



2008, 14(2-3), 159-173

UNA INTRODUCCIÓN AL ANÁLISIS DE MODERACIÓN Y MEDIACIÓN: APLICACIONES EN EL ÁMBITO DEL ESTRÉS

Esther Calvete

Universidad de Deusto

Resumen: El objetivo de este trabajo es introducir al análisis de relaciones de moderación y mediación entre variables psicológicas. Con este fin, en primer lugar se clarifican los conceptos de moderación y mediación y se ilustran con numerosos estudios del ámbito del estrés. En segundo lugar se detalla el procedimiento a seguir para analizar moderación y mediación. Dada la naturaleza introductoria del trabajo los procedimientos detallados se basan en el análisis de regresión múltiple. Finalmente se discuten algunas de las limitaciones y problemas que pueden surgir en el estudio de moderación y mediación.

Palabras clave: mediación, moderación, análisis de regresión múltiple.

Abstract: The aim of this paper is to present procedures to analyze moderational and mediational effects between psychological variables. With this purpose, firstly the concepts of moderation and mediation are clarified, and they are illustrated with several studies from the field of stress. Secondly, the procedures to analyze moderation and mediation are described in detail. Due to the introductory nature of this paper, the procedures are based on multiple regression analysis. Finally, the limitations and problems that could arise in studies about moderation and mediation effects are discussed.

Key words: Mediation, moderation, multiple regression analysis.

Title: *An introduction to the moderation and mediation analysis:
Applications in the field of stress*

Muchos de los problemas investigados en psicología tienen que ver con hipótesis relativamente sencillas referentes a la relación entre dos o más variables: ¿se asocia el estrés a más síntomas psicopatológicos?, ¿predice el apoyo social el bienestar psicológico?, ¿reduce una terapia determinada los síntomas de ansiedad? Sin embargo, a medida que avanzamos en nuestro conocimiento y establecemos que estas variables están asociadas entre sí, nuestro interés se extiende a formas más complejas de relación. Pasamos de interesarnos acerca de si dos variables están relacionadas a intentar

descubrir bajo qué circunstancias y a través de qué mecanismos se produce dicha relación. Es entonces cuando entran en juego conceptos tales como el de moderación y mediación.

En las últimas décadas se ha producido un incremento exponencial de publicaciones científicas en psicología en las que se intentan evaluar efectos de moderación y mediación entre variables. Sin embargo, y a pesar de los esfuerzos pioneros de autores como Baron y Kenny (1986) por clarificar conceptual y estratégicamente el uso de ambos términos, lo cierto es que a menudo siguen siendo objeto de confusión por parte de los investigadores. En otros casos, aunque su significado se presenta claro, los procedimientos estadísticos necesarios para su evaluación no son adecuados.

*Dirigir la correspondencia a
Esther Calvete
Departamento de Psicología
Universidad de Deusto, Apdo. 1, 48080, Bilbao.
E-mail: ecalvete@fice.deusto.es

© Copyright 2007: de los Editores de *Ansiedad y Estrés*

El objetivo de este artículo es presentar de forma sencilla ambos conceptos e introducir los procedimientos estadísticos necesarios para su análisis. Aunque generalmente la forma ideal de analizar moderación y mediación entre variables es a través de modelado de ecuaciones estructurales (SEM), dado el objetivo introductorio de este artículo, se basará fundamentalmente en técnicas de análisis de regresión múltiple. Además, con el fin de profundizar en los conceptos y procedimientos que se describen se recomiendan lecturas adicionales (e.g., Cohen, Cohen, West & Aiken, 2003; Frazier, Tix, & Barron, 2004).

Moderación y mediación: conceptualización

Un moderador es una variable que altera la dirección o intensidad de la relación entre un predictor y una consecuencia (Baron & Kenny, 1986; Holmbeck, 1997). Es decir, decimos que una variable actúa como moderadora de la relación entre dos variables cuando esta relación varía en función de los valores que adopta la variable moderadora. La Figura 1 representa cómo la variable B modera la relación entre las variables A (predictora) y C (consecuencia). Un ejemplo clásico de moderación es el que se deriva de la teoría del apoyo social como amortiguador del estrés (Cohen & Wills, 1985). De acuerdo con esta teoría, el apoyo social (B) reduciría el impacto de los estresores vitales (A) en los problemas de salud (C) de las personas. Cuando el apoyo social es bajo, la asociación entre estresores y problemas de salud es alta, mientras que cuando el apoyo social es alto, el impacto de los estresores en la salud es menor.

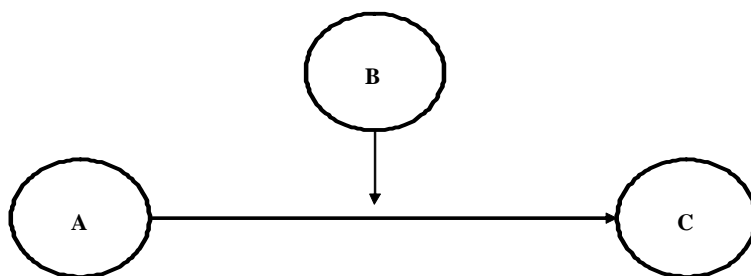
Otro ejemplo importante de moderación es el propuesto por el modelo de la Terapia Cognitiva, el cual propone que los estilos cognitivos (por ejemplo, atribucionales; Camuñas et al., 1999) actuarían como diátesis del estrés, moderando así el impacto

del estrés en síntomas depresivos. Es interesante resaltar que con frecuencia se ha hecho uso de la expresión “mediación cognitiva” para referirse al papel que tienen nuestras cogniciones en el impacto de los acontecimientos sobre nuestras emociones, lo cual queda gráficamente expresado en el esquema A-B-C de la Terapia Racional Emotiva. Tal expresión, sin embargo, desde un punto de vista estadístico, no es adecuada, ya que cuando nos referimos al fenómeno consistente en que dependiendo de nuestra forma de interpretar y pensar acerca de los acontecimientos estos tendrán un impacto diferente en nuestras emociones y conducta, lo que estamos realmente describiendo es un efecto de moderación.

Una moderación se expresa estadísticamente generalmente en una interacción entre las variable predictora y moderadora. Además, siguiendo a Cohen y colaboradores (2003), se pueden dar tres tipos de perfiles de interacción entre variables: (1) interacciones de aumento, en las que tanto la variable predictora como la moderadora afectan a la variable consecuencia en la misma dirección, de modo que de forma conjunta obtienen un efecto más intenso que la simple adición, (2) interacciones de amortiguación, en las que la variable moderadora reduce el impacto de la variable predictora sobre la consecuencia, y (3) interacciones antagónicas, en las que la variable predictora y moderadora tienen el mismo efecto en la consecuencia pero la interacción resulta en la dirección opuesta.

Mientras que los moderadores se refieren a cuándo o en quiénes se asocia más intensamente un predictor a una consecuencia, los mediadores determinan cómo o por qué una variable predice una consecuencia (et al., 2004). Es decir, un mediador representa el mecanismo a través del cual una variable influye en otra variable. Siguiendo el ejemplo de la Terapia Cogniti-

Figura 1



va, y una vez establecido que ésta reduce los síntomas de ansiedad, podemos plantear la hipótesis de que el mecanismo a través del cual se produce este efecto es debido a que reduce la frecuencia de pensamientos negativos. Es decir, la terapia (variable predictora) conduce a una reducción de la frecuencia de pensamientos negativos (variable mediadora), que a su vez reduce los síntomas de ansiedad (variable consecuencia). Un ejemplo de tal tipo de mediación es el realizado recientemente por Kendall y Treadwell (2007), en el que demuestran que la reducción de pensamientos negativos actúa como mecanismo explicativo de la eficacia de la terapia cognitiva en ansiedad infantil.

Por tanto, tras un efecto de mediación está la pregunta acerca de “a través de qué mecanismos una variable actúa sobre otra”. Otro ejemplo de tal tipo de estudio es cuando nos preguntamos acerca de por qué el apoyo social se asocia a menos síntomas de depresión. Una posible explicación consiste en que el apoyo social actúa como un recurso para afrontar más eficazmente los estresores vitales, de manera que cuando las personas cuentan con mucho apoyo social emplean formas de afrontamiento más adaptativas y, en consecuencia, experimentan menos síntomas de depresión. Esta hipótesis fue probada recientemente en un estudio con universitarios españoles y norteamericanos (Calvete & Connor-Smith, 2006), llegándose a la conclusión de que el

apoyo social conduce a un menor empleo de estrategias de evitación, las cuales en muchas circunstancias son altamente disfuncionales y esto, a su vez, lleva a un menor número de síntomas de depresión. Un último ejemplo de estudio mediacional es el realizado por Salanova, Bresó y Schaufeli (2005) en el ámbito del burnout, en el que muestran cómo las creencias de eficacia se asocian a la autoeficacia en el éxito futuro a través de una mayor implicación académica.

Con lo expuesto hasta aquí parecería que las variables son intrínsecamente mediadoras o moderadoras potenciales. Nada más lejos de la realidad. El hecho de que identifiquemos una variable como mediadora o moderadora depende de nuestra hipótesis, aunque, por supuesto, hay ciertos límites a esta afirmación (por ejemplo, una variable estimular de manipulación intencional por parte del experimentador no puede actuar como variable mediadora). Como ilustración de que la misma variable puede ser propuesta tanto como moderadora como mediadora en la relación entre dos variables nos puede servir el mencionado ejemplo de la terapia cognitiva. Tal y como se ha expuesto, según dicho modelo de terapia los estilos cognitivos, que se consideran características de los individuos relativamente estables, actúan como moderadores del impacto de los estresores en la salud mental. Sin embargo, hay situaciones vitales que por su intensidad pueden resultar

traumáticas (la muerte de un ser querido, una violación, una catástrofe). Estos acontecimientos traumáticos pueden transformar los estilos cognitivos de las personas que los padecen (Miguel-Tobal, González-Ordi, & López-Ortega, 2000) y esta transformación cognitiva se ha propuesto como un mecanismo mediador de la influencia del acontecimiento traumático en los síntomas psicológicos de las víctimas. En un estudio reciente se evaluó el rol de los esquemas cognitivos disfuncionales en la relación entre violencia doméstica y síntomas de depresión en una muestra de víctimas (Calvete, Estévez, & Corral, 2007). Los resultados mostraron que el papel moderador de los esquemas cognitivos era muy limitado pero que actuaban como importantes mediadores en la relación entre violencia y síntomas. Más adelante volveremos a este tema para ilustrar el procedimiento estadístico para analizar mediación.

Por último, mediación y moderación pueden combinarse dando lugar a efectos más complejos, como el de mediación moderada, que se refiere a situaciones en las cuales los mecanismos de mediación se ven moderados por alguna otra variable (Preacher, Rucker, & Hayes, 2007). Por ejemplo, Calvete y Cardeñoso (2005) tras mostrar que la relación entre género y depresión en adolescentes estaba mediada por la necesidad de ser aceptado por los demás (la cual era más alta entre las chicas), encontraron que la edad moderaba el efecto de dicha mediación cognitiva, explicando las diferencias de género sobre todo entre los más jóvenes.

Estrategia de análisis estadístico de moderación

El caso más simple de moderación implica una sola variable predictora y una sola variable moderadora, generalmente continuas. En este caso, la estrategia básica de análisis para probar el efecto de modera-

ción mediante regresión múltiple implica introducir en el primer paso del modelo ambas variables (predictora y moderadora) y en un segundo paso la interacción entre ambas. En este punto y antes de seguir adelante hay que matizar que la determinación de qué variable es la predictora y cuál la moderadora es una cuestión relativa, ya que depende de la hipótesis que guíe el trabajo de investigación.

La interacción entre las variables predictora y moderadora se estimará simplemente multiplicando ambas. Sin embargo, la obtención del término de multiplicación a partir de las dos variables podría fácilmente ocasionar problemas de multicolinealidad en el modelo regresivo, por lo que se recomienda centrar previamente estas variables (creando nuevas variables al restarles el valor de la media) o transformarlas en puntuaciones *Z*. Esto último es más cómodo debido a que programas estadísticos como el SPSS lo hacen automáticamente y aporta ciertas ventajas, como veremos, a la hora de representar gráficamente los datos.

En ocasiones, una de las dos variables, predictora o moderadora, será una variable categórica (e.g., género, estado civil). La variable categórica deberá entonces transformarse en códigos. En el caso más simple, cuando la variable categórica contiene dos únicos valores, podemos emplear diversos sistemas de codificación (e.g., codificación dummy: 0 = hombre y 1 = mujer; codificación de efectos: -1 = hombre y +1 = mujer). West, Aiken, y Krull (1996) desarrollan con detalle las implicaciones de cada tipo de codificación, en especial a la hora de interpretar los resultados.

Resumiendo, antes de calcular nuestro modelo de regresión para comprobar el efecto de moderación tenemos que seguir los siguientes pasos:

1. Centramos o transformamos a puntuaciones *Z* las variables predictora y moderadora cuando son continuas. Para con-

vertir en puntuaciones Z, marcar la opción correspondiente en el comando del SPSS de análisis descriptivos (“guardar valores tipificados como variables”). Si una de las dos variables es categórica la transformamos en códigos (e.g., codificación de efectos).

2. Creamos el término de interacción multiplicando las dos variables, predictor y moderadora.

3. Realizamos el análisis de regresión incluyendo en un primer paso las dos variables predictor y moderadora y en un segundo paso el término de interacción. Es muy importante solicitar en el apartado de estadísticos del SPSS el cálculo del cambio en R cuadrado que se produce al introducir el segundo paso (Regresión- Lineal: Estadísticos). Asimismo, si hubiera alguna otra variable que quisiéramos controlar podemos incluirla como covariante en un paso previo a los descriptos.

Para interpretar los resultados tendremos que examinar la asociación de la variable predictor y la moderadora con la variable a predecir, la significación del coeficiente del término de interacción y la representación gráfica de la interacción.

Para ilustrarlo, la Tabla 1 ofrece los resultados de un análisis de moderación. Los datos proceden de una muestra de 452 estudiantes universitarios que participaron en un estudio más amplio (Calvete & Connor-Smith, 2006). En dicho estudio se midieron los estresores sociales experimentados por los estudiantes en EE.UU. y en España y la forma en que el apoyo social y el afrontamiento influían en la aparición de síntomas psicológicos¹. En este artículo, a fin de simplificar, se presentan únicamente datos obtenidos en la muestra española. Los análisis corresponden al estudio del apoyo social percibido como moderador de impacto del estrés social en los síntomas psicológicos. El apoyo social se evaluó mediante la Escala Multidimensional de Apoyo social

percibido (Zimet, Dahlem, Zimet, & Farley, 1988), el estrés social mediante el Cuestionario de Estrés Social (Connor-Smith & Compas, 2002) y los síntomas psicológicos mediante el Autoinforme para jóvenes adultos (Achenbach, 1997).

Siguiendo el procedimiento especificado anteriormente, las variables estrés social y apoyo social fueron estandarizadas y se calculó el término multiplicativo estrés social x apoyo social. En el modelo de regresión se introdujeron en el primer paso las variables predictor y moderadora (estrés social y apoyo social) y en el segundo paso el término de interacción. Como puede observarse, el estrés social se asocia significativamente a más síntomas ($\beta = .30$, $p < .001$) y el apoyo social se asocia significativamente a menos síntomas ($\beta = -.24$, $p < .001$). El término multiplicativo estrés social x apoyo social, a su vez, también se asocia significativamente a los síntomas, mostrando la presencia de un efecto de moderación. Sin embargo, y tal como indica el pequeño valor de aumento en R² (.02), este efecto es pequeño. El aumento en R² representa el porcentaje de la varianza de los síntomas que se explica por el efecto de la interacción. En el Anexo I se presentan las tablas obtenidas en el SPSS, para que el lector pueda examinar la forma en que los datos son recogidos para su presentación en la tabla.

Una vez demostrada la presencia de un efecto moderador, el siguiente paso es la interpretación. Para ello resulta muy útil su representación gráfica. Dado que hemos basado el análisis de regresión múltiple jerárquico en las variables estandarizadas, lo más sencillo es sustituir en la ecuación valores representativos de las variables predictor y moderadora a fin de obtener los valores predichos en la variable resultante {siendo la forma genérica de la ecuación: $Y = \text{constante} + (b1 * \text{valorX}) + (b2 *$

¹ Los ficheros de datos empleados en este artículo pueden solicitarse directamente a la autora.

Tabla 1. Análisis de regresión múltiple jerárquico para evaluar el apoyo social como moderador de la relación entre estrés social y síntomas psicológicos.

Consecuencia:	B	β	t	Cambio en R ²
síntomas psicológicos				
Paso 1				R ² = .18, F(2,449) = 49**
Estrés social	40.22	.61	.30	6.91**
Apoyo Social	-3.39	.62	-.24	-5.45**
Paso 2				$\Delta R^2 = .02$, F(1,448) = 12**
Estrés social x apoyo social	-1.89	.55	-.15	-3.46**

** $p < .001$

valorZ) + (b3 * valorX * valorZ)}. De esta manera, estimaríamos la ecuación de regresión obtenida para niveles bajo y alto de estrés (una desviación por debajo y una desviación por encima de la media: -1, 1), y para niveles bajo y alto en la variable apoyo social (-1, 1). Por ejemplo, el valor predicho en síntomas para los estudiantes con alto apoyo social y mucho estrés social resultaría de sustituir en la ecuación de regresión el valor de apoyo social (1) y el de alto estrés (1). A continuación se muestra como se obtendrían los 4 valores de Y para las cuatro combinaciones de valores resultantes:

$$Y1 = 37.342 + \{4.22 \times (-1)\} - \{3.38 \times (-1)\} - \{1.89 \times 1\} = 34.61$$

$$Y2 = 37.342 + \{4.22 \times (-1)\} - \{3.38 \times (1)\} - \{1.89 \times (-1)\} = 31.63$$

$$Y3 = 37.342 + \{4.22 \times (1)\} - \{3.38 \times (-1)\} - \{1.89 \times (-1)\} = 46.83$$

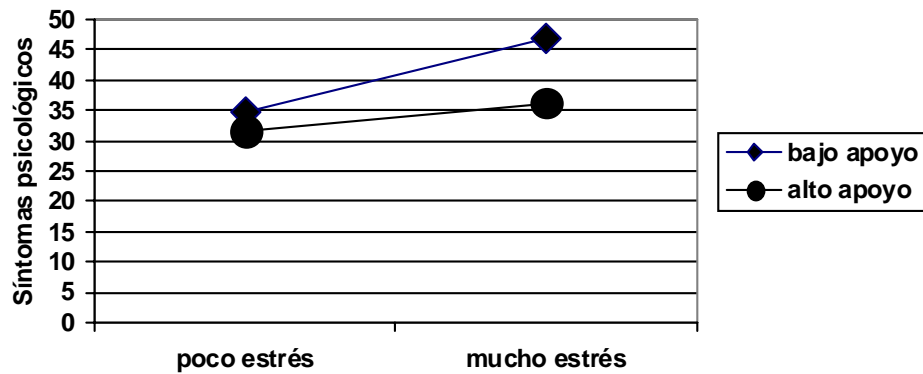
$$Y4 = 37.342 + \{4.22 \times (1)\} - \{3.38 \times (1)\} - \{1.89 \times 1\} = 36.29$$

La figura resultante (Figura 2) muestra cómo la relación entre el nivel de estrés experimentado y los síntomas psicológicos es mayor entre quienes tienen bajo apoyo social percibido. Esto se manifiesta en la mayor pendiente de la línea correspondiente a este grupo. La figura también muestra

que apenas hay diferencias en síntomas psicológicos entre los estudiantes con poco y mucho apoyo social cuando el estrés es bajo. Es bajo condiciones de estrés intenso cuando surgen las diferencias entre unos y otros estudiantes, confirmándose la teoría de Cohen y Wills (1985) de que es bajo condiciones estresantes cuando el apoyo social muestra su papel beneficioso para la salud de las personas. Utilizando la terminología de Cohen et al. (2003) podríamos añadir que se trata de una interacción de amortiguación, ya que el apoyo social reduce el impacto del estrés en los síntomas.

Una forma alternativa de interpretar los resultados cuando el test de moderación ha resultado significativo consiste en calcular la significación de las pendientes de las líneas de regresión simples representando las relaciones entre la variable predictora y la consecuencia para valores específicos de la variable moderadora. En este ejemplo tanto la pendiente de la regresión de estrés social sobre síntomas psicológicos para los estudiantes con bajo y mucho apoyo social fueron estadísticamente significativas ($\beta = .46$, $p < .001$ y $\beta = .27$, $p < .049$, respectivamente), si bien la primera fue mayor que la segunda.

Figura 2



Aunque el procedimiento descrito es el más empleado, recientemente se ha propuesto un método alternativo para el problema del control de la multicolinealidad, denominado Residual centering y consistente en calcular el término de interacción a partir de los residuos de las otras variables predictoras (Little, Bovaird, & Widaman, 2006).

Estrategia de análisis estadístico de mediación

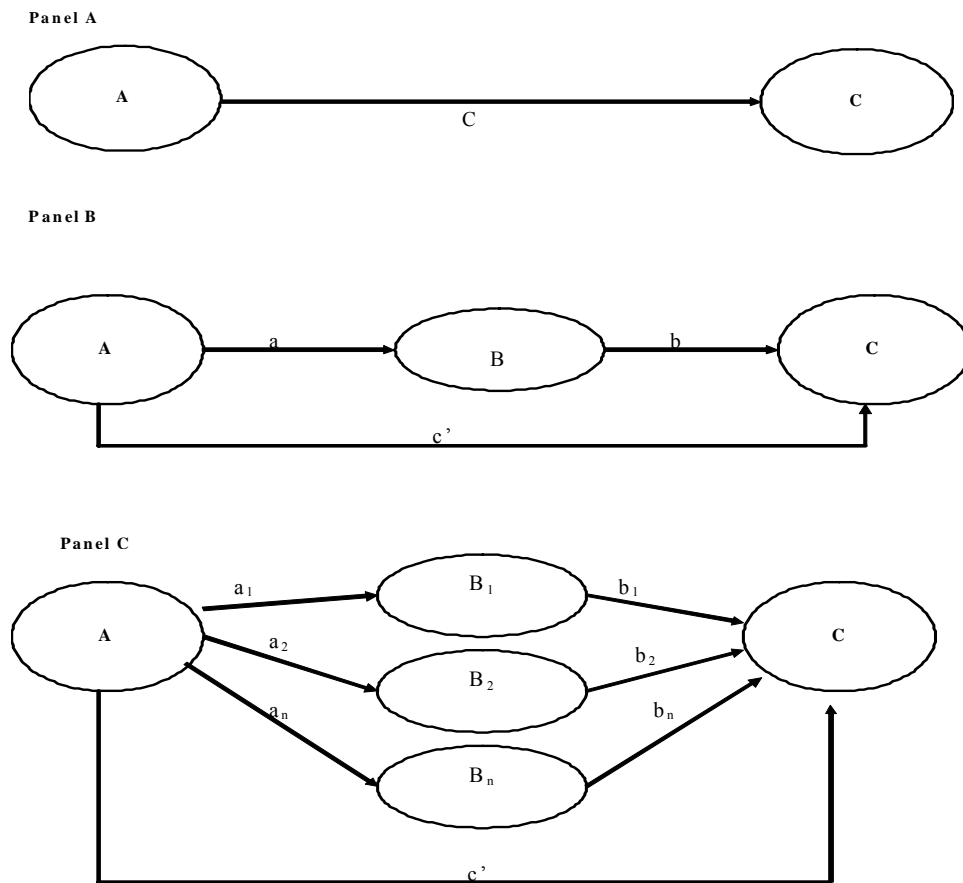
Los problemas de mediación surgen cuando nos preguntamos acerca de los mecanismos a través de los cuales una variable (predictora) afecta a otra variable (consecuencia). La Figura 3 refleja un problema de mediación típico. En la parte superior (panel A), la variable predictora A se asocia a una variable C. En la parte intermedia (Panel B) se propone que la relación entre A y C está mediada por una tercera variable B. Es decir, según el modelo mediacional propuesto, A afecta a B y B a su vez afecta a C. Decimos entonces que A influye en C indirectamente. Por último, en ocasiones nos interesa la acción simultánea de más de un mediador (B1, B2, ... Bn), tal y como se representa en el panel C. Por sim-

plicidad, a continuación se presenta el procedimiento cuando hay un solo mediador.

Baron y Kenny (1986) propusieron una estrategia para comprobar la mediación que se ha popularizado en los últimos años. Aplicando sus criterios, en un primer paso, la variable predictora (A) debe estar significativamente asociada a C. En un segundo paso, A debe estar asociada significativamente con la potencial variable mediadora (B, en este caso). En el tercer paso, la variable mediadora (B) debe asociarse con C cuando el efecto de la variable predictora A está controlado. El paso final consiste en mostrar que la fuerza de la asociación entre A y C se reduce significativamente cuando B es añadido al modelo. Si la mediación es perfecta, el efecto directo de A en C será nulo, mostrando que B media completamente la relación. Si la asociación entre A y C permanece significativa, B es considerada mediadora parcial.

Cuando se estudian efectos de mediación, las variables no se estandarizan, a diferencia de lo que se hace cuando se estudia moderación. Asimismo, cuando la variable es categórica se puede emplear una codificación dummy (véase para un ejemplo, Calvete, 2005).

Figura 3



Para ilustrar el análisis de mediaciones se emplearán a continuación datos referentes al impacto de la violencia en la depresión de las víctimas. Los datos son parte de una muestra de mujeres que participaron en una serie de estudios sobre los mecanismos cognitivos implicados en la experiencia de la violencia (e.g. Calvete et al., 2007). La violencia psicológica constituye un estresor intenso que actúa como factor de riesgo para la depresión en las víctimas, en el que resulta de interés la identificación de los mecanismos mediadores que vinculan la violencia con la depresión. Una hipótesis

que puede plantearse es que la violencia, fundamentalmente la psicológica, lleva a desarrollar síntomas de depresión en las víctimas debido a que la violencia daña el sistema de creencias de éstas. Es decir, los insultos, el aislamiento y el daño continuado por parte del agresor pueden hacer creer a la víctima que ella es merecedora de tales agravios, que debe haber algo que falla en ella y que carece de valor. Estas creencias negativas, a su vez, aumentan el riesgo de desarrollar depresión.

Los datos utilizados en este ejemplo corresponden a 298 víctimas de violencia, la

mayoría de ellas atendidas en centros de acogida para víctimas. Se midió el abuso psicológico mediante el Inventario de Abuso Psicológico (Calvete, Corral, & Estévez, 2005), los síntomas de depresión mediante el CES-D (Radloff, 1977) y las cogniciones negativas mediante el Cuestionario de Esquemas (Young & Brown, 1994). Con fines de simplificación en el ejemplo se utilizarán únicamente las cogniciones recogidas en el dominio de Rechazo del citado cuestionario. Es decir, se trata de comprobar si la relación entre abuso psicológico por parte de la pareja y síntomas de depresión en la víctima está mediada por cogniciones negativas de rechazo.

En el Anexo II se recogen los resultados principales obtenidos en la serie sucesiva de regresiones estimadas para comprobar la mediación. En el primer paso se muestra que el abuso psicológico se asocia significativamente a los síntomas de depresión ($B = 0.06$, $p < .001$). En el segundo paso se muestra que el abuso psicológico se asocia significativamente con las cogniciones de rechazo en la víctima ($B = 0.08$, $p < .001$). En el tercer paso se introducen simultáneamente como variables predictoras en el modelo tanto el abuso psicológico como

las cogniciones de rechazo y se muestra como dichas cogniciones se asocian significativamente con los síntomas de depresión. El paso final consiste en mostrar que la fuerza de la asociación entre abuso y síntomas se reduce cuando la variable “cogniciones de rechazo” ha sido añadida al modelo. Tal y como puede observarse, el coeficiente no estandarizado de la variable abuso pasa de ser .060 (en el primer paso) a 0.026 (en el tercer paso). Esto significa que un 56.66% $\{(0.060 - 0.026)/0.060\}$ de la varianza de la relación entre abuso y depresión se explica por las cogniciones de rechazo. Sin embargo, el hecho de que el coeficiente correspondiente al abuso ($B = 0.026$, $p < .001$) continúe siendo estadísticamente significativo implica que la mediación no es perfecta, sino parcial. Es decir, estos resultados sugieren que parte de la asociación entre abuso y depresión se explicaría porque el abuso afecta a las cogniciones de las víctimas y estas cogniciones, a su vez, aumentan el riesgo de depresión. Pero el hecho de que la mediación sea parcial sugiere que hay otras vías a través de las cuales el abuso influye en la depresión. La Tabla 2 muestra la síntesis de estos resultados tal y como podría presentarse para su publicación.

Tabla 2. Cogniciones de rechazo como variable mediadora de la relación entre abuso psicológico y depresión

Variable predictora	Pre-B	Error típico de B	β	t	Variable Criterio
Paso 1					
Abuso	0.060	.007	.46	8.82**	Depresión
Paso 2					
Abuso	0.079	.009	.44	8.39**	Rechazo
Paso 3					
Abuso	0.026	.006	.20	4.23**	Depresión
Rechazo	0.436	.034	.60	12.99**	Depresión

** $p < .001$

Finalmente, es habitual emplear algún test específico para clarificar la significación de la mediación. Probablemente el más utilizado es el test de Sobel (Sobel, 1982). Este test emplea la siguiente fórmula: valor de $z = a*b/\text{SQRT}(b^2*sa^2 + a^2*sb^2)$, donde a es el coeficiente no estandarizado entre la variable predictora y la mediadora, sa es su error típico, b es el coeficiente no estandarizado entre la variable mediadora y la variable resultante y sb es su error típico. Una forma sencilla de calcularlo es acceder a la aplicación elaborada por Preacher y Leordanelli y disponible en <http://www.psych.ku.edu/preacher/sobel/sobel.htm>. Empleando dicha aplicación se obtiene que el valor Z para la mediación de este estudio es 6.34, $p < .001$.

Recientemente se ha propuesto la estrategia de bootstrapping para comprobar mediaciones. El bootstrapping consiste en una estrategia no paramétrica para calcular el tamaño del efecto y probar hipótesis que no dependen de supuestos acerca de la distribución de las variables (Preacher & Hayes, 2004). La estrategia se basa en obtener muestras del conjunto de datos para calcular en dichas muestras los efectos de mediación (ab) y generar así una distribución de los mismos, la cual se utiliza para comprobar hipótesis y obtener intervalos de confianza.

Preacher y Hayes (2007) elaboraron una macro para el programa SPSS a fin de calcular cómodamente la distribución de los efectos de mediación (disponible en <http://www.comm.ohio-state.edu/ahayes/SPSS%20programs/indirect.htm>). Empleando esta aplicación con los datos de nuestro ejemplo, se obtuvieron los resultados presentados en el Anexo III. Tal y como puede observarse, el intervalo de confianza al 95% para el efecto indirecto del abuso vía cogniciones de rechazo osciló entre 0.0254 y 0.0455. Dado que este intervalo no contiene el 0, puede asumirse que el

efecto indirecto mencionado es estadísticamente significativo.

Cuando hay más de una variable mediadora (véase panel C en Figura 1), el procedimiento es prácticamente idéntico al descrito, sólo que en este caso, en el paso 2 hay que demostrar que las asociaciones entre la variable predictora (A) y cada una de las variables mediadoras (B_1, B_2, B_n) - coeficientes a_1, a_2, \dots, a_n - son estadísticamente significativas y en el paso 3 hay que demostrar que las asociaciones entre cada una de estas variables mediadoras y la variable consecuente (C) - coeficientes b_1, b_2, \dots, b_n - son estadísticamente significativas. Para cada efecto indirecto que cumpla estas condiciones se deberá calcular el valor Z mediante la fórmula de Sobel descrita anteriormente (e.g., para el efecto $a_1 b_1$, efecto $a_2 b_2$, etc.). Igualmente podrá emplearse la estrategia de bootstrapping, ya que la macro ofrecida por Preacher y Hayes permite calcular mediaciones múltiples.

Hay que señalar, sin embargo, que cuando el investigador está interesado en probar el papel de varios mediadores a la vez, resulta mucho más eficaz el modelado de ecuaciones estructurales (SEM). Una de las razones es que el procedimiento descrito mediante regresiones múltiples no controla en el segundo paso el solapamiento entre mediadores, es decir sus intercorrelaciones, aspecto que sí se controla mediante SEM. El SEM, además, permite incluir muchas variables en el modelo (e.g., varias variables consecuentes a la vez, dobles efectos mediacionales, etc.).

Una consideración final

Para terminar, hay que puntualizar que los procedimientos descritos en sí mismos nunca demuestran relaciones de causalidad entre variables, sino simplemente mediación o moderación estadística. El establecimiento de relaciones de causalidad re-

quiere de diseños experimentales adecuados.

En los últimos años ha habido un aumento considerable de estudios correlacionales longitudinales para evaluar tanto moderación como mediación. Estos permiten un mayor conocimiento de las pautas de relación temporal entre variables, y así permiten un cierto acercamiento al establecimiento de relaciones causales. Los procedimientos descritos en este trabajo pueden fácilmente ser aplicados a datos recogidos en estudios longitudinales. En estos casos, los valores pretest de la variable consecuencia deberán ser controlados estadísticamente (e.g., introduciéndolos en un pri-

mer paso del modelo de regresión múltiple). Sin embargo, una vez más, el uso de SEM es preferible en estos casos (véase por ejemplo el trabajo de Martens & Haase, 2006).

A pesar de estas limitaciones, los procedimientos descritos en este trabajo tienen la ventaja de su sencillez y pueden ser de gran utilidad para una primera aproximación al estudio de relaciones complejas entre variables.

Artículo recibido: 15-11-2007 aceptado: 11-09-2008

Referencias bibliográficas

- Achenbach, T. M. (1997). *Manual for the Young Adult Self-Report and Young Adult Behavior Checklist*. Burlington, VT: University of Vermont Department of Psychiatry.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology, 51*, 1173-1182.
- Calvete, E. (2005). Género y vulnerabilidad cognitiva a la depresión: el papel de los pensamientos automáticos. *Ansiedad y Estrés, 11*, 203-214.
- Calvete, E. & Cardeñoso, O. (2005). Gender differences in cognitive vulnerability to depression and behavior problems in adolescents. *Journal of Abnormal Child Psychology, 33*, 179-192.
- Calvete, E., & Connor-Smith, J.K. (2006). Perceived social support, coping, and symptoms of distress in American and Spanish students. *Anxiety, Stress, and Coping, 19*, 47-65.
- Calvete, E., Corral, S., & Estévez, A. (2005). Desarrollo de un inventario para evaluar el abuso psicológico en las relaciones de pareja. *Clínica y Salud, 16*, 203-221.
- Calvete, E., Estévez, A., & Corral, S. (2007). Intimate partner violence and depressive symptoms in women: Cognitive schemas as moderators and mediators. *Behaviour Research and Therapy, 45*, 791-804.
- Camuñas, N., Pérez-Nieto, M. A., Ferrándiz, P., Miguel-Tobal, J. J., Cano-Vindel, A. & Iruarrizaga, I. (1999). Ansiedad, depresión e ira: relaciones entre el estilo atribucional y las emociones negativas. *Ansiedad y Estrés, 5*, 175-189.
- Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., & Aiken, L. S. (2003). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences* (3rd ed.). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Cohen, S. & Wills, T. A. (1985). Stress, social support, and the buffering hypothesis. *Psychological Bulletin, 98*, 310-357.
- Connor-Smith, J. K. & Compas, B. E. (2002). Vulnerability to social stress: Coping as a mediator or moderator of sociotropy and symptoms of anxiety and depression. *Cognitive Therapy and Research, 26*, 39-55.
- Frazier, P. A., Tix, A. P., & Barron, K. E. (2004). Testing moderator and mediator effects in counseling psychology research. *Journal of Counseling Psychology, 51*, 115-134.
- Hayes, A. F., & Preacher, K. J. (2007). SPSS and SAS macros for bootstrapping indirect effects in multiple mediator models. Recuperado el 15 de Septiembre de 2007 en <http://www.comm.ohio-state.edu/ahayes/SPSS%20programs/indirect.htm>
- 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.
- Kendall, P.C. & Treadwell, K.R. (2007). The role of self-statements as a mediator in treatment for youth with anxiety.

- ety disorders. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 75, 380-389.
- Little, T., Bovaird, J.A., & Widaman, K.F. (2006). On the merits of orthogonalizing powered and product terms: Implications for modeling interactions among latent variables. *Structural Equation Modeling*, 13, 497-519
- Martens, M.P. & Haase, R.F. (2006). Advanced applications of structural equation modeling in counseling psychology research. *The Counseling Psychologist*, 34, 878-911.
- Miguel-Tobal, J. J., González-Ordi, H. & López-Ortega, E. (2000). Estrés postraumático: Hacia una integración de aspectos psicológicos y neurobiológicos. *Ansiedad y Estrés*, 6, 255-280.
- Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2004). SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models. *Behavior Research Methods, Instruments, and Computers*, 36, 717-731.
- Preacher, K. J., Rucker, D. D., & Hayes, A. F. (2007). Addressing moderated mediation hypotheses: Theory, methods, and prescriptions. *Multivariate Behavioral Research*, 42, 185-227.
- Radloff, L. S. (1977). The CES-D Scale: A self-report depression scale for research in general population. *Applied Psychological Measurement*, 1, 385-401.
- Salanova, M., Bresó, E., & Schaufeli, W. B. (2005). Hacia un modelo espiral de las creencias de eficacia en el estudio del burnout y del engagement. *Ansiedad y Estrés*, 11, 203-214.
- Sobel, M. E. (1982). Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models. In S. Leinhardt (Ed.), *Sociological methodology 1982* (pp. 290-312). San Francisco: Jossey-Bass.
- West, S. G., Aiken, L. S., & Krull, J. L. (1996). Experimental personality designs: Analyzing categorical by continuous variable interactions. *Journal of Personality*, 64, 1-49.
- Young, J. E., & Brown, G. (1994). *Young Schemas Questionnaire - SI*. New York, NY: Cognitive Therapy Center.
- Zimet, G. D., Dahlem, N. W., Zimet, S. G. & Farley, G. K. (1988). The multidimensional scale of perceived social support. *Journal of Personality Assessment*, 52, 30-41.

Anexo I

Resumen del modelo

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Change Statistics				
				R Square Change	F Change	df1	df2	Sig del cambio
1	,424(a)	,180	,176	,180	49,247	2	449	,000
2	,449(b)	,201	,196	,021	11,966	1	448	,001

a Variables predictoras: (Constante), Puntua(apoyosocial), Puntua(eventosocial)

b Variables predictoras: (Constante), Puntua(apoyosocial), Puntua(eventosocial), apoyoXstress

Coefficientes(a)

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta	B	Error típ.
1	(Constante)	37,653	,608		61,887	,000
	Puntua (eventosocial)	4,119	,618	,289	6,669	,000
	Puntua (apoyosocial)	-3,796	,618	-,266	-6,146	,000
2	(Constante)	37,342	,608		61,437	,000
	Puntua (eventosocial)	4,222	,611	,296	6,911	,000
	Puntua (apoyosocial)	-3,388	,621	-,238	-5,451	,000
	apoyoXstress	-1,885	,545	-,149	-3,459	,001

a Variable dependiente: síntomas

Anexo II

Primer paso:

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	21,001	,846		24,835	,000
	abuso	,060	,007	,456	8,824	,000

a Variable dependiente: depresión

Segundo paso:

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	41,812	1,170		35,725	,000
	abuso	,079	,009	,438	8,392	,000

a Variable dependiente: rechazo

Tercer paso:

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	2,777	1,557		1,784	,076
	abuso	,026	,006	,195	4,232	,000
	rechazo	,436	,034	,597	12,991	,000

a Variable dependiente: depresión

Anexo III

Run MATRIX procedure:

Dependent, Independent, and Proposed Mediator Variables:

DV = depresión

IV = abuso

MEDS = rechazo

IV to Mediators (a paths)

	Coeff	se	t	p
rechazo	,0790	,0094	8,3918	,0000

Direct Effects of Mediators on DV (b paths)

	Coeff	se	t	p
rechazo	,4359	,0336	12,9912	,0000

Total Effect of IV on DV (c path)

	Coeff	se	t	p
abuso	,0600	,0068	8,8244	,0000

Direct Effect of IV on DV (c' path)

	Coeff	se	t	p
abuso	,0256	,0060	4,2323	,0000

Fit Statistics for DV Model

R-sq	Adj R-sq	F	df1	df2	p
,4964	,4930	145,3879	2,0000	295,0000	,0000

BOOTSTRAP RESULTS FOR INDIRECT EFFECTS

Total and Specific Indirect Effect(s) of IV on DV via MEDS

	Data	Boot	Bias	SE
Total	,0344	,0348	,0003	,0051
rechazo	,0344	,0348	,0003	,0051

Bias Corrected and Accelerated Confidence Intervals

	Lower	Upper
Total	,0254	,0455
rechazo	,0254	,0455

Level of Confidence for Confidence Intervals:

95

Number of Bootstrap Resamples:

1000

----- END MATRIX -----