

ANALISI DELLA REGRESSIONE MULTIPLA PER LE RELAZIONI MEDIATE E RELAZIONI MODERATE

DLeP
prof.ssa L. Di Blas



ANALISI DELLA REGRESSIONE MULTIPLA PER LE RELAZIONI MEDIATE

ANALISI DELLA MEDIAZIONE

Considerazioni generali

Il concetto di mediazione è centrale nella ricerca sia sperimentale sia correlazionale: **Come agisce una VI su una VD?**

La relazione causale e relative inferenze sono più solide nei disegni sperimentali grazie al controllo e alla randomizzazione; nei disegni correlazionali possiamo comunque cogliere meccanismi di funzionamento individuali.

La direzione della mediazione va definita **logicamente**, ma può essere rovesciata nei disegni con dati concorrenti (vs. disegni longitudinali) **cfr Winer et al., 2016**

Esempi:

L'uso di Instagram favorisce il confronto tra aspetti corporei (body comparison) che a sua volta favorisce l'insoddisfazione corporea

Un genitore agisce sulle caratteristiche comportamentali dei propri figli attraverso l'ambiente che crea in famiglia, oltre a trasmettere il proprio patrimonio genetico

ANALISI DELLA MEDIAZIONE METODO STANDARD BARON & KENNY 1986

VMe o variabile interveniente

Effetto mediato o effetto indiretto

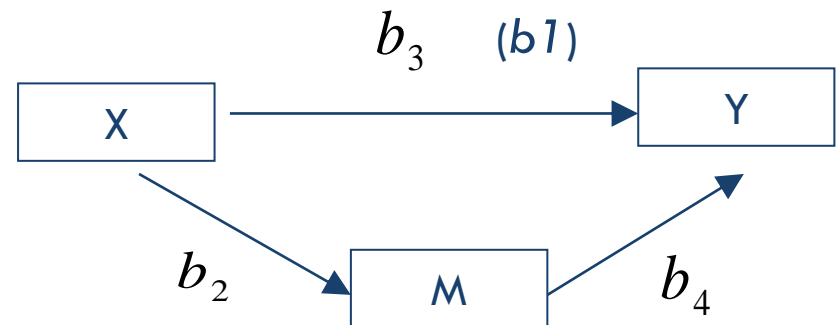
Quali condizioni cambiano la relazione semplice diretta tra VI e VD?
Come/Perché VI influenza VD?

Equazioni fondamentali:

$$\hat{Y} = a + b_1 X$$

$$\hat{M} = a + b_2 X$$

$$\hat{Y} = a + b_3 X + b_4 M$$



ANALISI DELLA MEDIAZIONE

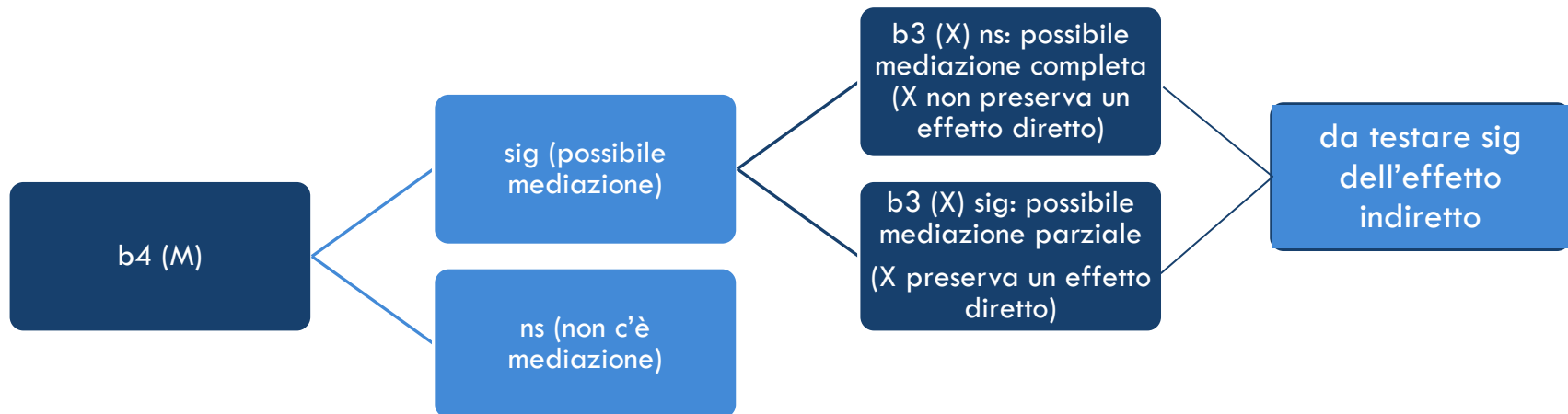
Stimate le 3 equazioni, le info essenziali sono:

- VI deve essere legata a VD ($b1 \neq 0$)
- VI deve essere legata a VMe ($b2 \neq 0$)
- se $b4 \neq 0$, allora vi è mediazione
- effetto indiretto è dato da $b1 - b3$

Ma quale mediazione? E se vi è mediazione, allora $b1$ è statisticam superiore a $b3$? La quota indiretta è superiore a 0?

- se $b3 = 0$, allora vi è mediazione completa (ma possibile bassa potenza del test)
- $b3 < b1$? Non esiste un test diretto per calcolare se la differenza è statist significativa ovvero se l'effetto diretto è inferiore a quello indiretto , ma test di Sobel

PROPOSTA ALBERO DECISIONALE



Rilevati livelli di sig statistica di effetti diretti e indiretti,
i risultati vanno in ogni caso interpretati tenendo in considerazione
Grandezza degli effetti e potenza del test statistico

ANALISI DELLA MEDIAZIONE

Effetto indiretto: $b_1 - b_3 = b_2 \times b_4$

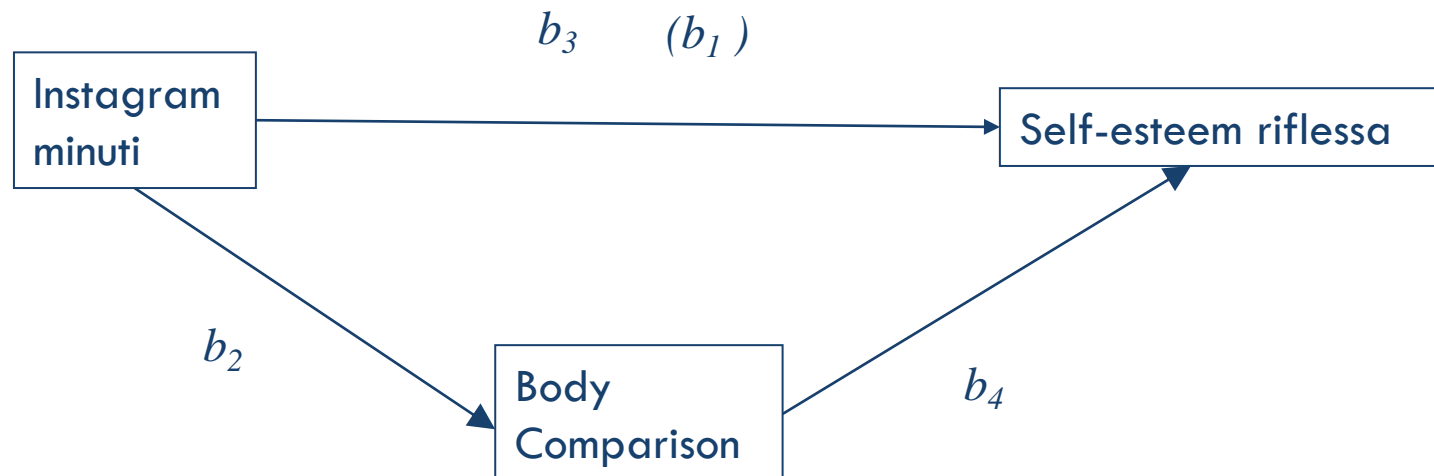
Test di Sobel per testare la significatività statistica dell'effetto indiretto:

$$Z = (b_2 \times b_4) / \sqrt{(b_2^2 \times SE_{b_4}^2) + (b_4^2 \times SE_{b_2}^2) + (SE_{b_4}^2 \times SE_{b_2}^2)}$$

Porzione dell'effetto totale di X su Y mediata da M $b_2 \times b_4 / b_1$

seppure è anche più importante parlare di *forza dell'effetto* di mediazione piuttosto che di mediazione totale o parziale

ANALISI DELLA MEDIAZIONE: UN ESEMPIO



ANALISI DELLA MEDIAZIONE: UN ESEMPIO

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Adjusted R ²	Overall Model Test			
				F	df1	df2	p
1	0.259	0.0669	0.0502	4.01	1	56	0.050

Prima equazione:
 $Y' = 3.10 - 0.0043min$

Model Coefficients - RSE_baseline

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	3.10113	0.17120	18.11	< .001	
IGUSE_MEDIAGGgminuti	-0.00431	0.00215	-2.00	0.050	-0.259

b1 è sig



ANALISI DELLA MEDIAZIONE: UN ESEMPIO

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Adjusted R ²	Overall Model Test			
				F	df1	df2	p
1	0.343	0.117	0.102	7.46	1	56	0.008

Seconda equazione:
 $Y' = 1.31 + 0.0073 \text{ min}$

Model Coefficients - PACSbaseline

Predictor	Estimate	SE	95% Confidence Interval		t	p	Stand. Estimate
			Lower	Upper			
Intercept	1.31098	0.21263	0.88504	1.7369	6.17	< .001	
IGUSE_MEDIAGGminuti	0.00731	0.00268	0.00195	0.0127	2.73	0.008	0.343

b2 è sig



ANALISI DELLA MEDIAZIONE: UN ESEMPIO

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.381	0.145	4.66	2	55	0.013

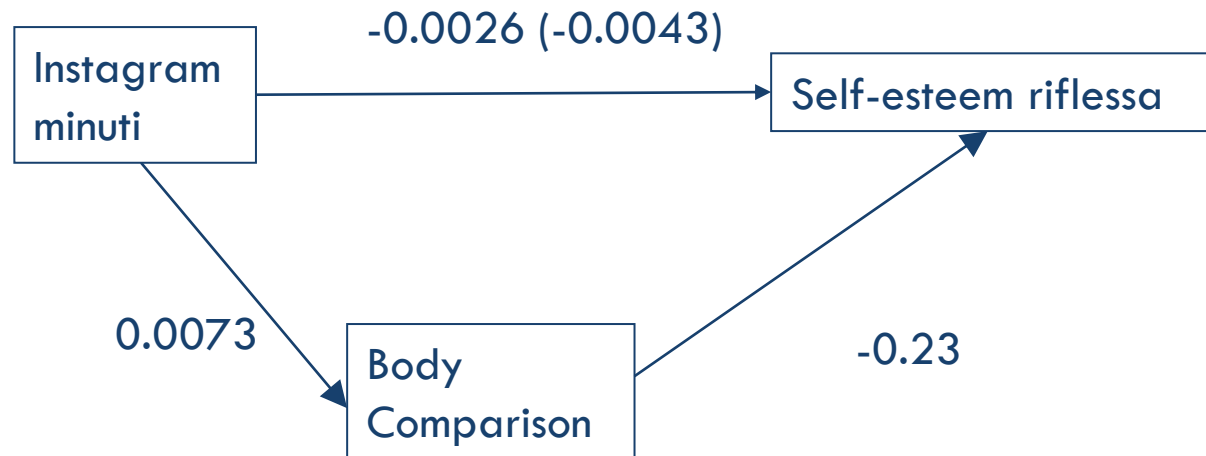
Model Coefficients - RSE_baseline

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	3.40657	0.21426	15.90	< .001	
PACSbaseline	-0.23299	0.10392	-2.24	0.029	-0.298
IGUSE_MEDIAGGminuti	-0.00261	0.00221	-1.18	0.243	-0.157

b3 non è sig

b4 è sig

ANALISI DELLA MEDIAZIONE: UN ESEMPIO



Vi è mediazione? L'effetto indiretto è significativo?

Se sì, quale l'intensità dell'effetto indiretto?

ANALISI DELLA MEDIAZIONE

Effetto indiretto: $b_1 - b_3 = b_2 \times b_4$ $(-0.0043 - -0.0026 = 0.073 * -0.23) = 0.0017$

se X aumenta di 1 unità, allora M' aumenta di 0.073

e se M' aumenta di 0,0073 per effetto di X

allora l'impatto del variare di X su Y' attraverso M corrisponde a (0,0073)(-0,23),

dove -0,23 è l'impatto di M su Y' se M varia di 1 unità (controllando per X)

Test di Sobel (formula di AROIAN) per testare la significatività statistica dell'effetto indiretto:

$$Z = (b_2 \times b_4) / \sqrt{(b_2^2 \times SE_{b4}^2) + (b_4^2 \times SE_{b2}^2) + (SE_{b4}^2 \times SE_{b2}^2)}$$

Porzione dell'effetto totale di X su Y mediata da M

$$b_2 \times b_4 / b_1 \quad 0.0017 / 0.0043 = 0.40 \rightarrow 40\%$$

seppure è anche più importante parlare di forza dell'effetto di mediazione piuttosto che di mediazione totale o parziale

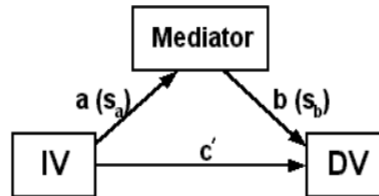
CALCULATION FOR THE SOBEL TEST

An interactive calculation tool for mediation tests

- Curriculum vitae
- Selected publications
- Supplemental material for publications
- Online utilities
- Mediation & moderation material
- PSY-GS 8882: Multilevel Modeling
- Vanderbilt Psychological Sciences
- Vanderbilt Quantitative Methods
- Organizations
- Friends and colleagues
- Contact me

An illustration of mediation

a , b , and c' are path coefficients. Values in parentheses are standard errors of those path coefficients.



Description of numbers needed

a = raw (unstandardized) regression coefficient for the association between IV and mediator.

s_a = standard error of a .

b = raw coefficient for the association between the mediator and the DV (when the IV is also a predictor of the DV).

s_b = standard error of b .

To get numbers

1. Run a regression analysis with the IV predicting the mediator. This will give a and s_a .
2. Run a regression analysis with the IV and mediator predicting the DV. This will give b and s_b .
Note that s_a and s_b should never be negative.

To conduct the Sobel test

Details can be found in Baron and Kenny (1986), Sobel (1982), Goodman (1960), and MacKinnon, Warsi, and Dwyer (1995). Insert the a , b , s_a , and s_b into the cells below and this program will calculate the critical ratio as a test of whether the indirect effect of the IV on the DV via the mediator is significantly different from zero.

Input:	Test statistic:	Std. Error:	p-value:
a <input type="text"/>	Sobel test:	<input type="text"/>	<input type="text"/>
b <input type="text"/>	Aroian test:	<input type="text"/>	<input type="text"/>
s_a <input type="text"/>	Goodman test:	<input type="text"/>	<input type="text"/>
s_b <input type="text"/>	<input type="button" value="Reset all"/>	<input type="button" value="Calculate"/>	

Alternatively, you can insert t_a and t_b into the cells below, where t_a and t_b are the t -test statistics for the difference between the a and b coefficients and zero. Results should be identical to the first test, except for error due to rounding.

<http://www.quantpsy.org/sobel/sobel.htm>

CALCULATION FOR THE SOBEL TEST

An interactive calculation tool for mediation tests

[Curriculum vitae](#)

[Selected publications](#)

[Supplemental material
for publications](#)

[Online utilities](#)

[Mediation & moderation
material](#)

[PSY-GS-8850/PSY-PC-
3743: Applied
Nonparametric
Statistics](#)

[PSY-GS-8882: Multilevel
Modeling](#)

[Vanderbilt Psychological
Sciences](#)

To conduct the Sobel test

Details can be found in Baron and Kenny (1986), Sobel (1982), Goodman (1960), and MacKinnon, Warsi, and Dwyer (1995). Insert the a , b , s_a , and s_b into the cells below and this program will calculate the critical ratio as a test of whether the indirect effect of the IV on the DV via the mediator is significantly different from zero.

	Input:		Test statistic:	Std. Error:	p -value:
a	<input type="text" value=".00731"/>	Sobel test:	<input type="text" value="-1.7186347"/>	<input type="text" value="0.00097828"/>	<input type="text" value="0.08568091"/>
b	<input type="text" value="-0.23"/>	Aroian test:	<input type="text" value="-1.65295489"/>	<input type="text" value="0.00101715"/>	<input type="text" value="0.09834004"/>
s_a	<input type="text" value="0.00268"/>	Goodman test:	<input type="text" value="-1.79282237"/>	<input type="text" value="0.0009378"/>	<input type="text" value="0.07300133"/>
s_b	<input type="text" value="0.10392"/>	<input type="button" value="Reset all"/>	<input type="button" value="Calculate"/>		

Alternatively, you can insert t_a and t_b into the cells below, where t_a and t_b are the t -test statistics for the difference between the a and b coefficients and zero. Results should be identical to the first test, except for error due to rounding.

ANALISI DELLA MEDIAZIONE: JAMOVI (BOOTSTRAP)

Mediation Estimates

Effect	Estimate	SE	Z	p	% Mediation
Indirect	-0.00170	0.00117	-1.46	0.144	39.4
Direct	-0.00261	0.00235	-1.11	0.265	60.6
Total	-0.00431	0.00216	-2.00	0.046	100.0

$$-.0043 - (-.0026) = -.0017$$

$$-.0017 / -.0043$$

1° equazione

Path Estimates

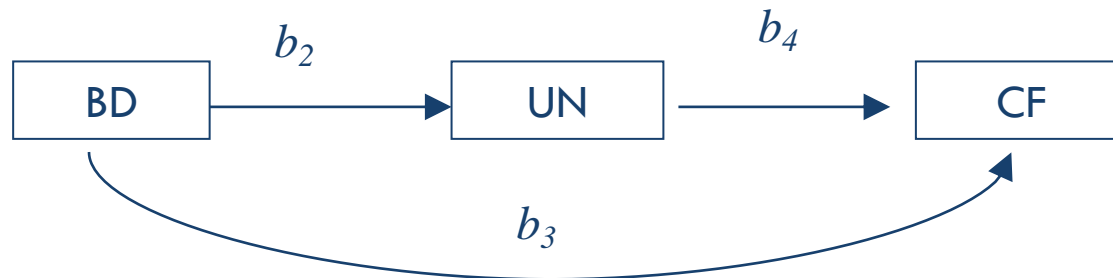
		Estimate	SE	Z	p
IGUSE_MEDIAGGminuti	→ PACSbaseline	0.00731	0.00272	2.69	0.007
PACSbaseline	→ RSE_baseline	-0.23299	0.11462	-2.03	0.042
IGUSE_MEDIAGGminuti	→ RSE_baseline	-0.00261	0.00235	-1.11	0.265

2° equazione

3° equazione

ANCORA UN ESEMPIO USANDO I NOSTRI DATI IN JAMOVI

Un modello teorico (Stice, 1994) prevede che la condizione affettiva negativa (UN) media l'impatto dell'insoddisfazione corporea (BD) sull'assunzione disfunzionale di cibo (CF). Mettiamo alla prova con i nostri dati



ANCORA UN ESEMPIO USANDO I NOSTRI DATI IN JAMOVI

Modello 1: Equazione di regressione di Y (CF) su X (BD)

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.302	0.0911

Model Coefficients - CiboFuoriPasto

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.396	0.1899	7.35	< .001
InsoddisfazioneCorpo	0.232	0.0805	2.89	0.005

Modello 2: Equazione di previsione di M (UN) su X (BD)

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.489	0.239

Model Coefficients - UmoreNegativo

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	0.775	0.2048	3.78	< .001
InsoddisfazioneCorpo	0.443	0.0868	5.11	< .001

ANCORA UN ESEMPIO USANDO I NOSTRI DATI IN JAMOVI

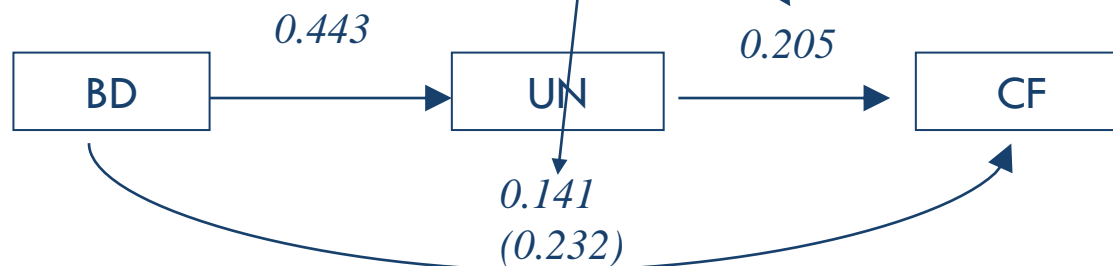
Modello 3: Equazione di regressione di Y (CF) su X (BD) e M (UN)

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.368	0.135

Model Coefficients - CiboFuoriPasto

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.237	0.2018	6.13	< .001
InsoddisfazioneCorpo	0.141	0.0905	1.56	0.122
UmoredNegativo	0.205	0.0999	2.05	0.044



ANCORA UN ESEMPIO USANDO I NOSTRI DATI IN JAMOVI

Effetto indiretto: $0.232 - 0.141 = 0.443 \times 0.205 = 0.091$

Porzione dell'effetto indiretto: $0.091 / 0.232 = 0.392$

$$b_1 - b_3 = b_2 \times b_4$$

$$b_2 \times b_4 / b_1$$



Ancora un esempio usando i nostri dati in jamovi

Mediation Estimates

Effect	Estimate	SE	Z	p	% Mediation
Indirect	0.0907	0.0398	2.28	0.023	39.1
Direct	0.1414	0.0989	1.43	0.153	60.9
Total	0.2321	0.0951	2.44	0.015	100.0

← 1° equazione

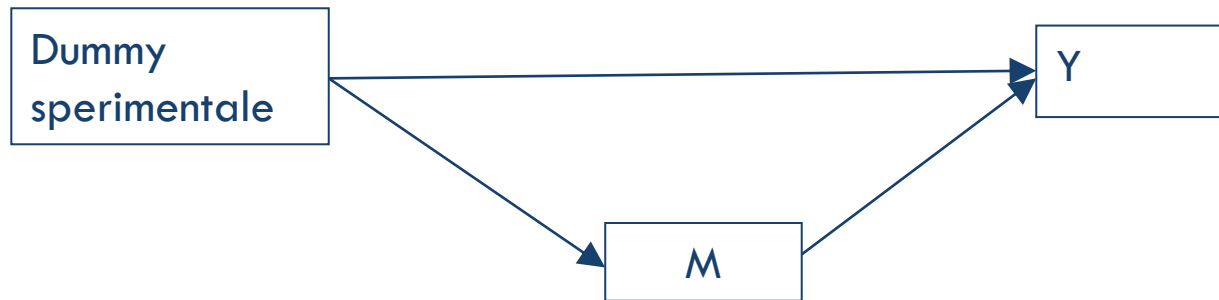
Path Estimates

			Estimate	SE	Z	p
InsoddisfazioneCorpo	→	UmoreNegativo	0.443	0.0747	5.93	< .001
UmoreNegativo	→	CiboFuoriPasto	0.205	0.0927	2.21	0.027
InsoddisfazioneCorpo	→	CiboFuoriPasto	0.141	0.0989	1.43	0.153

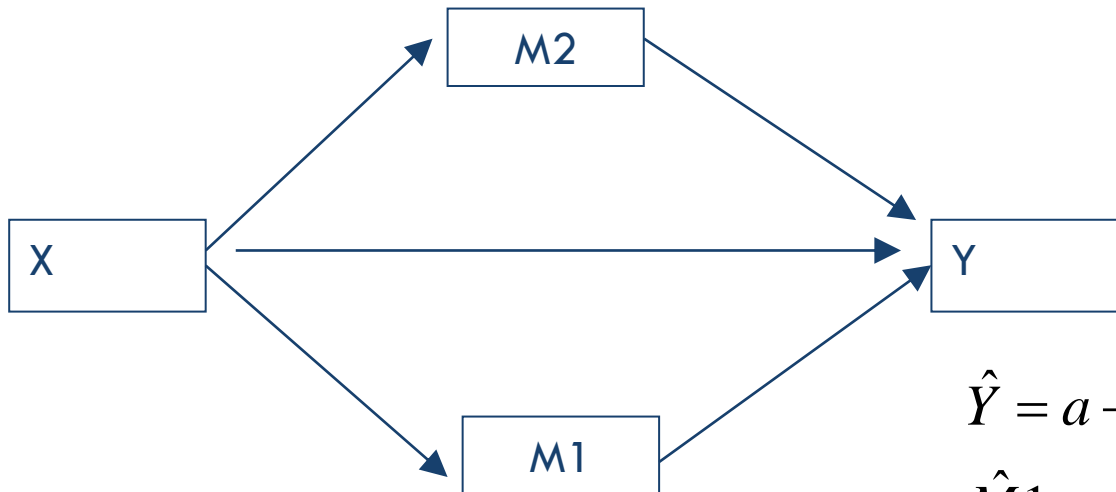
← 2° equazione

← 3° equazione

UN IPOTETICO MODELLO CON VI CATEGORIALE-SPERIMENTALE



UN IPOTETICO MODELLO CON 2 V MEDIATRICI



$$\hat{Y} = a + b_1 X$$

$$\hat{M}1 = a + b_2 X$$

$$\hat{M}2 = a + b_3 X$$

$$\hat{Y} = a + b_4 X + b_5 M1 + b_6 M2$$

dove si verifica l'effetto unico di ogni mediatore



ANALISI DELLA REGRESSIONE MULTIPLA PER LE RELAZIONI MODERATE

RIPRENDIAMO QUALCHE ESEMPIO DI RELAZIONE MODERATA O INTERAZIONE TRA VI

Il narcisismo percepito favorisce lo speed dating solo nelle donne con maggiori livelli di psicopatia.

L'alleanza tra genitori e psicologo favorisce un esito positivo di azioni supportive attuate verso un pre-adolescente con difficoltà emotive e relazionali

Il rischio di problemi esternalizzanti di intensità clinica è maggiore in pre-adolescenti con personalità oppositiva combinata con uno stile genitoriale autoritario.

ARS: IL CASO DI UNA VARIABILE INDIPENDENTE DICOTOMICA

Prima di presentare l'ARM per verificare effetti di interazione tra VI quantitativa e VM qualitativa, è utile tenere presente che one-way ANOVA e RSL ci possono fornire stesse informazioni nel caso di 1 VI dicotomica

La VMOD qualitativa viene codificata creando una o più **variabili «DUMMY» (D)**.

- le var D devono essere tanti quanti $g-1$ per rappresentare l'effetto complessivo della VMOD categoriale
- si usano i valori "0" e "1" per ogni var D
- al G_{RIF} si assegna sempre "0", per ogni var D si sceglie un gruppo specifico che viene codificato con "1"

Sesso	D1
M (G_{RIF})	0
F	1

Stato occupaz	D1	D2	D3
studente	1	0	0
lavoratore (G_{RIF})	0	0	0
disoccupato	0	1	0
pensionato	0	0	1

ARS: IL CASO DI UNA VARIABILE INDIPENDENTE QUALITATIVA (3 LIVELLI) VD = WART

ANOVA tra i gruppi

Usiamo i dati «file B»

One-Way ANOVA

Dependent Variables: WART

Grouping Variable: SLC_ClassiRischio

Variances

- Don't assume equal (Welch's)
- Assume equal (Fisher's)

Missing Values

- Exclude cases analysis by analysis
- Exclude cases listwise

Post-Hoc Tests

- None
- Games-Howell (unequal variances)
- Tukey (equal variances)

Additional Statistics

- Descriptives table
- Descriptives plots

Assumption Checks

- Homogeneity test
- Normality test
- Q-Q Plot

Statistics

- Mean difference
- Report significance
- Test results (t and df)
- Flag significant comparisons

One-Way ANOVA

One-Way ANOVA

		F	df1	df2	p
WART	Welch's	9.49	2	16.2	0.002
	Fisher's	6.87	2	76	0.002

Group Descriptives

	SLC_ClassiRischio	N	Mean	SD	SE
WART	0	57	2.19	0.411	0.0544
	1	15	2.46	0.364	0.0939
	2	7	2.70	0.287	0.1086

Assumption Checks

Homogeneity of Variances Test (Levene's)

	F	df1	df2	p
WART	0.922	2	76	0.402

[5]

NB In Jamovi le variabili categoriali Dummy come COVARIATE

Linear Regression

- sessoM0F1
- età
- SLC
- SLC_ClassiRischio
- D_MILD_LOW
- D_mild_High
- SD3_machiavellismo
- SD3_narcisismo
- SD3_psicopatia
- SAS_Ansia
- SDS_Depressione
- sexBYwart
- sexBYansia

Dependent Variable

→

Covariates

→

Factors

→

> Model Builder

> Reference Levels

> Assumption Checks

▼ Model Fit

Fit Measures

R

R²

Adjusted R²

AIC

BIC

RMSE

Overall Model Test

F test

WART	0.922	2	76	0.402	
					[5]

Linear Regression

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.391	0.153	6.87	2	76	0.002

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	2.191	0.0522	41.98	< .001	
DUMMY_SCL_LOW_MILD	0.265	0.1143	2.32	0.023	0.248
DUMMY_SCL_LOW_HIGH	0.506	0.1578	3.21	0.002	0.343

References

[1] The jamovi project (2021). *jamovi*. (Version 1.6) [Computer Software]. Retrieved from <https://www.jamovi.org>

[2] R Core Team (2020). *R: A Language and environment for statistical computing*. (Version 4.0) [Computer software] retrieved from MRAN snapshot 2020-08-24).

[3] Fox, J., & Weisberg, S. (2018). *car: Companion to Applied Regression*. [R package]. Retrieved from <https://cran.r-project.org/web/packages/car/index.html>

ARS: IL CASO DI UNA VARIABILE INDIPENDENTE

Se la VI categoriale ha più di 2 livelli, per l'analisi della regressione va trasformata in tante variabili «dummy» quanti sono i suoi livelli $k - 1$

Stessi dati rianalizzati con Regressione lineare

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.391	0.153	6.87	2	76	0.002

$$\hat{Y}_i = 2,19 + 0,26D1 + 0,51D2$$

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	2.191	0.0522	41.98	< .001	
DUMMY_SCL_LOW_MILD	0.265	0.1143	2.32	0.023	0.248
DUMMY_SCL_LOW_HIGH	0.506	0.1578	3.21	0.002	0.343

Livelli della VI SLC	Dummy 1 (Low Mild)	Dummy 2 (Low-High)
0 low	0	0
1 mild	1	0
2 high	0	1

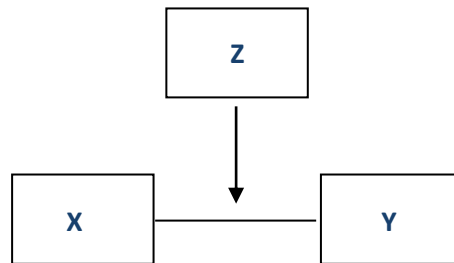
$$\hat{Y}_i = 2,19 + 0,26 * 1 + 0,51D2 * 0$$

$$\hat{Y}_i = 2,19 + 0,26 * 0 + 0,51 * 1$$

Non emerge però un test sulla differenza tra gruppi mild vs high

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE CON VM CATEGORIALE E VI CONTINUA

Le differenze sistematiche tra sottogruppi nella relazione tra X e Y possono dipendere da variabili moderatrici (*se escluse, errore di specificazione*) che possono essere inserite nel modello di previsione



Z stratifica la relazione

Y-X per i possibili livelli o sottogruppi di Z

POSSIBILI (DIS)EQUITÀ DELLA MISURA E DELLA RELAZIONE



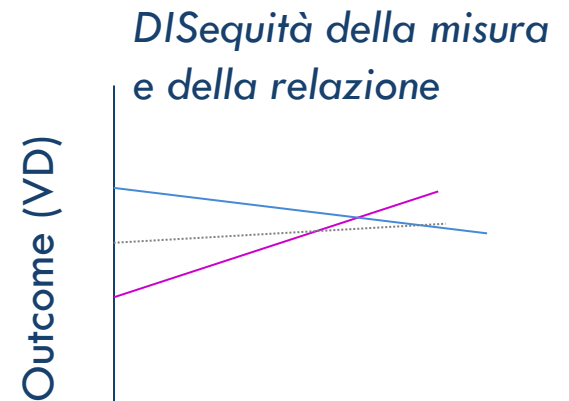
Stimatore (VI)



Stimatore (VI)



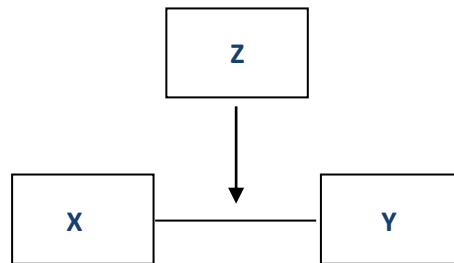
Stimatore (VI)



Stimatore (VI)

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE CON VM CATEGORIALE E VI CONTINUA

Le differenze sistematiche tra sottogruppi nella relazione tra X e Y possono dipendere da variabili moderatrici (*se escluse, errore di specificazione*) che possono essere inserite nel modello di previsione



Z *stratifica* la relazione

$Y-X$ per i possibili livelli o sottogruppi di Z

(dis)equità della misura (modello ridotto)

(dis)equità della relazione

$$\hat{Y}_i = a + b_1 X + b_2 D$$

$$\hat{Y}_i = a + b_1 X + b_2 D + b_3 XD$$

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE CON VM CATEGORIALE E VI CONTINUA

Verifica dell'equità della misura (*modello ridotto*)

- Z viene ricodificata (ad es.) in una variabile dummy, creando tante variabili dummy quante sono le categorie $k - 1$
- e viene inserita nell'equazione di previsione

$$\hat{Y}_i = a + b_1X + b_2D$$

- se Z ha 3 e pertanto devono essere create 2 variabili dummy per rappresentare l'effetto complessivo di Z

$$\hat{Y}_i = a + b_1X + b_2D_1 + b_3D_2$$

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE CON VM CATEGORIALE E VI CONTINUA

Verifica dell'equità della relazione

- all'equazione di previsione si aggiunge il termine d'interazione

$$\hat{Y}_i = a + b_1X + b_2D + b_3XD$$

$$= (a + b_2D) + (b_1 + b_3D)X$$

- se vi sono 2 variabili dummy per rappresentare l'effetto complessivo di Z, allora l'effetto d'interazione è dato da

$$\hat{Y}_i = a + b_1X + b_2D_1 + b_3D_2 + b_4D_1X + b_5D_2X$$

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE CON VM CATEGORIALE E VI CONTINUA

Verifica dell'equità della misura

a parità di punteggio osservato per X , sono statisticam uguali i livelli medi attesi di Y per individui appartenenti a classi nominali distinte di Z ?

No, se b associato a variabile dummy (ovvero associato alle variabili dummy) è significativo (effetti principale della variabile Z)

Verifica dell'equità della relazione

al variare dei livelli di Z varia l'intensità della relazione tra X e Y è costante?

No, se b associato a termine d'interazione è significativo (interazione tra X e Z)

Clipboard: Paste, Copy, Edit; Compute: Compute; Transform: Transform Variables; Add/Delete: Add, Delete; Filters: Filters, Add, Delete Rows

ROW FILTERS

Filter 1 active | X

f_x = sessoM0F1 == 1 +

Description



	Filter 1	sessoM0F1	età	SLC	SLC_Classi...	DUMMY_...
1	✓	1	62	2.50	0	
2	✓	1	28	3.50	1	
3	✗	0	54	2.25	0	
4	✗	0	35	3.25	0	
5	✓	1	27	4.00	2	
6	✓	1	33	2.00	0	
7	✗	0	28	4.25	2	
8	✓	1	46	2.50	0	
9	✗	0	55	2.50	0	
10	✓	1	54	1.25	0	
11	✗	0	36	2.25	0	
12	✗	0	27	2.25	0	
13	✓	1	26	3.75	1	
14	✗	0	37	3.50	1	
15	✓	1	32	2.00	0	

Correlation Matrix

Correlation Matrix

		WART	SAS_Ansia
WART	Pearson's r	—	—
	p-value	—	—
	95% CI Upper	—	—
	95% CI Lower	—	—
SAS_Ansia	Pearson's r	0.287	—
	p-value	0.081	—
	95% CI Upper	0.556	—
	95% CI Lower	-0.036	—

Ready Filters 1 Row count 79 Filtered 41 Deleted 1 Added 0 Cells edited 316

Windows taskbar with search bar: "Scrivi qui per eseguire la ricerca" and various application icons.

UN ESEMPIO: DATI JAMOVI FILE B
 VD = WART (DIPENDENZA DA LAVORO)
 VI = ANSIA
 VM = GENERE

Correlation Matrix

		WART	SAS_Ansia
WART	Pearson's r	—	
	p-value	—	
	95% CI Upper	—	
	95% CI Lower	—	
SAS_Ansia	Pearson's r	0.487	—
	p-value	< .001	—
	95% CI Upper	0.639	—
	95% CI Lower	0.297	—

Intero campione, N =79

Correlation Matrix

		WART	SAS_Ansia
WART	Pearson's r	—	
	p-value	—	
	95% CI Upper	—	
	95% CI Lower	—	
SAS_Ansia	Pearson's r	0.609	—
	p-value	< .001	—
	95% CI Upper	0.772	—
	95% CI Lower	0.370	—

Donne, N = 38

Correlation Matrix

		WART	SAS_Ansia
WART	Pearson's r	—	
	p-value	—	
	95% CI Upper	—	
	95% CI Lower	—	
SAS_Ansia	Pearson's r	0.287	—
	p-value	0.081	—
	95% CI Upper	0.556	—
	95% CI Lower	-0.036	—

Uomini, N = 41

UN ESEMPIO: DATI JAMOVI «FILE B»
 VD = WART (DIPENDENZA DA LAVORO)
 VI = ANSIA
 VM = GENERE

Modelli con 1 stimatore alla volta

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.476	0.227	22.9	1	78	< .001

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.331	0.205	6.50	< .001
SAS_Ansia	0.547	0.114	4.78	< .001

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.00611	3.73e-5

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	2.29143	0.0653	35.0689	< .001
sessomOF1	-0.00511	0.0948	-0.0539	0.957

UN ESEMPIO: DATI JAMOVI «FILE B»
 VD = WART (DIPENDENZA DA LAVORO)
 VI = ANSIA
 VM = GENERE

Modello ridotto con entrambi VI e VM

$$Y' = 1,34 + (0,56 * SAS_Ansia) + (-0,07 * Sesso)$$

Linear Regression

Dependent Variable: WART

Covariates: SAS_Ansia, sessoM0F1, sexBYansia

Factors: (empty)

Model Builder:

- Block 1: SAS_Ansia, sessoM0F1
- Block 2: sexBYansia

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.483	0.234	11.73	2	77	<.001
2	0.503	0.253	8.58	3	76	<.001

Model Comparisons

Comparison		Model	ΔR ²	F	df1	df2	p
Model	Model						
1	- 2		0.0194	1.98	1	76	0.164

Model Specific Results (Model 1)

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.3373	0.2052	6.516	<.001
SAS_Ansia	0.5628	0.1162	4.844	<.001
sessoM0F1	-0.0707	0.0846	-0.836	0.406

NB. l'inclusione di una VI continua modifica le medie e le differenze tra le medie osservate per i gruppi e tale modifica dipende dal processo di parzializzazione proprio dell' ARM; la VI continua funge da covariata ovvero la VI categ funge da covariata

UN ESEMPIO: DATI JAMOVI «FILE B»
 VD = WART (DIPENDENZA DA LAVORO)
 VI = ANSIA
 VM = GENERE

Modello completo con termine di interazione

jamovi - C:\Users\dibla\Lisa_HP\Lisa_Teaching\UniTS_Teaching\UniTS_2019_20\DLeP_2019_20\ARM DLeP_2019_20 Lez 6

Analyses

Exploration T-Tests ANOVA Regression Frequencies Factor

Linear Regression

età
 SLC
 SLC_ClassiRischio
 DUMMY_SCL_LOW_MILD
 DUMMY_SCL_LOW_HIGH
 SD3_machiavellismo
 SD3_narcisismo
 SD3_psicopatia
 SDS_Depressione
 sexBYwart

Dependent Variable
 WART

Covariates
 SAS_Ansia
 sessoM0F1
 sexBYansia

Factors

Model Builder

Predictors
 SAS_Ansia
 sessoM0F1
 sexBYansia

Blocks

Block 1
 SAS_Ansia
 sessoM0F1

Block 2
 sexBYansia

+ Add New Block

Linear Regression

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.483	0.234	11.73	2	77	< .001
2	0.503	0.253	8.58	3	76	< .001

Model Comparisons

Comparison						
Model	Model	ΔR ²	F	df1	df2	p
1	- 2	0.0194	1.98	1	76	0.164

Model Specific Results Model 2

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.135	0.250	4.54	< .001
SAS_Ansia	0.682	0.143	4.76	< .001
sessoM0F1	0.532	0.437	1.22	0.227
sexBYansia	-0.340	0.242	-1.41	0.164

UN ESEMPIO: DATI JAMOVI «FILE B»
 VD = WART (DIPENDENZA DA LAVORO)
 VI = ANSIA
 VM = SESSO

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.483	0.234	11.73	2	77	< .001
2	0.503	0.253	8.58	3	76	< .001

Model Comparisons

Comparison						
Model	Model	ΔR ²	F	df1	df2	p
1	- 2	0.0194	1.98	1	76	0.164

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.135	0.250	4.54	< .001
SAS_Ansia	0.682	0.143	4.76	< .001
seccoM0F1	0.532	0.437	1.22	0.227
sexBYansia	-0.340	0.242	-1.41	0.164

$$\hat{Y}_i = 1,135 + 0,53D_{SEX} + 0,68X_{ANX} + (-0,34)D_{SEX}X_{ANX}$$

Equità della misura

Equità della relazione

UN ESEMPIO: DATI JAMOVI (FILE B)
VD = WART (DIPENDENZA DA LAVORO)
VI = ANSIA
VM = SESSO

l'eq. di regressione è

$$\hat{Y}_i = 1,135 + 0,53D_{SEX} + 0,68X_{ANX} + (-0,34D_{SEX}X_{ANX})$$

inserire i termini di interazione significa mettere direttamente a confronto sia media (intercetta) sia slope della VI continua del G_{RIF} con intercetta e slope degli altri gruppi

significa verificare l'effetto principale delle VI e l'effetto di moderazione della VI categoriale

- eq. regressione per i soli Maschi:

$$\hat{Y}_i = 1,135 + (0,53 * 0) + 0,68X_{ANX} + (-0,34 * 0 * X_{ANX}) = 1,135 + 0,68X_{ANX}$$

- eq. regressione per le sole Femmine:

$$\hat{Y}_i = 1,135 + (0,53 * 1) + 0,68X_{ANX} + (-0,34 * 1 * X_{ANX}) = 1,135 + 0,53 + ((0,68 - 0,34) X_{ANX}) = 1,665 + 0,34 X_{ANX}$$

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE LA VERIFICA CON VI CONTINUA E VM CONTINUA

Eq di regressione con VM continua = Z

$$\hat{Y} = a + b_1X + b_2Z + b_3XZ$$

Per un qualsiasi valore di Z,

l'eq di regressione semplice è data da

$$\hat{Y} = a + b_2Z + (b_1 + b_3Z)X$$

ARM PER ANALISI DELLA MODERAZIONE CON VM CATEGORIALE E VI CONTINUA

Passaggio preliminare obbligato è

il centramento delle VI continue intorno alla propria media

$$X_i - \bar{X}$$

- “0” è un punto di una scala raram davvero interpretabile
- semplifica l’interpretazione di b_i che rappresenta
 - il peso di una VI su Y quando le altre VI = 0
 - l’effetto medio di una VI su VD rispetto all’intero range di valori assunti da altre VI che fungono da moderatori
- minimizza la multicollinearità tra VI e temine d’interazione, rimuovendo la multicollinearità non essenziale
- non modifica
 - b_i associato all’effetto d’interazione
 - significatività e forza dell’effetto d’interazione
 - simple slopes definite in base ai valori non centrati

File dati: Jamovi lezione (file B)

VD = WART

VI = SLC

VM = Narcisismo

- 1) statistiche descrittive
- 2) centrimento stimatori
- 3) creazione termine di interazione
- 4) ARM, modello ridotto e modello completo
- 5) rappresentazione grafica



Data

Analyses



Clipboard



Edit



Setup



Compute



Transform



Add ▾



Delete

Variables



Filters



Add ▾



Delete

Rows

COMPUTED VARIABLE

SD3_NARC_centrato

Description

Formula

 f_x

= SD3_narcisismo - 26.20

Retain unused levels

	DUMMY_...	DUMMY_...	WART	SD3_mac...	SD3_narcisi...	SD3_psic
1	0	0	1.88	17	29	
2	1	0	2.44	23	20	
3	0	0	1.80	18	27	
4	0	0	2.80	26	26	
5	0	1	2.44	22	28	
6	0	0	1.92	28	28	
7	0	1	2.60	27	16	
8	0	0	2.64	23	28	
9	0	0	2.64	28	20	
10	0	0	2.48	35	28	
11	0	0	2.48	18	27	
12	0	0	2.36	32	29	
13	1	0	2.08	37	27	
14	1	0	2.20	19	15	
15	0	0	1.88	35	23	

Descriptives

Descriptives

	SD3_narcisismo	SLC
N	79	79
Missing	0	0
Mean	26.2	2.72
Standard deviation	4.59	0.908
Minimum	15.0	1.00
Maximum	38.0	4.75
Skewness	-0.0195	-0.127
Std. error skewness	0.271	0.271
Kurtosis	0.261	-0.793
Std. error kurtosis	0.535	0.535
Shapiro-Wilk p	0.563	0.077

Menu: Data | Analyses

Clipboard: Paste, Edit

Variables: Setup, Compute, Transform, Add, Delete

Rows: Filters, Add, Delete

COMPUTED VARIABLE

SLC_NARC

Description

Formula: $f_x = \text{SD3_NARC_centrato} * \text{SLC_centrato}$

Retain unused levels

art	sexBYansia	SD3_NARC_centrato	SLC_centra...	SLC_NARC
1	1.60	2.8	-0.22	-0.616
2	1.80	-6.2	0.78	-4.836
3	0.00	0.8	-0.47	-0.376
4	0.00	-0.2	0.53	-0.106
5	2.20	1.8	1.28	2.304
6	1.40	1.8	-0.72	-1.296
7	0.00	-10.2	1.53	-15.606
8	1.70	1.8	-0.22	-0.396
9	0.00	-6.2	-0.22	1.364
10	1.85	1.8	-1.47	-2.646
11	0.00	0.8	-0.47	-0.376
12	0.00	2.8	-0.47	-1.316
13	1.75	0.8	1.03	0.824
14	0.00	-11.2	0.78	-8.736
15	1.45	-3.2	-0.72	2.304

Descriptives

Descriptives

	SD3_narcisismo	SLC
N	79	79
Missing	0	0
Mean	26.2	2.72
Standard deviation	4.59	0.908
Minimum	15.0	1.00
Maximum	38.0	4.75
Skewness	-0.0195	-0.127
Std. error skewness	0.271	0.271
Kurtosis	0.261	-0.793
Std. error kurtosis	0.535	0.535
Shapiro-Wilk p	0.563	0.077

UN ESEMPIO ARM PER MODERAZIONE CON VI E VM QUANTITATIVE

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Overall Model Test			
			F	df1	df2	p
1	0.515	0.265	13.73	2	76	< .001
2	0.527	0.277	9.59	3	75	< .001

Correlation Matrix

		WART	SD3_narcisismo	SLC
SD3_narcisismo	Pearson's r	0.200	—	
	p-value	0.078	—	
SLC	Pearson's r	0.457	-0.083	—
	p-value	< .001	0.465	—

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	2.2847	0.04129	55.33	< .001	
SD3_NARC_centtrato	0.0220	0.00909	2.43	0.018	0.239
SLC_centtrato	0.2218	0.04592	4.83	< .001	0.477

Se gli stimatori non sono centrati

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept	1.1038	0.28126	3.92	< .001
SLC	0.2218	0.04592	4.83	< .001
SD3_narcisismo	0.0220	0.00909	2.43	0.018

UN ESEMPIO ARM PER MODERAZIONE CON VI E VM QUANTITATIVE

Correlation Matrix

		SD3_narcisismo	SLC	slcbynarc
SLC	Pearson's r	-0.083	—	
	p-value	0.465	—	
slcbynarc	Pearson's r	0.431	0.849	—
	p-value	< .001	< .001	—

Correlation Matrix

		SD3_NARC_centrato	SLC_centrato	SLC_NARC
SLC_centrato	Pearson's r	-0.083	—	
	p-value	0.465	—	
SLC_NARC	Pearson's r	0.278	0.082	—
	p-value	0.013	0.473	—

Model Comparisons

Comparison						
Model	Model	ΔR^2	F	df1	df2	p
1	- 2	0.0118	1.23	1	75	0.272

Model Coefficients - WART

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	2.2810	0.04136	55.14	< .001	
SD3_NARC_centrato	0.0251	0.00947	2.64	0.010	0.272
SLC_centrato	0.2274	0.04613	4.93	< .001	0.489
SLC_NARC	-0.0106	0.00961	-1.11	0.272	-0.114

UN ESEMPIO ARM PER MODERAZIONE CON VI E VM QUANTITATIVE LE SIMPLE SLOPES

❖ Cosa sono?

Equazioni di previsione di Y per determinati livelli di VM (Z)

$$\hat{Y} = a + b_2Z + (b_1 + b_3Z)X$$

▪ Es. $Z = -1DS = -4,59$

$$\hat{Y} = 2,281 + (0,025 * -4,59) + ((0,227 + (-0,0106 * -4,59)SLC)$$

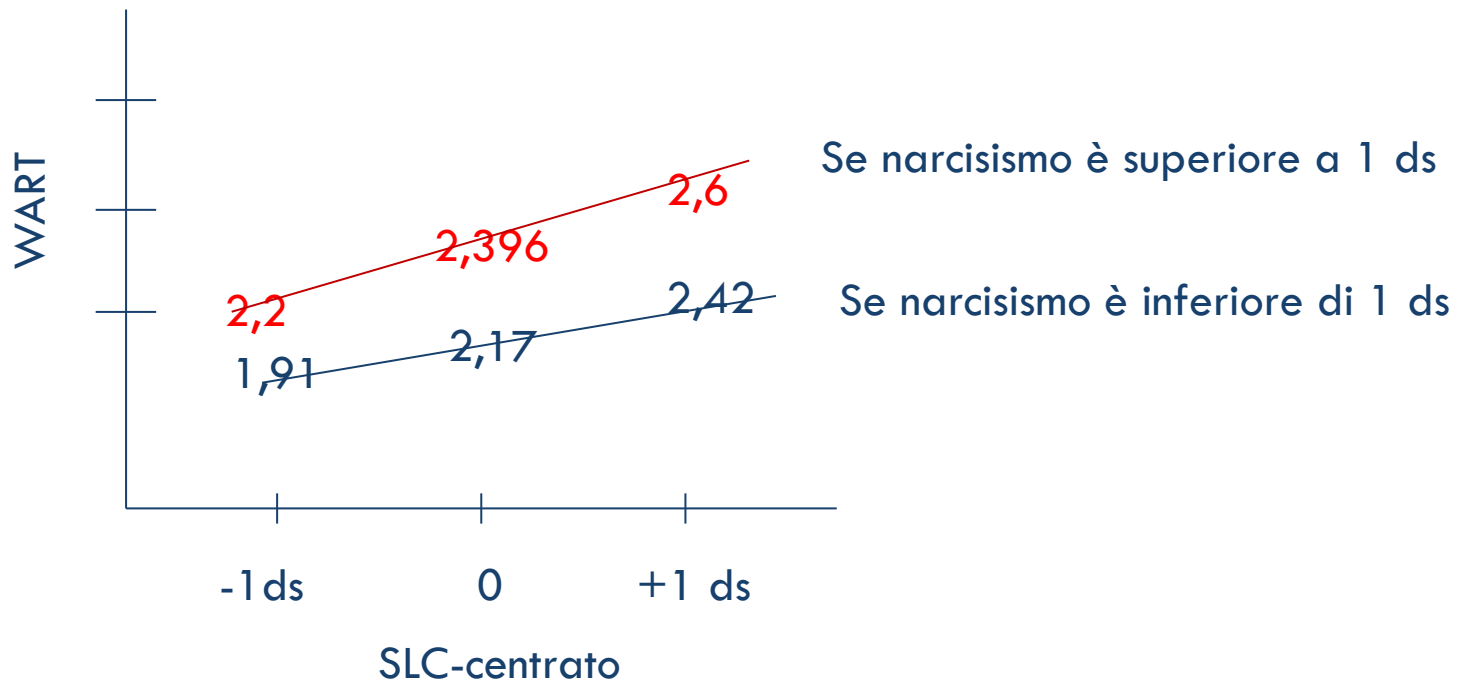
$$\hat{Y} = 2,166 + 0,276SLC$$

❖ La simple slope è statisticamente significativa? Jamovi permette di verificarlo con MEDMOD, vediamo ...

$$\hat{Y} = 2,281 + (0,025 * 4,59) + ((0,227 + (-0,0106 * 4,59)SLC)$$

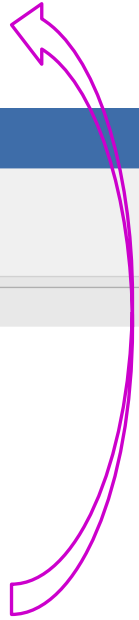
$$= 2,281 + 0,115 + (0,227 - 0,048)SLC = 2,396 + 0,179SLC$$

$$\hat{Y} = 2,166 + 0,276SLC$$



USIAMO MEDMOD IN JAMOVI

Ogni simple slope (WART-SCL) è sig.
L'intensità delle simple slope
NON cambia da livello a livello
del moderatore Narcisismo



Software interface showing the Medmod analysis setup and results.

Moderation

Dependent Variable: WART
Moderator: SD3_NARC_centtrato
Predictor: SLC_centtrato

Estimation Method for SE's: Standard (selected), Bootstrap (1000 samples)

Simple Slope Analysis: Estimates (checked), Plot (checked)

Estimates: Test statistics (checked), Confidence interval (unchecked), Interval: 95%

Moderation Estimates

	Estimate	SE	Z	p
SLC_centrato	0.2273	0.04466	5.09	< .001
SD3_NARC_centtrato	0.0250	0.00881	2.84	0.005
SLC_centrato * SD3_NARC_centtrato	-0.0106	0.00899	-1.18	0.236

Simple Slope Analysis

Simple Slope Estimates

	Estimate	SE	Z	p
Average	0.227	0.0450	5.05	< .001
Low (-1SD)	0.276	0.0633	4.36	< .001
High (+1SD)	0.179	0.0585	3.05	0.002

Note: shows the effect of the predictor (SLC_centrato) on the dependent variable (WART) at different levels of the moderator (SD3_NARC_centtrato)

Simple Slope Plot

Moderation

- SD3_machiavellismo
- SD3_narcisismo
- SD3_psicopatia
- SAS_Ansia
- SDS_Depressione
- sexBYwart
- sexBYansia
- SLCbyNARC

→ **Dependent Variable**

→ **Moderator**

→ **Predictor**

Estimation Method for SE's

Standard
 Bootstrap
 samples

Simple Slope Analysis

Estimates
 Plot

Estimates

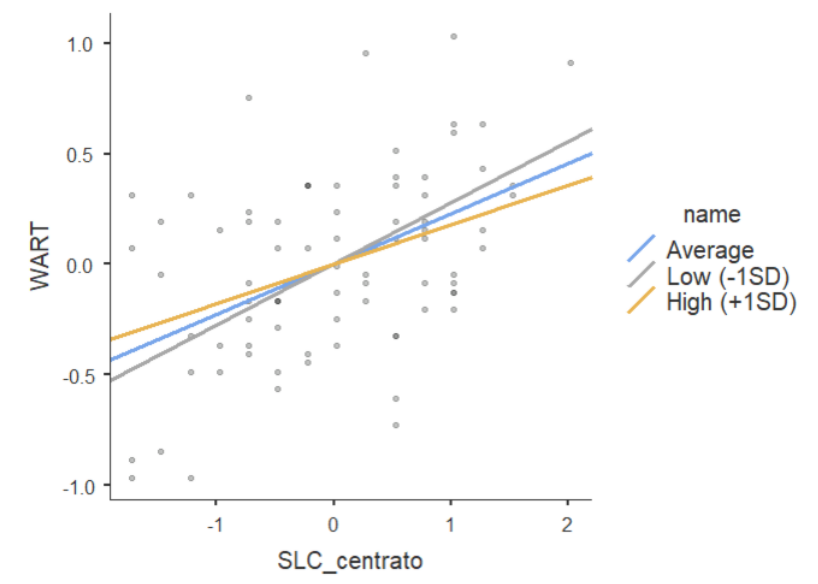
Test statistics
 Confidence interval
 Interval %

Simple Slope Estimates

	Estimate	SE	Z	p
Average	0.227	0.0450	5.05	< .001
Low (-1SD)	0.276	0.0633	4.36	< .001
High (+1SD)	0.179	0.0585	3.05	0.002

Note. shows the effect of the predictor (SLC_centtrato) on the dependent variable (WART) at different levels of the moderator (SD3_NARC_centtrato)

Simple Slope Plot



DATI «FILE A»: ANCORA UN VELOCE ESEMPIO, SENZA CENTRAMENTO

Software interface for moderation analysis. The main window is titled "Moderation" and contains the following settings:

- Dependent Variable:** CiboFuoriPasto
- Moderator:** InsoddisfazioneCorpo
- Predictor:** UmoreNegativo
- Estimation Method for SE's:** Standard (selected), Bootstrap (1000 samples)
- Simple Slope Analysis:** Estimates (checked), Plot (checked)
- Estimates:** Test statistics (checked), Confidence interval (95%)

The results are displayed in two tables:

Moderation

Moderation Estimates

	Estimate	SE	Z	p
UmoreNegativo	0.226	0.0822	2.75	0.006
InsoddisfazioneCorpo	0.128	0.0744	1.72	0.086
UmoreNegativo * InsoddisfazioneCorpo	-0.443	0.1626	-2.73	0.006

Simple Slope Analysis

Simple Slope Estimates

	Estimate	SE	Z	p
Average	0.2263	0.0863	2.622	0.009
Low (-1SD)	0.4676	0.1287	3.634	<.001
High (+1SD)	-0.0150	0.1213	0.124	0.902

Note. shows the effect of the predictor (UmoreNegativo) on the dependent variable (CiboFuoriPasto) at different levels of the moderator (InsoddisfazioneCorpo)

Simple Slope Plot

Moderation

sesso (M = 0)
 Punteggi_RES_CIBO_parzializzato d...

→ Dependent Variable:

→ Moderator:

→ Predictor:

Estimation Method for SE's

Standard
 Bootstrap
 samples

Simple Slope Analysis

Estimates
 Plot

Estimates

Test statistics
 Confidence interval
 Interval %

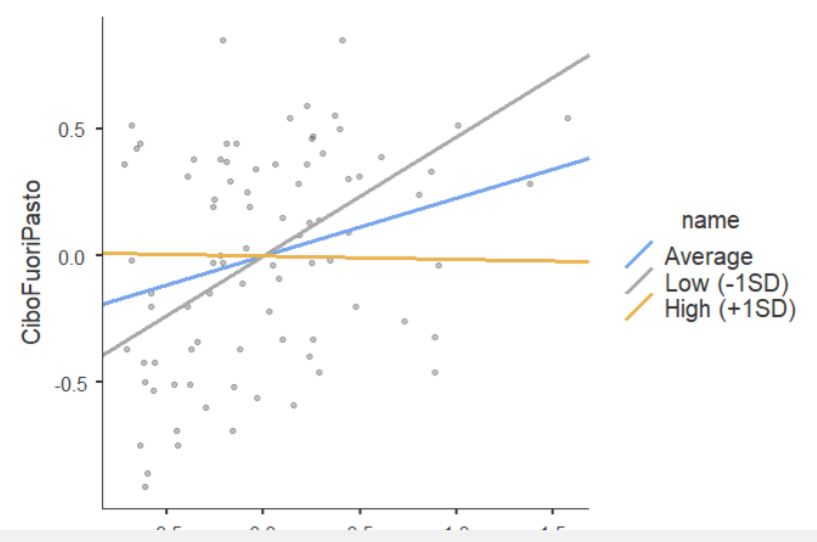
Simple Slope Analysis

Simple Slope Estimates

	Estimate	SE	Z	p
Average	0.2263	0.0863	2.622	0.009
Low (-1SD)	0.4676	0.1287	3.634	< .001
High (+1SD)	-0.0150	0.1213	-0.124	0.902

Note. shows the effect of the predictor (UmoreNegativo) on the dependent variable (CiboFuoriPasto) at different levels of the moderator (InsoddisfazioneCorpo)

Simple Slope Plot



TIPI DI EFFETTI D'INTERAZIONE

effetto sinergico:

- VI e VM assieme producono un effetto sulla VD superiore a quello prodotto dai soli effetti principali
- i segni di tutti i coefficienti di regressione sono uguali (es. A+ e stile genitoriale caloroso su resilienza)

effetto buffering.

- VI e VM presentano coeff regressione di segno opposto, per cui l'impatto di una VI diminuisce quello dell'altra;
- tipicam, VI agisce da fattore di rischio su VD, mentre VM da fattore protettivo su VD (es. impatto low SES su Problemi comportamentali è moderato da QI bimbo)

effetto antagonista:

- il termine d'interazione è di segno opposto rispetto a VI e VM che sono invece dello stesso segno (cfr nostro esempio su Dominanza e Internalizzazione)
- l'effetto della VI può essere annullato da quello della VM, per determinati livelli

CONTROLLARE UNA RELAZIONE TRA 2 VARIABILI: EFFETTI DI MEDIAZIONE MODERATA

Relazione mediata moderata:

Nella relazione mediata moderata, la relazione tra X e Y non varia in funzione dei livelli di W, non è moderata da W, pertanto in un'equazione che verifica l'effetto di moderazione di W tra X e Y, il termine moltiplicativo XW dovrebbe risultare statisticamente pari a 0

Relazione moderata mediata:

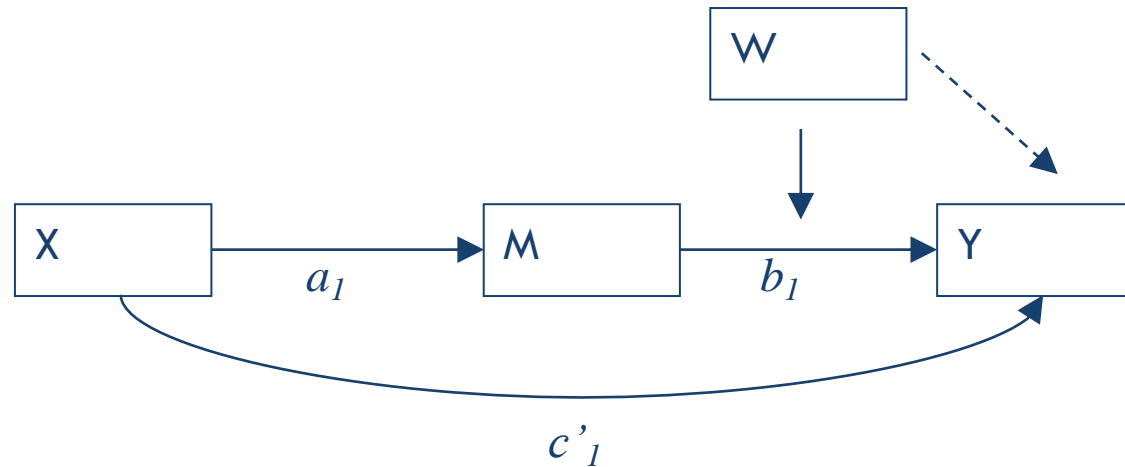
Nella relazione moderata mediata invece l'impatto di X su Y varia in funzione dei livelli di W

MEDIAZIONE O MODERAZIONE?

Non è infrequente che la stessa variabile possa fungere da mediatore e da moderatore. Che fare?

- dati concorrenti: l'eq di mediazione va estesa includendo il termine di interazione tra X e M
 - Approccio di Baron e Kenny non permette di risolvere la domanda: se i risultati mostrano una tenuta del modello di mediazione e di quello di moderazione, allora ogni ipotesi rimane aperta
- dati longitudinali
 - Altri approcci enfatizzano la necessità di dati a misure ripetute per dimostrare un effetto di mediazione, interpretabile poi in termini causali solo in caso di disegni sperimentali
 - Ad es. MacArthur (Kraemer et al., 2008) pone vincoli stretti:
 - vi è mediazione tra X e Y se X precede temporalmente M, se X e M sono associati nel tempo, se X e M non interagiscono
 - Vi è moderazione tra X e Y se M precede X, M e X non sono correlati, X non ha un effetto sig su Y e il termine di interazione XM è sig

CONTROLLARE UNA RELAZIONE TRA 2 VARIABILI:
EFFETTI DI MEDIAZIONE MODERATA
(CON JAMOVI È POSSIBILE DEFINIRE E ANALIZARE DIVERSI
MODELLI CON MEDMOD)



1. $\hat{Y} = c_0 + c_1 X$

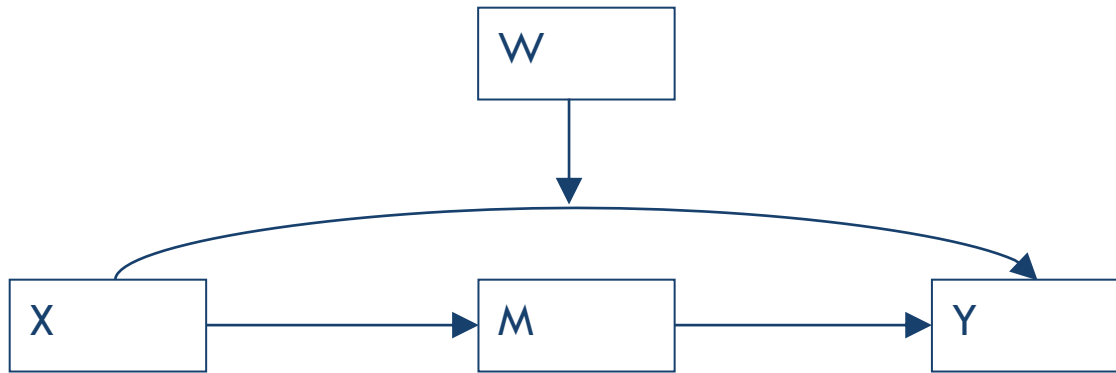
2. $\hat{M} = a_0 + a_1 X$

3. $\hat{Y} = b_0 + c'_1 X + b_1 M + b_2 W + b_3 MW =$
 $= b_0 + c'_1 X + b_2 W + (b_1 + b_3 W) M$

Effetto indiretto è dato da

$$a_1 (b_1 + b_3 W)$$

CONTROLLARE UNA RELAZIONE TRA 2 VARIABILI: EFFETTI DI MODERAZIONE MEDIATI



1. $\hat{Y} = c_0 + c_1X + c_2W + c_3XW$
2. $\hat{M} = a_0 + a_1X + a_2W + a_3XW$
3. $\hat{Y} = b_0 + b_1X + b_2M + b_3W + b_4MW + b_5XW$

Eq 1 : effetto moderato $c_1 + c_3W$

Eq 2 e 3 : effetto indiretto (mediato) moderato $(a_1 + a_3W) \times (b_2 + b_4W)$

Eq 3 : effetto residuo diretto moderato $b_1 + b_5W$