Modelos de mediación mediante SPSS

Ana Hernández Baeza

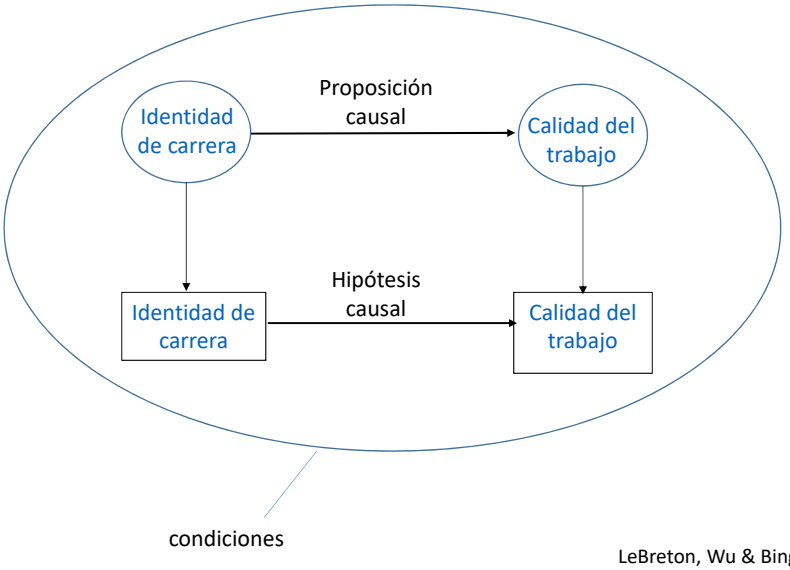
VNIVERSITAT DE VALÈNCIA Departamento de Metodología de las Ciencias del Comportamiento

idocal Instituto de Investigación en Psicología de los RRRHH, del Desarrollo organizacional y de la Calidad de Vida Laboral

Modelos de mediación mediante SPSS

1. Introducción a los modelos de mediación
2. Mediación serial
3. Mediación en paralelo.
4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos
5. Utilizando la macro Process (Hayes, 2017) para análisis de mediación mediante SPSS
6. Introducción a la mediación moderada
7. Efectos indirectos condicionales y significación: pendientes condicionales (simple slopes) y regiones de significación.
8. Otros modelos de mediación avanzados

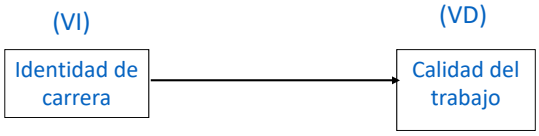
1. Introducción a los modelos de mediación



LeBreton, Wu & Bing (2009)

1. Introducción a los modelos de mediación

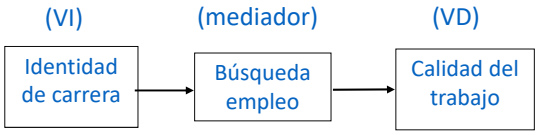
- Efecto Directo:



¿Cómo?
¿Por qué?

mediación

- Efecto indirecto: La influencia de la VI sobre la VD se transmite a través de una variable intermedia



1. Introducción a los modelos de mediación

El procedimiento de **Baron y Kenny (1986)**
ha sido el procedimiento más popular para evaluar efectos de mediación

76349 citas el día 11/06/2018 (google scholar)

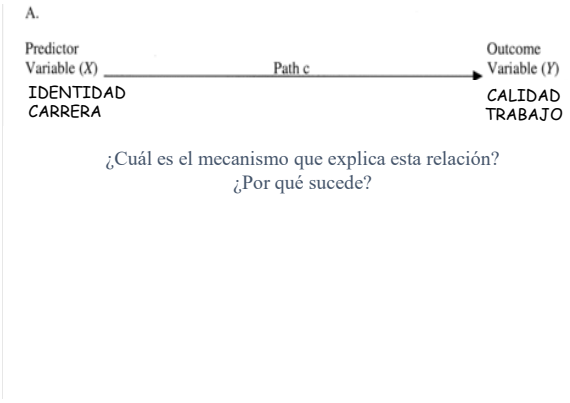
Baron, R.M., & Kenny, D.A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology, 51,* 1173-1182.

5

1. Introducción a los modelos de mediación

Procedimiento de los 4 pasos (Baron & Kenny, 1986)

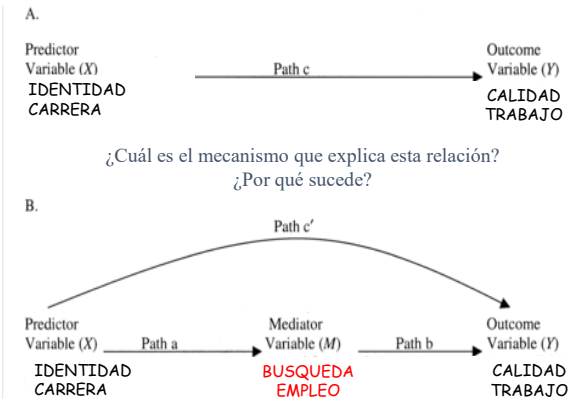
¿Por qué? ¿Cómo?



1. Introducción a los modelos de mediación

Procedimiento de los 4 pasos (Baron & Kenny, 1986)

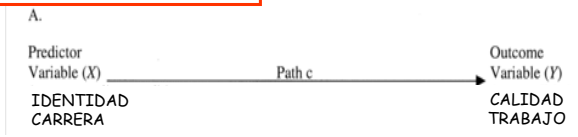
¿Por qué? ¿Cómo?



7

Procedimiento de los 4 pasos (Baron & Kenny, 1986)

Primer paso: X predice Y (path c)



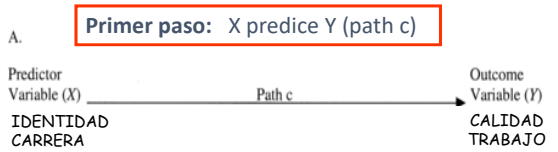
$$y = a + \boxed{b_{yx}} x + e$$

Path c

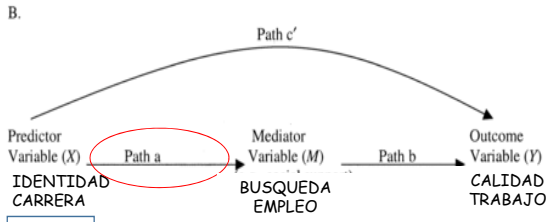
8

Procedimiento de los 4 pasos (Baron & Kenny, 1986)

Primer paso: X predice Y (path c)



Segundo paso: X predice M (path a)

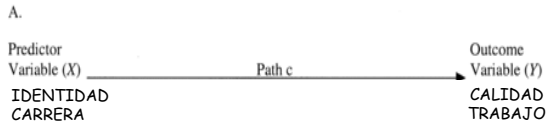


$$\mathcal{M}=a_m+\boxed{b_{mx}}\,\mathcal{X}+e_m$$

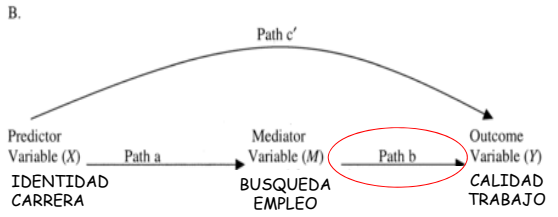
Path a

9

Procedimiento de los 4 pasos (Baron & Kenny, 1986)



Tercer paso: M predice Y controlando el efecto de X (path b)

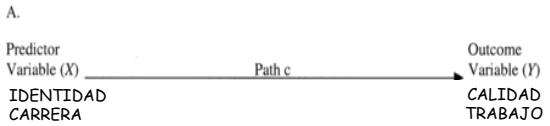


$$\mathcal{Y}=a_y+b_{yx.m}\,\mathcal{X}+\boxed{b_{ym.x}}\,\mathcal{M}+e_y$$

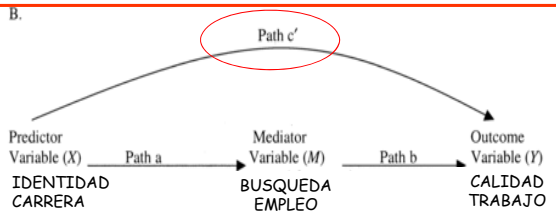
Path b

10

Procedimiento de los 4 pasos (Baron & Kenny, 1986)



Cuarto paso: La relación entre X e Y disminuye cuando se añade el efecto de mediación (path c'). Se debe comparar c con c'



c' no significativo →
Mediación completa.
c' sí significativo →
Mediación parcial.

$$y = a_y + \boxed{b_{yx.m}}\, x + b_{ym.x} M + e_y$$

Path c'

11

1. Introducción a los modelos de mediación

El procedimiento de **Baron y Kenny (1986)** ha sido el procedimiento más popular para evaluar efectos de mediación

Sin embargo, su formulación y supuestos han sido criticados, y actualmente se proponen otros procedimientos más adecuados…
(e.g. MacKinnon et al., 2002)

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.

MacKinnon, D.P., Lockwood, C.M., Hoffman, J.M., West, S.G., & Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods, 7,* 83-104.

12

Problemas de Baron y Kenny (1986)

PROBLEMAS CONCEPTUALES:

Algunas de sus condiciones han sido criticados, especialmente el requisito X → Y (primer paso)

El procedimiento indica que hay que comenzar estableciendo un efecto básico (X → Y) : "Una vez demostrado que se da ese efecto, se puede pasar a evaluar la mediación." Pero si no se encuentra el efecto, el proyecto de investigación se abandona.

Especialmente problemático con outcomes más distales:
X →M1→ M2 →M3→ Y

- James, L.R.; Mulaik, S. A. & Brett, J.M. (2006) A tale of two methods. Organizational Research Methods, 9, 233-244.
- LeBreton, J.M., Wu, J., & Bing, M.N. (2009). The truth(s) on testing for mediation in the social and organizational sciences. In C.E. Lance & R.J. Vandenberg (Eds.), Statistical and methodological myths and urban legends (pp. 109-144). New York: Routledge.
- Zhao, X., Lynch, J. G. Jr., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis. Journal of Consumer Research, 37, 197- 206.

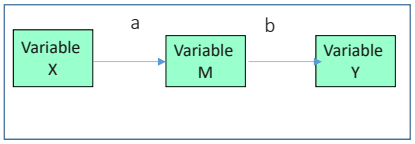
13

Problemas de Baron y Kenny (1986)

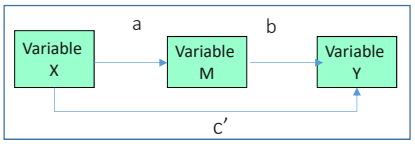
PROBLEMAS CONCEPTUALES:

Algunos autores critican que el modelo estime "mediación parcial" cuando en realidad el modelo teórico plantea "mediación total" (James et al., 2006; LeBreton et al., 2009). Aunque muchos otros defienden que la mediación total no existe

Mediación Total



Mediación parcial



- James, L.R.; Mulaik, S. A. & Brett, J.M. (2006) A tale of two methods. Organizational Research Methods, 9, 233-244.
- LeBreton, J.M., Wu, J., & Bing, M.N. (2009). The truth(s) on testing for mediation in the social and organizational sciences. In C.E. Lance & R.J. Vandenberg (Eds.), Statistical and methodological myths and urban legends (pp. 109-144). New York: Routledge.
- Zhao, X., Lynch, J. G. Jr., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis. Journal of Consumer Research, 37, 197- 206.

14

Problemas de Baron y Kenny (1986)

PROBLEMAS ESTADÍSTICOS:

- El paso 4 no comprueba si la reducción en el tamaño de los coeficientes (c-c') es estadísticamente significativa (y que sea una reducción "sustantiva" queda al juicio del investigador) → NECESARIO PONER A PRUEBA EFECTO INDIRECTO (ab=c-c')
- Este procedimiento tiene poca potencia para detectar la mediación, en comparación con otros procedimientos

- MacKinnon, D.P., Lockwood, C.M., Hoffman, J.M., West, S.G., & Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. Psychological Methods, 7, 83-104.
- LeBreton, J.M., Wu, J., & Bing, M.N. (2009). The truth(s) on testing for mediation in the social and organizational sciences. In C.E. Lance & R.J. Vandenberg (Eds.), Statistical and methodological myths and urban legends (pp. 109-144). New York: Routledge.

15

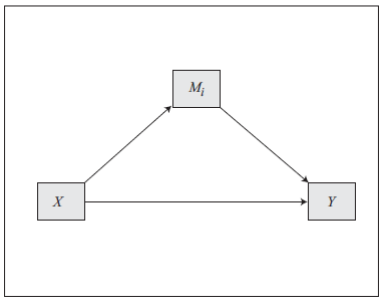
1. Introducción a los modelos de mediación

Model Templates for PROCESS for SPSS and SAS
©2013 Andrew F. Hayes, http://www.afhayes.com/

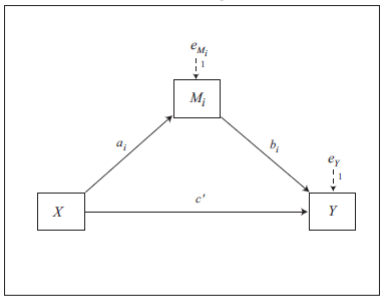
Modelo básico: mediación simple

Model 4

Conceptual Diagram



Statistical Diagram



Indirect effect of X on Y through $M_i = a_i b_i$
Direct effect of X on $Y = c'$

*Model 4 allows up to 10 mediators operating in parallel

Prescindimos de Paso 1 B&K y ajustamos 2 ecuaciones:

$$\mathcal{M}=a_m+\boxed{b_{mx}}\mathcal{X}+e_m \qquad \mathcal{Y}=a_y+b_{yx.m}\mathcal{X}+\boxed{b_{ym.x}}\mathcal{M}+e_y$$

Path a → ¿Es *ab* significativo? ← Path b

1. Introducción a los modelos de mediación

3 "efectos":

1. Efecto directo

   c'

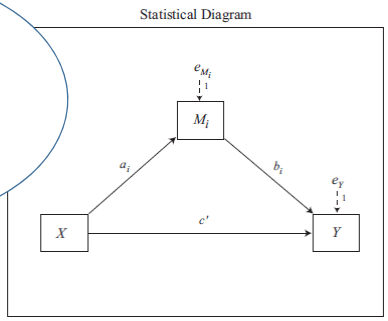
2. Efecto indirecto

   ab

3. Efecto total

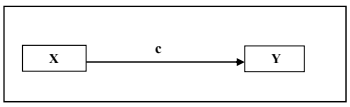
   c=ab+c'

a=0.5; b=0.3
X ↑ una unidad,...
Y ↑ 0.15, vía M
(importancia signos
a y b)

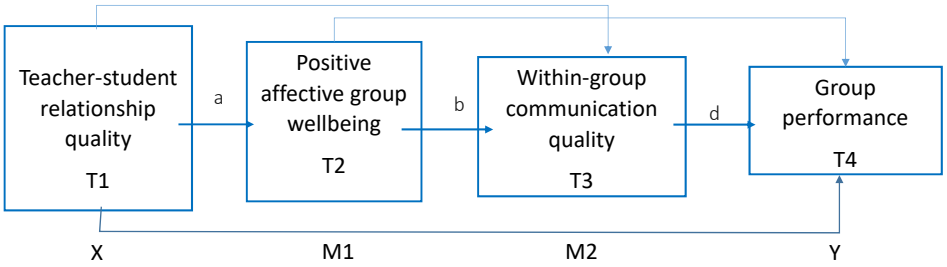


Indirect effect of X on Y through $M_i = a_i b_i$
Direct effect of X on $Y = c'$

*Model 4 allows up to 10 mediators operating in parallel



2. Mediación serial



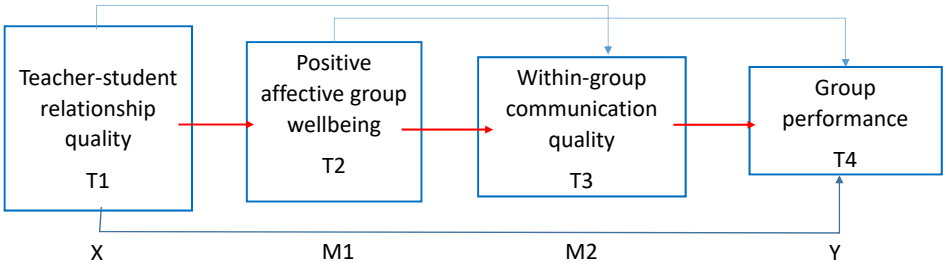
¿**Ecuaciones**?

$$M1=a_{m1}+b_{m1x}X+e_{m1}$$

$$M2=a_{m2}+b_{m2x.m1}X+b_{m2m1.x}M1+e_{m2}$$

$$Y=a_y+b_{yx.m1m2}X+b_{ym1.xm2}M1+b_{ym2.xm1}M2+e_y$$

2. Mediación serial



¿efectos indirectos X→Y?

X→M1→M2→Y

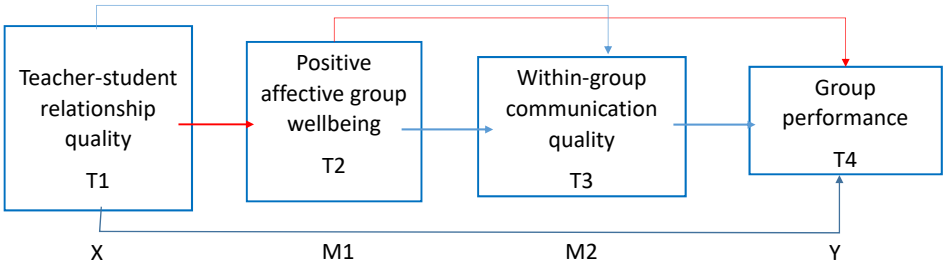
$$\mathcal{M}1=a_{m1}+b_{m1x}\mathcal{X}+e_{m1}$$

$$\mathcal{M}2=a_{m2}+b_{m2x.m1}\mathcal{X}+b_{m2m1.x}\mathcal{M}1+e_{m2}$$

$$\mathcal{Y}=a_{y}+b_{yx.m1m2}\mathcal{X}+b_{ym1.xm2}\mathcal{M}1+b_{ym2.xm1}\mathcal{M}2+e_{y}$$

Producto coefs.

2. Mediación serial



¿efectos indirectos X→Y?

X→M1→Y

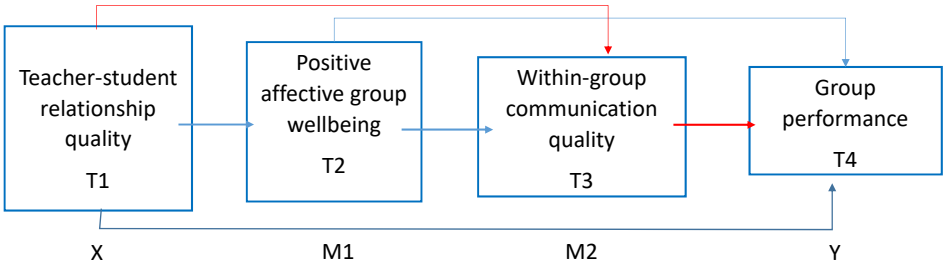
$$\mathcal{M}1=a_{m1}+b_{m1x}\mathcal{X}+e_{m1}$$

$$\mathcal{M}2=a_{m2}+b_{m2x.m1}\mathcal{X}+b_{m2m1.x}\mathcal{M}1+e_{m2}$$

$$\mathcal{Y}=a_{y}+b_{yx.m1m2}\mathcal{X}+b_{ym1.xm2}\mathcal{M}1+b_{ym2.xm1}\mathcal{M}2+e_{y}$$

Producto coefs.

2. Mediación serial



¿efectos indirectos X→Y?

X→M2→Y

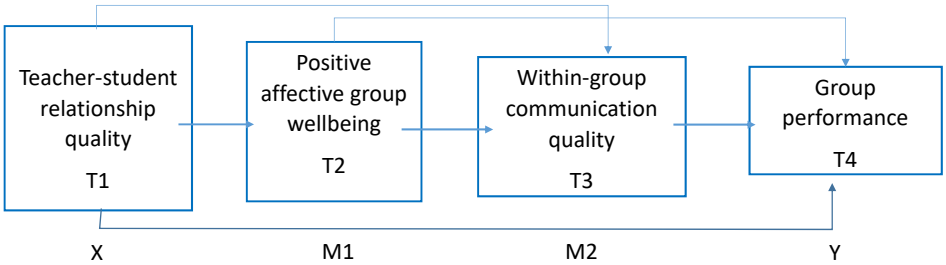
$$\mathcal{M}1=a_{m1}+b_{m1x}\,\mathcal{X}+e_{m1}$$

$$\mathcal{M}2=a_{m2}+b_{m2x.m1}\,\mathcal{X}+\,b_{m2m1.x}\mathcal{M}1+e_{m2}$$

$$\mathcal{Y}=a_{y}+b_{yx.m1m2}\,\mathcal{X}+\,b_{ym1.xm2}\mathcal{M}1\,+\,b_{ym2.xm1}\mathcal{M}2+e_{y}$$

Producto coefs.

2. Mediación serial



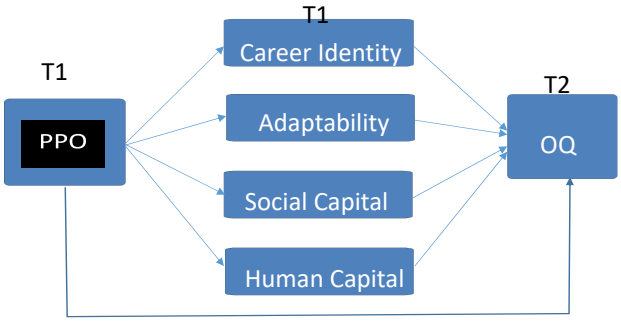
¿efecto total X→Y?

Efecto directo de X sobre Y (tras controlar el efecto de los mediadores)

+

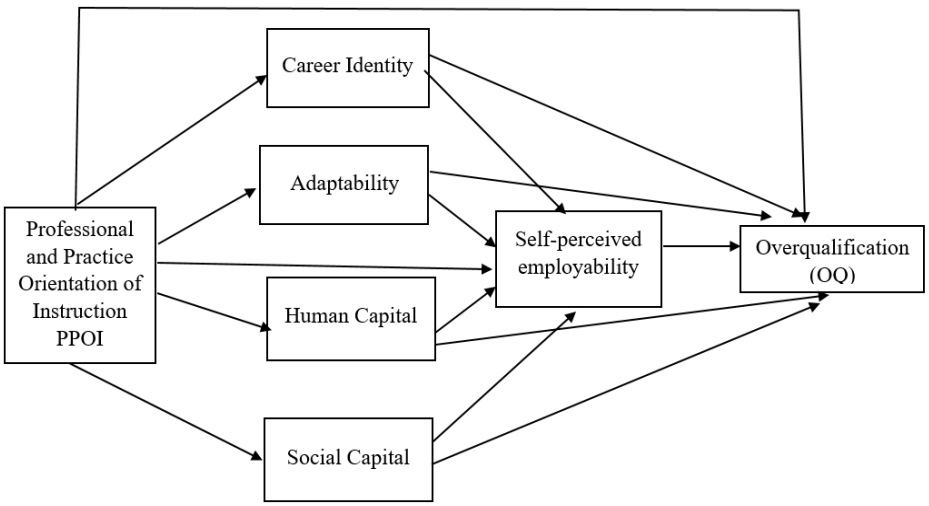
3 efectos indirectos (suma=efecto indirecto total)

2. Mediación en paralelo



¿Ecuaciones?
¿Efectos indirectos?
¿Efecto indirecto total?
¿Efecto total?

Ambas formas de mediación (secuencial y paralela) pueden combinarse…



4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos

- Poner a prueba significación de *a* y *b* (joint significance test)
- El test de Sobel (Sobel, 1982)
- El método de la distribución del producto de coeficientes (MacKinnon, Lockwood, & Hoffman, 1998)
- Bootstrapping
- Monte Carlo

25

4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos

- **Significación de *a* y *b* (joint significance test)**
  - Variación de Baron y Kenny (1986) (ver MacKinnon et al. 2002)
  - Si *a* es significativo (X→ M) y *b* también (M→Y) → HAY mediación
  - Sencillo de aplicar, pero:
    - Ni cuantifica ni pone a prueba el efecto indirecto
    - No permite obtener intervalos de confianza

26

4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos

- **Sobel (basado en la distribución normal del producto *ab*)**

First order

$$z = \frac{a*b}{\sqrt{(b^2*s_a^2 + a^2*s_b^2)}}$$

Second order

$$z = \frac{a*b}{\sqrt{(b^2*sa^2 + a^2*sb^2 + s_a^2*s_b^2)}}$$

Sa y *Sb* (errores típicos)

- Si Z superior al valor crítico, hay mediación
- Fácil aplicación, pero →
  - El producto de dos distribuciones normales NO sigue una distribución normal (Craig, 1936; Springer & Thompson, 1966; Bollen & Stine, 1990)
  - Poca potencia (Hayes & Scharkow, 2013; MacKinnon et al. 2002)

27

4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos

- **El método de la distribución del producto de coeficientes** (MacKinnon et al., 1998)
  - $P = Z_a * Z_b$; $Z_a = a/S_a$; y $Z_b = b/S_b$

    Sa y *Sb* (errores típicos)
  - Basado en la distribución NO normal del producto *ab*
  - Se usa como valor crítico la distribución teórica del producto de dos variables aleatorias (Craig, 1936). → $Z_{\alpha.=05} = \pm 2.18$)
  - Si P> valor crítico, hay mediación
  - Intervalo Confianza (IC): https://amplab.shinyapps.io/MEDCI/ (si el efecto indirecto es distinto de 0→ intervalo asimétrico)
  - Equilibra bastante bien error tipo I y potencia, aunque bootstrap es algo mejor (MacKinnon, et al., 2002)

28

NIH Public Access
Author Manuscript
Behav Res Methods. Author manuscript; available in PMC 2012 September 1.

Published in final edited form as:
Behav Res Methods. 2011 September ; 43(3): 692–700. doi:10.3758/s13428-011-0076-x.

RMediation: An R package for mediation analysis confidence intervals

Davood Tofighi and
School of Psychology, Georgia Institute of Technology, J.S. Coon Bldg. 654 Cherry Street, Atlanta, GA 30332-0170, USA, dtofighi@psych.gatech.edu

David P. MacKinnon
Department of Psychology, Arizona State University, 950 S. McAllister, Tempe, AZ 85287-1104, USA, david.mackinnon@asu.edu

- https://amplab.shinyapps.io/MEDCI/

First, let us define the CDF of the product of two normal random variables. Let variables X and Y have a bivariate normal distribution. Also, let μ_X and μ_Y be the means, σ_X and σ_Y be the standard deviations, and $-1 < \rho < 1$ be the correlation between X and Y. To simplify the derivation of the distribution of product XY, we make the variables scale free by dividing each variable by its respective standard deviation. That is,

$$U=\frac{X}{\sigma_X}, \text{ and } V=\frac{Y}{\sigma_Y}.$$

Let $Z = U\,V$. The relationship between the CDF of the product $X\,Y$ and that of Z is as follows:

$$\Pr(XY \le k)=\Pr\left\{\frac{X}{\sigma_X}\frac{Y}{\sigma_Y} \le \frac{k}{\sigma_X\,\sigma_Y}\right\}=\Pr(Z \le z),$$

where $z = k/(\sigma_X\sigma_Y)$. Note that $(U, V)^T$ has a bivariate normal distribution:

$$\begin{pmatrix} U \\ V \end{pmatrix} \sim BVN\left(\begin{pmatrix} \mu_U \\ \mu_V \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}\right) \tag{4}$$

where $\mu_U = \mu_X/\sigma_X$ and $\mu_V = \mu_Y/\sigma_Y$.

Now let $F_Z(q)$ be the CDF of Z. The CDF of Z is defined as follow:

$$F_Z(q)=\int\int_A f_{U,V}(u, v|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})\, du\, dv, \tag{5}$$

where $A = \{(u, v) \in \mathbb{R}^2 : u \times v \le q\}$, $f_{U,V}(u, v|\mu, \Sigma)$ is the bivariate normal probability density function (PDF) for (U, V), and $q \in \mathbb{R}$ is a quantile.

There are several methods for evaluating the distribution of the product in Eq. 5. Craig (1936) provided an analytical method for evaluating the CDF of the product of two normal random variables in Eq. 5. According to Craig, the mean and variance of Z are as follows:

$$\mu_Z = \mu_U \mu_V + \rho$$
$$\sigma_Z^2 = \mu_U^2 + \mu_V^2 + 2\mu_U \mu_V \rho + 1 + \rho^2 \quad (6)$$

When either X or Y has a mean of zero, the distribution of Z is approximately proportional to the Bessel function of the second kind of zero order with a purely imaginary argument. The shape of the distribution is symmetric around the mean of zero. On the other hand, when neither X or Y has a mean of zero and X and Y are independent ($\rho = 0$), the mean and variance of Z are as follows:

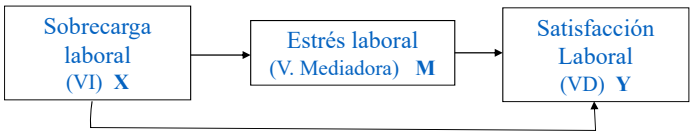
$$\mu_Z = \mu_U \mu_V$$
$$\sigma_Z^2 = \mu_U^2 + \mu_V^2 + 1$$

Finally, Meeker and Escobar (1994) provided a simpler method for evaluating the CDF in Eq. 5 (note that both RMediation and PRODCLIN employ this method). They simplified Eq. 5 as follows:

$$F_Z(q) = \int_{-\infty}^{\infty} \phi(u - \mu_U)\Phi\left[\mathrm{sign}(u)\frac{q/u - \mu_{V|u}}{\sqrt{1-\rho^2}}\,du\right] \quad (7)$$

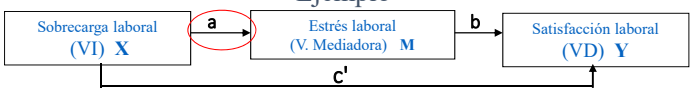
where ϕ and Φ are the PDF and CDF of the standard normal distribution, respectively. $\mu_V|_u$ is the conditional mean of V, which equals $\mu_V + \rho(u - \mu_U)$. sign(.) is the sign function, and $-1 < \rho < 1$.

EJEMPLO

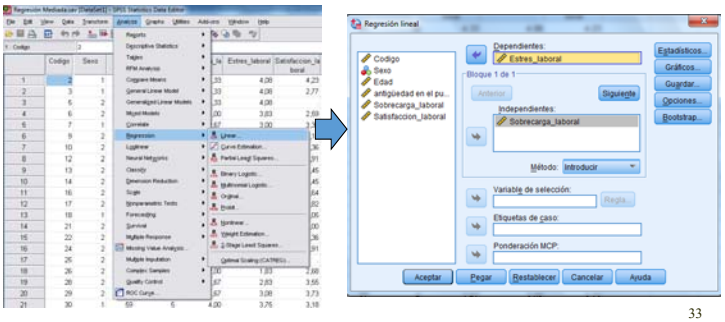


32

Ejemplo



- 1ª Ecuación de regresión (estimar a)



33

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
1	.490[a]	.240	.239	.70489

a. Variables predictoras: (Constante), Sobrecarga_laboral

ANOVA[b]

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	107.357	1	107.357	216.065	.000[a]
	Residual	340.356	685	.497		
	Total	447.713	686			

a. Variables predictoras: (Constante), Sobrecarga_laboral
b. Variable dependiente: Estres_laboral

Coeficientes[a]

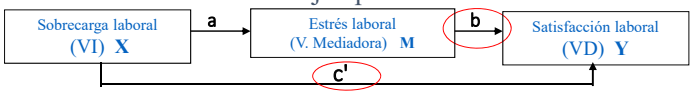
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	1.721	.090		19.125	.000
	Sobrecarga_laboral	.417	.028	.490	14.699	.000

a. Variable dependiente: Estres_laboral

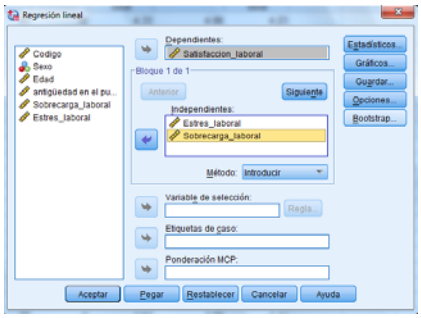
a

34

Ejemplo



- 2ª Ecuación de regresión (estimar b y c)



35

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
1	.562[a]	.316	.314	.49065

a. Variables predictoras: (Constante), Sobrecarga_laboral, Estres_laboral

ANOVA[b]

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	66.692	2	33.346	138.513	.000[a]
	Residual	144.204	599	.241		
	Total	210.896	601			

a. Variables predictoras: (Constante), Sobrecarga_laboral, Estres_laboral
b. Variable dependiente: Satisfaccion_laboral

Coeficientes[a]

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	4.295	.083		51.592	.000
	Estres_laboral	-.412	.028	-.561	-14.448	.000
	Sobrecarga_laboral	-.001	.024	-.002	-.052	.958

a. Variable dependiente: Satisfaccion_laboral

c' b

36

Supuestos

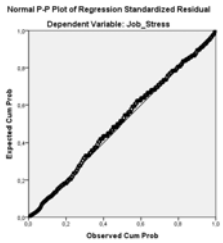
Sobrecarga laboral (VI) **X** —a→ Estrés laboral (V. Mediadora) **M**

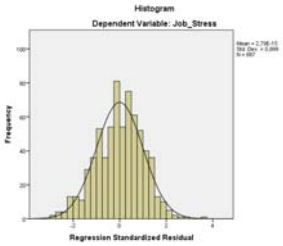
Model Summary[b]

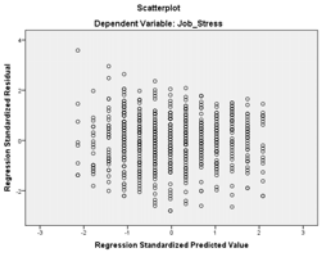
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	,490[a]	,240	,239	,70489	1,752

a. Predictors: (Constant), Work_overload

b. Dependent Variable: Job_Stress







37

Ejemplo

Sobrecarga laboral (VI) **X** — c' → Satisfacción laboral (VD) **Y**

Estrés laboral (V. Mediadora) **M** —b→ Satisfacción laboral (VD) **Y**

Model Summary[b]

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	,562[a]	,316	,314	,49065	1,751

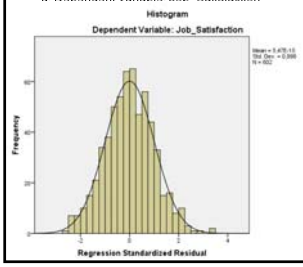
a. Predictors: (Constant), Job_Stress, Work_overload

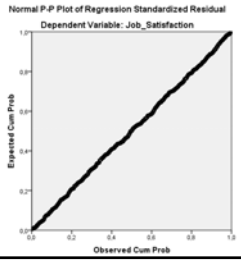
b. Dependent Variable: Job_Satisfaction

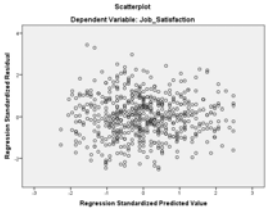
Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1	(Constant)	4,295	,083		51,592	,000		
	Work_overload	-,001	,024	-,002	-,052	,958	,756	1,322
	Job_Stress	-,412	,028	-,561	-14,448	,000	,756	1,322

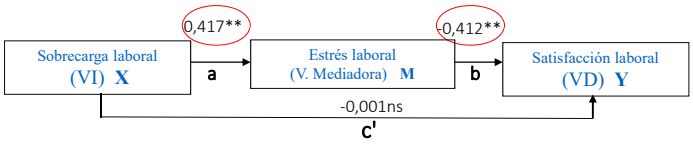
a. Dependent Variable: Job_Satisfaction







Significación a y b (joint significance test)



Según este procedimiento, podemos decir que una relación es mediada si:

1) X tiene un efecto significativo sobre M (a estadísticamente significativo)
2) M tiene un efecto significativo sobre Y tras controlar X (b estadísticamente significativo)

Según este procedimiento, SI HAY MEDIACION; PERO HABITUALMENTE …

3) ¿El efecto de mediación es significativo? (¿el producto ab es estadísticamente significativo?)

ab = 0,417 * (-0,412) = -0,172

39

Sobel

a= .417 (S_a=.028)
b=-.412 (S_b=.028)
ab=-.172

$$Z = \frac{ab}{\sqrt{b^2 S_a^2 + a^2 S_b^2 + S_a^2 S_b^2}} = \frac{.417 * (-.412)}{\sqrt{-.412^2 * .028^2 + .417^2 * .028^2 + .028^2 * .028^2}} = -10.47$$

S_{ab}=.016

El efecto indirecto es estadísticamente significativo (p<.001)

SI HAY MEDIACION

95% IC: Li=-.203; Ls-.141

40

El método de la distribución del producto de coeficientes

a= .417 (S_a=.028)
b=-.412 (S_b=.028)
ab=-.172

$$P = Z_a \cdot Z_b = \frac{a}{S_a} \cdot \frac{b}{S_b} = \frac{.417}{.028} \cdot \frac{-.412}{.028} = 219.13$$

La significación estadística del producto *P* puede ser evaluada utilizando el valor crítico de la distribución del producto de variables aleatorias $P = z_\alpha \cdot z_\beta$
Como referencia, si $|P| = |z_\alpha \cdot z_\beta| > 2{,}18$

El efecto indirecto es estadísticamente significativo ($p<.05$)

SI HAY MEDIACION

41

- **IC:** https://amplab.shinyapps.io/MEDCI/

RMediation

$\hat{a}$:
0.417
$\hat{b}$:
-.412
$SE_{\hat{a}}$:
.028
$SE_{\hat{b}}$:
.028
α:
.05
ρ:
0
Submit

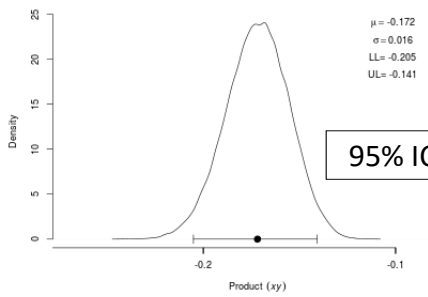
Information: This web application computes a confidence interval (CI) for the mediated effect and the product of two normal random variables.

To compute the confidence interval for the mediated effect, $a \cdot b$, using the distribution of the product of the coefficients method, input the following values into the boxes above: the coefficient estimate ($\hat{a}$), the coefficient estimate ($\hat{b}$), the standard error of $\hat{a}$ ($SE_{\hat{a}}$), the standard error of $\hat{b}$ ($SE_{\hat{b}}$), the significance level for the confidence interval (α), and the correlation between $\hat{a}$ and $\hat{b}$ (ρ).

Citation
Tofighi, D. & MacKinnon, D. P. (2011). RMediation: An R package for mediation analysis confidence intervals.[PDF] *Behavior Research Methods, 43*, 692-700.

Results
For $\hat{a}$ = 0.417 (SE = 0.028) and $\hat{b}$ = -0.412 (SE = 0.028), the indirect effect estimate is -0.172 (SE = 0.016). The distribution of the product of coefficients method 95% CI is [-0.205, -0.141].

Density Plot and Confidence Interval



95% IC: Li=-.205 Ls-.141

NOTE: When $\rho=0$ the standard error for the indirect effect is calculated using

$$SE_{(\hat{a}\hat{b})} = \sqrt{(a\,SE(\hat{b}))^2 + (b\,SE(\hat{a}))^2 + SE(\hat{a})^2\,SE(\hat{b})^2}.$$

4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos

- **Bootstraping**

Podemos programarlo o usar PROCESS

  - "Aproximación no paramétrica"
  - Muestreo aleatorio con reposición de K muestras de tamaño N
    → Estimación de *ab* en las K muestras
    → distribución empírica de las estimaciones
    → 95% IC (basado en percentiles)
  - Los IC son asimétricos
  - Si el intervalo NO contiene el 0, hay mediación

  - PROBLEMAS: Si las muestras son muy pequeñas con casos inusuales, y diferentes resultados cada vez que ejecutamos
    Pero es de los mejores en términos de potencia/error tipo I

43

4. Métodos para poner a prueba la significación estadística de los efectos indirectos

- **Monte Carlo**

Podemos programarlo, usar PROCESS o también: https://amplab.shinyapps.io/MEDMC/

  - Partiendo de la normalidad de las distribuciones de a y b, se generan las distribuciones muestrales de N casos (con medias a y b, y sus correspondientes SE)
    → Obtención del producto *ab*
    → distribución muestral del producto
    → 95% IC (basado en percentiles)
  - Los IC son asimétricos
  - Si el intervalo NO contiene el 0, hay mediación
  - **Ventajas respecto a Bootstrap.** El modelo solo se ajusta una vez y puede usarse incluso con muestras muy pequeñas o cuando solo tenemos resultados del modelo. **Pero** también cambia en cada ejecución y está menos estudiado

44

Existen diferencias en niveles de **potencia** de los distintos procedimientos (en general, bootstrap es el más potente)

Pero, independientemente de eso, los tamaños de algunos de los coeficientes implicados afectan a la potencia con la que se estiman otros…

Kenny, D. A. (2017, February). **MedPower**: An interactive tool for the estimation of power in tests of mediation [Computer software].

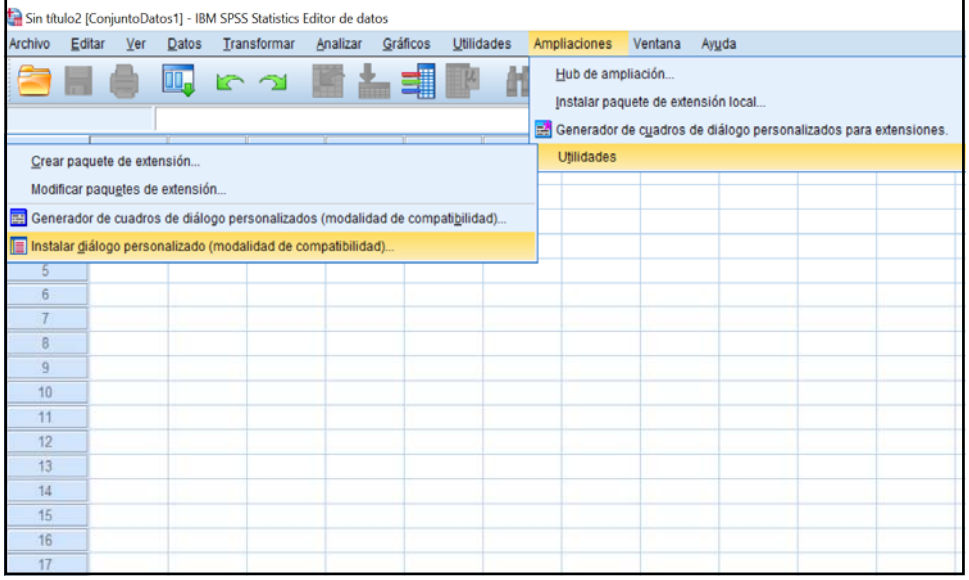
https://davidakenny.shinyapps.io/PowerMed/.

5. Utilizando la macro Process (Hayes, 2017) para el análisis de mediación mediante SPSS

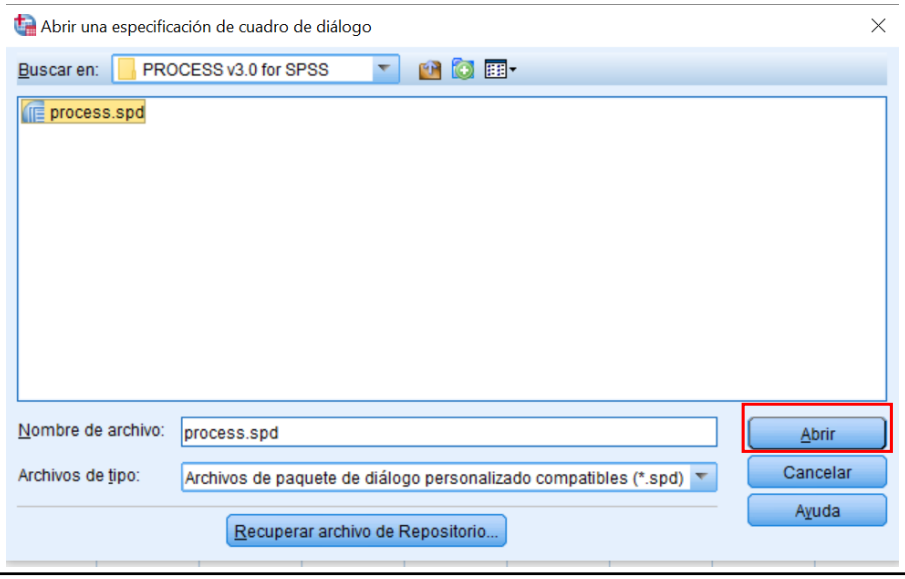
http://afhayes.com/spss-sas-and-mplus-macros-and-code.html

46

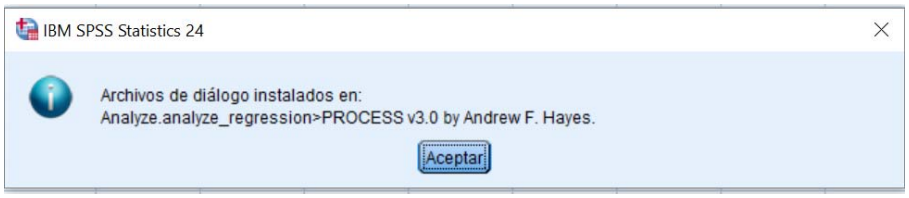
5. Utilizando la macro Process (Hayes, 2017) para el análisis de mediación mediante SPSS



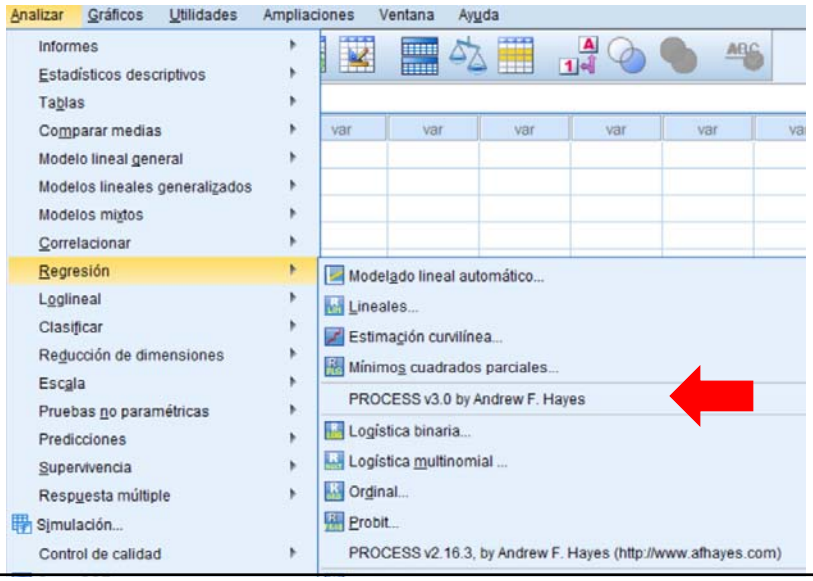
5. Utilizando la macro Process (Hayes, 2017) para el análisis de mediación mediante SPSS



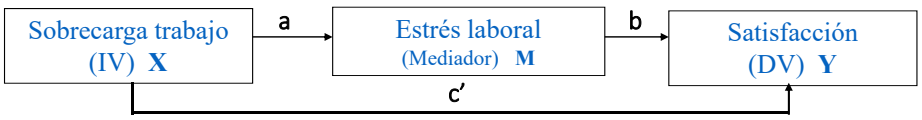
5. Utilizando la macro Process (Hayes, 2017) para el análisis de mediación mediante SPSS



5. Utilizando la macro Process (Hayes, 2017) para el análisis de mediación mediante SPSS



PROCESS: Mismo Ejemplo que vimos



1ª ecuación: a

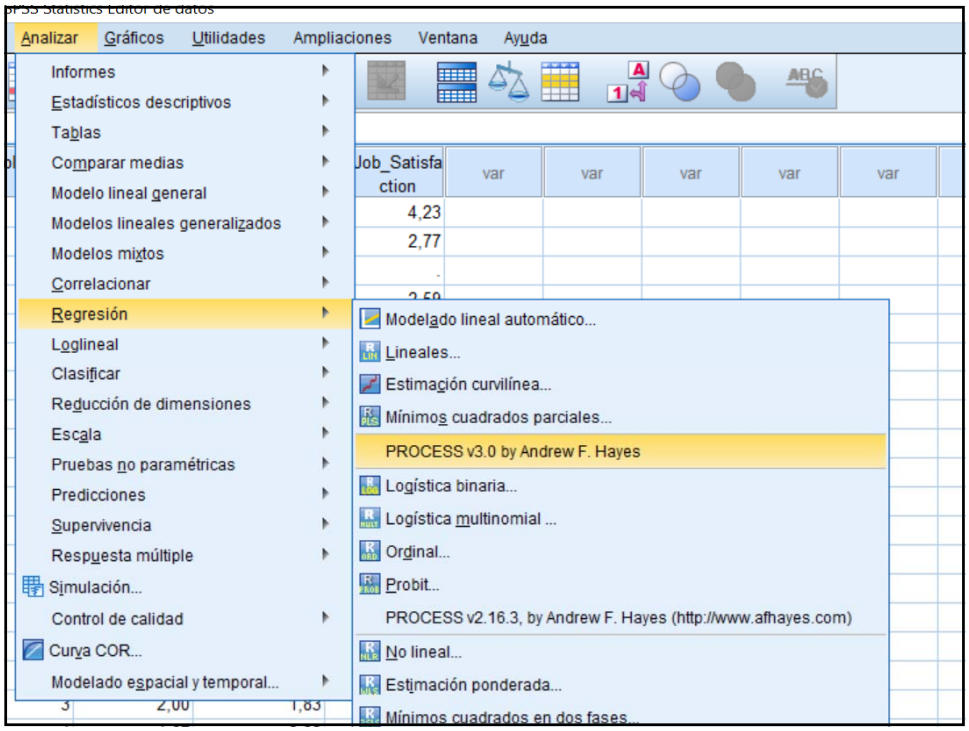
2ª ecuación: b y c'

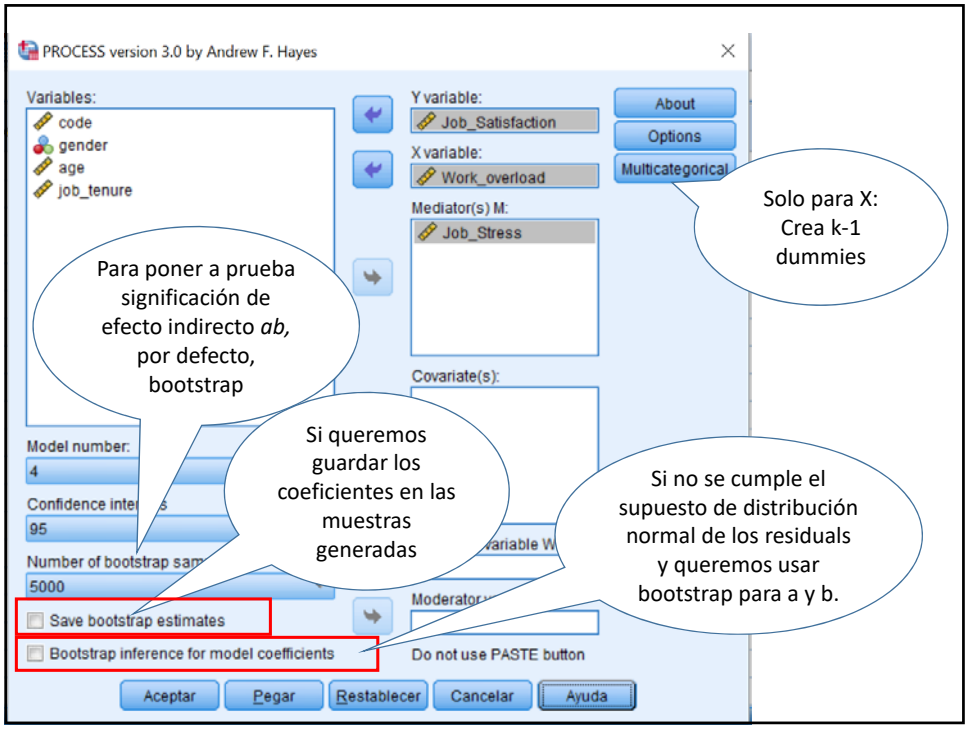
Efecto indirecto: Significación ab (Bootstrapping)

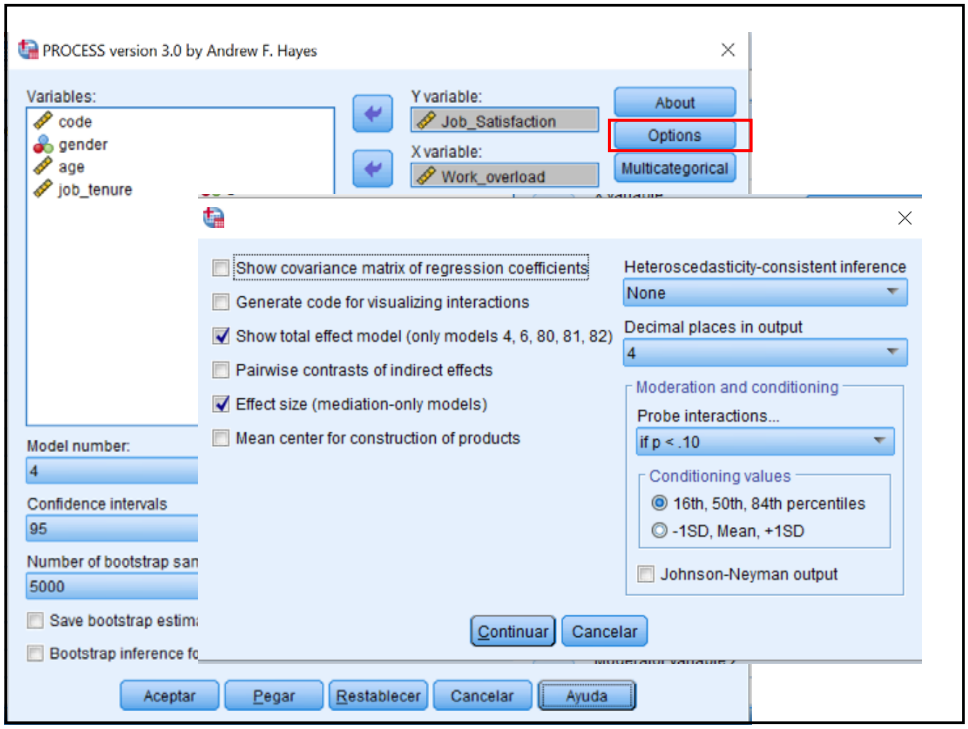
Efecto total (c=c'+ab) y atención a c' (mediación parcial vs. total)

Process nos ofrece todo en un mismo análisis

51

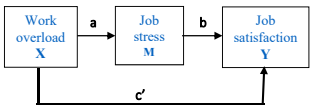



PROCESS version 3.0 by Andrew F. Hayes
Variables:
code
gender
age
job_tenure
Y variable:
Job_Satisfaction
X variable:
Work_overload
Mediator(s) M:
Job_Stress
Covariate(s):
About
Options
Multicategorical
Model number:
4
Confidence intervals
95
Number of bootstrap samples
5000
Save bootstrap estimates
Bootstrap inference for model coefficients
Do not use PASTE button
Aceptar
Pegar
Restablecer
Cancelar
Ayuda
Solo para X: Crea k-1 dummies
Para poner a prueba significación de efecto indirecto *ab*, por defecto, bootstrap
Si queremos guardar los coeficientes en las muestras generadas
Si no se cumple el supuesto de distribución normal de los residuals y queremos usar bootstrap para a y b.


PROCESS version 3.0 by Andrew F. Hayes
Variables:
code
gender
age
job_tenure
Y variable:
Job_Satisfaction
X variable:
Work_overload
About
Options
Multicategorical
Show covariance matrix of regression coefficients
Generate code for visualizing interactions
Show total effect model (only models 4, 6, 80, 81, 82)
Pairwise contrasts of indirect effects
Effect size (mediation-only models)
Mean center for construction of products
Heteroscedasticity-consistent inference
None
Decimal places in output
4
Moderation and conditioning
Probe interactions...
if p < .10
Conditioning values
16th, 50th, 84th percentiles
-1SD, Mean, +1SD
Johnson-Neyman output
Continuar
Cancelar
Model number:
4
Confidence intervals
95
Number of bootstrap samples
5000
Aceptar
Pegar
Restablecer
Cancelar
Ayuda

```
**************************************************************************
Model = 4
    Y = Satisfac
    X = Workover
    M = Stress
Sample size
        602
**************************************************************************
Outcome: Stress

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,494       ,244       ,494    193,443      1,000    600,000       ,000

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      1,725       ,096     17,926       ,000      1,536      1,914
Workover       ,421       ,030     13,908       ,000       ,361       ,480
**************************************************************************
Outcome: Satisfac
Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,562       ,316       ,241    138,513      2,000    599,000       ,000

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      4,295       ,083     51,592       ,000      4,131      4,458
Stress        -,412       ,028    -14,448       ,000      -,468      -,356
Workover      -,001       ,024     -,052       ,958      -,049       ,046
************************** TOTAL EFFECT MODEL ***************************
Outcome: Satisfac
Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,279       ,078       ,324     50,728      1,000    600,000       ,000
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      3,584       ,078     45,988       ,000      3,431      3,737
Workover      -,174       ,024     -7,122       ,000      -,223      -,126
```

PROCESS



a=.42; p<.01)

b= -.41; p<.01

c'=-.001; p>.05

c=-.174; p<.01; efecto Total

55

```
Outcome: Stress
Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,494       ,244       ,494    193,443      1,000    600,000       ,000
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      1,725       ,096     17,926       ,000      1,536      1,914
Workover       ,421       ,030     13,908       ,000       ,361       ,480
**************************************************************************
Outcome: Satisfac
Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,562       ,316       ,241    138,513      2,000    599,000       ,000
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      4,295       ,083     51,592       ,000      4,131      4,458
Stress        -,412       ,028    -14,448       ,000      -,468      -,356
Workover      -,001       ,024     -,052       ,958      -,049       ,046
************************** TOTAL EFFECT MODEL ***************************
Outcome: Satisfac
Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,279       ,078       ,324     50,728      1,000    600,000       ,000
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      3,584       ,078     45,988       ,000      3,431      3,737
Workover      -,174       ,024     -7,122       ,000      -,223      -,126
**************** TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS ********************
Total effect of X on Y
    Effect         SE          t          p       LLCI       ULCI
     -,174       ,024     -7,122       ,000      -,223      -,126
Direct effect of X on Y
    Effect         SE          t          p       LLCI       ULCI
     -,001       ,024     -,052       ,958      -,049       ,046
Indirect effect of X on Y
           Effect   Boot SE  BootLLCI  BootULCI
Stress      -,173     ,019     -,212     -,140
```

PROCESS

Total = -.173+(-.001)=-.174

Puede darse que el total no sea significativo y el indirecto sí (ver Hayes, 2017; p. 117; Kenny & Judd, 2014)

Efecto indirecto (ab)
-.17; p<.05

a*b = .421 * (-.412) = -.173

56

Si pegamos la sintaxis…

```
PROCESS
  y=Job_Satisfaction
  /x=Work_overload
  /m=Job_Stress
  /total=1
  /normal=1
  /decimals=F10.4
  /effsize=1
  /boot=5000
  /conf=95
  /model=4
  /seed=3336
  /save=1.
```

Añadiendo esta instrucción, añade el test Sobel…

Tamaños del efecto

Guardar estimaciones

Semilla: para reproducir los mismos resultados

```
Indirect effect(s) of X on Y:
             Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
Job_Stre     -,1732     ,0178     -,2092     -,1392

   Normal theory test for indirect effect(s):
             Effect         se          Z          p
Job_Stre     -,1732     ,0173   -10,0075      ,0000

Partially standardized indirect effect(s) of X on Y:
             Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
Job_Stre     -,2923     ,0271     -,3464     -,2407

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:
             Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
Job_Stre     -,2772     ,0262     -,3307     -,2270
```

Sobel

Sobre tamaños del efecto en mediación…

Preacher y Kelly (2011) Effect Size Measures for Mediation Models: Quantitative Strategies for Communicating Indirect Effects. Psychological Methods, 16, 93-115

Process:

```
Partially standardized indirect effect(s) of X on Y:
             Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
Job_Stre     -,2923     ,0271     -,3464     -,2407

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:
             Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
Job_Stre     -,2772     ,0262     -,3307     -,2270
```

Otra forma: **Cociente entre efecto indirecto y total: Pm= ab/c**

Solo si ab y c son del mismo signo, aunque es muy inestable

Pm= .173/.174=.99 → 99% del efecto es indirecto

Puede ser superior a 1

Mejor según algunos (Preacher y Kelly, 2011): **K^2=ab/MAX(ab)** → MBESS-R-package

- Tiene en cuenta que las varianzas y correlaciones entre las variables observadas, pone techo al tamaño del efecto indirecto.
- Oscila entre 0 y 1

Si queremos obtener intervalos basados en montecarlo…

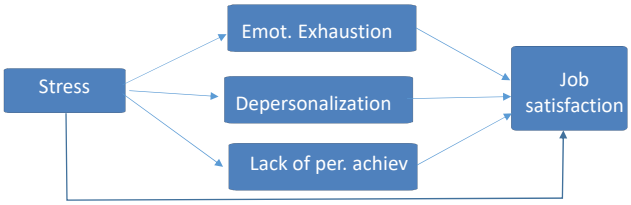
```
PROCESS
  y=Job_Satisfaction
  /x=Work_overload
  /m=Job_Stress
  /total=1
  /normal=1
  /decimals=F10.4
  /effsize=1
  /boot=5000
  /conf=95
  /model=4
  /seed=3336
  /mc=1000.
```

En vez de usar bootstrap

Monte Carlo

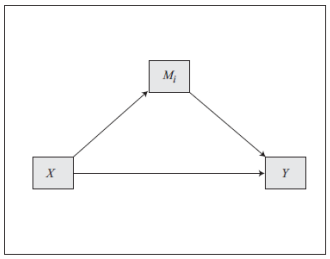
```
Indirect effect(s) of X on Y:
             Effect      MC SE    MC LLCI    MC ULCI
Job_Stre     -,1732      ,0172     -,2073     -,1380

   Normal theory test for indirect effect(s):
             Effect         se          Z          p
Job_Stre     -,1732      ,0173   -10,0075      ,0000

Partially standardized indirect effect(s) of X on Y:
             Effect      MC SE    MC LLCI    MC ULCI
Job_Stre     -,2923      ,0290     -,3499     -,2329

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:
             Effect      MC SE    MC LLCI    MC ULCI
Job_Stre     -,2772      ,0275     -,3318     -,2208
```

PROCESS: Veamos otro ejemplo



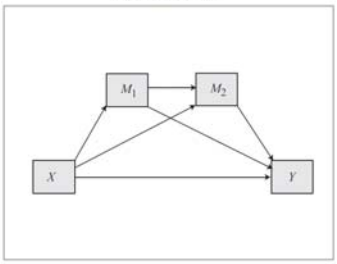
¿Modelo? (Templates): Model 4 allows up to 10 mediators operating in parallel

Model 4
Conceptual Diagram

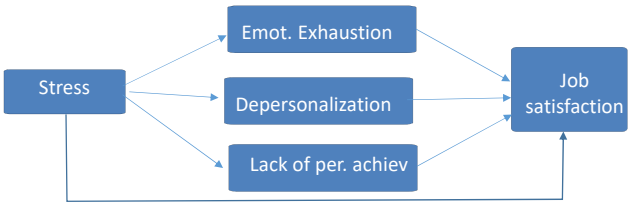


Model 6
(2 mediators)

Conceptual Diagram



PROCESS: Veamos otro ejemplo



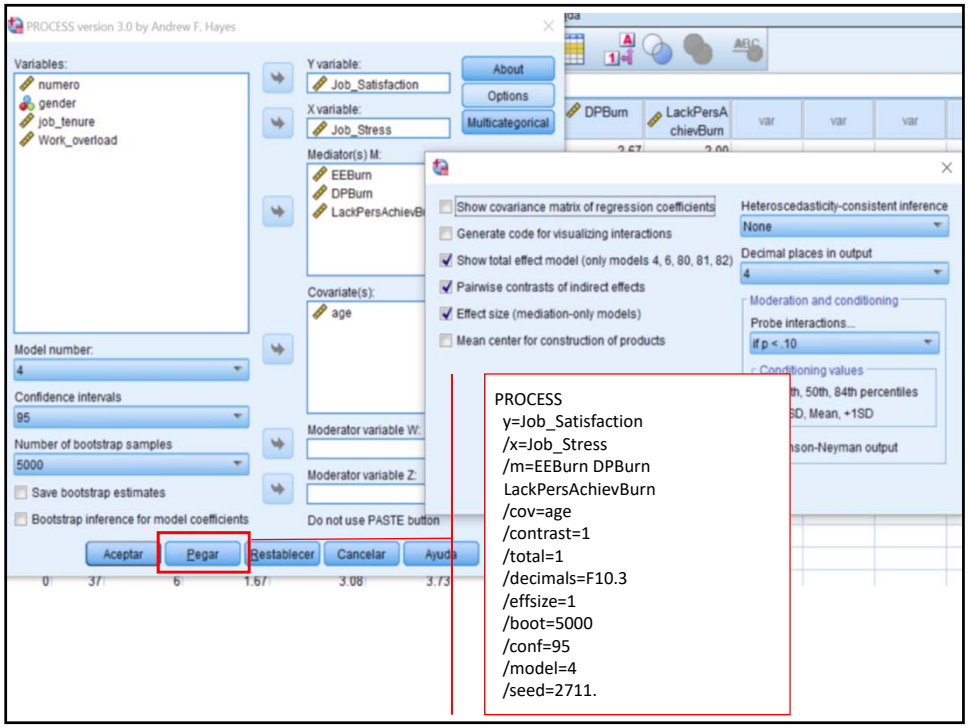
¿Modelo? (Templates): Modelo 4

¿Efectos indirectos?

Por comparar:

- Algunos, Bootstrap
- Otros, Montecarlo
- Todos: Distribución del producto

- Usaremos una covariada (edad)
- Compararemos tamaño de efectos indirectos



```
Run MATRIX procedure:

**************** PROCESS Procedure for SPSS Version 3.00 *****************

          Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.       www.afhayes.com
    Documentation available in Hayes (2018). www.guilford.com/p/hayes3

**************************************************************************
Model  : 4
    Y  : Job_Sati
    X  : Job_Stre
   M1  : EEBurn
   M2  : DPBurn
   M3  : LackPers

Covariates:
 age

Sample
Size:  591

Custom
Seed:     2711

**************************************************************************
OUTCOME VARIABLE:
 EEBurn

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,286       ,082      2,805     26,124      2,000    588,000       ,000

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant       ,795       ,434      1,833       ,067      -,057      1,648
Job_Stre       ,630       ,087      7,224       ,000       ,459       ,802
age            ,008       ,007      1,055       ,292      -,007       ,022
```

```
OUTCOME VARIABLE:
 DPBurn

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,226       ,051       ,603     15,843      2,000    588,000       ,000
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      1,227       ,201      6,096       ,000       ,831      1,622
Job_Stre       ,221       ,040      5,455       ,000       ,141       ,300
age           -,001       ,003      -,378       ,706      -,008       ,005

**************************************************************************
OUTCOME VARIABLE:
 LackPers

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,117       ,014       ,592      4,064      2,000    588,000       ,018
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      2,324       ,199     11,658       ,000      1,932      2,715
Job_Stre       ,019       ,040       ,472       ,637      -,060       ,098
age           -,009       ,003     -2,680       ,008      -,015      -,002

**************************************************************************
OUTCOME VARIABLE:
 Job_Sati

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,595       ,354       ,229     64,198      5,000    585,000       ,000
Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      4,494       ,139     32,379       ,000      4,221      4,766
Job_Stre      -,381       ,026    -14,405       ,000      -,433      -,329
EEBurn        -,044       ,012     -3,657       ,000      -,067      -,020
DPBurn         ,021       ,027       ,796       ,426      -,031       ,074
LackPers      -,136       ,027     -5,073       ,000      -,189      -,083
age            ,002       ,002       ,837       ,403      -,002       ,006
```

```
************************** TOTAL EFFECT MODEL ****************************
OUTCOME VARIABLE:
 Job_Sati

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,559       ,313       ,242    133,864      2,000    588,000       ,000

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      4,169       ,128     32,673       ,000      3,919      4,420
Job_Stre      -,406       ,026    -15,827       ,000      -,456      -,356
age            ,003       ,002      1,219       ,223      -,002       ,007


  ************** TOTAL, DIRECT, AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y **************

Total effect of X on Y
     Effect         se          t          p       LLCI       ULCI       c_ps       c_cs
      -,406       ,026    -15,827       ,000      -,456      -,356      -,685      -,550

Direct effect of X on Y
     Effect         se          t          p       LLCI       ULCI      c'_ps      c'_cs
      -,381       ,026    -14,405       ,000      -,433      -,329      -,642      -,516
```

Coeficientes parcialmente estandarizados

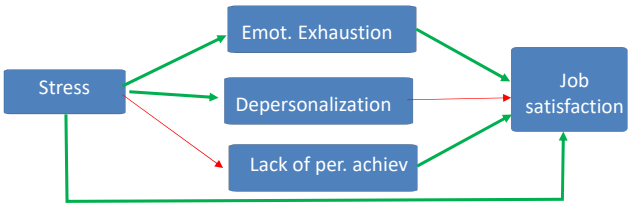
Coeficientes totalmente estandarizados

```
Indirect effect(s) of X on Y:
            Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
TOTAL        -,025       ,017      -,074      -,009
EEBurn       -,028       ,016      -,075      -,019
DPBurn        ,005       ,006      -,007       ,017
LackPers     -,003       ,006      -,015       ,009
(C1)         -,032       ,018      -,084      -,016
(C2)         -,025       ,017      -,074      -,010
(C3)          ,007       ,009      -,009       ,026

Partially standardized indirect effect(s) of X on Y:
            Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
TOTAL        -,043       ,029      -,124      -,016
EEBurn       -,046       ,027      -,127      -,032
DPBurn        ,008       ,010      -,012       ,028
LackPers     -,004       ,010      -,025       ,016
(C1)         -,054       ,030      -,140      -,027
(C2)         -,042       ,029      -,125      -,017
(C3)          ,012       ,015      -,015       ,044

Completely standardized indirect effect(s) of X on Y:
            Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
TOTAL        -,034       ,023      -,101      -,012
EEBurn       -,037       ,022      -,102      -,026
DPBurn        ,006       ,008      -,009       ,023
LackPers     -,003       ,008      -,020       ,013
(C1)         -,044       ,024      -,112      -,022
(C2)         -,034       ,024      -,101      -,013
(C3)          ,010       ,012      -,012       ,035

Specific indirect effect contrast definition(s):
(C1)         EEBurn    minus   DPBurn
(C2)         EEBurn    minus   LackPers
(C3)         DPBurn    minus   LackPers
********************** ANALYSIS NOTES AND ERRORS ************
Level of confidence for all confidence intervals in output:
  95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence interv
  5000

NOTE: Variables names longer than eight characters can produce incorre
      Shorter variable names are recommended.

------ END MATRIX -----
```

Total=Directo+Total de indirectos
-,406=-,381-,025

Comparaciones multiples (basadas en bootstrap)

Contrast= 1 (EI con signo)
Contrast=2 (valor absoluto)



Sólo el agotamiento emocional sirve de mediador, de manera que el estrés "afecta" a la satisfacción a través de esta variable: EI=-.028, Bootstrap 95% CI (-,08; -,02)

¿Mediación parcial o total? → Cuidado

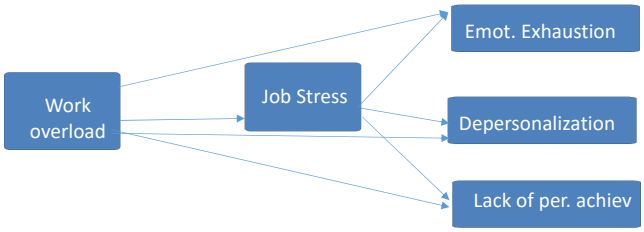
Ejemplo varios antecedentes

PROCESS SOLO PERMITE UNA VI: ¿CÓMO PODEMOS INCLUIR LAS 3?

Para Xi→M

```
process y=dv/x=iv1/m=med/cov=iv2 iv3/model=4/seed=5235.
process y=dv/x=iv2/m=med/cov=iv1 iv3/model=4/seed=5235.
process y=dv/x=iv3/m=med/cov=iv1 iv2/model=4/seed=5235.
```

Ejemplo varios consecuentes



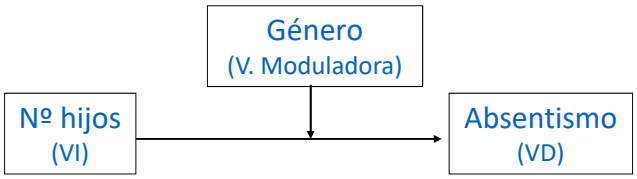
PROCESS NO PERMITE REGRESIÓN MULTIPLE MULTIVARIADA

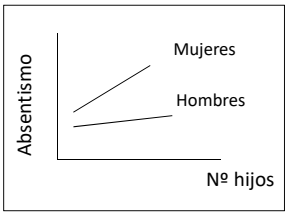
Hayes (2017):
Los efectos directos e indirectos son los mismos, ya que Y solo depende de X y M, independientemente de que se los efectos se estimen simultáneamente con todas las VDs o no.

6. Introducción a la mediación moderada

- Efecto Modulador / Moderador:

¿Cuándo? ¿Para quién? ¿En qué condiciones la VI predice la VD? ¿La "influencia" de la VI sobre la VD depende de terceras variables (Modulador)?



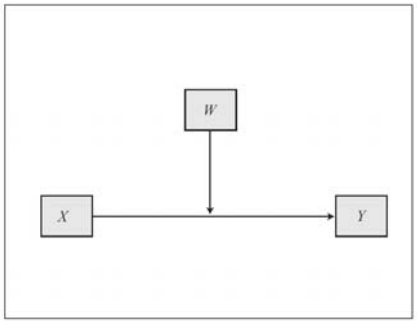


6. Introducción a la mediación moderada

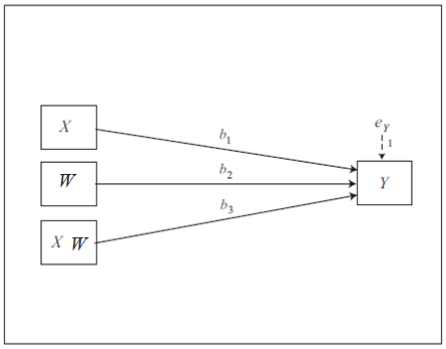
- Efecto Modulador / Moderador:

Model Templates for PROCESS for SPSS and SAS
©2013 Andrew F. Hayes, http://www.afhayes.com/

Model 1



Statistical Diagram

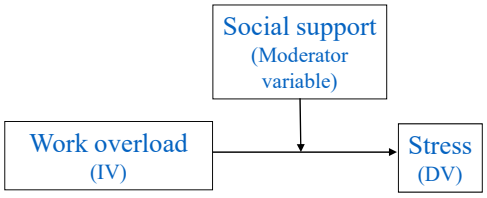


Conditional effect of X on $Y = b_1 + b_3 \cdot W$

Efecto condicional

$$Y = a + b_1 X + b_2 W + b_3 X W + e_y \Rightarrow Y = a + (b_1 + b_3 W) X + b_2 W + e_y$$

6. Introducción a la mediación moderada



Veamos si se cumplen los supuestos….

Resumen del modelo[c]

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Estadísticos de cambio					Durbin-Watson
					Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. Cambio en F	
1	,551[a]	,304	,302	,67539	,304	148,203	2	680	,000	
2	,553[b]	,306	,303	,67482	,002	2,152	1	679	,143	1,781

a. Predictores: (Constante), Grand_apoyo, Grand_Work_overload

b. Predictores: (Constante), Grand_apoyo, Grand_Work_overload, intOverApoyo

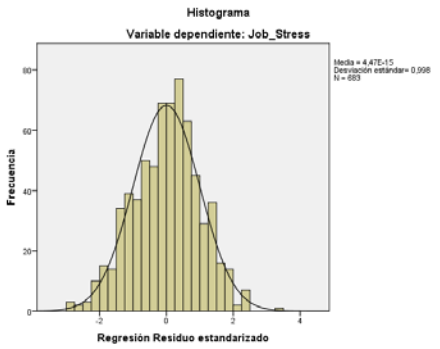
c. Variable dependiente: Job_Stress

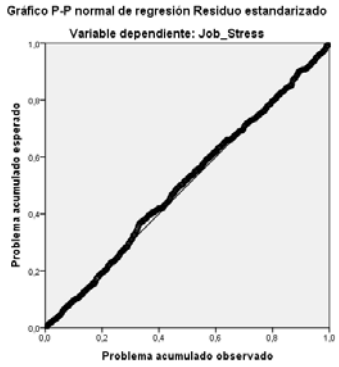
Coeficientes[a]

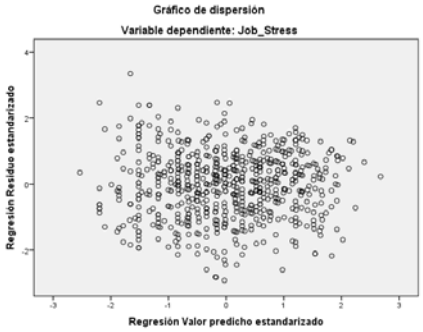
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Estadísticas de colinealidad	
		B	Error estándar	Beta			Tolerancia	VIF
1	(Constante)	2,978	,026		115,238	,000		
	Grand_Work_overload	,416	,027	,488	15,237	,000	1,000	1,000
	Grand_apoyo	-,206	,026	-,251	-7,847	,000	1,000	1,000
2	(Constante)	2,979	,026		115,344	,000		
	Grand_Work_overload	,415	,027	,486	15,182	,000	,998	1,002
	Grand_apoyo	-,208	,026	-,253	-7,904	,000	,998	1,002
	intOverApoyo	,041	,028	,047	1,467	,143	,997	1,003

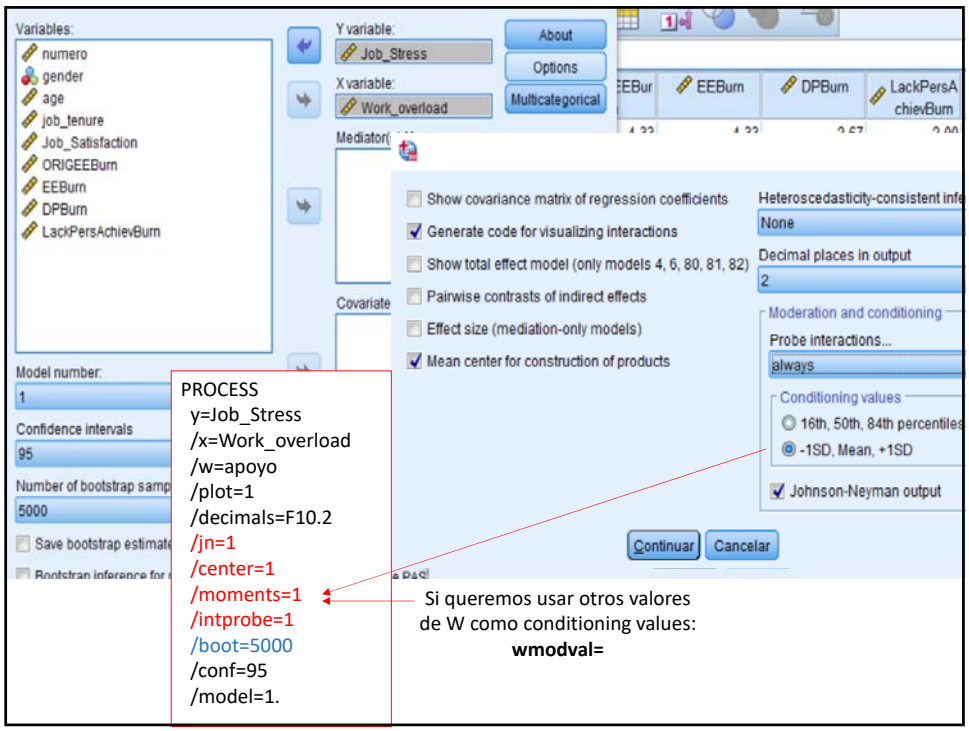
a. Variable dependiente: Job_Stress

He centrado las variables antes e obtener la interacción










```
PROCESS
  y=Job_Stress
  /x=Work_overload
  /w=apoyo
  /plot=1
  /decimals=F10.2
  /jn=1
  /center=1
  /moments=1
  /intprobe=1
  /boot=5000
  /conf=95
  /model=1.
```

Si queremos usar otros valores de W como conditioning values:
wmodval=

```
**************** PROCESS Procedure for SPSS Version 3.00 *****************

          Written by Andrew F. Hayes, Ph.D.       www.afhayes.com
    Documentation available in Hayes (2018). www.guilford.com/p/hayes3

**************************************************************************
Model  : 1
    Y  : Job_Stre
    X  : Work_ove
    W  : apoyo

Sample
Size:  683

**************************************************************************
OUTCOME VARIABLE:
 Job_Stre

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
        ,55        ,31        ,46      99,69       3,00     679,00        ,00

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant       2,98        ,03     115,52        ,00       2,93       3,03
Work_ove        ,41        ,03      15,15        ,00        ,36        ,47
apoyo          -,21        ,03      -7,90        ,00       -,26       -,16
Int_1           ,04        ,03       1,47        ,14       -,01        ,10

Product terms key:
 Int_1    :        Work_ove x        apoyo

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):
       R2-chng          F        df1        df2          p
X*W        ,00       2,15       1,00     679,00        ,14
----------
    Focal predict: Work_ove (X)
          Mod var: apoyo    (W)
```

Conditional effects of the focal predictor at values of the moderator(s):

apoyo	Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-,98	,37	,04	9,42	,00	,30	,45
,00	,41	,03	15,15	,00	,36	,47
,98	,45	,04	12,07	,00	,38	,53

There are no statistical significance transition points within the observed range of the moderator found using the Johnson-Neyman method.

Datos para representar regiones de significación

Conditional effect of focal predictor at values of the moderator:

apoyo	Effect	se	t	p	LLCI	ULCI
-2,98	,29	,09	3,30	,00	,12	,47
-2,78	,30	,08	3,61	,00	,14	,46
-2,58	,31	,08	3,96	,00	,16	,46
-2,38	,32	,07	4,35	,00	,17	,46
-2,18	,33	,07	4,80	,00	,19	,46
-1,98	,33	,06	5,32	,00	,21	,46
-1,78	,34	,06	5,92	,00	,23	,45
-1,58	,35	,05	6,61	,00	,25	,45
-1,38	,36	,05	7,42	,00	,26	,45
-1,18	,37	,04	8,37	,00	,28	,45
-,98	,37	,04	9,46	,00	,30	,45
-,78	,38	,04	10,70	,00	,31	,45
-,58	,39	,03	12,04	,00	,33	,45
-,38	,40	,03	13,38	,00	,34	,46
-,18	,41	,03	14,51	,00	,35	,46
,02	,41	,03	15,20	,00	,36	,47
,22	,42	,03	15,28	,00	,37	,48
,42	,43	,03	14,79	,00	,37	,49
,62	,44	,03	13,92	,00	,38	,50
,82	,45	,03	12,90	,00	,38	,52
1,02	,46	,04	11,88	,00	,38	,53 ...

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor:
Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce plot.

```
DATA LIST FREE/
   Work_ove   apoyo      Job_Stre   .
BEGIN DATA.
       -,95       -,98       2,83
        ,00       -,98       3,19
        ,95       -,98       3,54
       -,95        ,00       2,59
        ,00        ,00       2,98
        ,95        ,00       3,38
       -,95        ,98       2,35
        ,00        ,98       2,78
        ,95        ,98       3,21
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
 Work_ove WITH     Job_Stre BY       apoyo
```

Bajo apoyo

Medio

Alto apoyo

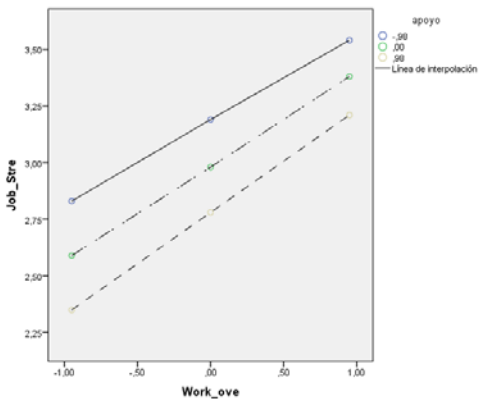
PEGAMOS TODA LA SINTAXIS Y LA EJECUTAMOS

********** ANALYSIS NOTES AND EF

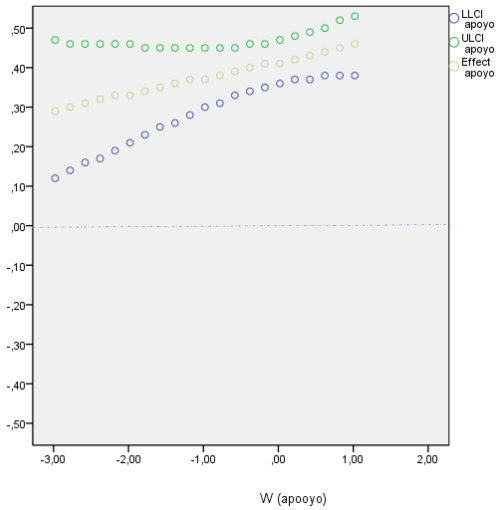
Level of confidence for all confidence interv
95,0000

W values in conditional tables are the mean a

NOTE: The following variables were mean cente
apoyo Work_ove

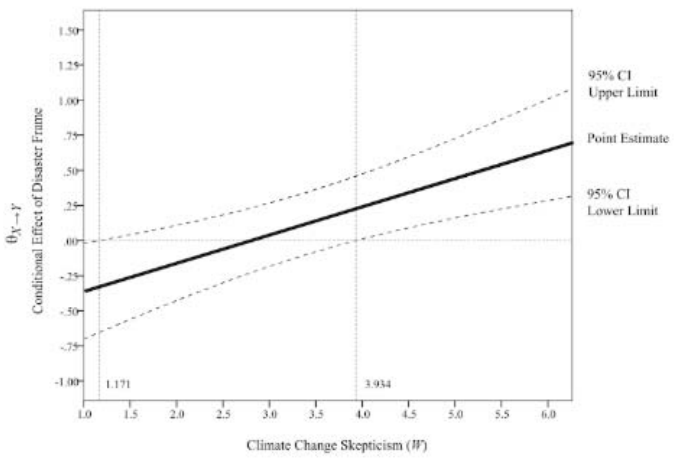


```
DATA LIST FREE/
   apoyo   Effect    se     t     p    LLCI   ULCI.
BEGIN DATA.
   -2,98    ,29    ,09   3,30   ,00    ,12    ,47
   -2,78    ,30    ,08   3,61   ,00    ,14    ,46
   -2,58    ,31    ,08   3,96   ,00    ,16    ,46
   -2,38    ,32    ,07   4,35   ,00    ,17    ,46
   -2,18    ,33    ,07   4,80   ,00    ,19    ,46
   -1,98    ,33    ,06   5,32   ,00    ,21    ,46
   -1,78    ,34    ,06   5,92   ,00    ,23    ,45
   -1,58    ,35    ,05   6,61   ,00    ,25    ,45
   -1,38    ,36    ,05   7,42   ,00    ,26    ,45
   -1,18    ,37    ,04   8,37   ,00    ,28    ,45
    -,98    ,37    ,04   9,46   ,00    ,30    ,45
    -,78    ,38    ,04  10,70   ,00    ,31    ,45
    -,58    ,39    ,03  12,04   ,00    ,33    ,45
    -,38    ,40    ,03  13,38   ,00    ,34    ,46
    -,18    ,41    ,03  14,51   ,00    ,35    ,46
     ,02    ,41    ,03  15,20   ,00    ,36    ,47
     ,22    ,42    ,03  15,28   ,00    ,37    ,48
     ,42    ,43    ,03  14,79   ,00    ,37    ,49
     ,62    ,44    ,03  13,92   ,00    ,38    ,50
     ,82    ,45    ,03  12,90   ,00    ,38    ,52
    1,02    ,46    ,04  11,88   ,00    ,38    ,53
END DATA.
GRAPH/SCATTER(overlay)= apoyo apoyo apoyo  with LLCI ULCI Effect (pair).
```



PEGAMOS TODA LA SINTAXIS Y LA EJECUTAMOS

Regiones de significación mediante Johnson-Neyman (Hayes, 2017, p.253)

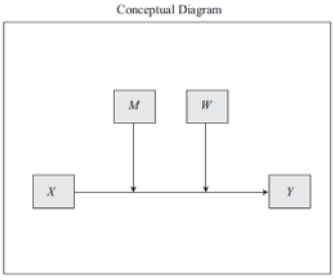


Process: 2 moderadores:

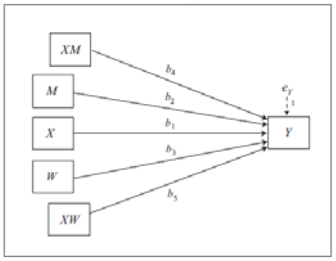
Model Templates for PROCESS for SPSS and SAS
©2013 Andrew F. Hayes, http://www.afhayes.com/

Model 2

Conceptual Diagram



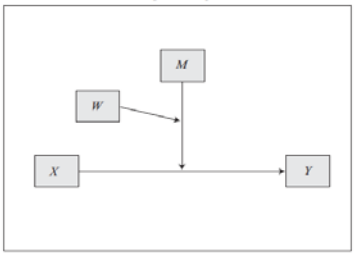
Statistical Diagram



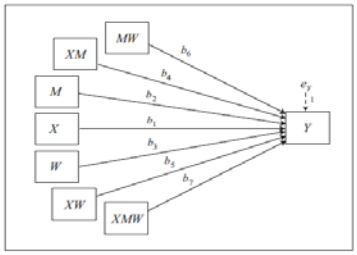
Conditional effect of X on $Y = b_1 + b_4M + b_5W$

Model 3

Conceptual Diagram



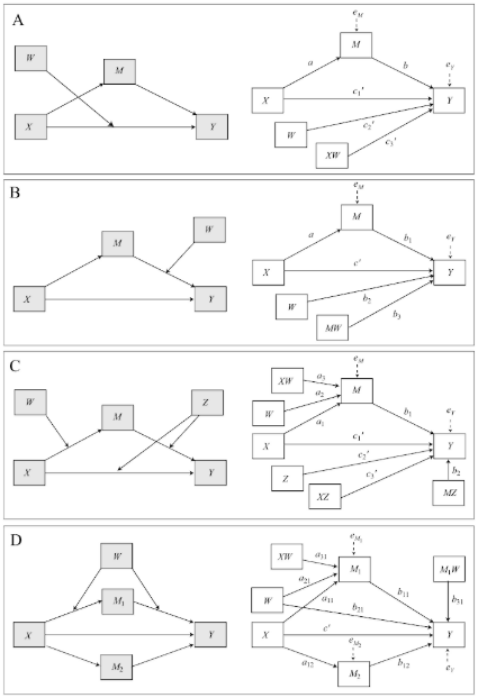
Statistical Diagram



Conditional effect of X on $Y = b_1 + b_4M + b_5W + b_7MW$

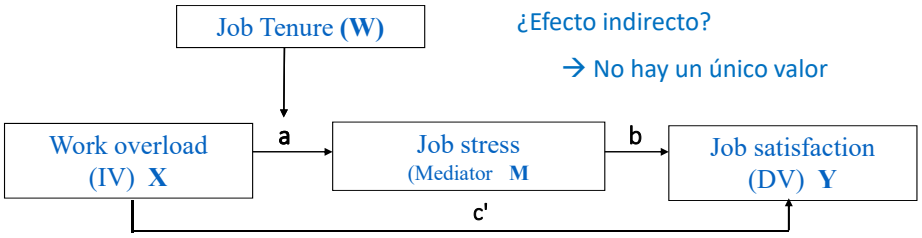
Volvamos a mediación…

Añadiendo moderadores



(Hayes, 2017; `p. 404)

7. Efectos indirectos condicionales y significación: pendientes condicionales (simple slopes) y regiones de significación.

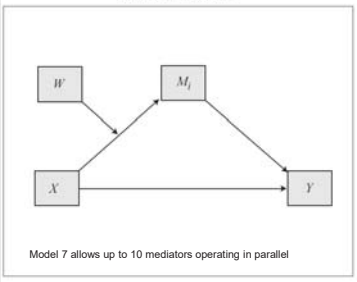


¿Efecto indirecto?

→ No hay un único valor

Model 7

Conceptual Diagram



Model 7 allows up to 10 mediators operating in parallel

$$\mathcal{M}=a_m+b_{mx}\mathcal{X}+b_{mw}\mathcal{W}+b_{mx*w}\mathcal{X}\mathcal{W}+e_m$$

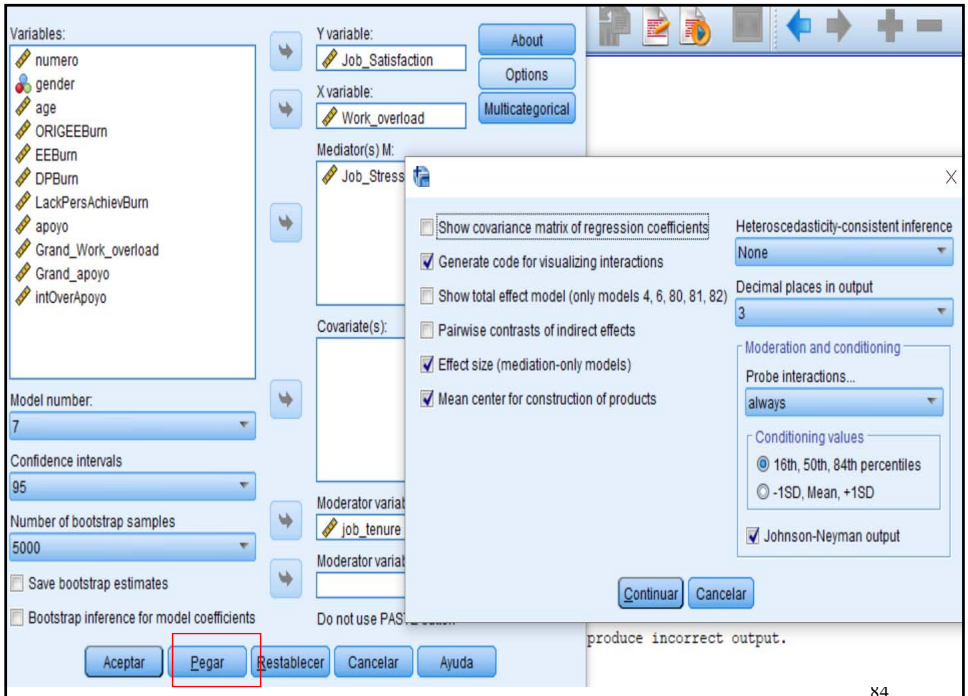
$$a \rightarrow (b_1^m + \quad b_3^m W)$$

$$\mathcal{Y}=a_y+b_{yx}\mathcal{X}+b_{ym}\mathcal{M}+e_y$$

$$b \rightarrow \quad (b_2^y)$$

$$ab = (b_1^m + b_3^m W)(b_2^y)$$

83



84

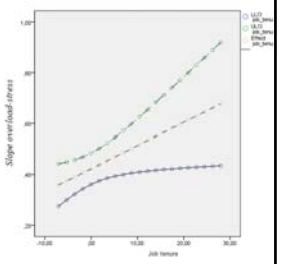
```
PROCESS
 y=Job_Satisfaction
 /x=Work_overload
 /m=Job_Stress
 /w=job_tenure
 /plot=1
 /decimals=F10.3
 /jn=1
 /center=1
 /intprobe=1
 /effsize=1
 /boot=5000
 /conf=95
 /model=7
 /seed=1806.
```

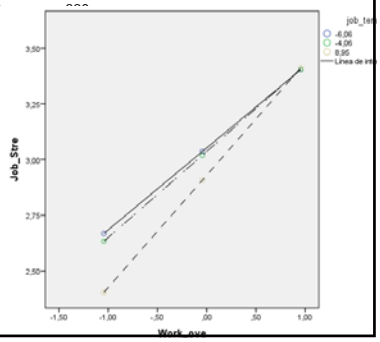
** si quisiéramos efectos condicionales para valores específicos del moderador o moderadores:
wmodval=
zmodval=

```
    ***************************************************************************
Model  : 7
    Y  : Job_Sati
    X  : Work_ove
    M  : Job_Stre
    W  : job_tenu

Sample
Size:  566

Custom
Seed:     1806

*****************************************************************************
OUTCOME VARIABLE:
 Job_Stre

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,502       ,252       ,489     63,147      3,000    562,000       ,000

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      3,003       ,029    102,096       ,000      2,945      3,060
Work_ove       ,423       ,031     13,552       ,000       ,362       ,484
job_tenu      -,008       ,004     -2,087       ,037      -,016       ,000
Int_1          ,009       ,004      2,153       ,032       ,001       ,017

Product terms key:
 Int_1    :        Work_ove x        job_tenu

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):
       R2-chng          F        df1        df2          p
X*W       ,006      4,637      1,000    562,000       ,032
----------
    Focal predict: Work_ove (X)
          Mod var: job_tenu (W)

Conditional effects of the focal predictor at values of the moderator(s):

   job_tenu     Effect         se          t          p       LLCI       ULCI
     -6,055       ,368       ,040      9,269       ,000       ,290       ,446
     -4,055       ,386       ,035     11,001       ,000       ,317       ,455
      8,945       ,504       ,050     10,116       ,000       ,406       ,602
```

86

```
There are no statistical significance transition points within the observed
range of the moderator found using the Johnson-Neyman method.

Conditional effect of focal predictor at values of the moderator:
   job_tenu     Effect         se          t          p       LLCI       ULCI
     -7,055       ,359       ,042      8,454       ,000       ,275       ,442
     -5,305       ,375       ,038      9,910       ,000       ,300       ,449
     -3,555       ,390       ,034     11,429       ,000       ,323       ,458
     -1,805       ,406       ,032     12,754       ,000       ,344       ,469
      -,055       ,422       ,031     13,539       ,000       ,361       ,484
      1,695       ,438       ,032     13,588       ,000       ,375       ,502
      3,445       ,454       ,035     13,020       ,000       ,386       ,523
      5,195       ,470       ,039     12,126       ,000       ,394       ,546
      6,945       ,486       ,044     11,155       ,000       ,400       ,572
      8,695       ,502       ,049     10,239       ,000       ,406       ,598
     10,445       ,518       ,055      9,427       ,000       ,410       ,626
     12,195       ,534       ,061      8,727       ,000       ,414       ,654
     13,945       ,550       ,068      8,127       ,000       ,417       ,683
     15,695       ,566       ,074      7,615       ,000       ,420       ,712
     17,445       ,582       ,081      7,175       ,000       ,422       ,741
     19,195       ,598       ,088      6,795       ,000       ,425       ,770
     20,945       ,614       ,095      6,465       ,000       ,427       ,800
     22,695       ,629       ,102      6,176       ,000       ,429       ,830
     24,445       ,645       ,109      5,922       ,000       ,431       ,859
     26,195       ,661       ,116      5,697       ,000       ,433
     27,945       ,677       ,123      5,496       ,000       ,435

Data for visualizing the conditional effect of the focal predictor
Paste text below into a SPSS syntax window and execute to produce

DATA LIST FREE/
   Work_ove   job_tenu   Job_Stre   .
BEGIN DATA.
     -1,044     -6,055      2,668
      -,044     -6,055      3,036
       ,956     -6,055      3,404
     -1,044     -4,055      2,633
      -,044     -4,055      3,019
       ,956     -4,055      3,405
     -1,044      8,945      2,403
      -,044      8,945      2,907
       ,956      8,945      3,412
END DATA.
GRAPH/SCATTERPLOT=
 Work_ove WITH     Job_Stre BY       job_tenu .
```






```
**************************************************************************
OUTCOME VARIABLE:
 Job_Sati

Model Summary
          R       R-sq        MSE          F        df1        df2          p
       ,551       ,303       ,247    122,480      2,000    563,000       ,000

Model
              coeff         se          t          p       LLCI       ULCI
constant      4,281       ,092     46,693       ,000      4,101      4,461
Work_ove       ,001       ,025       ,029       ,977      -,049       ,051
Job_Stre      -,406       ,030    -13,662       ,000      -,464      -,348

***************** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y *****************

Direct effect of X on Y
     Effect         se          t          p       LLCI       ULCI
       ,001       ,025       ,029       ,977      -,049       ,051

Conditional indirect effects of X on Y:

INDIRECT EFFECT:
 Work_ove    ->    Job_Stre    ->    Job_Sati

   job_tenu     Effect     BootSE   BootLLCI   BootULCI
     -6,055      -,149       ,021      -,192      -,110
     -4,055      -,157       ,020      -,197      -,119
      8,945      -,205       ,026      -,257      -,155

      Index of moderated mediation:
              Index     BootSE   BootLLCI   BootULCI
job_tenu      -,004       ,002      -,007       ,000
```

Se pone a prueba
Mediante bootstrap

$$ab = (b_1^m + b_3^m W)(b_2^y) \Rightarrow ab = b_1^m b_2^y + b_3^m b_2^y W$$

.009*(-.406)=-.004

88

Representación gráfica de los efectos

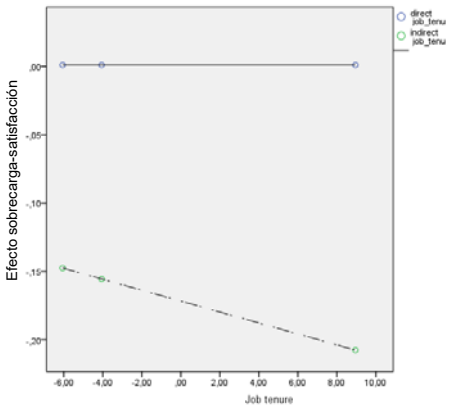
$$ab = b_1^m b_2^y + b_3^m b_2^y W$$

ab=0.423*(-.406)+.009*(-.406)W

```
DATA LIST FREE/
job_tenu.
BEGIN DATA.
-6,06 -4,06 8,95
END DATA.
compute indirect=(0.423)*(-0.406) + (0.009*(-0.406)*job_tenu).
compute direct=0.001.
GRAPH/scatter(overlay)=job_tenu job_tenu with direct indirect (pair).
```

Sobrecarga → satisfacción
(controlando mediador)

El efecto indirecto se hace más marcado cuanto mayor es la antigüedad, pero no llega a ser estadísticamente significativo



8. Otros modelos de mediación avanzados

- Modelos "a la carta" diferentes de las plantillas PROCESS
- Modelos longitudinales
- Modelos multinivel

90

8.1. Modelos a la carta (serán siempre recursivos)

En sintaxis:

bmatrix=(conjunto de 1/0 fila, columna)

Variables "antecedentes"

Variables "consecuentes"

	X	M1	M2	…	M_k
M1					
M2					
…					
M_k					
Y					

1/0 en función de si se estima o no el efecto

Límite 6 mediadores

	x1	m1	m2
m1	1		
m2	1	0	
y1	0	1	1

Ej. ¿Mediación secuencial o en paralelo? ¿hay efecto directo?

Process
Y=y1/
M=m1 m2/
X=x1/
bmatrix=1, 1, 0, 0, 1, 1.

91

8.1. Modelos a la carta (serán siempre recursivos)

Si queremos añadir moderadores

Wmatrix=(conjunto de 1/0 fila, columna)
Zmatrix=(conjunto de 1/0 fila, columna)

En nuestro ejemplo bmatrix:

	x1	m1	m2
m1	1		
m2	1	0	
y1	0	1	1

Process
Y=y1/
M=m1 m2/
X=x1/
bmatrix=1, 1, 0, 0, 1, 1/
wmatrix=1, 0, 0, 0, 0, 0/
zmatrix=0, 1, 0, 0 , 0, 1.

wmatrix: 1 si modula el efecto (var*W)

	x1	m1	m2
m1	1		
m2	0	0	
y1	0	0	0

zmatrix: 1 si modula el efecto (var*Z)

	x1	m1	m2
m1	0		
m2	1	0	
y1	0	0	1

wzmatrix: Igual, pero interacción var*W*Z

8.1. Modelos a la carta (serán siempre recursivos)

Si queremos personalizar efectos covariadas

Cmatrix=(conjunto de 1/0 fila, columna)

Si queremos ver las matrices correspondientes a un modelo: Model=Nº preprogramado/ Matrices=1.

En nuestro ejemplo bmatrix:

	x1	m1	m2
m1	1		
m2	1	0	
y1	0	1	1

Process
Y=y1/M=m1 m2/ X=x1/C=c1/
bmatrix=1, 1, 0, 0, 1, 1/
wmatrix=1, 0, 0, 0, 0, 0/
zmatrix=0, 1, 0, 0 , 0, 1/
cmatrix=0, 0, 1.

cmatrix: 1 si ejerce un efecto

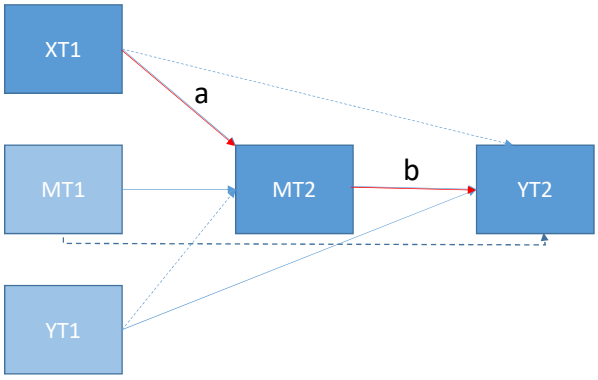
	c1
m1	0
m2	0
y1	1

Por ejemplo, si tenemos una covariada, Pero no queremos que affecte a todas las variables endógenas (solo a Y)

8.2. Modelos longitudinales

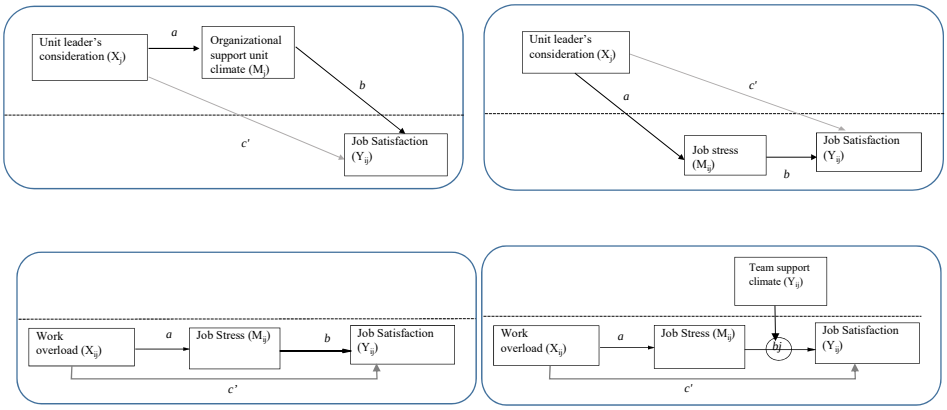
Ej. Modelo más básico: Half longitudinal model

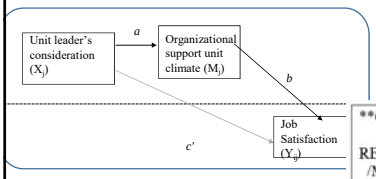
Finkel, 1995



94

8.3. Modelos multinivel





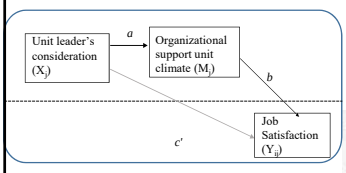
SPSS: Modelos Mixtos

****Coefficient *a* (unit leader's consideration →unit climate for support)****

REGRESSION → *No variable is considered at the individual level, OLS regression is run*
/MISSING LISTWISE
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA
/CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/NOORIGIN
/DEPENDENT supportTEAMGMC
/METHOD=ENTER **ConsiderationTEAMGMC**. → *Estimates the fixed effect* γ_{01}^{a} *(between)*

****Coefficient *b* (unit climate for support → job satisfaction, controlling for unit leader's consideration)****

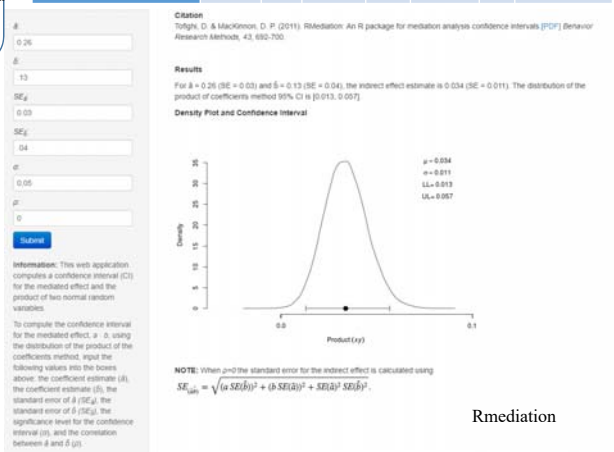
MIXED satisfaction WITH ConsiderationTEAMGMC supportTEAMGMC
/CRITERIA=CIN(95) MXITER(100) MXSTEP(10) SCORING(1)
SINGULAR(0.000000000001) HCONVERGE(0,
ABSOLUTE) LCONVERGE(0, ABSOLUTE) PCONVERGE(0.000001, ABSOLUTE)
/FIXED=ConsiderationTEAMGMC **supportTEAMGMC** | SSTYPE(3) → *Estimates the fixed effect* γ_{02}^{b} *(the cross-level direct effect) (between)*
/METHOD=ML
/PRINT=SOLUTION TESTCOV
/RANDOM=INTERCEPT | SUBJECT(unit) COVTYPE(VC).



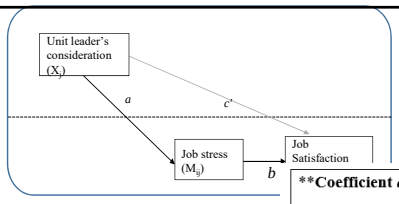
	a	SE_a	b	SE_b	Efecto indirecto ab	SE ab	95% Monte Carlo CI
Modelo 2-2-1	.26**	.03	.13**	.04	.03	.01	[.01; .06]

Efecto indirecto de la variable "consideración del líder" sobre satisfacción a través el clima: **ab**

https://amplab.shinyapps.io/MEDCI/



Rmediation



SPSS: Modelos Mixtos

Para modelos 2-1-1 y 1-1-1: Rockwood & Hayes' (2017) macro for SPSS **(MLmed)**

(permite incluir efectos condicionales)

Estima significacion mediante Montecarlo

****Coefficient *a* (unit leader's consideration → job stress)****

```
MIXED stress WITH ConsiderationTEAMGMC
  /CRITERIA=CIN(95) MXITER(100) MXSTEP(10) SCORING(1)
SINGULAR(0.000000000001) HCONVERGE(0,
   ABSOLUTE) LCONVERGE(0, ABSOLUTE) PCONVERGE(0.000001, ABSOLUTE)
     /FIXED=ConsiderationTEAMGMC | SSTYPE(3) → Estimates the fixed effect γ^a_01 (the
                                                cross-level direct effect) (between)
  /METHOD=ML
  /PRINT=SOLUTION TESTCOV
  /RANDOM=INTERCEPT | SUBJECT(unit) COVTYPE(VC).
```

****Coefficient *b* (job stress → job satisfaction, controlling for unit leader's consideration)****

```
MIXED satisfaction WITH ConsiderationTEAMGMC stressTEAMGMC stressCWC
  /CRITERIA=CIN(95) MXITER(100) MXSTEP(10) SCORING(1)
SINGULAR(0.000000000001) HCONVERGE(0,
   ABSOLUTE) LCONVERGE(0, ABSOLUTE) PCONVERGE(0.000001, ABSOLUTE)
  /FIXED=ConsiderationTEAMGMC stressTEAMGMC stressCWC | SSTYPE(3)
                              ↓                ↓
                   Estimates the fixed effect γ^b_02   Estimates the fixed effect γ^b_10 (the
                   (the cross-level direct effect)     relationship between the level-1
                   (between)                           variables) (within)
  /METHOD=ML
  /PRINT=SOLUTION TESTCOV
  /RANDOM=INTERCEPT | SUBJECT(unit) COVTYPE(VC).
```

Modelos de mediación mediante SPSS

Ana.Hernandez@uv.es

¡¡Muchas gracias!!