (o una prueba t si el tamaño muestral es pequeño), y emplean como error típico una fórmula propuesta por Sobel (1986). Para el efecto indirecto $a*b$, el error típico es la raíz cuadrada de

$$S_{ab}^2 = a^2 S_b^2 + b^2 S_a^2 \quad (5)$$

que se utiliza para construir una razón crítica z (o t),

$$z = \frac{a * b}{S_{ab}} \quad (6)$$

y para construir un intervalo de confianza en torno al efecto indirecto (Cheung, 2009)

$$a * b \pm z_{1-\alpha/2} S_{ab} \quad (7)$$

Pero como han apuntado MacKinnon, Krull y Lockwood, 2000 y Stone y Sobel, 1990, los límites del intervalo de confianza de la Ec. (7) son imprecisos y tienden a situarse a la izquierda del valor auténtico del efecto mediado cuando los efectos son positivos y a la derecha cuando son negativos. Y siendo sesgada la distribución del efecto indirecto, ya que el producto de dos variables distribuidas de forma normal no suele distribuirse normalmente, MacKinnon, Lockwood y Williams (2004) propusieron una prueba para distribuciones asimétricas del efecto indirecto que supera este inconveniente.

Como consecuencia de las limitaciones comentadas, se ha popularizado en muchas áreas de las ciencias de la salud la utilización de métodos de remuestreo, y más concretamente el procedimiento *bootstrap*, para calcular la varianza del efecto indirecto (Shrout y Bolger, 2002; Mallinckrodt, Abraham, Wei y Russell, 2006), que se adapta a muchas situaciones de investigación para las que no se han desarrollado fórmulas analíticas y no requieren el supuesto de normalidad ni otros supuestos estadísticos en los que se basa la expresión de la Ec. 5 (véase también Zhao et al., 2010). Los pasos requeridos para aplicar el procedimiento *bootstrap* son:

- 1) De una muestra total se extraen aleatoriamente con reemplazamiento k muestras (por ejemplo, 1000 o más) de N unidades cada una y se calcula el efecto indirecto $a*b$ para cada muestra.
- 2) Se calcula el efecto indirecto medio y su distribución muestral a partir del conjunto de efectos indirectos calculado en el paso anterior.
- 3) Se aplica una prueba similar a la Ec. (6) utilizando como numerador el efecto indirecto medio y como denominador el error típico de su distribución muestral.

Estévez y Calvete (2009, pp. 31-32) aplicaron el enfoque de regresión con un modelo de mediación múltiple para determinar si la relación entre esquemas cognitivos (X) y

depresión (Y) era mediada por los pensamientos automáticos (Z). Basándose en un estudio previo, utilizaron tres diferentes medidas de esquemas cognitivos, privación emocional (X1), abandono (X2) y fracaso (X3) y como mediador múltiple un conjunto de medidas simultáneas compuesto por pensamientos de insatisfacción (Z1), dificultad de afrontamiento (Z2) y positivos (Z3). Los resultados demostraron la presencia de mediación múltiple parcial para los predictores X1 y X2 y de mediación múltiple completa para el predictor X3.

B) El enfoque SEM

Para probar modelos de mediación simple y otros modelos más complejos, muchos autores (Cheung y Lau, 2008; Iacobucci, Saldanha y Deng, 2007; James y Brett, 1984) recomiendan emplear modelos de ecuaciones estructurales, entre otras razones, por la posibilidad de controlar el error de medida, por la facilidad para utilizar indicadores múltiples de los constructos y por la variedad de medidas de ajuste de modelos que proporcionan. El enfoque SEM simplifica notablemente el procedimiento B-K, porque se aplica en una única etapa (al menos en su forma más simple), y es especialmente útil cuando se dispone de un predictor latente, una hipotética variable latente mediadora y una respuesta latente, para cada uno de los cuales se registran dos o más indicadores. Como sucede con el enfoque de regresión, se ajustan 3 modelos alternativos (Holmbeck, 1997, p. 602):

- a) el modelo con el efecto total ($X \rightarrow Y$) debe obtener un ajuste aceptable. El ajuste del modelo se considera aceptable cuando la probabilidad del valor de χ^2 respecto de los grados de libertad requeridos sea mayor de 0.05.
- b) el modelo con el efecto mediado ($X \rightarrow Z \rightarrow Y$) debe producir valores de ajuste apropiados, y del mismo modo se procede después con los efectos $X \rightarrow Z$ y $Z \rightarrow Y$, que también deben ser estadísticamente significativos.
- c) la prueba del efecto indirecto consiste entonces en evaluar el ajuste producido por el modelo con efecto mediado $X \rightarrow Z \rightarrow Y$ bajo dos condiciones de modelado: (1) modelo restringido, cuando el path $X \rightarrow Y$ se restringe a cero, y (2) modelo no restringido. Si mediante la prueba de la razón de verosimilitudes no hay diferencias entre ambos modelos, se elige el modelo restringido, que prescinde al menos de un parámetro, lo que prueba la existencia de efectos de mediación; en cambio, si hay diferencias significativas entre ambos modelos, se acepta el modelo no restringido y puede concluirse que no hay efectos de mediación.

Jiménez, Musitu y Murgui (2008, pp. 145-146) utilizaron el enfoque SEM para probar si la autoestima de riesgo y de protección mediaban en la relación entre funcionamiento familiar (positivo y negativo) y consumo de sustancias. Se utilizaron 10 indicadores (3 para el constructo de funcionamiento familiar, 4 para los mediadores de autoestima y 3

para el de consumo de sustancias). No resultó significativa la diferencia entre los modelos restringido y no restringido ($\Delta\chi^2_{2,414} = 0.74; P > .05$) lo que condujo a aceptar el modelo restringido y por tanto la existencia de mediación de la autoestima.

C) Problemas con el análisis de la mediación

Los enfoques de regresión y SEM asumen que se cumplen los supuestos básicos del modelo lineal general (normalidad, homogeneidad de las varianzas, independencia de los errores y linealidad) para probar el efecto indirecto. Sin embargo, existen varias situaciones problemáticas comunes que pueden complicar notablemente el proceso.

En primer lugar, el *problema de la multicolinealidad*. Si la variable mediadora Z juega un papel importante en la relación $X \rightarrow Y$, predictor y moderador pueden mostrar una alta correlación, y por tanto un alto grado de colinealidad que afectará a la precisión de los estimadores. El problema se agudiza cuando se utilizan modelos de mediación múltiple. La existencia de colinealidad entre X y Z es inevitable, por lo que es preciso conocer su naturaleza y magnitud y si es posible utilizar procedimientos para reducirla. Valores del *índice de tolerancia* (IT) inferiores a 0.10 o del *factor de inflación de la varianza* (FIV) superiores a 10 producen parámetros sesgados e ineficientes (Ato y Vallejo, 2007, pp. 119-120). Una fuente común de colinealidad depende del lapso temporal existente entre las medidas de X y de Z: si el lapso es corto (*proximal mediation*), su correlación será mayor que si es largo (*distal mediation*). Para corregir este problema, Baron y Kenny (1986) recomiendan utilizar muestras grandes y proponen utilizar la Ecuación (8) para determinar el tamaño muestral óptimo:

$$N_{\text{observado}} = N_{\text{óptimo}} (1 - a^2) \quad (8)$$

En segundo lugar, el *problema de la causalidad*. Las conclusiones que genera el análisis de la mediación solo son válidas si los supuestos causales en que se basan son también válidos (véase Pearl, 2010; Spencer et al., 2005; Wu y Zumbo, 2008). Un supuesto esencial es que la variable mediadora Z se mida después de X pero antes de Y. En caso contrario, puede producirse alguna forma de *error de especificación*, y es necesario asumir que no existe ninguna variable espuria que pueda ser la causa de Z e Y, que no se presenta causación invertida (es decir, que Z sea causa de Y y ésta la causa de Z) y que no existe error de medida en la variable mediadora, ya que de ser así se reduciría la potencia estadística de la prueba del efecto indirecto.

En tercer lugar, el *nivel de medida de las variables implicadas*. Hemos asumido que las variables X, Z e Y son numéricas. No constituye ningún problema si X es un factor experimental, pero si también son categóricas Z e Y, que durante el proceso étápico actúan como variables de respuesta, entonces deberá utilizarse regresión logística (con función de

enlace logit o probit) en lugar de regresión lineal múltiple (con función de enlace identidad). Debido al cambio de escala de la función de enlace, los coeficientes para X e Y ya no son comparables, por lo que para hacerlos comparables se requiere realizar algunos ajustes estadísticos (McKinnon y Dwyer, 1993; Kenny, 2008). Sin embargo, se han apuntado recientemente algunas soluciones a esta cuestión, en particular la fórmula de la mediación de Pearl (2010b) y el análisis de mediación causal propuesto por Imai, Keele, Tingley y Yamamoto (2010).

La tercera variable como variable moderadora

Una *variable moderadora* es una variable que altera la magnitud y/o la dirección de la relación existente entre X e Y. Por ejemplo, si una intervención terapéutica (X) reduce en mayor medida la gravedad de los síntomas (Y) en varones que en mujeres, es posible que el género (Z) modere la relación causal entre intervención terapéutica y gravedad de los síntomas. La variable moderadora suele ser algún rasgo estable del comportamiento (p.e., edad, género) o del contexto (p.e., nivel educativo de los padres). Y como sucede con la mediación, también se distingue entre *efecto de moderación completo* (cuando para un nivel o rango de valores de la variable moderadora el efecto causal de X sobre Y es cero) y *efecto de moderación parcial* (cuando el efecto se reduce considerablemente pero no es nulo). Además de la magnitud, la variable moderadora puede afectar a la dirección de la relación, amplificando o incluso invirtiendo un efecto causal entre X e Y.

Aunque hay razonables dudas sobre esta cuestión (véase Kraemer et al., 2008), los efectos de moderación se consideran también efectos de interacción, pero a diferencia de aquéllos, que suelen utilizarse indistintamente en investigación experimental y observacional, los efectos de moderación se emplean con la intención de probar hipótesis causales (Wu y Zumbo, 2008, p. 370). La estimación del efecto de una variable moderadora Z sobre la relación $X \rightarrow Y$ implica una ecuación de regresión múltiple que, además de los predictores X y Z, incluye también la interacción $X*Z$,

$$Y = o_4 + aX + bZ + cXZ + e_4 \quad (9)$$

donde el término XZ es sencillamente el producto de las variables X y Z, el coeficiente c mide el efecto de moderación y el coeficiente a es el efecto simple de X cuando $Z=0$. Una sencilla modificación de los términos de la ecuación (9) conduce al modelo

$$Y = (o_4 + bZ) + (a + cZ)X + e_4 \quad (10)$$

donde el primer paréntesis corresponde a la intercepción y el segundo a la pendiente de regresión de Y sobre X para valores particulares de Z. Esta forma de análisis de regresión se llama *regresión múltiple moderadora* (Aguinis, 2004) porque incluye el efecto moderador de Z. Si no hay anomalías, el rechazo de la hipótesis de que $c = 0$ permite concluir que existe un efecto moderador de Z sobre la relación $X \rightarrow Y$. Al representar gráficamente los efectos de interacción se observa que las pendientes de regresión de Y sobre X para

cada uno de los valores de Z dependen del valor que adopte Z . Las pendientes de regresión de Y sobre X para valores concretos de Z son *efectos simples*, y tienen la misma interpretación que en un ANOVA factorial (Ato y Vallejo, 2007, pp. 190-194).

El diagrama (A) de la Figura 3 muestra la relación entre estatus socioeconómico, SSE (X) y consumo de tabaco (Y), que se asume moderada por la variable género (Z), y representa el modelo de moderación básico de la Ec. (9). El componente esencial del modelo es el efecto de interacción, de naturaleza no ordinal, donde las pendientes de regresión para varones y mujeres son diferentes. La forma de la interacción permite definir el papel de Z como un empeoramiento (“*exacerbator*”), cuando se incrementa la asociación entre X e Y para un nivel de Z (p.e., mujeres con alto estatus económico), o como una mejora (“*buffer*”), cuando la asociación entre X e Y disminuye.

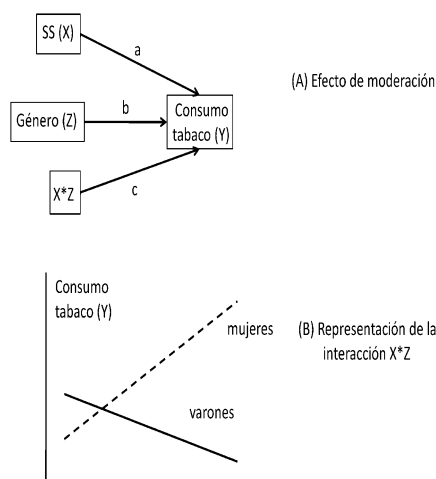


Figura 3: Efecto de moderación y su representación gráfica.

Se han distinguido también dos enfoques analíticos generales para probar efectos de moderación (Holmbeck, 1997, pp. 600-601), el enfoque de regresión y el enfoque SEM.

1) Enfoque de regresión

Puesto que la interacción $X*Z$ es el producto de las dos variables, es conveniente que tal producto refleje el valor cero para facilitar la interpretación de los coeficientes de regresión, lo que con variables numéricas puede conseguirse mediante un simple *centrado*, o sea, obteniendo puntuaciones diferenciales de X y Z respecto de sus medias. Si X y Z son variables dicotómicas y se emplea codificación ficticia (códigos 0 y 1), el *path a* es el efecto de X sobre Y cuando $Z = 0$, el *path b* es el efecto de Z sobre Y cuando $X = 0$ y el *path c* es

el cambio (positivo o negativo) en el efecto de X sobre Y por unidad de cambio en Z (cambio de 0 a 1). Si se emplea otro tipo de codificación (p.e., codificación de efectos), la interpretación de los efectos principales puede ser diferente, pero la magnitud e interpretación del efecto interactivo no cambia. Para que la interacción $X*Z$ sea interpretable, lo ideal es que no exista correlación (o al menos que no sea significativa) entre Z y X y entre Z e Y (Kam y Franzese, 2007).

Para probar la significación de la interacción normalmente se eligen los valores más representativos de la variable moderadora (p.e., alto, medio y bajo, si la variable es numérica, o sus categorías naturales, p.e. varón y mujer, si es categórica), se estima después el efecto del moderador y finalmente se aplica una prueba de significación. Aunque no hay reglas establecidas para seleccionar los valores más representativos con variables numéricas, la opción más popular consiste en tomar una desviación típica por encima (alto) y por debajo (bajo) del valor central (medio) de la distribución. Más recomendable si cabe es la *técnica Johnson-Neyman* (Pott-hoff, 1964; Bauer y Curran, 2005), que identifica regiones en el rango de la variable moderadora donde el efecto del predictor X sobre la respuesta Y puede o no resultar significativo. La interpretación del efecto interactivo suele fundamentarse sobre un gráfico (véase gráfico (B) de la Figura 3), que muestra la relación entre predictor y respuesta para niveles seleccionados del moderador (Aiken y West, 1991; Jaccard y Turrisi, 2003).

El análisis estadístico que precisa el análisis de moderación depende del nivel de medida de X y/o Z . Asumiendo en cualquier caso que Y es numérica y que la relación $X \rightarrow Y$ tiene naturaleza lineal, Baron y Kenny (1986, pp. 1175-1176) consideran los siguientes casos posibles:

- En el primer caso, asumiendo que X y Z son variables categóricas, el análisis estadístico es ANOVA con todos los efectos, principales e interactivo y, si la razón F para la interacción resulta significativa, un análisis posterior de efectos simples de X para cada uno de los niveles de Z (véase Ato y Vallejo, 2007, pp. 190-194). Conviene tener en cuenta no obstante que los efectos simples de X asumen homogeneidad de las varianzas para cada nivel de Z , por lo que en el caso de sospechar de la existencia de heterogeneidad sería preciso calcular los efectos simples independientemente para cada nivel de Z . Este proceso admite covariantes y es válido para variables categóricas con cualquier número de niveles, siempre que se emplee una codificación adecuada de las variables.
- En el segundo caso, siendo X una variable numérica y Z una variable categórica, el proceso de análisis es similar al caso anterior pero utilizando análisis de regresión jerárquico en lugar de ANOVA, o bien ANCOVA con pendientes no paralelas utilizando la técnica Johnson-Neyman. En ambos casos es conveniente centrar la variable X para facilitar la interpretación de los parámetros. Además, se asume que el efecto de moderación es lineal, pero es posible probar efectos no lineales si se incluyen nuevos términos. Por

ejemplo, si se sospecha que existe una relación cuadrática entre X y Z, debe incluirse un nuevo término de efecto principal para el efecto cuadrático e X y un nuevo término interactivo que se obtiene multiplicando X² por Z. La ecuación del modelo cuadrático de moderación sería entonces

$$Y = o + a_1X + a_2X^2 + bZ + c_1XZ + c_2X^2Z + e \quad (11)$$

- donde en lugar de 3 deben especificarse 5 componentes, y en general la complejidad del modelo determina el número de componentes que se requieren. Un serio problema que plantea esta complejidad es el alto grado de multicolinealidad que puede generar, lo que en opinión de muchos autores (Aiken y West, 1991; Cohen et al., 2003) puede aliviarse con el centrado de la variable numérica X, aunque en absoluto existe consenso general sobre temática (véase Echambadi y Hess, 2007).
- c) En el tercer caso, siendo X es una variable categórica y Z una variable numérica, y el análisis es también regresión jerárquica. En este caso también es conveniente que se proceda primero a centrar la variable Z para facilitar la interpretación de los parámetros. Después debe procederse a seleccionar para qué valores de Z se desea determinar el efecto de X sobre Y, lo que debe realizarse siguiendo criterios lógico-sustantivos. En algunas ocasiones puede utilizarse un criterio estadístico, por ejemplo tomar una desviación típica por encima y por debajo de la media, pero en otras ocasiones es necesario definir los valores más adecuados por criterios no estadísticos, por ejemplo si Z es inteligencia y se trabaja con universitarios, tomando por ejemplo los valores puntuales de 145 (nivel superior de inteligencia) y 100 (nivel medio de inteligencia). En cualquier caso, se asume que la variable Z se mide sin error, un supuesto más que discutible en la investigación psicológica.
- d) Finalmente, en el último caso, X y Z se asumen variables numéricas y el análisis es nuevamente regresión jerárquica. En este caso es imprescindible centrar las dos variables para que el nivel cero sea un valor significativo. Se asume también que ambas variables se miden sin error. La selección de los valores de Z sigue las mismas pautas que se indicaron en el caso anterior.

En cualquiera de los cuatro casos citados, la variable de respuesta es numérica, y el procedimiento encaja dentro del modelo lineal clásico. Si no fuera numérica, entonces sería necesario utilizar los procedimientos del modelo lineal generalizado, y más concretamente análisis de regresión logística o análisis logit, en lugar de análisis de regresión, ANOVA o ANCOVA.

Un interesante estudio de Quiles et al. (2006) se propuso determinar el papel moderador y/o mediador de las variables percepción de presión para cambiar (Z1), actitud global (Z2), paranoia social (Z3) y xenofobia (Z4) en la relación entre percepción de diferencias (X) y ansiedad intergrupala (Y). Puesto que todas las variables tenían naturaleza numérica, decidieron estandarizar las variables, emplearon análisis

de regresión jerárquica en tres pasos y concluyeron que las variables Z1 y Z4 podrían moderar la relación entre X e Y. Con las variables para las que no encontraron efectos de moderación realizaron un análisis de mediación y encontraron que Z2 y Z3 presentaban efectos de mediación. Además de utilizar variables estandarizadas, un procedimiento no recomendable en el análisis de la moderación a menos que X y Z correlacionen (Aguinis, 2004), y de minimizar el papel de la teoría al contrastar hipótesis causales de moderación y mediación (Wu y Zumbo, 2008), el estudio carece de un análisis gráfico posterior de las interacciones como ayuda interpretativa, que el lector no puede reconstruir con los datos aportados. Un detenido examen de la Figura 3 del estudio (p. 109) revela además una cierta confusión en la representación de los papeles de moderadores y mediadores.

2) El enfoque SEM

El enfoque de regresión asume variables observables y tiene los mismos problemas que se trataron para el modelo lineal general, y en particular, los problemas de error de medida, multicolinealidad y causalidad. Suele subestimarse el tamaño del efecto del término de interacción cuando hay error de medida en las variables X y Z. Como se apuntó más arriba, el enfoque SEM es menos sesgado para evaluar la significación del efecto de moderación que el enfoque de regresión (Holmbeck, 1997, pp. 602), pero cuando el investigador dispone de dos o más indicadores de los constructos X e Y es sin duda la única alternativa disponible.

La lógica que se sigue para probar la significación de un efecto de moderación con enfoque SEM es similar a la del efecto de mediación. Si la variable moderadora es una variable categórica dicotómica, la prueba del efecto de moderación implica comparar dos modelos: un modelo no restringido (prueba $t \neq 0$) y un modelo restringido (con la restricción de igualdad $t = 0$). El efecto de la restricción es el test de la interacción X*Z, utilizando ajuste condicional de modelos y la prueba de la razón de verosimilitudes. La prueba es más compleja cuando la variable moderadora es una variable numérica.

Nguyen-Rodriguez, Chou, Unger y Spruijt-Metz (2008) postularon que el índice de masa corporal (IMC) actuaba como moderador del estrés percibido (EP) y la ingesta emocional (IE). En una amplia muestra de adolescentes se registraron 10 indicadores de EP y 13 de IE. El modelo no restringido (modelo M1) obtuvo una bondad de ajuste con $\chi^2_{518} = 812.9$; $P < .001$, CFI = 0.945 y RMSEA = 0.047. El modelo restringido (modelo M2) asume que no hay interacción con bondad de ajuste $\chi^2_{519} = 815.0$; $P < .001$, CFI = 0.944 y RMSEA = 0.047. La diferencia entre los modelos M1 y M2 en la prueba de ajuste condicional fue $\chi^2_1 = 2.1$; $p = .141$ y por tanto los investigadores aceptaron el modelo restringido y concluyeron que el IMC no actúa como moderador de las variables EP e IE (p. 244).

Efectos combinados de mediación y moderación

Una situación especial cabe también contemplar cuando una cuarta variable (W) actúa como variable moderadora en un modelo de mediación o como mediadora en un modelo de moderación (Fairchild y MacKinnon, 2009, Müller, Judd e Yzerbyt, 2005). El resultado son los modelos de *mediación moderada* y de *moderación mediada* respectivamente, donde hay al menos 4 variables: un predictor (X), una respuesta (Y), un mediador y un moderador.

En un *modelo de mediación moderada*, el proceso de mediación $X \rightarrow Z \rightarrow Y$ depende del valor de la variable moderadora. Los diagramas (A) y (B) de la Figura 4 muestran dos modelos de mediación simple, donde se ha insertado una variable W que en el modelo (A) modera la relación entre X y Z mientras que en el modelo (B) modera la relación entre Z e Y. En ambos, Z es una tercera variable primaria, y por lo tanto se trata básicamente de un modelo de mediación, mientras que W es una tercera variable secundaria, y por esta razón cada uno ellos representa un *modelo de mediación moderado* (Rose, Holmbeck, Coakley y Franks, 2004). Puesto que se condiciona la magnitud de un efecto indirecto a niveles de una variable moderadora, el efecto indirecto resultante es un efecto indirecto condicional (Preacher, Rucker y Hayes, 2007), cuyo análisis es algo más complejo que en el modelo de mediación simple aunque sigue la misma pauta (véase Edwards y Lambert, 2007).

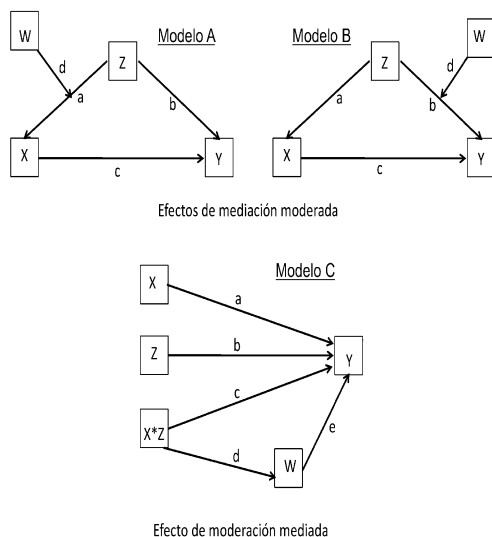


Figura 4: Modelos de mediación moderada y de moderación mediada

En un *modelo de moderación mediada*, el proceso de moderación resulta mediado por una variable W. El diagrama (C) de la Figura 4 presenta un modelo de moderación básico, sobre el que se ha insertado un modelo de mediación. Es imprescindible que $c \neq 0$ para que pueda probarse el efecto de me-

diación. Más detalles sobre el proceso analítico pueden consultarse en Muller et al. (2005).

La tercera variable como variable espuria

Una *variable espuria* o *variable de confundido* es una tercera variable Z, relacionada tanto con X como con Y, que oscurece o anula la relación entre X e Y (Meinert, 1986, p. 285) convirtiéndola en una *relación espuria*. El *modelo de espuriedad o de confundido* resultante permite estimar la relación auténtica que existe entre X e Y (Greenland y Morgenstern, 2001).

La existencia de una variable espuria es crítica por su característica de confundir la relación $X \rightarrow Y$. En la parte superior izquierda de la Figura 5 (modelo (A)), Z es una variable que explica completamente la relación entre X e Y, mientras que en la parte derecha (modelo (B)), Z es una variable necesaria para estimar correctamente el efecto de X sobre Y. Nótese que en el modelo (A), el efecto directo es $c' = 0$, es decir, la relación causal $X \rightarrow Y$ desaparece cuando se controla Z y el resultado es un *efecto espurio completo*, mientras que en el modelo (B), la relación $X \rightarrow Y$ se debilita (pero no es nula), el efecto directo es $c' \neq 0$ y el resultado es un *efecto espurio parcial*. Los efectos espurios son en este sentido similares a los efectos de mediación.

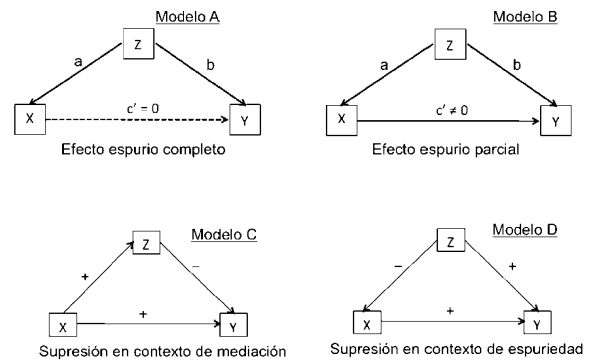


Figura 5: Efectos de espuriedad (modelos A y B) y de supresión (modelos C y D).

Pero a diferencia de los efectos de mediación, que asumen una relación causal $X \rightarrow Z$, los efectos espurios asumen tanto una relación causal $Z \rightarrow X$ (o también una correlación significativa entre X y Z) como una relación causal $Z \rightarrow Y$. En cualquier caso, para probar la existencia de espuriedad se pueden emplear cualquiera de los métodos utilizados para probar la mediación con el procedimiento B-K. El más relevante de todos es la diferencia $c - c'$, pero conviene tener presente que mientras que en un modelo de mediación la diferencia es una estimación del efecto indirecto, en un modelo de espuriedad o confundido la diferencia es una estimación del *sesgo de la variable espuria* (MacKinnon, Krull y Lockwood, 2002).

La tercera variable como variable supresora

En los modelos de mediación y de espuriedad o confundido se asume que el ajuste estadístico producido por la incorporación de la tercera variable reducirá o incluso anulará la magnitud de la relación $X \rightarrow Y$. En un contexto de mediación, la relación se reduce porque la variable mediadora explica al menos parte de la relación al situarse en el nexo causal entre X e Y (Modelo (C), Figura 5). En un contexto de espuriedad, se reduce porque la tercera variable elimina la distorsión que presenta la relación entre X e Y (Modelo (D), Figura 5). En ocasiones ocurre que el ajuste estadístico producido incrementa la magnitud de la relación entre X e Y, en lugar de reducirla o anularla. Ya se trate de un modelo de mediación o un modelo de espuriedad, si el ajuste estadístico incrementa la magnitud de la relación causal $X \rightarrow Y$, el efecto resultante se denomina *efecto de supresión* y la tercera variable responsable del efecto se denomina *variable supresora*.

Fue Horst (1941), quien definió la variable supresora como una tercera variable que, no relacionada con Y, puede incrementar la validez predictiva de X para explicar Y tras su inclusión. Pero esta definición clásica ha sido considerablemente ampliada después de las aportaciones de Conger (1974) y Tzelgov y Henik (1991). La clasificación de Conger distinguía entre supresión tradicional, negativa y recíproca, pero en el texto clásico de Cohen y Cohen (1983; véase también Cohen et al., 2003) se llamaron clásica, neta y cooperativa. La *supresión clásica o tradicional* ocurre cuando la tercera variable no correlaciona con la respuesta ($r_{ZY} = 0$), pero presenta correlación con X ($r_{XY} > 0$), la *supresión negativa o neta* ocurre cuando todas las variables tienen alta correlación entre sí ($r_{XY}, r_{XZ}, r_{ZY} > 0$), pero el coeficiente de regresión parcial de Z es negativo, y la *supresión recíproca o cooperativa* ocurre cuando X y Z correlacionan negativamente entre sí ($r_{XZ} < 0$), pero ambas tienen una correlación positiva con Y ($r_{XY}, r_{ZY} > 0$).

Con modelos de supresión, el método de estimación del efecto indirecto es también el utilizado para los modelos de mediación y de espuriedad, el enfoque de regresión o el enfoque SEM (Cheung y Lau, 2008; Maasen y Baker, 2001). En cualquier caso, la detección de un efecto de supresión parte de la constatación de que efecto directo e indirecto tienen signos opuestos. Una simulación con modelos de supresión (MacKinnon, Krull y Lockwood, 2002) reveló que los métodos estadísticos para probar el efecto de mediación son insesgados si se usan para probar efectos de supresión o de espuriedad, siempre que los tamaños muestrales sean superiores a $N = 50$ y se asuma una distribución normal multivariante.

La tercera variable como covariante

Una situación a considerar dada una relación causal $X \rightarrow Y$ se presenta cuando, después de introducir Z, la relación entre X e Y no cambia y el *path a* no resulta significativo

(MacKinnon, 2008, p. 7). El caso más frecuente ocurre cuando X es un factor experimental y Z una variable numérica incluida con el objeto de reducir la variación en Y debida a alta heterogeneidad de las unidades experimentales (diagrama (C) de la Figura 1). El papel que juega en este caso la tercera variable es el de una *variable concomitante o covariante* en el contexto de un *modelo de covariación*.

La técnica estadística clásica para estimar el efecto de una covariante con el modelo de covariación es ANCOVA con pendientes paralelas (Ato y Vallejo, 2007; Milliken y Johnson, 2002), donde es esperable que se produzca una reducción significativa de la varianza de error y que las comparaciones entre tratamientos sean más precisas que si no se incluyera la tercera variable. El modelo ANCOVA con pendientes paralelas asume que la interacción $X*Z$ no es significativa y que la covariante Z se mide sin error y antes de que se asignen al azar unidades experimentales a tratamientos (Miller y Chapman, 2001). Si se cumplen estos supuestos, la inclusión de Z probablemente no alterará significativamente la relación entre X e Y, lo que permitirá concluir con facilidad que la variable Z es una covariante.

Sin embargo, otros modelos alternativos al modelo de covariación clásico podrían complicar este panorama. Por ejemplo, si la interacción entre X y Z es significativa, el modelo de covariación suele analizarse mediante alguna de las técnicas derivadas del modelo ANCOVA con pendientes no paralelas (Milliken y Johnson, 2002), una situación que requeriría que previamente el investigador decidiera si Z actúa como covariante o como variable moderadora. Otro tanto sucede cuando X es una variable numérica y se utiliza un modelo de regresión cuyos predictores exhiben un alto grado de multicolinealidad, de cuya magnitud depende asimismo que Z represente un efecto de covariación o un efecto de moderación. En todos estos casos podría concluirse que se trata de una covariante siempre que la relación entre X e Y no se altere de forma significativa después de incluir Z o de una variable moderadora en caso contrario. Pero es conveniente remarcar de nuevo que esta decisión debe basarse en aspectos eminentemente teóricos y no en criterios estadísticos.

Un diagrama de flujo orientativo

Asumiendo que se introduce una tercera variable Z en la relación existente entre X e Y, la Figura 6 propone un diagrama de flujo para ayudar al investigador a tomar una decisión acerca de si la tercera variable actúa como variable mediadora, moderadora, supresora, espuria o covariante, mediante las respuestas a 3 cuestiones básicas.

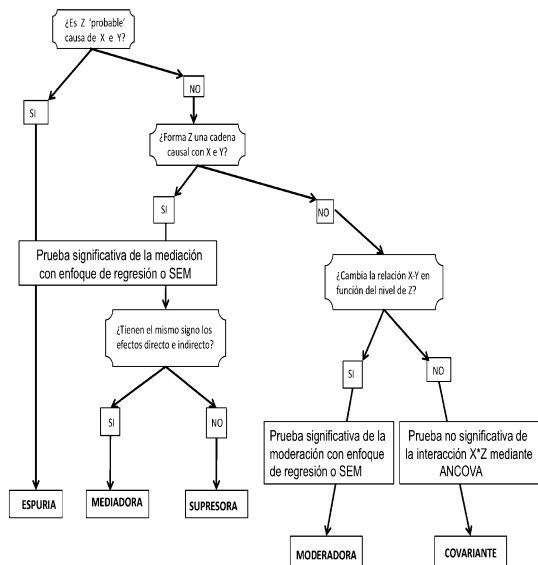


Figura 6: Diagrama de flujo orientativo para detectar el papel de las terceras variables.

La primera cuestión plantea si la variable Z es la “probable” causa conjunta del predictor X y de la respuesta Y . Si así fuera, el diagrama *path* resultante sería $X \leftarrow Z \rightarrow Y$, donde Z podría también tratarse de una variable espuria y la relación $X \rightarrow Y$ quedaría entonces desvirtuada. La detección y aislamiento de potenciales variables espurias es un ejercicio metodológico que todo investigador debe abordar antes de proceder al análisis e interpretación de los datos y su ausencia es una condición básica para el análisis causal. Solo cuando se puede asegurar que Z no es la causa conjunta de X e Y , la tercera variable podrá descartarse como variable espuria.

La segunda cuestión plantea si la tercera variable forma una cadena causal entre X e Y . El diagrama *path* sería $X \rightarrow Z \rightarrow Y$, donde Z podría considerarse como variable mediadora o supresora en la relación entre X e Y . En un modelo de mediación se asume que el efecto indirecto (producto de los coeficientes *path a* y *b*) y el efecto directo (*path c'*)

Referencias

- Aguinis, H. (2003). *Regression Analysis for Categorical Moderators*. New York: Guilford Press.
- Aiken, L.S. y West, S.G. (1991). *Multiple regression: testing and interpreting interactions*. Newbury Park, CA: Sage.
- Ato, M. y Vallejo, G. (2007). *Diseños Experimentales en Psicología*. Madrid: Pirámide.
- Baron, R.M. y Kenny, D. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51, 1173-1182.
- Bauer, D.J. y Curran, P.J. (2005). Probing interactions in fixed and multilevel regression: inferential and graphical techniques. *Multivariate Behavioral Research*, 40, 373-400.
- Bollen, K.A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.
- Chaplin, W.F. (2007). Moderator and mediator models in personality research: a basic introduction. En R.W. Robins, R.C. Fraley y R.F. Krueger (Eds): *Handbook of Research Methods in Personality Psychology*, pp. 602-630. New York: Guilford Press.
- Cheung, M.W. (2009). Comparison of methods for constructing confidence intervals of standardized indirect effects. *Behavior Research Methods*, 41, 425-438.
- Cheung, G.W. y Lau, R.S. (2008). Testing mediation and suppression effects of latent variables: bootstrapping with structural equation models. *Organizational Research Methods*, 11, 296-325.
- Cohen, J. y Cohen, P. (1983). *Applied multiple regression/correlation for the behavioral sciences*. 2nd Ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.

tienen el mismo signo. Cuando los efectos directo e indirecto no tienen el mismo signo, entonces cabe sospechar que Z sea una variable supresora.

La tercera cuestión concierne a si la relación entre X e Y cambia en función del nivel de Z . Si así sucediera, la variable Z podría considerarse como variable moderadora siempre que la interacción $X*Z$ resultara significativa. En caso contrario, podría tratarse de una covariante siempre y cuando la relación entre X e Y no cambie sensiblemente cuando se introduzca Z . El efecto de la covariante Z suele estimarse mediante ANCOVA con pendientes paralelas si la interacción $X*Z$ no es significativa, o bien mediante alguno de los procedimientos de ANCOVA con pendientes no paralelas si la interacción $X*Z$ resultara significativa (véase Milliken y Johnson, 2002).

Tiene interés distinguir en este contexto dos grupos de terceras variables en función de la teoría causal subyacente y las pruebas estadísticas requeridas para determinar la significación del correspondiente efecto. En el primer grupo se incluyen los efectos de mediación, espuriedad y supresión, que pueden estimar sus correspondientes efectos utilizando el procedimiento B-L con enfoque de regresión o enfoque SEM. Al segundo grupo pertenecen los efectos de moderación y covariación, que utilizan la prueba de la interacción $X*Z$ con enfoque de regresión o enfoque SEM.

Aunque muchos de los procedimientos discutidos aquí pueden obtenerse con un simple programa de regresión, la prueba de los efectos de terceras variables no se ha incluido todavía en los repertorios habituales de los paquetes estadísticos profesionales, aunque existen macros que permiten realizar este trabajo en las plataformas de software estadístico más familiares (p.e., R, SPSS, SAS y STATA). Sin embargo, muchos programas SEM (p.e., AMOS, EQS y MPLUS) ya han incorporado en sus versiones más recientes la prueba de los efectos indirectos.

En nuestra página web <http://www.um.es/tercerasvariables/> puede consultarse más información y descargarse algunos de los macros más comunes para analizar efectos de mediación y moderación con enfoques de regresión y SEM así como otros documentos sobre esta temática de interés para el investigador aplicado.

- Cohen, J., Cohen, P., West, S.G. y Aiken, L.S. (2003). *Applied multiple regression correlation analysis for the behavioral sciences*. 3rd Ed. Mahwah: Lawrence Erlbaum.
- Collins, L.M., Graham, J.W. y Flaherty, B.P. (1998). An alternative framework for defining mediation. *Multivariate Behavioral Research*, 33, 295-312.
- Conger, A.J. (1974). A revised definition for suppressor variables: a guide to their identification and interpretation. *Educational and Psychological Measurement*, 34, 35-46.
- Echambadi, R. y Hess, J.D. (2007). Mean-centering does not alleviate collinearity problems in moderate multiple regression models. *Marketing Science*, 26, 438-445.
- Edwards, J.R. y Lambert, L.S. (2007). Methods for integrating moderation and mediation: a general analytical framework using moderated path analysis. *Psychological Methods*, 12, 1-22.
- Estévez, A. y Calvete, E. (2009). Mediación a través de pensamientos automáticos de la relación entre esquemas y síntomas de depresión. *Anales de Psicología*, 25, 27-35.
- Fairchild, A.J. y MacKinnon, D.P. (2009). A general model for testing mediation and moderation effects. *Prevention Science*, 10, 87-99.
- Fritz, M.S. y MacKinnon, D.P. (2007). Required sample size to detect the mediated effect. *Psychological Science*, 18, 233-239.
- Frazier, P.A.; Tix, A.P. y Barron, K.E. (2004). Testing moderator and mediator effects in counseling psychology research. *Journal of Counseling Psychology*, 51, 115-134.
- Greenland, S. (2000). Causal analysis in the health sciences. *Journal of the American Statistical Association*, 95, 286-289.
- Greenland, S. y Morgenstern, H. (2001). Confounding in health research. *Annual Review of Public Health*, 22, 189-212.
- Holmbeck, G.N. (1997). Toward terminological, conceptual and statistical clarity in the study of mediators and moderators: examples from the child-clinical and pediatric psychology literatures. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 65, 599-610.
- Horst, P. (1941). A role of predictor variables which are independent of the criterion. *Social Science Research Bulletin*, 48, 431-436.
- Iacobucci, D. (2008). *Mediation analysis*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Iacobucci, D.; Saldanha, N. Y Deng, X. (2007). A meditation on mediation: evidence that structural equations models perform better than regressions. *Journal of Consumer Psychology*, 17, 140-154.
- Jaccard, J. y Turrisi, R. (2003). *Interaction effects in multiple regression* (2nd ed.) Thousand Oaks, CA: Sage.
- James, L.R. y Brett, J.M. (1984). Mediators, moderators and test for mediation. *Journal of Applied Psychology*, 69, 307-321.
- James, L.R., Mulaik, S.A. y Brett, J.M. (2006). A tale of two methods. *Organizational Research Methods*, 9, 233-244.
- Jandasek, B., Holmbeck, G.N. y Rose, B.M. (2008). Statistical considerations: moderators and mediators. En M. Hersen y A.W.Grow (Eds.): *Handbook of Clinical Psychology. Vol 2: Children and Adolescents* (pp. 391-320). New York: Wiley.
- Jiménez, T.I., Musitu, G. y Murgui, S. (2008). Funcionamiento familiar y consumo de sustancias en adolescentes: el rol mediador de la autoestima. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 8, 139-151.
- Judd, C.M. y Kenny, D. (1981). Process analysis: estimating mediation in treatment evaluations. *Evaluation Review*, 5, 602-619.
- Judd, C.M. y Kenny, D. (2010). Data analysis in social psychology: recent and recurrent issues. En S.T.Fiske, D.T. Gilbert & G.Lindzey (Eds.): *Handbook of Social Psychology*, 5th Edition (pp. 115-139). New York, NY: Wiley.
- Kam, C.D. y Franzese F.J. (2007). *Modeling and interpreting interactive hypotheses in regression analysis*. Ann Arbor: The University of Michigan Press.
- Kenny, D. (1979). *Correlation and causality*. New York: Wiley.
- Kenny, D. (2008). Reflections on mediation. *Organizational Research Methods*, 11, 353-358.
- Kenny, D. (2009). *Estimating and testing mediation*. Documento recuperado el 7/6/2009 de la dirección: <http://davidakenny.net/p5130/mediationsem.ppt>
- Kenny, D. Kashy, D.A. y Bolger, N. (2006). Data analysis in social psychology. En D.T.Gilbert, S.T.Fiske y G. Linzey (Eds.), *The Handbook of Social Psychology*, 4th Ed. Vol.1, pp. 233-265. New York: Oxford University Press.
- Kraemer, H.C.; Kiernan, M.; Essex, M. y Kupfer, D.J. (2008). How and why criteria defining moderators and mediators differ between Baron & Kenny and MacArthur approaches. *Health Psychology*, 27, S101-108.
- Maasen, G.H. y Baker, A.B. (2001). Suppressor variables in path models: definitions and interpretations. *Sociological Methods and Research*, 30, 241-270.
- MacKinnon, D.P. (2008). *Introduction to Statistical Mediation Analysis*. New York: Lawrence Erlbaum Associates.
- MacKinnon, D.P. y Dwyer, J.H. (1993). Estimating mediated effects in prevention studies. *Evaluation Review*, 17, 144-158.
- MacKinnon, D.P. y Luecken, L.J. (2008). How and for whom? Mediation and moderation in health psychology. *Health Psychology*, 27(2,supp), S99-S100.
- MacKinnon, D.P.; Fairchild, A.J. y Fritz, M.S. (2007). Mediation analysis. *Annual Review of Psychology*, 58, 593-614.
- MacKinnon, D.P.; Krull, J.L. y Lockwood, C.M. (2000). Equivalence of the mediation, confounding and suppression effect. *Prevention Science*, 1, 173-181.
- MacKinnon, D.P.; Krull, J.L. y Lockwood, C.M. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods*, 7, 83-104.
- MacKinnon, D.P., Lockwood, C.M. y Williams, J. (2004). Confidence limits for the indirect effect: distribution of the product and resampling methods. *Multivariate Behavioral Research*, 39, 99-128.
- MacKinnon, D.P., Warsi, G. y Dwyer, J.H. (1995). A simulation study of mediated effect measures. *Multivariate Behavioral Research*, 30, 41-62.
- MacKinnon, D.P., Lockwood, C.M., Hoffman, J.M., West, S.G. y Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods*, 7, 83-104.
- Mallinckrodt, B., Abraham, W.T., Wei, M. y Russell, D.W. (2006). Advances in testing the statistical significance of mediation effects. *Journal of Counseling Psychology*, 53, 372-378.
- Meinert, C.L. (1986). *Clinical trials: design, conduct and analysis*. New York, NY: Oxford University Press.
- Miller, G.A. y Chapman, J.P. (2001). Misunderstanding analysis of covariance. *Journal of Abnormal Psychology*, 110, 40-48.
- Milliken, G.A. y Johnson, D.E. (2002). *Analysis of messy data. III: Analysis of covariance*. Boca Raton, CA: Chapman & Hall.
- Müller, D.; Yzerbyt, V.Y. y Judd, C.M. (2008). Adjusting for a mediator in models with two crossed treatment variables. *Organizational Research Methods*, 11, 224-240.
- Nguyen-Rodriguez, H.T., Chou, C.; Unger, J.B. y Spruijt-Metz, D. (2008). BMI as a moderator of perceived stress and emotional eating in adolescents. *Eating Behavior*, 9, 238-246.
- Pearl, J. (2009a). *Causality: models, reasoning and inference*. 2nd Edition. New York, NY: Cambridge University Press.
- Pearl, J. (2009b). Causal inference in statistics: an overview. *Statistics Surveys*, 3, 96-146.
- Pearl, J. (2010a). An introduction to causal inference. *International Journal of Biostatistics*, 6, issue 2, article 7.
- Pearl, J. (2010b). *The Mediation Formula: a guide to the assessment of causal pathways in non-linear models*. UCLA Cognitive Systems Experimental Laboratory. Technical Report R-363. Documento recuperado el 3/08/2010 de la dirección: ftp://ftp.cs.ucla.edu/pub/stat_ser/r363.pdf
- Potthoff, R.F. (1964). On the Johnson-Neyman technique and some extensions thereof. *Psychometrika*, 29, 241-256.
- Preacher, K.J. y Hayes, A.F. (2004). SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models. *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*, 36, 717-731.
- Preacher, K.J. y Hayes, A.F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40, 879-891.
- Preacher, K.J., Rucker, D.D. y Hayes, A.F. (2007). Addressing moderated mediation hypotheses: Theory, methods and prescriptions. *Multivariate Behavioral Research*, 42,185-227.
- Quiles, M.N., Rodríguez, A., Navas, M., Rodríguez, R., Betancor, V. y Coello E. (2006). Variables moderadoras y mediadoras de la relación percepción de diferencias-ansiedad intergrupala. *Psicobema*, 18, 105-111.

- Quiñones, E., López, J.J., Peñaranda, M. y Tortosa, F. (2004). The nature of social and personality psychology as reflected in JPSP, 1965-2000. *Journal of Personality and Social Psychology*, 86, 435-452.
- Rose, B. M., Holmbeck, G. N., Coakley, R. M. y Franks, E. A. (2004). Mediator and moderator effects in developmental and behavioral pediatric research. *Developmental and Behavioral Pediatrics*, 25, 58-67.
- Rosenbaum, P.R. (2002). *Observational studies*. 2nd Edition. New York, NY: Springer.
- Rubin, D. (2005). Causal inference using potential outcomes: design, modeling, decisions. *Journal of the American Statistical Association*, 100, 322-331.
- Shadish, W., Cook, T.D. y Campbell, D.T. (2002). *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*. Boston, MA: Houghton Mifflin Company.
- Shrout, P.E. y Bolger, N. (2002). Mediation in experimental and nonexperimental studies: new procedures and recommendations. *Psychological Methods*, 7, 422-445.
- Sobel, M.E. (1986). Some new results on indirect effects and their standard errors in covariance structure models. *Sociological Methodology*, 16, 149-186.
- Spencer, S.J., Zanna, M.P. and Fong, G.T. (2005). Establishing a causal chain: why experiments are often more effective than mediational analyses in examining psychological processes. *Journal of Personality and Social Psychology*, 89, 845-51.
- Stone, C.A. and Sobel, M.E. (1990). The robustness of estimates of total indirect effects in covariance structure models estimates by maximum likelihood. *Psychometrika*, 55, 337-352.
- Stone-Romero, E.F. y Rosopa, P.J. (2008). The relative validity of inferences about mediation as a function of research design characteristics. *Organizational Research Methods*, 11, 326-352.
- Tzelgov, J. y Henik, A. (1991). Suppression situations in psychological research: definitions, implications and applications. *Psychological Bulletin*, 109, 534-536.
- Zhao, X., Lynch, J.G. & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research*, 37 (august), electronically published February 15, 2010.
- Wu, A.D. y Zumbo, B.D. (2008). Understanding and using mediators and moderators. *Social Indicators Research*, 87, 367-392.

(Artículo recibido: 2-9-2010; revisión: 31-12-2010; aceptado: 31-12-2010)