

Seconda giornata

Mediazione

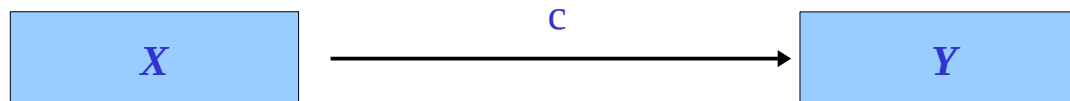


Marcello Gallucci
Univerisità Milano-Bicocca

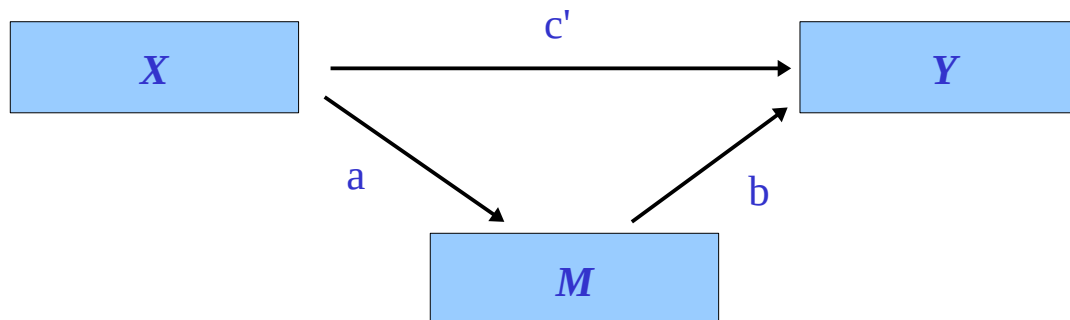
La mediazione

● In presenza di una relazione tra una IV (X) e una VD (Y), possiamo domandarci se uno dei motivi per cui osserviamo un effetto è l'intervento di una terza variabile M, che è responsabile (in parte o del tutto) dell'effetto originale

Modello 1



Modello 2



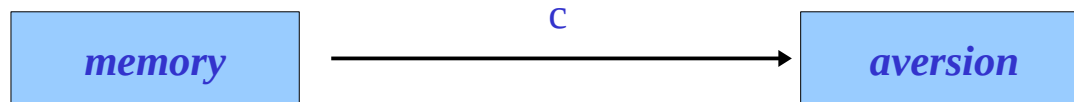
Esempio

- Consideriamo l'esempio visto ieri della campagna pubblicitaria.
- Una campagna pubblicitaria contro il fumo è stata testata chiedendo ai partecipanti di ricordare il maggior numero di spot della campagna (misura di esposizione) (*memory*), i rischi percepiti del fumo (*riskperception*), e l'avversione al fumo (*aversion*).

Quesito sul perchè

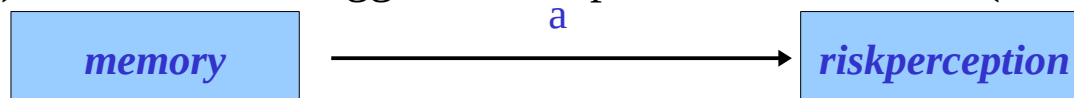
- Supponiamo di aver trovato una relazione tra *memory* e *aversion*.

Modello 1



- Possiamo domandarci **perché** *memory* abbia un effetto su *aversion*

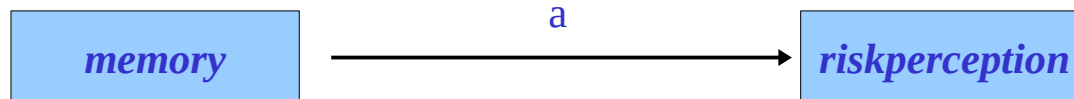
- Possiamo ipotizzare che coloro che sono stati più esposti alla campagna (alti punteggi di *memory*), abbiano una maggiore consapevolezza dei rischi (alta *riskperception*)



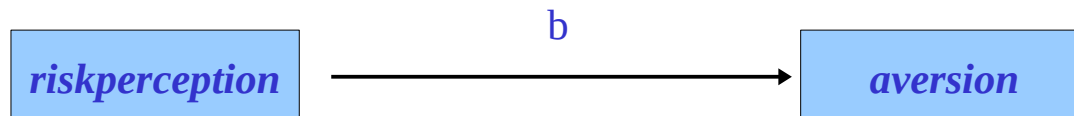
Quesito sul perchè

● Possiamo domandarci *perché* *memory* abbia un effetto su *aversion*

- Possiamo ipotizzare che coloro che sono stati più esposti alla campagna (alti punteggi di *memory*), abbiano una maggiore consapevolezza dei rischi (alta *riskperception*)

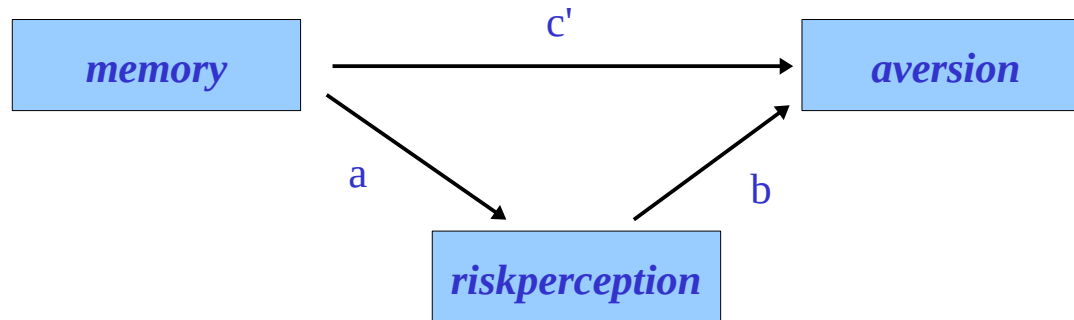


- E che avere maggiore consapevolezza dei rischi porti a maggiore avversione



Esempio

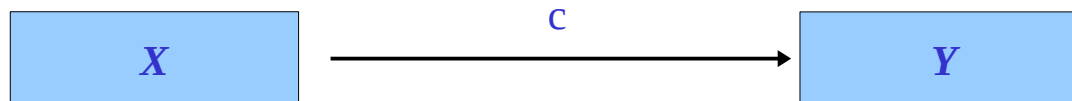
● E dunque, uno dei motivi per cui *memory* ha un effetto su *aversion*, è che *memory* influenza *risk perception*, e *risk perception* aumentano l'avversione (*aversion*)



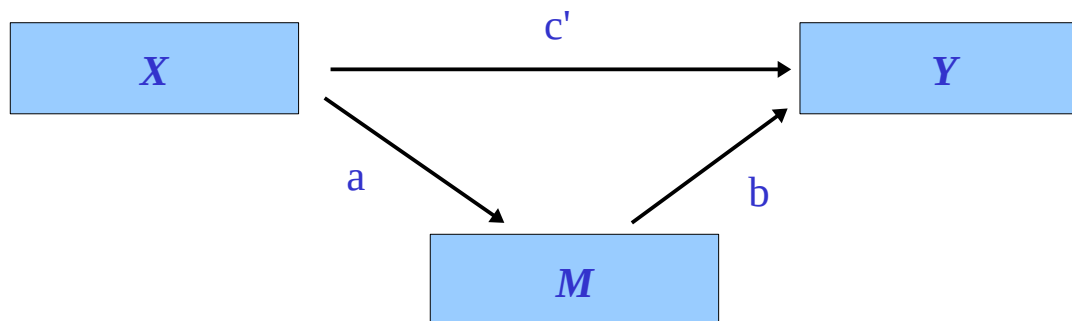
Modello di mediazione

- Il modello di mediazione (semplice) prevede che il **processo** per cui una variabile X ha un effetto su Y è descrivibile come segue: X ha un effetto su M , M ha un effetto su Y , e perciò X ha un effetto su Y per via dell'intervento di M .

Modello 1



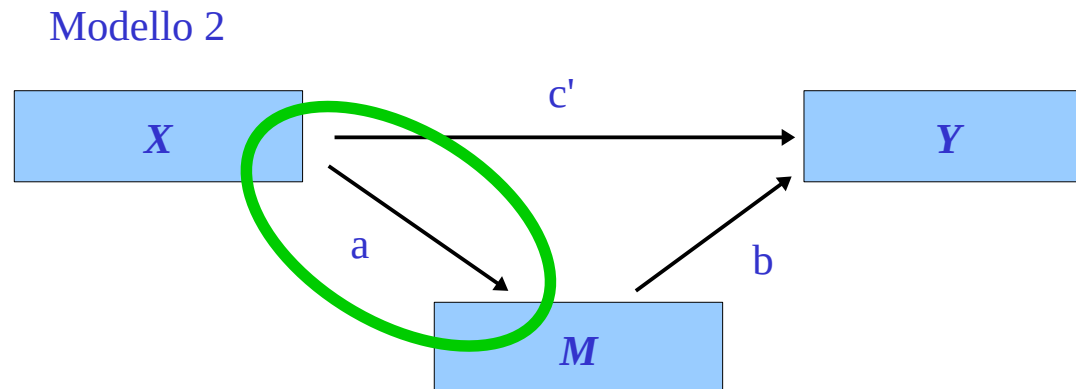
Modello 2



Caratteristiche del mediatore

● Il modello (logico) di mediazione regge se la variabile mediatore possiede alcune caratteristiche:

- **M deve poter essere causata (o almeno dipendere logicamente) da X**

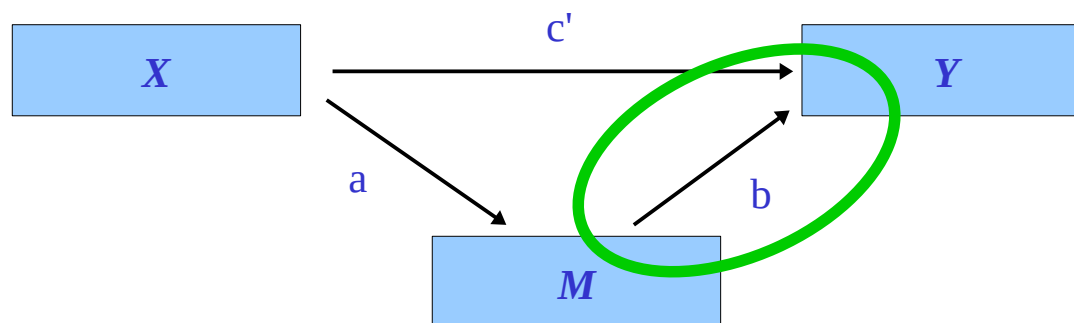


Caratteristiche del mediatore

● Il modello (logico) di mediazione regge se la variabile mediatore possiede alcune caratteristiche:

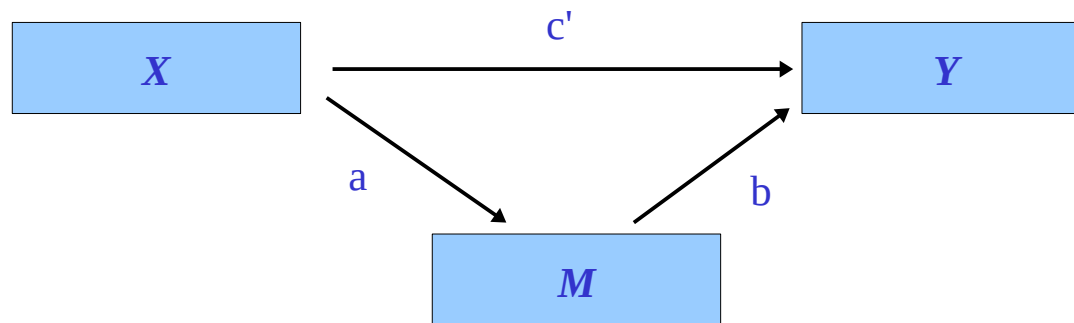
- **M deve poter causare (o almeno modificare logicamente) Y**
- **M deve poter causare Y indipendentemente da X**

Modello 2



Mediazione Statistica

- Se queste caratteristiche sono logicamente, possiamo stimare gli effetti mediante una serie di modelli lineari generali (regressioni) e **quantificare** il modello

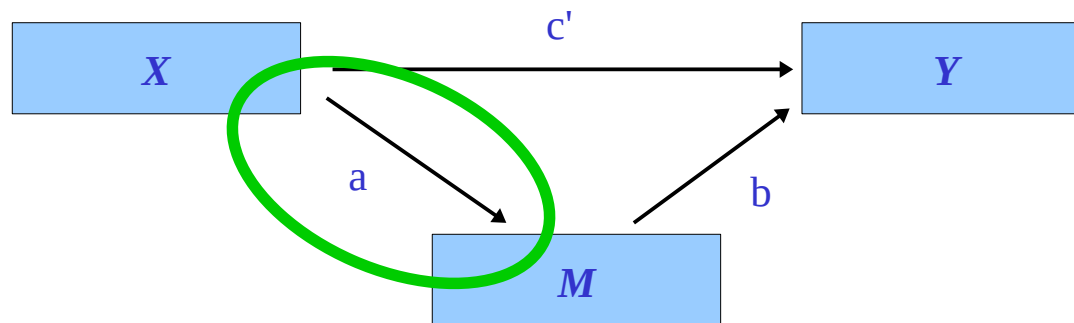


- La mediazione statistica stima e quantifica un modello di mediazione, ovviamente non è in grado di giustificarne la logica

Condizioni statistiche

● Il modello (statistico) di mediazione regge se si verificano le seguenti condizioni:

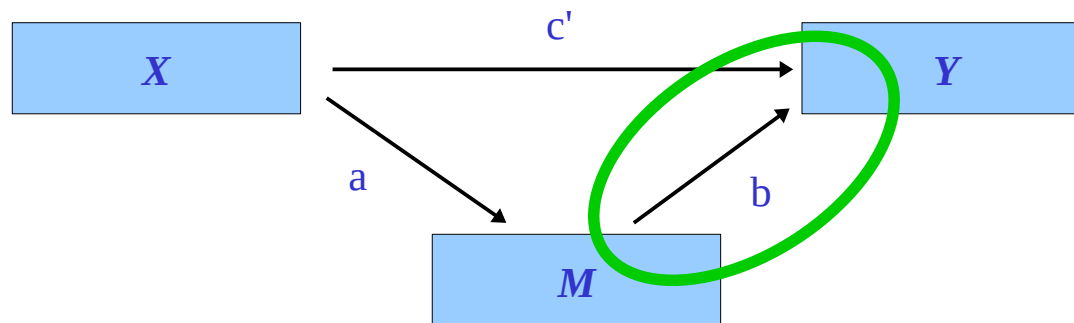
- **X esercita un effetto non nullo sulla variabile mediatore M**
 - L'effetto si ottiene con un regressione semplice con X come IV e Y come DV
 - Il coefficiente che si ottiene deve essere non nullo



Condizioni statistiche

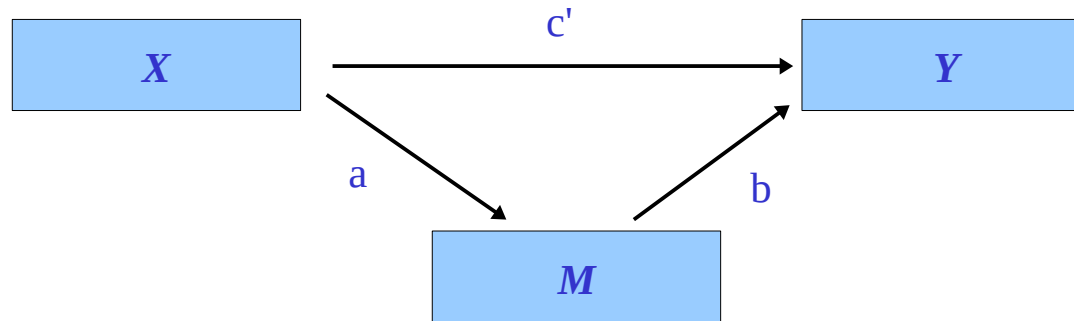
● Il modello (statistico) di mediazione regge se si verificano le seguenti condizioni:

- **M esercita un effetto non nullo su Y, indipendentemente da X**
 - L'effetto si ottiene con un regressione multipla con Y come DV e X e M come IV
 - Il coefficiente che si ottiene deve essere non nullo



L'effetto mediato

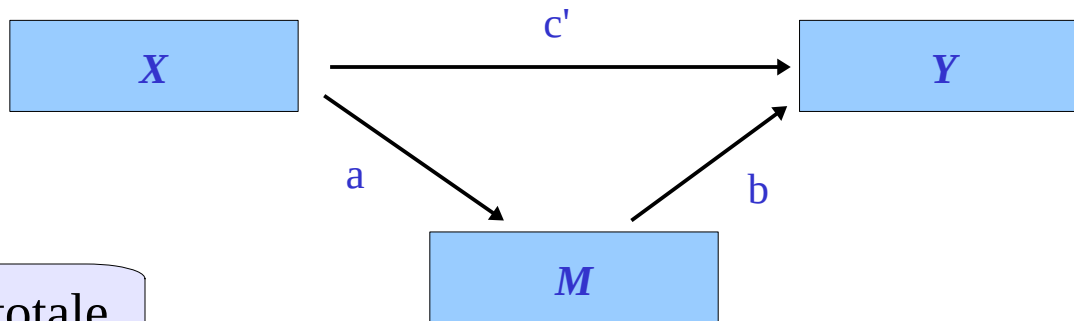
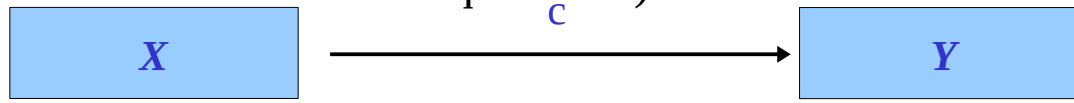
- L'effetto mediato da M rispetto all'effetto di X su Y sarà dato dal prodotto dei coefficienti relative alla parte mediazionale del modello



$$EM = a \cdot b$$

Decomposizione dell'effetto

- L'effetto totale (semplice) di X su Y viene decomposto in effetto mediato ed effetto diretto (o non mediato dal mediatore in questione)



Effetto totale

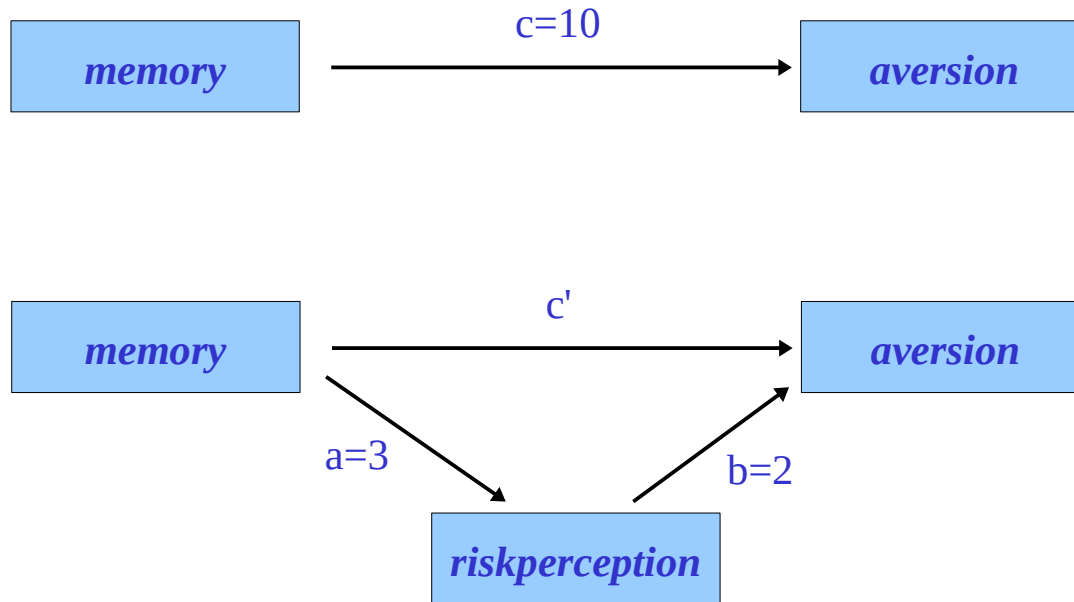
$$c = c' + a \cdot b$$

Effetto diretto

Effetto mediato

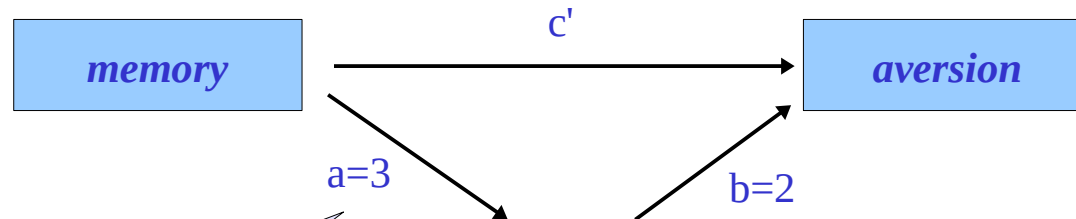
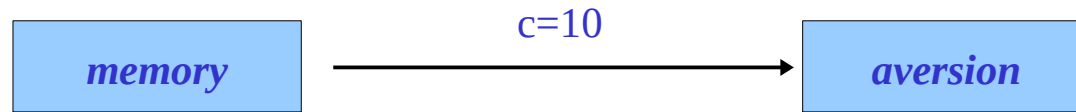
Esempio (dati inventati)

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



Muovendo memory di 1 unità, risk aumenta di 3 unità

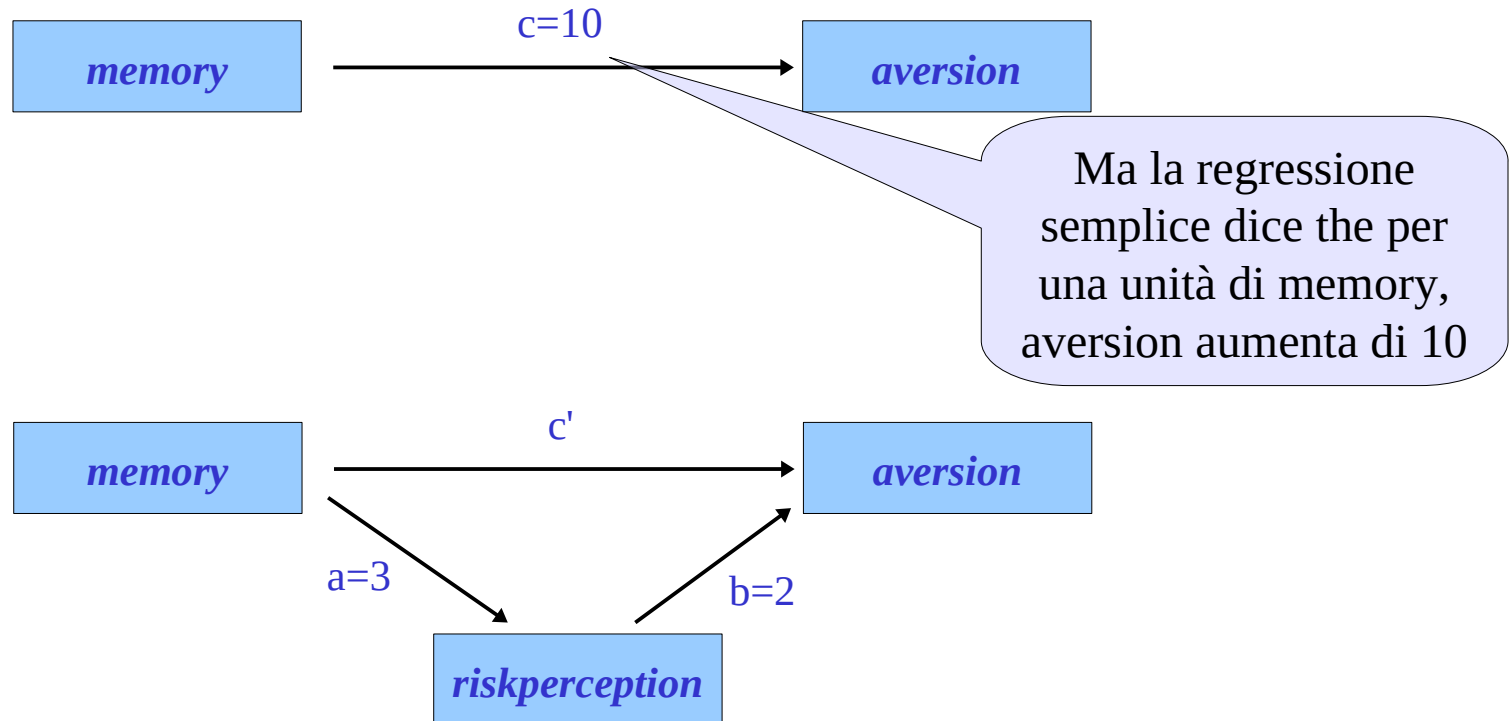
Aumento di 3

Per ogni unità di risk, aversion aumenta di 2

$$EM = a \cdot b = 3 * 2$$

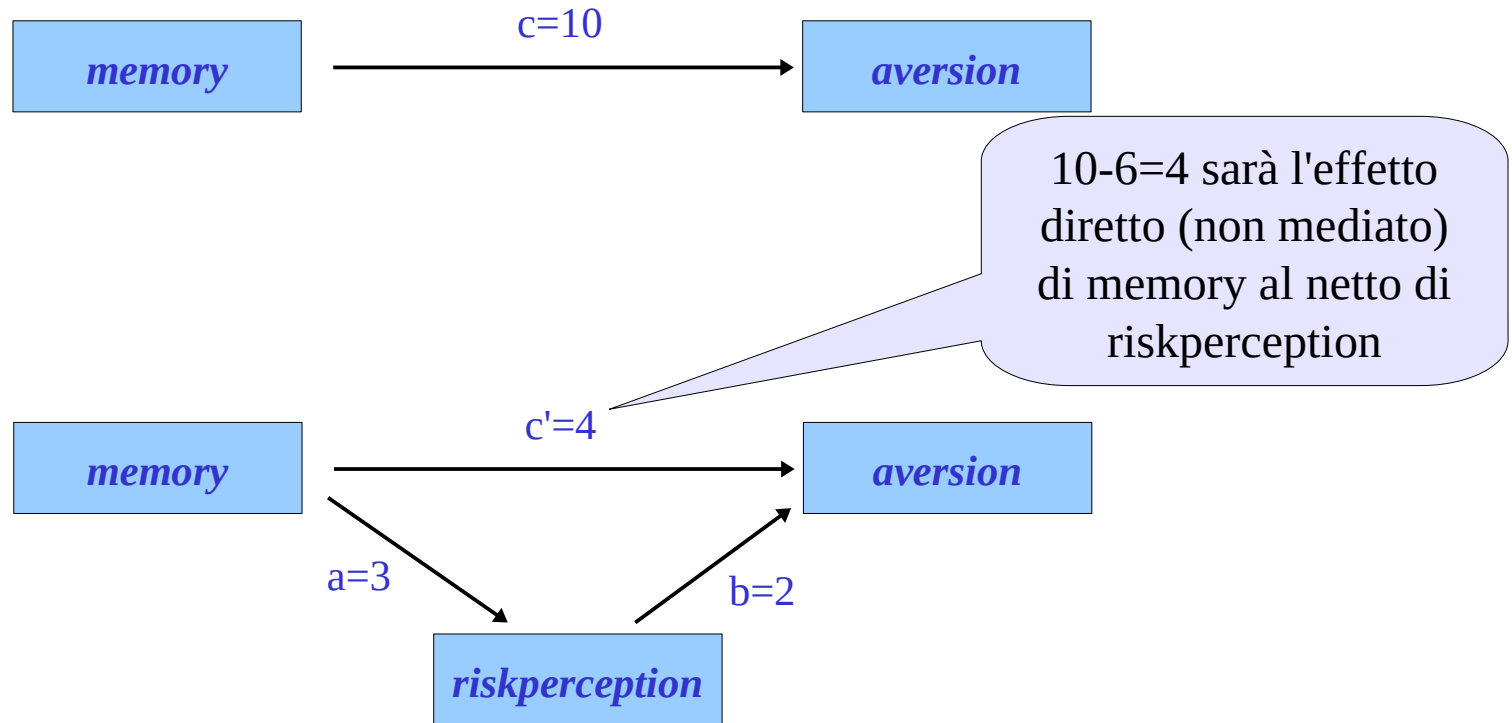
Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti

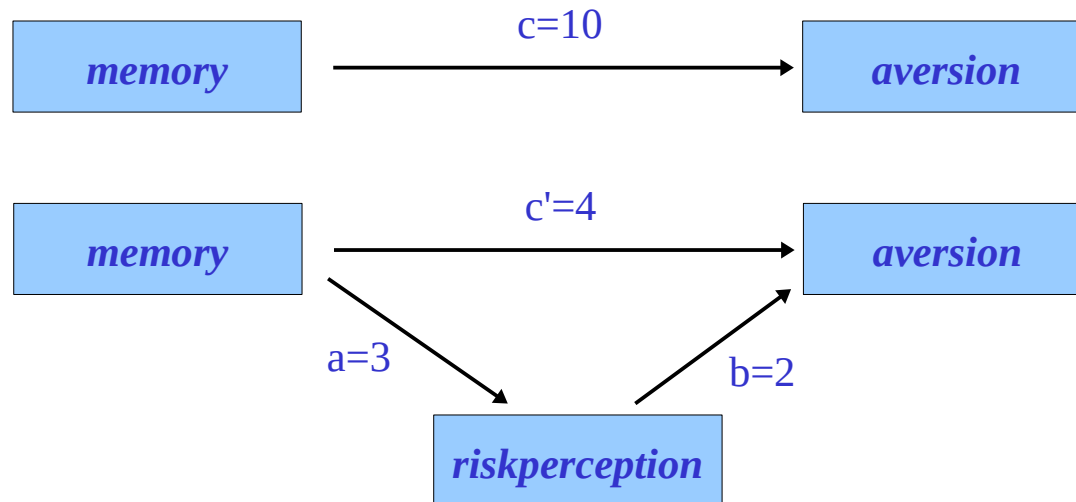


$$c = c' + a \cdot b = 4 + 3 \cdot 2 = 10$$

Riduzione dell'effetto

- Ciò implica che l'effetto diretto di X su Y sarà ridotto rispetto all'effetto totale, e sarà ridotto esattamente dell'effetto mediato

$$c - c' = a \cdot b$$



Effetto di mediazione

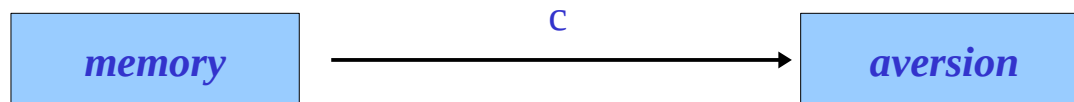
- Diremo che c'è un effetto mediato se il prodotto $a \cdot b$ è diverso da zero

$$a \cdot b \neq 0$$

- Vedremo che non è così semplice stabilirlo!

Esempio

- Partiamo dalla prima regressione, per stimare l'effetto totale

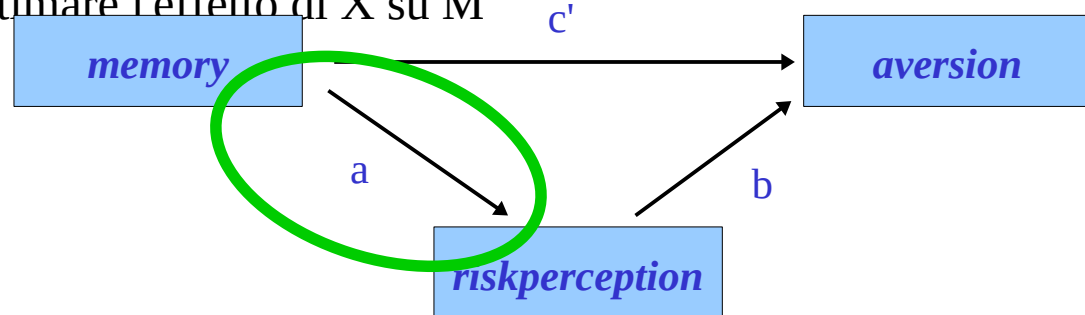


```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -99.973 -16.213  -1.817   13.050   97.395
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    25.943     11.697   -2.218  0.02887 *
## memory         9.933       3.639    2.730  0.00751 **
```

Effetto totale 9.93

Esempio

- Seconda regressione, per stimare l'effetto di X su M

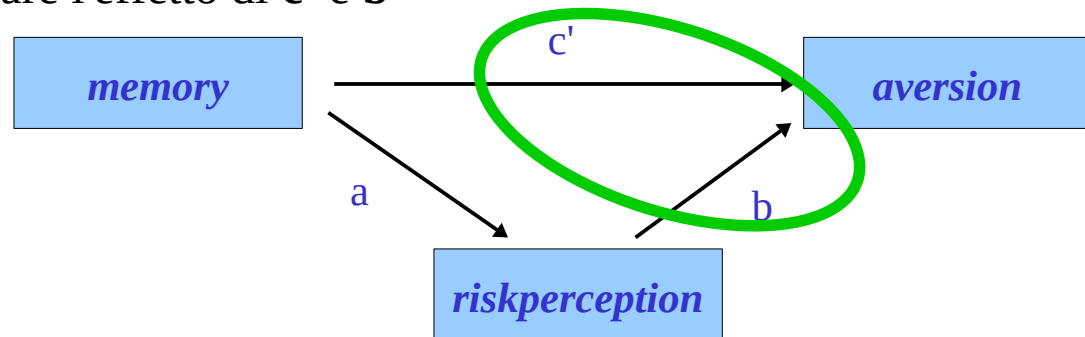


```
## Call:
## lm(formula = riskperception ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -40.313 -12.153  -0.719   10.278   51.016
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   33.115      7.006   4.727 7.64e-06 ***
## memory         5.522      2.179   2.534  0.0129 *
```

A=5.522

Esempio (dati veri)

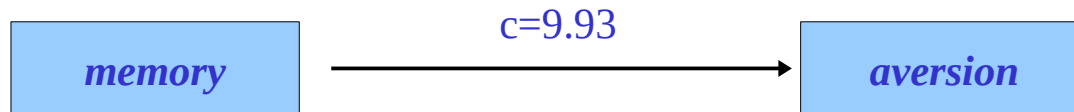
- Terza regressione, per stimare l'effetto di c' e b



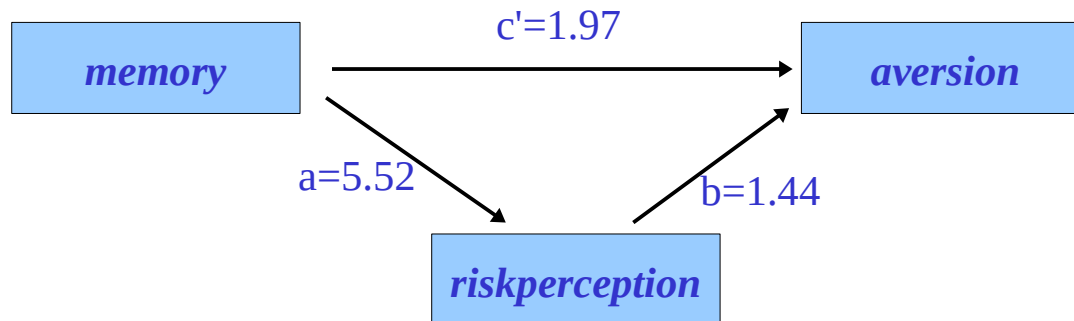
```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ riskperception + memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -64.489  -6.869   1.276   8.542  38.694
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -72.66753    6.57749  -11.200   <2e-16 ***
## riskperception  1.44118    0.08558   16.839   <2e-16 ***
## memory       1.97548    1.90592    1.036    0.303
## ---
```

Effetto mediato

- Sulla base dei risultati



$$EM = 9.93 - 1.97 = 7.96$$



$$EM = 5.52 \cdot 1.44 = 7.96$$

Effect size dell'effetto mediato

- Per riportare un effect size si può standardizzare le variabili e ottenere un effetto mediato standardizzato
- Oppure esprimere l'effetto mediato come proporzione (approssimata) dell'effetto totale

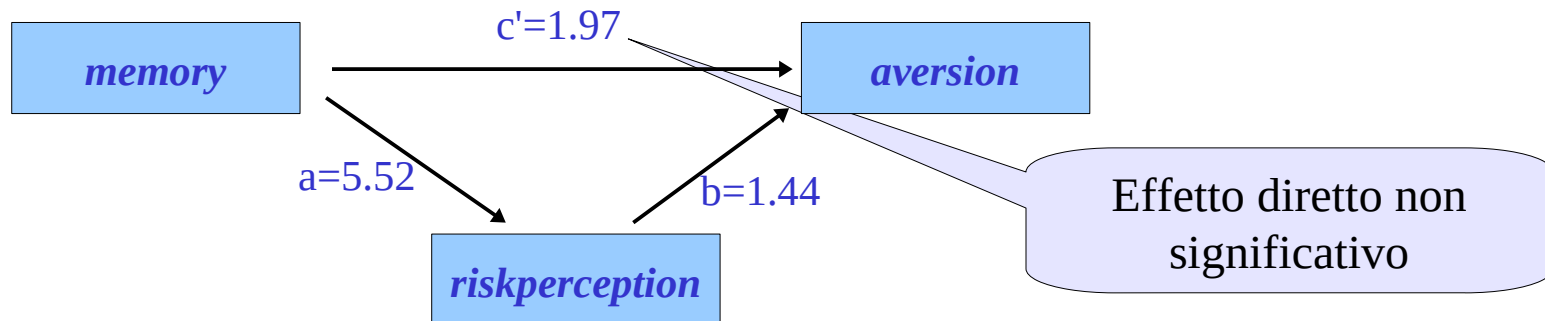
$$pEM = \frac{a \cdot b}{c}$$

$$pEM = \frac{7.96}{9.93} = .801$$

Circa l'80% dell'effetto di *memory* su *aversion* è mediato da *risk*

Mediazione parziale o totale

- Alcuni autori parlano di **mediazione parziale** quanto c' è comunque significativo
- E di mediazione totale quando c' non è significativo.
- Sono concetti desueti da evitare. Meglio parlare di proporzione di effetto mediato



Significatività!

- Per decidere se il nostro effetto mediato dobbiamo operare un test inferenziale su $a*b$
- Vi sono molti test, tra cui il [Sobel Test](#), [Aroian test](#), [Goodman test](#), che si differenziano nel come stimano l'errore standard
- Sappiamo però che questi test possono essere distorti, in quanto si basano sull'assunzione che il prodotto $a*b$ sia distribuito [normale](#) o [t di Student](#), che in realtà non lo è
- Un'alternativa valida è usare il metodo bootstrap

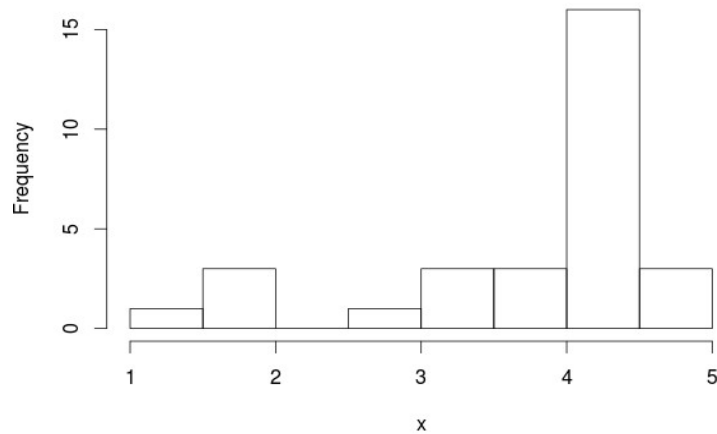
Logica Bootstrap

Campione originale

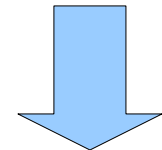
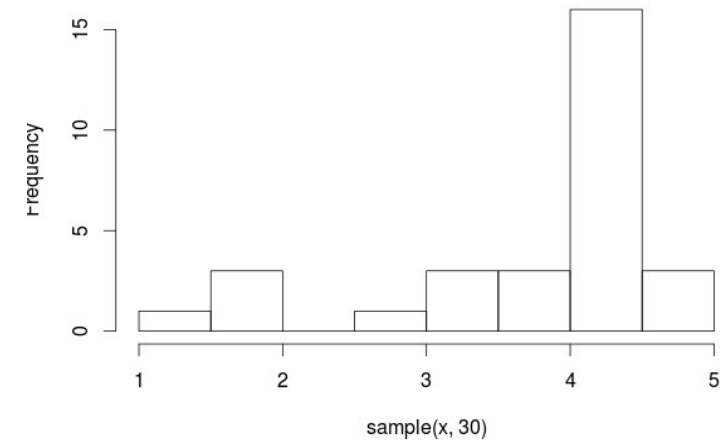
Campiona con reiserimento

Bootstrap sample

Histogram of x



Histogram of sample(x, 30)

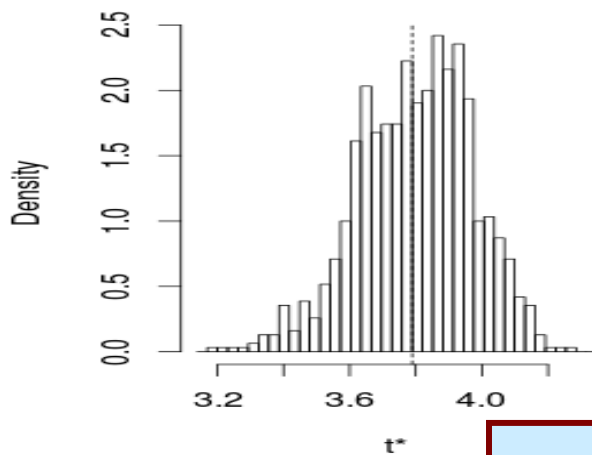


Ricampiona



Calcola il coefficiente di
interesse

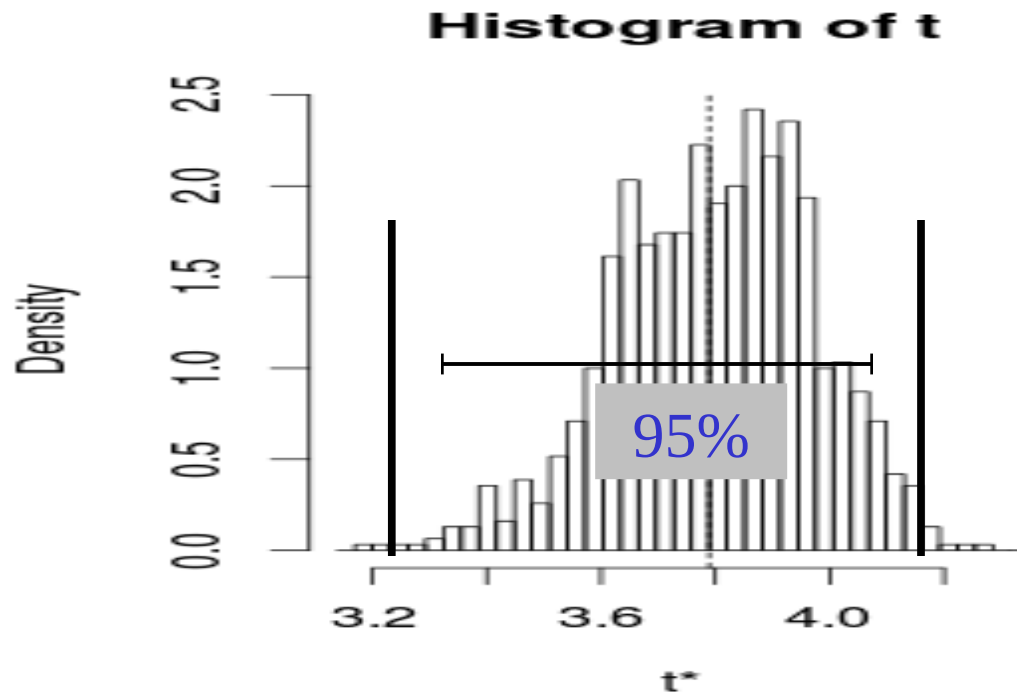
Histogram of t



Otteni una distribuzione dei
coefficienti perturbati casualmente

Stabilire la significatività

Calcola l'intervallo di confidenza



Significatività!

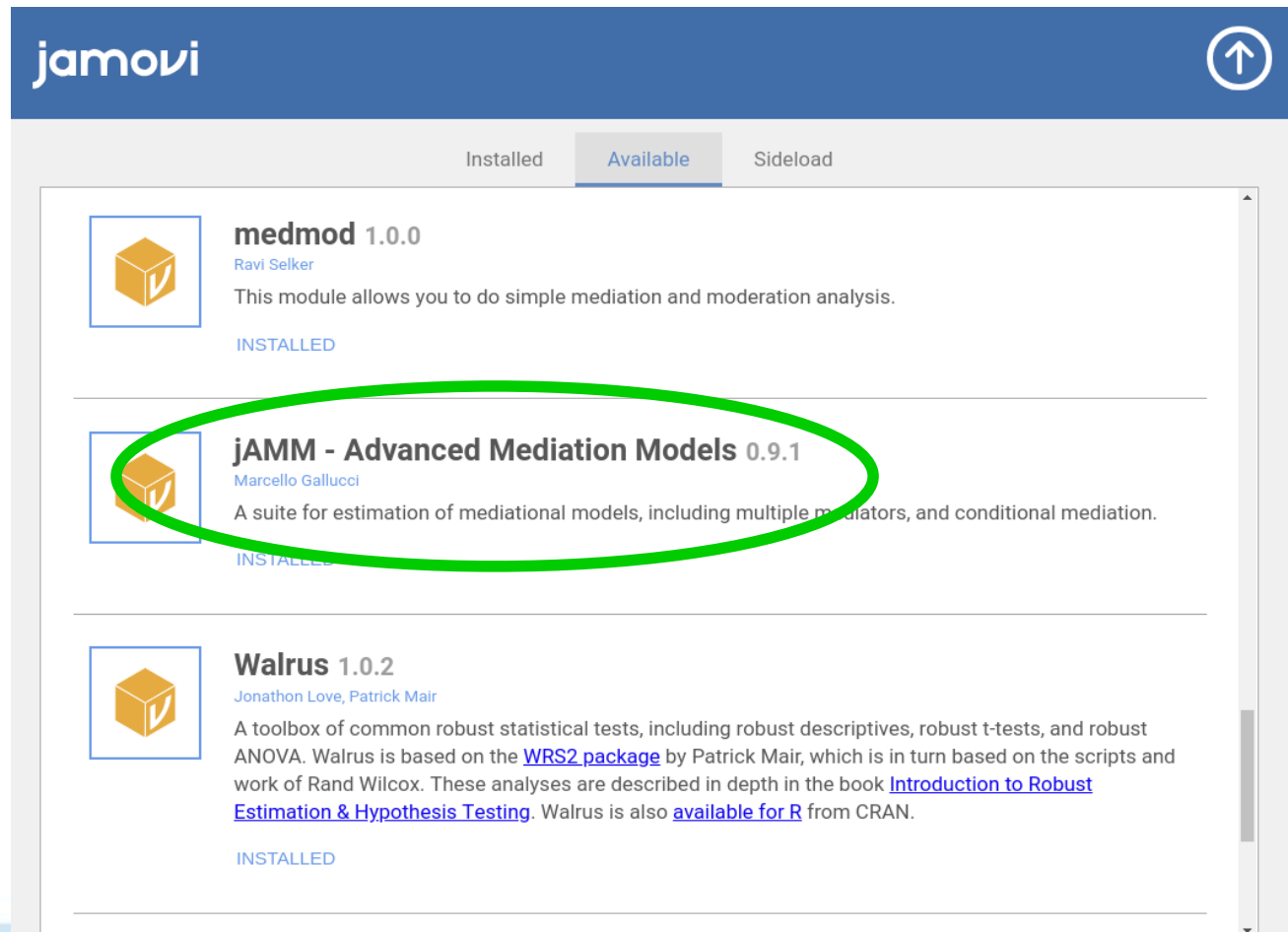
- Per decidere se il nostro effetto mediato otterremo un intervallo di confidenza del prodotto $a*b$
- Se l'intervallo contiene zero diremo che l'effetto non è significativo
- Se l'intervallo non contiene zero, diremo che è significativo

Significatività!

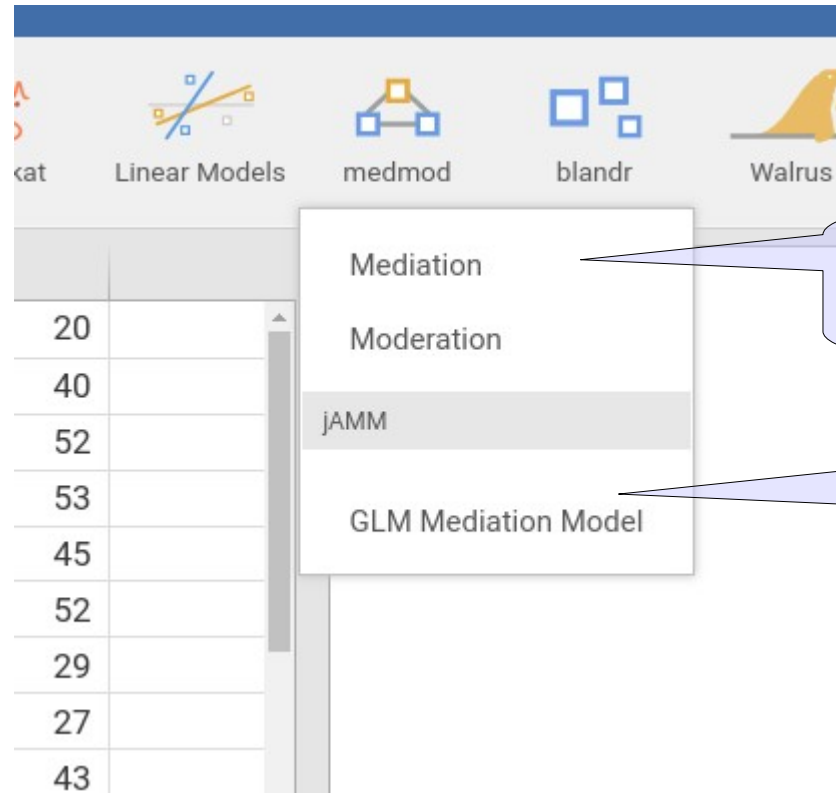
● Esistono molti modi per calcolare gli intervalli di confidenza:

- "asympt" → calcola l'intervallo assumendo una distribuzione normale. [Sobel](#) o [Goodman test](#) (z-test)
- "bca" → metodo bootstrap, con bias correction
- "perc" → metodo bootstrap dei percentili (consigliato)

- Jamovi offre un modulo che consente di stimare qualunque modello di mediazione, dal più semplice al più complesso



● GLM mediation model





Modulo alternativo ma molto limitato


Modulo per mediazioni in generale

- Semplicemente definiamo il ruolo delle variabili

GLM Mediation Model





 imaging

 age



→

Dependent Variable

 aversion 


→

Mediators

 riskperception 



→

Factors



→

Covariates

 memory 

- Il software determina il modello da stimare e lo indica in una tabella informativa

Models Info

Mediators Models

m1 riskperception ~ memory

Full Model

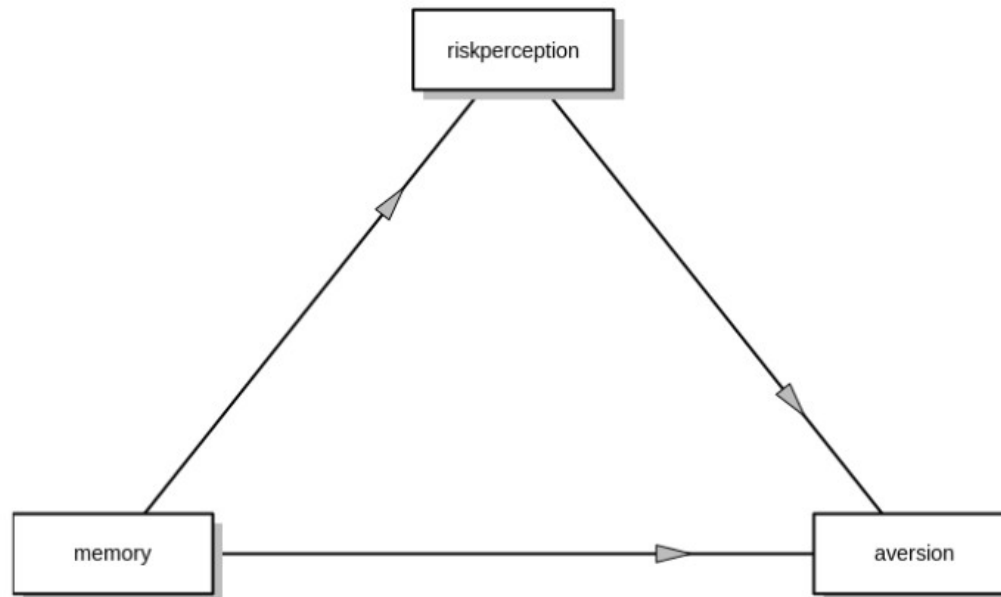
m2 aversion ~ riskperception + memory

Indirect Effects

IE 1 memory \Rightarrow riskperception \Rightarrow aversion

- E produce il path diagram corrispondente al modello richiesto

Conceptual Diagram



- E stima tutti i coefficienti necessari

Mediation

Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		β	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	memory \Rightarrow riskperception \Rightarrow aversion	7.96	3.14	1.80	14.12	0.2130	2.53	0.011
Direct	memory \Rightarrow aversion	1.98	1.88	-1.70	5.65	0.0529	1.05	0.293
Total	memory \Rightarrow aversion	9.93	3.60	2.87	16.99	0.2658	2.76	0.006

Note. (a) Confidence intervals computed with method: Standard (Delta method)

“Indirect” significa
“mediato”

P-values e C.I. sono
calcolati con il metodo
standard, simile al
Sobel test

- jAMM usa “R lavaan” per stimare i componenti

● E' possibile chiedere anche il p-value e gli intervalli di confidenza con il metodo bootstrap

▼ | Mediation options

Confidence Intervals

☐ Standard

☐ Bootstrap (BC)

☒ Bootstrap (Percent)

☐ Bootstrap (Normal)

☐ None

Interval

%

Bootstrap Rep.

Display in tables

☐ IE Components

☒ β

Path model

☒ Suggested paths

- E' possibile chiedere anche il p-value e gli intervalli di confidenza con il metodo bootstrap

Mediation

Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		β	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	memory \Rightarrow riskperception \Rightarrow aversion	7.96	3.42	2.07	15.64	0.2130	2.33	0.020
Direct	memory \Rightarrow aversion	1.98	1.75	-1.32	5.80	0.0529	1.13	0.259
Total	memory \Rightarrow aversion	9.93	3.60	2.87	16.99	0.2658	2.76	0.006

Note. (a) Confidence intervals computed with method: Bootstrap percentiles

Bootstrap "Percent" è
il metodo prescelto
nelle opzioni

Jamovi jAMM

- Possiamo anche chiedere di produrre le componenti del modello, cioè i singoli coefficienti

Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		β	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	memory \Rightarrow riskperception \Rightarrow aversion	7.96	3.368	1.73	14.95	0.2130	2.36	0.018
Component	memory \Rightarrow riskperception	5.52	2.274	1.22	10.37	0.2479	2.43	0.015
	riskperception \Rightarrow aversion	1.44	0.114	1.22	1.65	0.8590	12.64	< .001
Direct	memory \Rightarrow aversion	1.98	1.748	-1.60	5.47	0.0529	1.13	0.258
Total	memory \Rightarrow aversion	9.93	3.602	2.87	16.99	0.2658	2.76	0.006

Note. (a) Confidence intervals computed with method: Bootstrap percentiles

Coefficienti **a** e **b**

Esempio con SPSS

- Anche in SPSS è possibile installare un modulo aggiuntivo, chiamato PROCESS, che facilita la stima dei parametri del modello di mediazione
- Non è molto intuitivo
- Bisogna comunque capire cosa si sta facendo

Bootstrap Process

PROCESS Procedure for SPSS, written by Andrew F. Hayes (www.afhayes.com)

Data File Variables

- imaging
- age

Model Number

4

Bootstrapping for indirect effects

Bootstrap Samples

5000

Bootstrap CI method

☐ Percentile

☒ Bias Corrected

Confidence level for confidence intervals

95%

Covariate(s) in model(s) of...

☒ ...both M and Y

☐ ...M only

☐ ...Y only

Outcome Variable (Y)

aversion

Independent Variable (X)

memory

M Variable(s)

riskperception

Covariate(s)

Proposed Moderator W

Proposed Moderator Z

Proposed Moderator V

Proposed Moderator Q

About

Options

Conditioning

Multicategorical

Long names

Copyright 2016 by Andrew F. Hayes

Do not use the PASTE button.

OK **Paste** **Reset** **Cancel** **Help**

Bootstrap

- Si ottiene l'output di tutte le regressioni e gli effetti indiretti con gli intervalli di confidenza bootstrap

***** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS *****

Direct effect of X on Y

Effect	SE	t	p	LLCI	ULCI
1.9755	1.9059	1.0365	.3025	-1.8072	5.7582

Indirect effect of X on Y

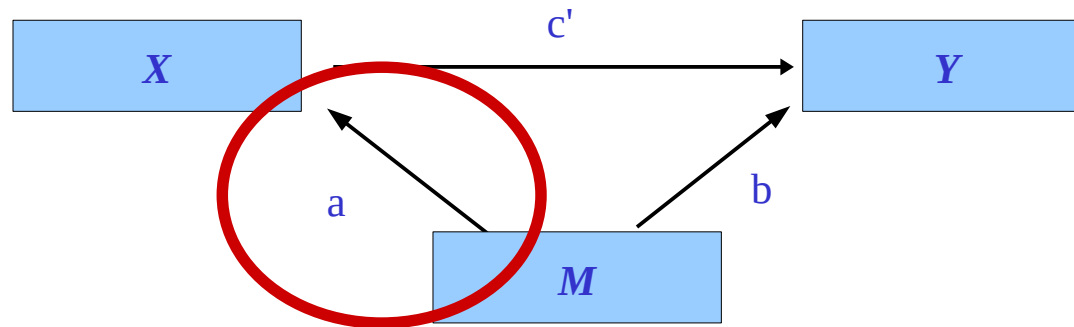
	Effect	Boot SE	BootLLCI	BootULCI
risk	7.9576	3.4260	1.7802	15.5038

Adeguatezza strutturale

- Bisogna notare che la stima del modello non garantisce che la struttura sia corretta dal punto di vista logico e causale
- Ci sono infatti dei modelli alternativi alla mediazione che potrebbero spiegare i dati altrettanto bene
 - **Confounder** model
 - **Collider** model

Confounder model

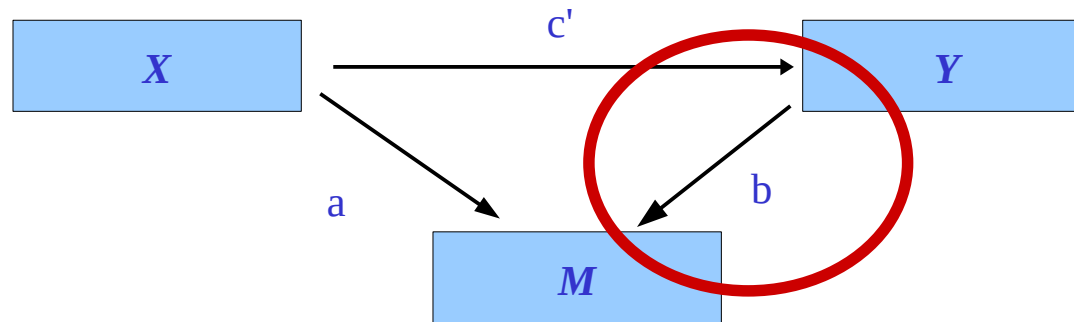
- Una terza variabile interveniente è un confounder se causa sia X che Y



- Se noi stimiamo un modello $X \rightarrow M \rightarrow Y$, stiamo rappresentando non correttamente la struttura relazionale delle variabili, a parità di coefficienti
- Manipolando sperimentalmente X or lavorando su dati longitudinali può risolvere il problema

Collider effect

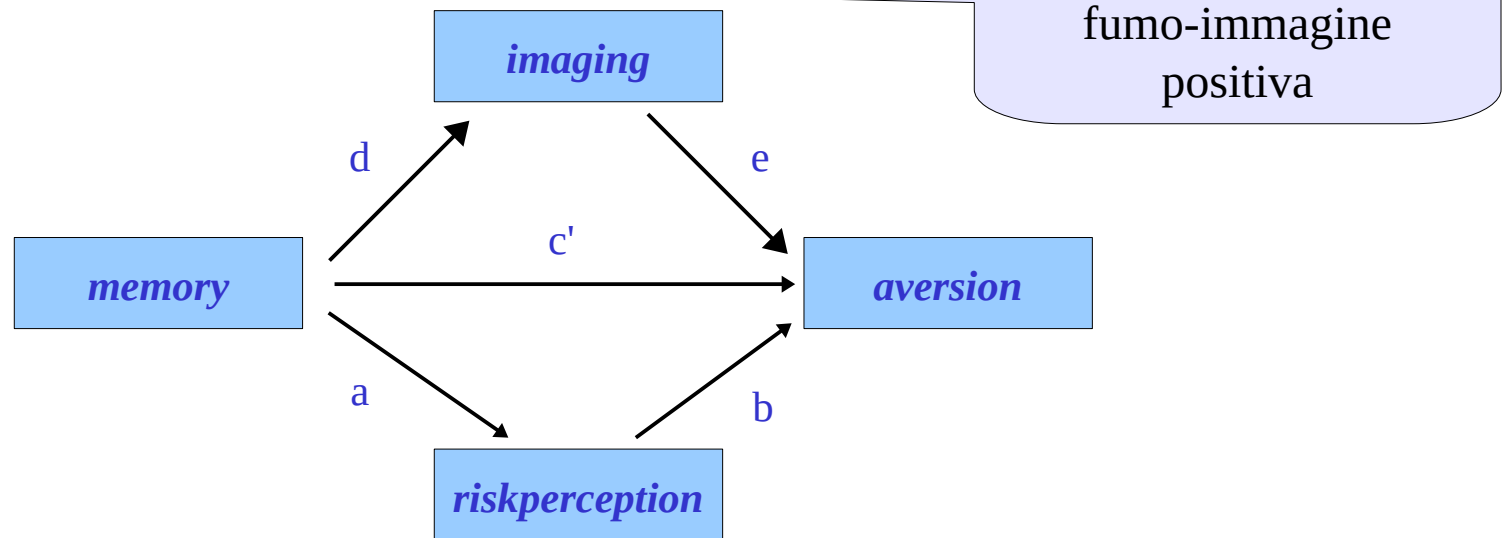
- Una terza variabile interveniente è un collider se è causata sia da X che da Y



- Se noi stimiamo un modello $X \rightarrow M \rightarrow Y$, stiamo rappresentando non correttamente la struttura relazionale delle variabili, a parità di coefficienti
- Manipolando sperimentalmente X or lavorando su dati longitudinali può risolvere il problema

Mediazione multipla

- E' possibile estendere il modello di mediazione a più di un mediatore!



$$EM_{risk} = a \cdot b$$

$$EM_{imag} = d \cdot e$$

$$EM_{tot} = a \cdot b + d \cdot e$$

Esempio con jamovi jAMM

- In jamovi jAMM aggiungiamo una ulteriore variabile nel ruolo di mediatore

GLM Mediation Model

age

Dependent Variable

→ aversion

Mediators

→ riskperception
imaging

Factors

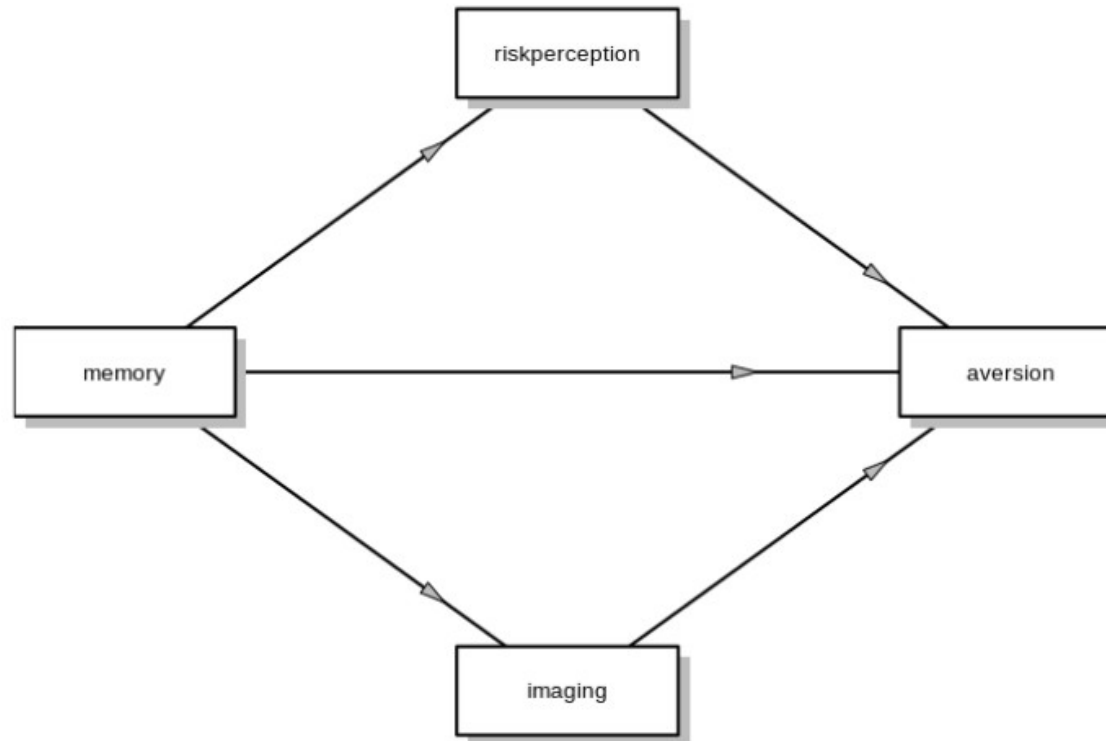
→

Covariates

→ memory

Jamovi jAMM

- Il path diagram si aggiorna di conseguenza



- E si aggiornano le stime dei parametri

Mediation

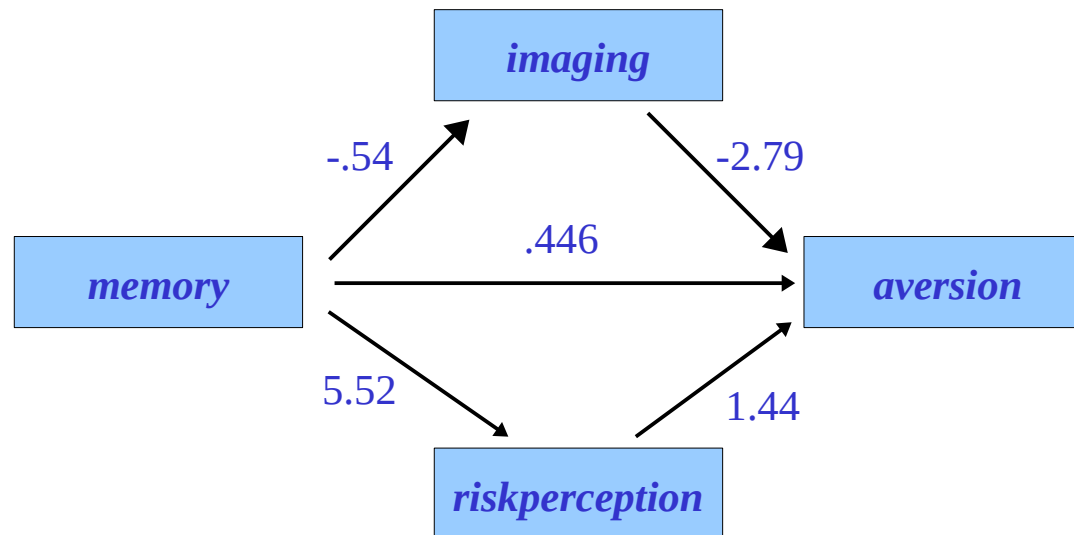
Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		β	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	memory \Rightarrow riskperception \Rightarrow aversion	7.962	3.1433	1.8012	14.123	0.2130	2.533	0.01
	memory \Rightarrow imaging \Rightarrow aversion	1.525	0.7422	0.0707	2.980	0.0408	2.055	0.04
Component	memory \Rightarrow riskperception	5.522	2.1574	1.2932	9.750	0.2479	2.559	0.01
	riskperception \Rightarrow aversion	1.442	0.0815	1.2822	1.602	0.8591	17.686	< .00
	memory \Rightarrow imaging	-0.547	0.1655	-0.8710	-0.222	-0.3137	-3.304	< .00
	imaging \Rightarrow aversion	-2.790	1.0630	-4.8737	-0.707	-0.1301	-2.625	0.00
Direct	memory \Rightarrow aversion	0.446	1.9063	-3.2906	4.182	0.0119	0.234	0.81
Total	memory \Rightarrow aversion	9.933	3.6019	2.8734	16.993	0.2658	2.758	0.00

Note. (a) Confidence intervals computed with method: Standard (Delta method)

Mediazione multipla

- E' possibile estendere il modello di mediazione a più di un mediatore!



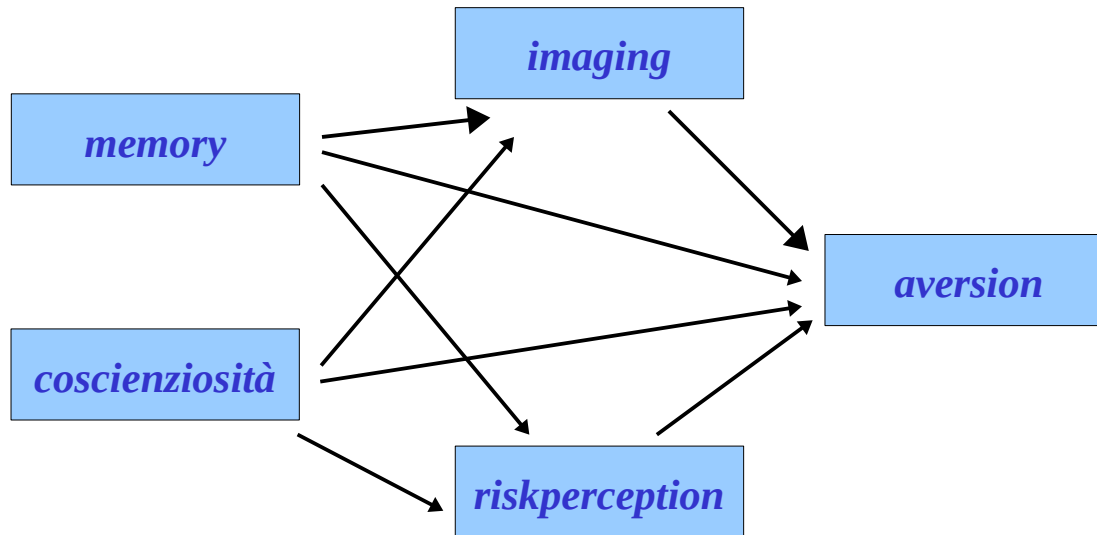
$$EM_{risk} = 7.96$$

$$EM_{imag} = 1.52$$

$$EM_{tot} = 9.48$$

Path analysis

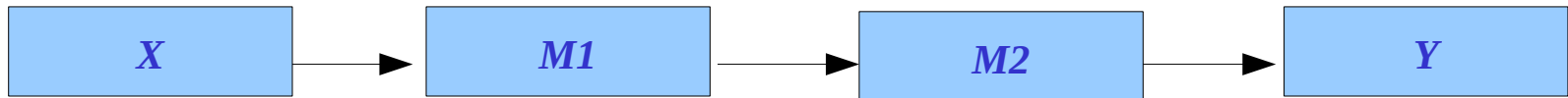
- Che può essere esteso facilmente



- Una regressione per ogni variabile che riceve una freccia
- DV riceve la freccia, IV mandano la freccia
- L'effetto mediato è sempre il prodotto tra path IV → Med e Med → DV

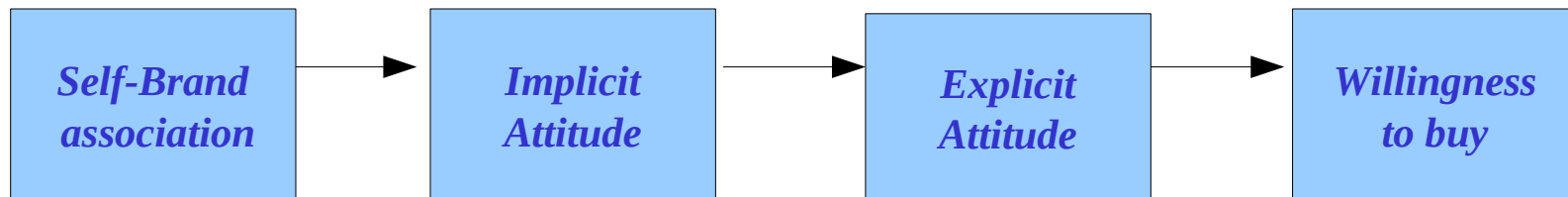
Mediazione sequenziale

- Possiamo immaginare modelli di mediazione in cui i mediatori sono legati in una catena causale



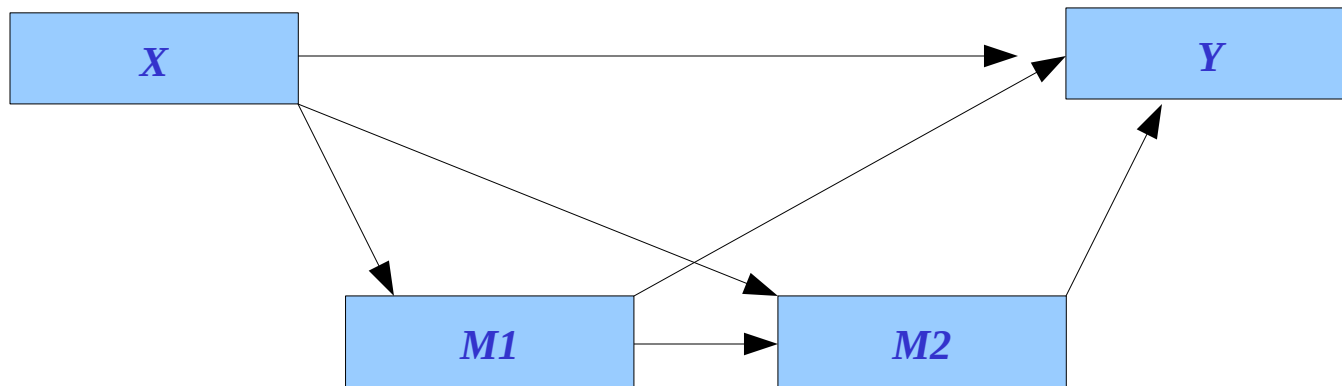
Mediazione sequenziale

- In questo esempio abbiamo che l'associazione tra sè e una marca di un prodotto è mediato dall'atteggiamento implicito, che a sua volta è mediato da quello esplicito*



Mediazione sequenziale

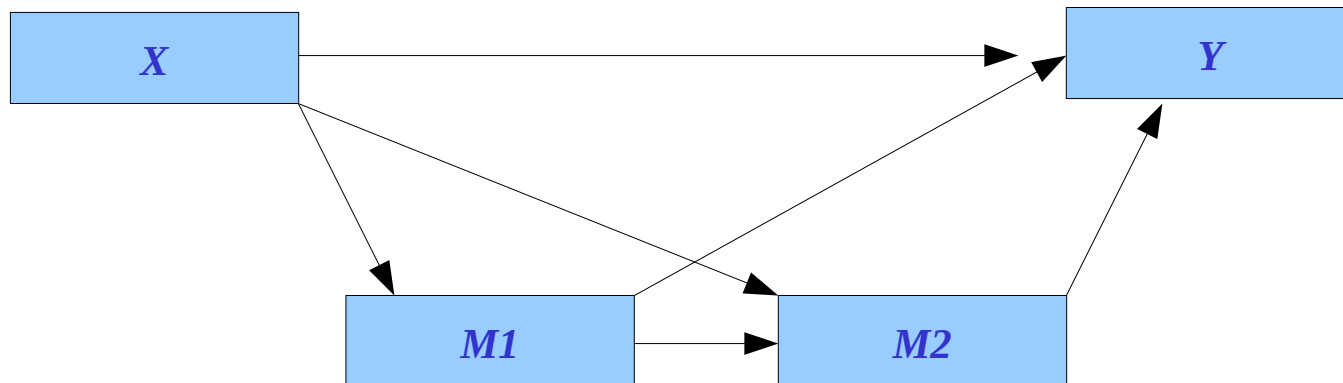
- Teoricamente, il modello sequenziale aggiunge un sottomodello semplice per ogni possibile mediatore



- In pratica, stimiamo ogni componente con una opportuna regressione

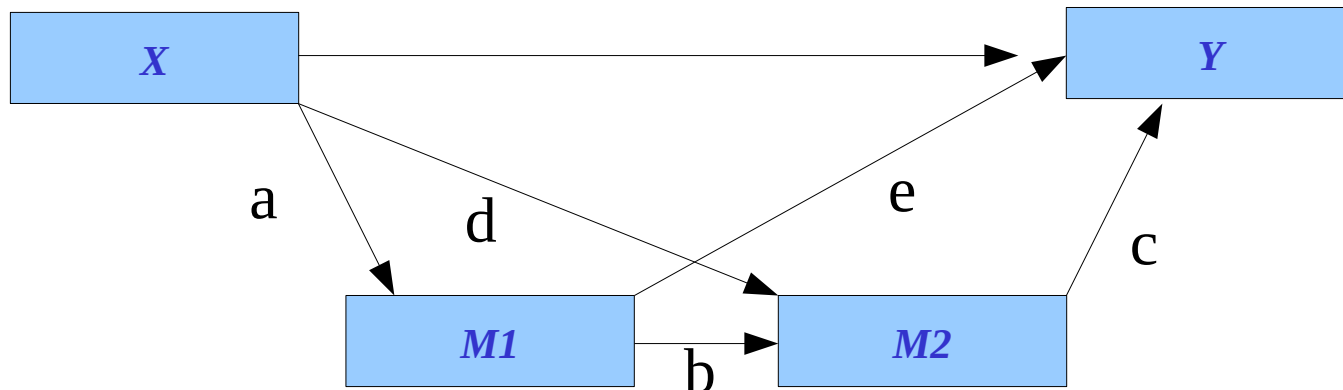
Mediazione sequenziale

- Faremo una regressione per ogni variabile che riceve una freccia
- In ogni regressione, la variabile che riceve almeno una freccia funge da dipendente e le variabili che mandano le frecce da indipendenti



Effetto mediato

- Gli effetti mediati si ottengono moltiplicando le componenti lungo il percorso che lega X a Y
 - X su Y attraverso M1 e M2: $a*b*c$
 - X su Y attraverso M1 tenendo costante M2: $a*e$
 - X su Y attraverso M2 tenendo costante M1: $d*c$



jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- In jAMM module, setteremo i ruoli delle variabili come nella mediazione multipla, ma aggiungiamo un mediatore come predittore dell'altro

Aggiungo IA come predittore di EA

GLM Mediation Model

Dependent Variable: WtB

Mediators: EA, IA

Factors:

Covariates: SA

Mediators Models

SA
EA
IA

Models for mediators

Mediator = EA
SA
IA

Mediator = IA
SA



jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- In jAMM module, setteremo i ruoli delle variabili come nella mediazione multipla, ma aggiungiamo un mediatore come predittore dell'altro

The screenshot displays the 'Mediators Models' section in the jamovi jAMM module. On the left, a list of variables includes SA, IA (highlighted), and EA. In the center, there are two arrows: a single arrow (→) and a double arrow (→ v). On the right, under 'Models for mediators', two models are defined: 'Mediator = IA' with SA as the predictor, and 'Mediator = EA' with SA and IA as predictors. A callout bubble points to the IA variable in the 'Mediator = EA' model, stating: 'Aggiungo IA come predittore di EA'.

Mediators Models

SA
IA
EA

→
→ v

Models for mediators

Mediator = IA

SA

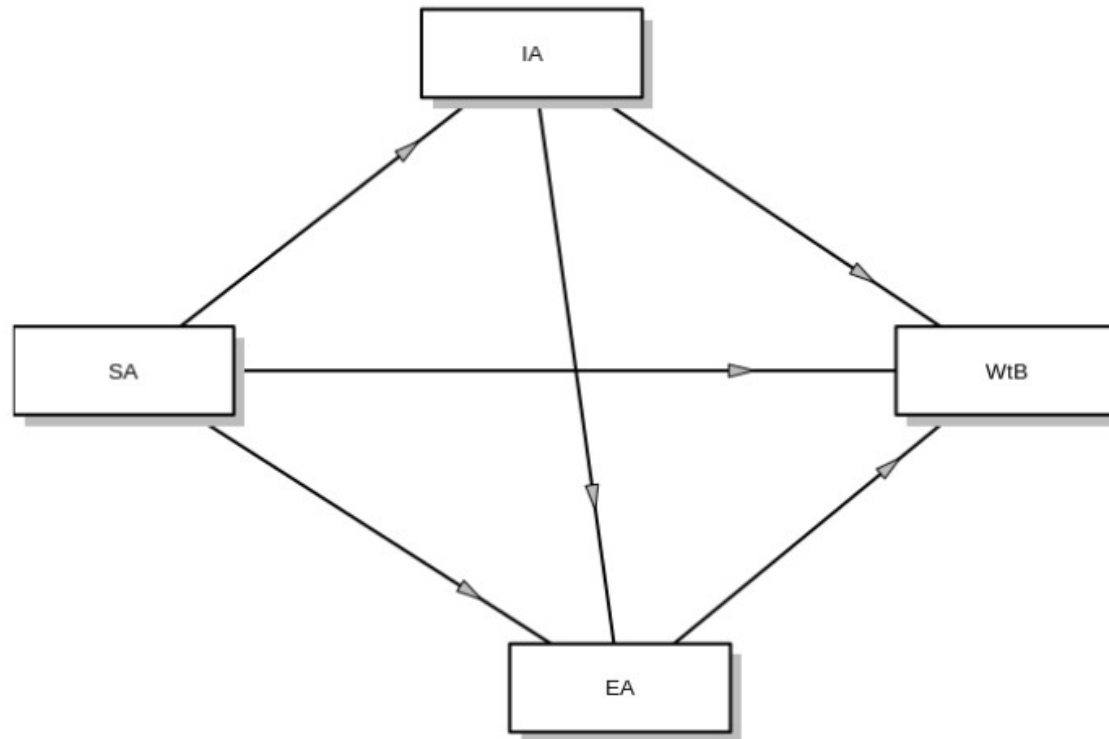
Mediator = EA

SA
IA

Aggiungo IA come predittore di EA

jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- Il path diagram si aggiorna automaticamente



jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- Regressioni stimate dal software

Models Info

Mediators Models

m1	$IA \sim SA$
m2	$EA \sim SA + IA$

Full Model

m3	$WtB \sim IA + EA + SA$
----	-------------------------

Indirect Effects

IE 1	$SA \Rightarrow IA \Rightarrow WtB$
IE 2	$SA \Rightarrow EA \Rightarrow WtB$
IE 3	$SA \Rightarrow IA \Rightarrow EA \Rightarrow WtB$

jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

● risultati

Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		β	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	SA \Rightarrow IA \Rightarrow WtB	0.00260	0.0242	-0.0448	0.0500	0.00260	0.107	0.914
	SA \Rightarrow EA \Rightarrow WtB	0.04298	0.0612	-0.0769	0.1628	0.04298	0.703	0.482
	SA \Rightarrow IA \Rightarrow EA \Rightarrow WtB	0.07793	0.0298	0.0195	0.1363	0.07792	2.615	0.009
Component	SA \Rightarrow IA	0.32488	0.0863	0.1556	0.4941	0.32485	3.763	< .001
	IA \Rightarrow WtB	0.00799	0.0744	-0.1379	0.1539	0.00799	0.107	0.914
	SA \Rightarrow EA	0.06301	0.0894	-0.1122	0.2382	0.06300	0.705	0.481
	EA \Rightarrow WtB	0.68213	0.0715	0.5420	0.8223	0.68210	9.538	< .001
	IA \Rightarrow EA	0.35165	0.0894	0.1764	0.5269	0.35165	3.933	< .001
Direct	SA \Rightarrow WtB	0.01561	0.0702	-0.1220	0.1532	0.01561	0.222	0.824
Total	SA \Rightarrow WtB	0.13912	0.0908	-0.0388	0.3171	0.13911	1.532	0.125

Note. (a) Confidence intervals computed with method: Standard (Delta method)

Mediazione con variabili indipendenti categoriche

Mediazione con VI categoriche

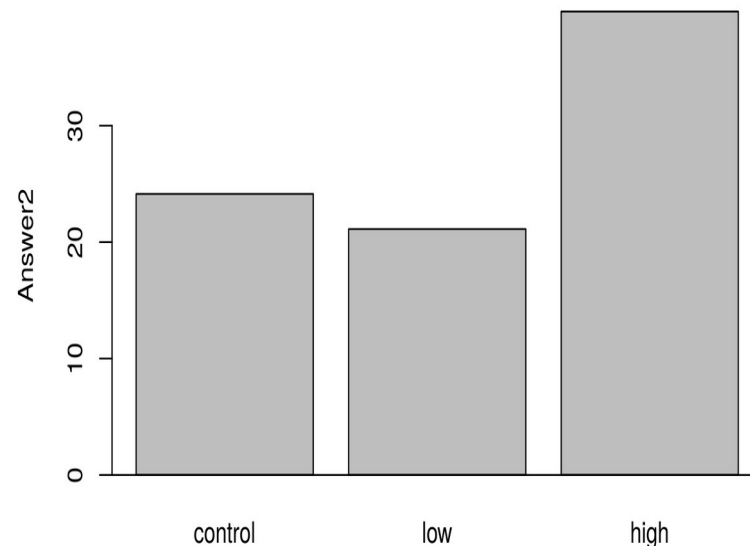
- Abbiamo visto che le variabile categoriche si inseriscono nel GLM come dummy (0_vs_1)
- Ogni dummy ha un suo coefficiente di regressione, che mostra la differenza media tra il reference group e il gruppo con dummy=1
- Dunque possiamo stimare la mediazione come se le dummies fossero semplicemente delle variabile categoriche multiple.

Più di due categorie

- Quando si hanno più di due categorie, si rappresentano le variabili mediante una serie di **dummy variables**
- Una dummy è una variabile dicotomica
- Consideriamo un esempio come il precedente, ma con tre gruppi: Ancora bassa, Ancora alta, e no Ancora

Medie per gruppo

##	0	1	2
##	24.14	21.12	39.80



Più di due categorie

- L'informazione contenuta in una variabile nominale ($K > 2$) può essere rappresentata da un numero $K-1$ variabili dicotomiche
- $K-1$ variabili dicotomiche è il numero minore di dicotomiche in grado di rappresentare i gruppi

Queste variabili sono dette dummies

Possiamo distinguere i gruppi? Gruppi: Control, Low, High

Variabile	Categoria	var1	var2
Groups	Control	0	0
	Low	1	0
	High	0	1

3 gruppi, 2 dummies
 K gruppi, $K-1$ dummies

Coefficienti per le dummies

- Se usiamo queste variabili in una regressione...

$$Y = a + B_1 \cdot \begin{matrix} \text{var1} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \end{matrix} + B_2 \cdot \begin{matrix} \text{var2} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Control
Low
High

Cosa è il termine costante **a**?

Il valore medio atteso di DV per tutte le dummies uguali a zero

$$Y = a + B_1 \cdot 0 + B_2 \cdot 0 = a = \bar{Y}_{control}$$

Coefficienti per le dummies

- Cosa è il B associato a var1?

$$Y = a + B_1 \cdot \begin{matrix} \text{var1} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \end{matrix} + B_2 \cdot \begin{matrix} \text{var2} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Control
Low
High

Cosa è il coefficiente B1?

$$Y = \bar{Y}_{control} + B_1 \cdot Low + B_2 \cdot 0$$

$$B_1 = \bar{Y}_{Low} - \bar{Y}_{Control}$$

Differenza tra Low e Control

Coefficienti per le dummies

- Cosa è il B associato a var2?

$$Y = a + B_1 \cdot \begin{matrix} \text{var1} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \end{matrix} + B_2 \cdot \begin{matrix} \text{var2} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Control
Low
High

Cosa è il coefficiente B2?

$$Y = \bar{Y}_{control} + B_1 \cdot 0 + B_2 \cdot High$$

$$B_2 = \bar{Y}_{High} - \bar{Y}_{Control}$$

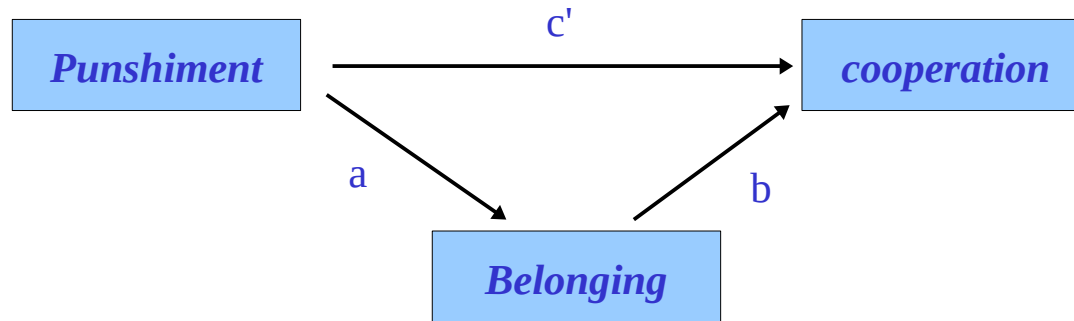
Differenza tra High e Control

Esempio

- In un esperimento sulla cooperazione (*again*) abbiamo misurato il livello di cooperazione in un *public good*, in tre condizioni sperimentali diverse
 - *consistent punishment*: chi cooperava sotto una certa soglia poteva essere punito con una multa
 - *inconsistent punishment*: ogni partecipante poteva essere punito dagli altri senza particolari motivi
 - *non punishment*,: nessuna punizione possibile
- L'ipotesi è che gli effetti del **punishment type** siano mediati dal senso di appartenenza (*belongingness*)

Modello logico

- Il modello logico sarebbe

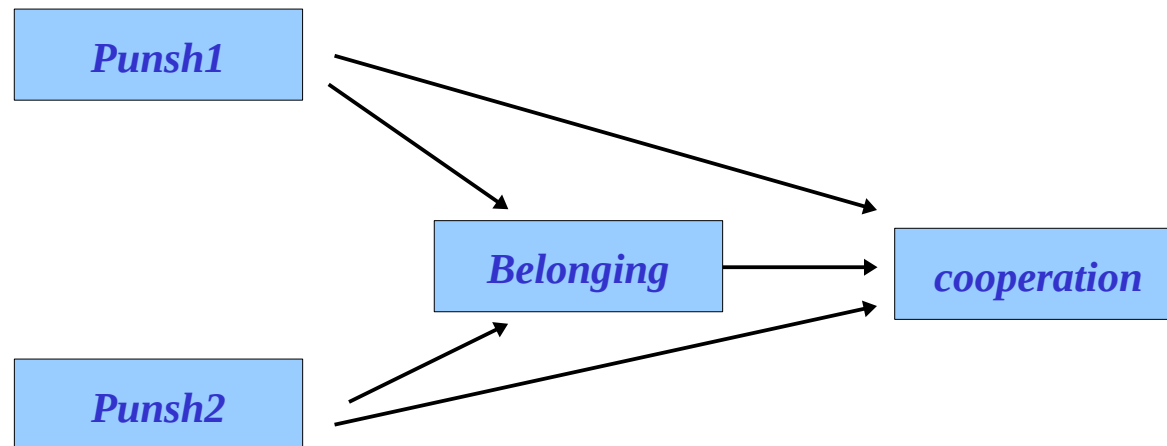


Modello Statistico

- Una variabile a tre gruppi viene rappresentata da due dummies

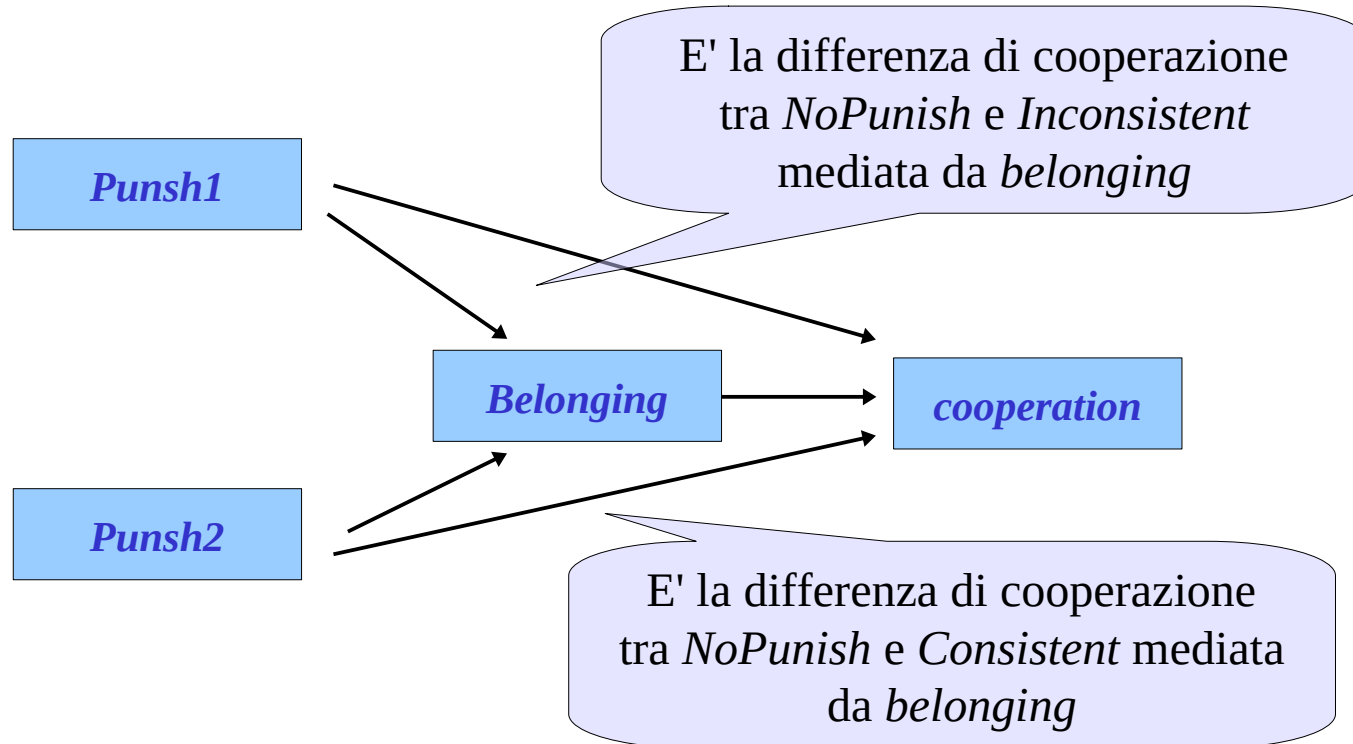
Variabile Gruppi		Punish1	Punish2
Punish	No punish	0	0
	Inconsistent	1	0
	consistent	0	1

- E così sarà rappresentata nel modello di mediazione




Interpretazione










Variabile Gruppi		Punish1	Punish2
Punish	No punish	0	0
	Inconsistent	1	0
	consistent	0	1



Stima: jAMM




- In jAMM dobbiamo mettere la variabile dipendente categorica nel ruolo di “factors”

GLM Mediation Model 

 ppr
 groups
 swo
 svo
 age
 sex
 justice
 contrast1
 contrast2




→

Dependent Variable

 coop  




→

Mediators

 belong  



→

Factors

 punish  

→

Covariates

● Tabella informativa

Models Info

Mediators Models

m1 belong ~ punish

Full Model

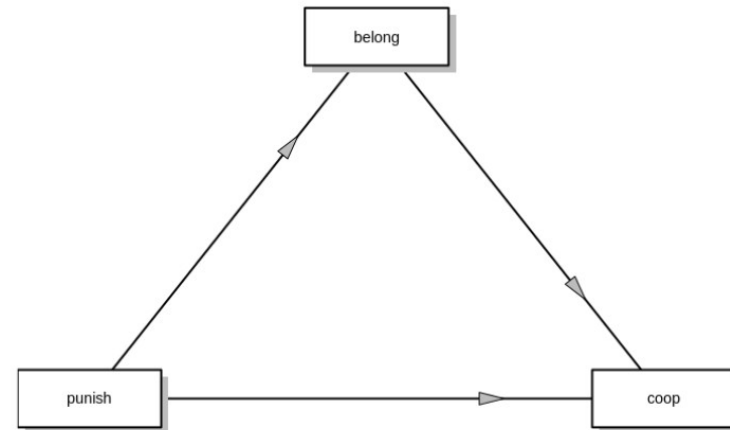
m2 coop ~ belong + punish

Indirect Effects

IE 1 punish \Rightarrow belong \Rightarrow coop

- Il path diagram mostra solo la variabile indipendente, ma...

Model Diagram



Model diagram notes

Categorical independent variables (factors) are shown with only one rectangle, but their effect is estimated using contrast variables

For variable **punish** the contrasts are: punish1 = Consistent - Control, punish2 = Inconsistent - Control

Stima

- Nei risultati troviamo le dummies

Mediation

Indirect and Total Effects

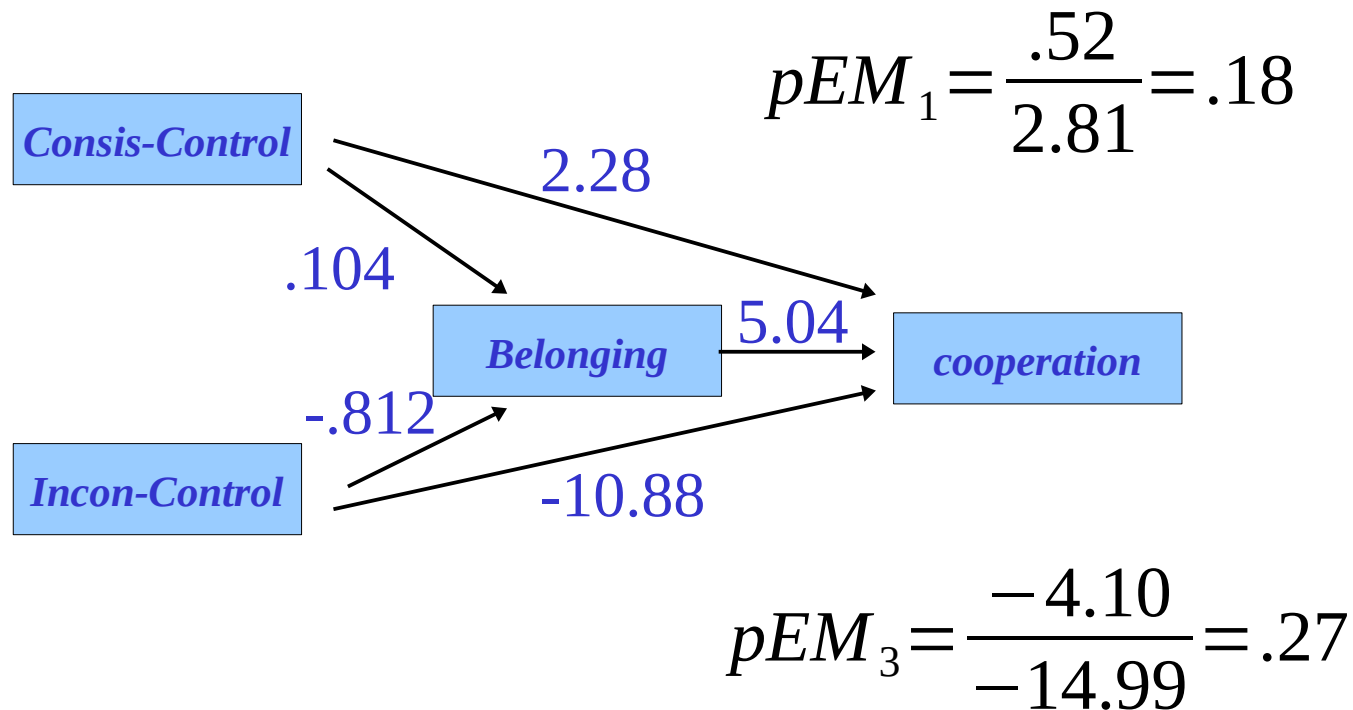
Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		β	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	punish1 \Rightarrow belong \Rightarrow coop	0.528	1.737	-2.877	3.932	0.0112	0.304	0.761
	punish2 \Rightarrow belong \Rightarrow coop	-4.102	2.015	-8.052	-0.153	-0.0864	-2.036	0.042
Component	punish1 \Rightarrow belong	0.105	0.343	-0.568	0.777	0.0320	0.305	0.761
	belong \Rightarrow coop	5.047	1.241	2.614	7.479	0.3499	4.067	<.001
	punish2 \Rightarrow belong	-0.813	0.346	-1.490	-0.135	-0.2469	-2.351	0.019
Direct	punish1 \Rightarrow coop	2.287	4.490	-6.513	11.088	0.0485	0.509	0.610
	punish2 \Rightarrow coop	-10.889	4.631	-19.965	-1.813	-0.2293	-2.351	0.019
Total	punish1 \Rightarrow coop	2.815	4.833	-6.657	12.287	0.0597	0.583	0.560
	punish2 \Rightarrow coop	-14.991	4.866	-24.529	-5.453	-0.3157	-3.081	0.002

Note. (a) Confidence intervals computed with method: Standard (Delta method)

Punish1: Differenza media tra
Consist e Control in cooperazione

Punish2: Differenza media tra
Inconsist e Control in
cooperazione

Interpretazione



Mediazione Multivariata

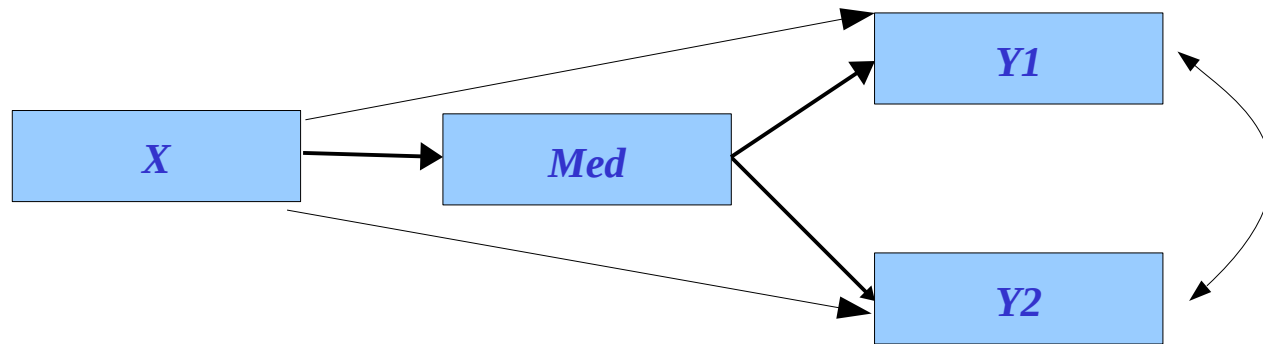
più di una variabile dipendente

Path Analysis

- Concettualmente, tutti i modelli di mediazione sono dei modelli di path analysis
- I software dedicati (jAMM, medmod, PROCESS), consentono di stimare modelli di mediazione con solo **una variabile dipendente**
- Se abbiamo più di una variabile dipendente, dobbiamo utilizzare un **software per la path analysis**

Mediazione Multivariata

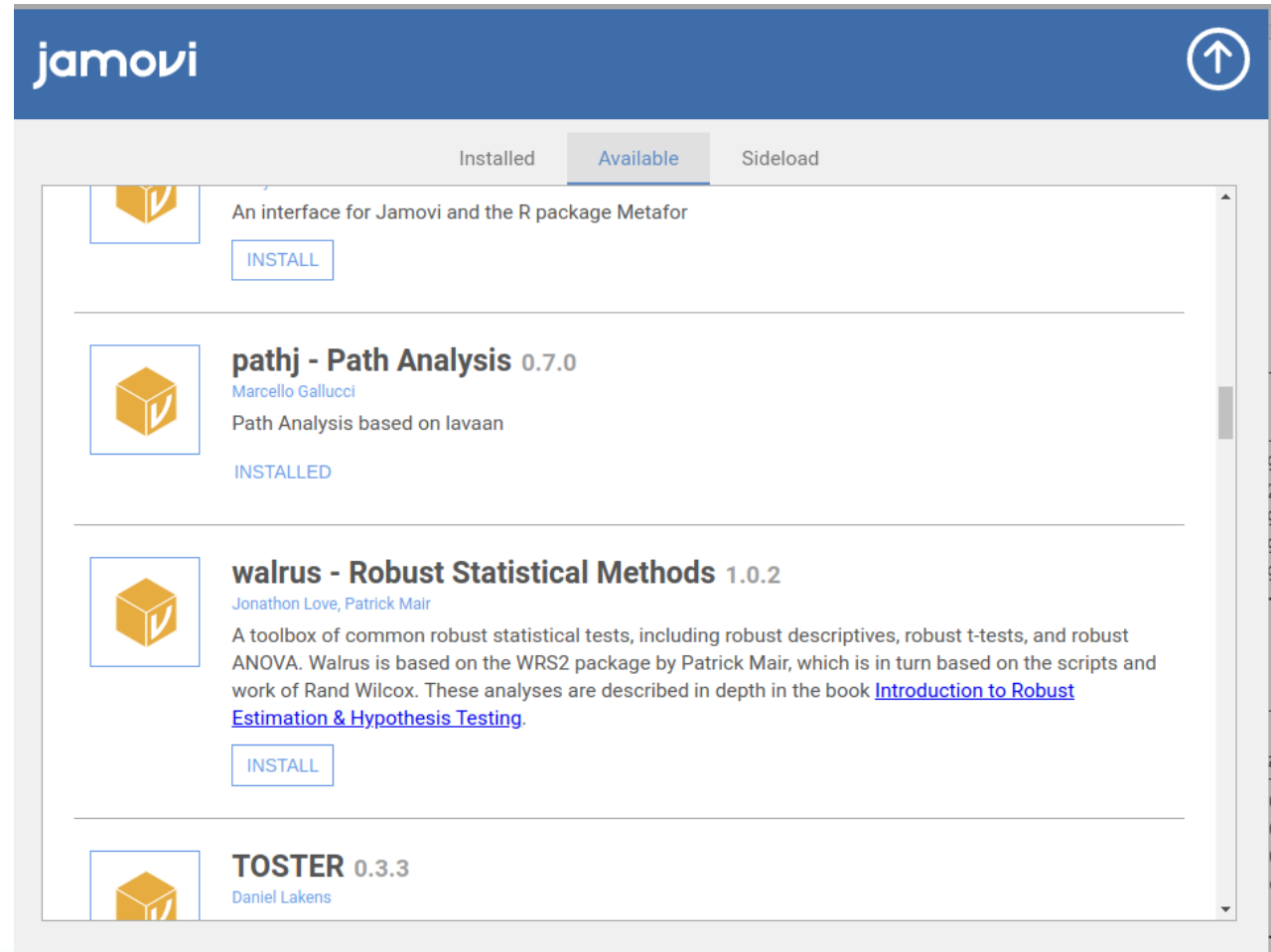
- E' possibile estendere il modello di mediazione a più di una dipendente!



- Tanto più le variabili dipendenti sono correlate, tanto i risultati del modello multivariato differiranno dai risultati di due modelli separati

jamovi PATHj

- In jamovi possiamo usare il modulo specifico per la path analysis

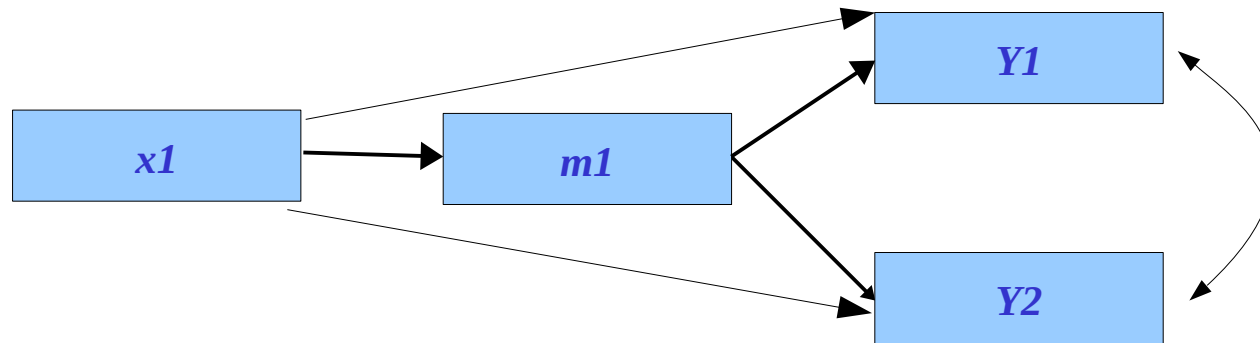


Pros & Cons

- Il modulo è più flessibile di jAMM
- Consente di stimare modelli più complessi, compresi modelli multivariati
- Il modulo è generico
- Ricostruire i risultati è meno intuitivo

Costruire un modello di path analysis

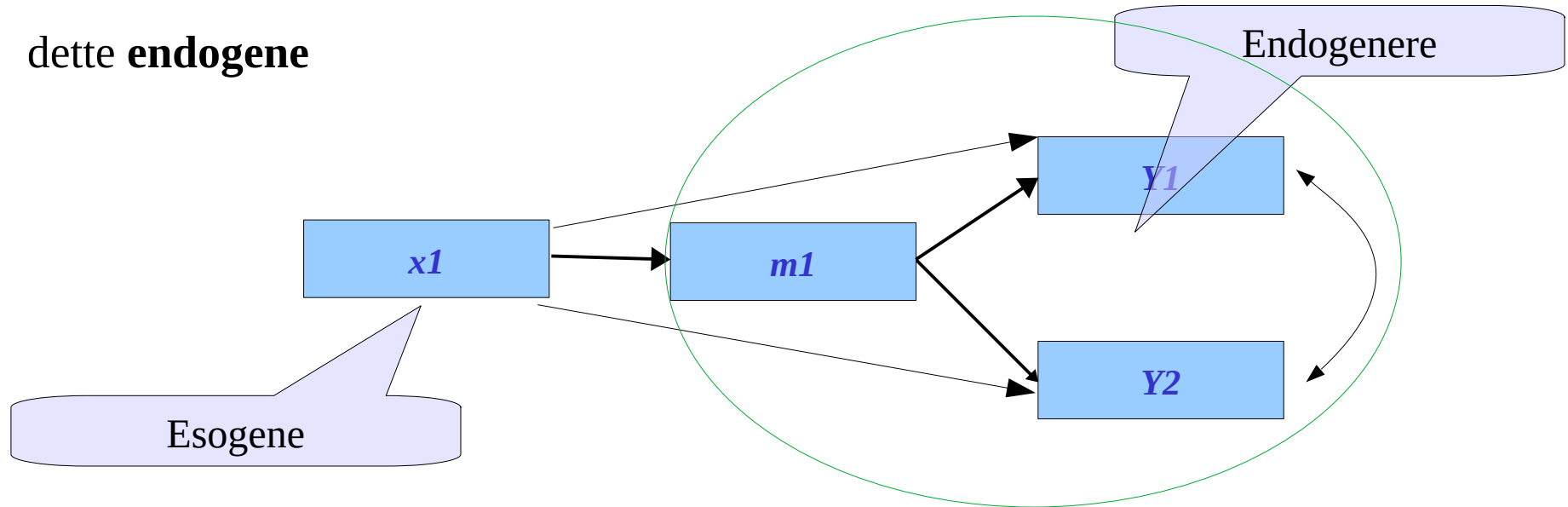
- In un modello di path analysis, tutte le variabili che ricevono una freccia sono dette **endogene**



- Quelle che non la ricevono, sono dette **esogene**

Costruire un modello di path analysis

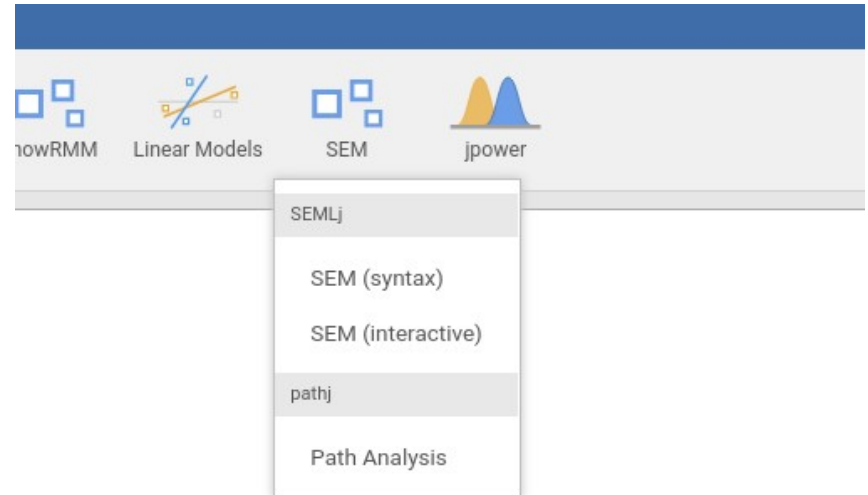
- In un modello di path analysis, tutte le variabili che ricevono una freccia sono dette **endogene**



- Quelle che non la ricevono, sono dette **esogene**

PATHj

- Il modulo di path analysis lo troviamo sotto il menu **SEM**



version 2.0.0

PATHj

- Notiamo che sia le dipendenti che il mediatore(i) vanno inseriti come

Endogenous variables

Path Analysis

m2

x2

x3

groups_a

groups_b

→

→

→

→

Endogenous Variables

y1

y2

m1

Exogenous Factors

Exogenous Covariates

x1

Multigroup Analysis Factor

PATHj

- Dobbiamo poi strutturare le relazioni per definire il modello corretto

Endogenous Models

x1
y1
y2
m1

→

→ ▾

Models for Endogenous Vars

Endogenous = y1

m1
x1

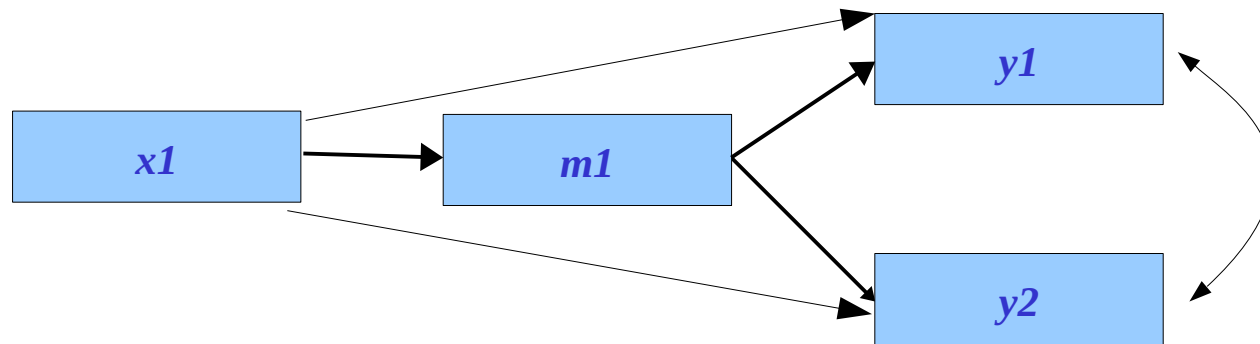
Endogenous = y2

m1
x1

Endogenous = m1

x1

Costruire un modello di path analysis



PATHj

- Possiamo anche chiedere di calcolare gli **effetti indiretti** (cioè mediati)

Parameters Options

Standard Errors

☒ Standard

☐ Robust

☐ Pseudo ML

☐ Bootstrap

Confidence Intervals

☒ Show

Interval %

R-squared C.I.

Bootstrap C.I.

☐ Percentiles

☐ Normal

☐ Adjusted bias corrected

☐ Basic

Bootstrap Rep.

Estimates

☒ Estimates intercepts

☒ Show intercepts estimates

☒ Indirect Effects

Miscellaneous

☒ Fixed Exogenous

PATHj

- I risultati presentano varie tabelle (il modulo è generico)
- I coefficienti e gli effetti indiretti

Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
p1	y1	m1	0.670	0.045	0.581	0.758	0.707	14.871	< .001
p2	y1	x1	0.673	0.107	0.463	0.883	0.299	6.287	< .001
p3	y2	m1	0.120	0.068	-0.014	0.253	0.244	1.761	0.078
p4	y2	x1	-0.156	0.162	-0.473	0.161	-0.133	-0.962	0.336
p5	m1	x1	1.675	0.169	1.344	2.005	0.705	9.934	< .001

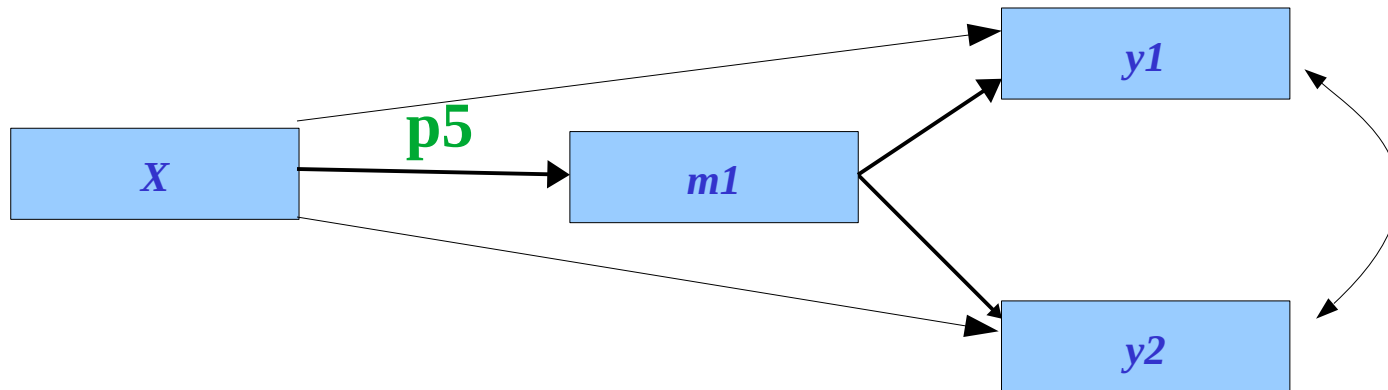
[4]

Defined Parameters

Label	Description	Parameter	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
IE1	$x1 \Rightarrow m1 \Rightarrow y1$	$p5 \cdot p1$	1.122	0.136	0.856	1.388	0.498	8.260	< .001
IE2	$x1 \Rightarrow m1 \Rightarrow y2$	$p5 \cdot p3$	0.201	0.116	-0.026	0.428	0.172	1.734	0.083

PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello

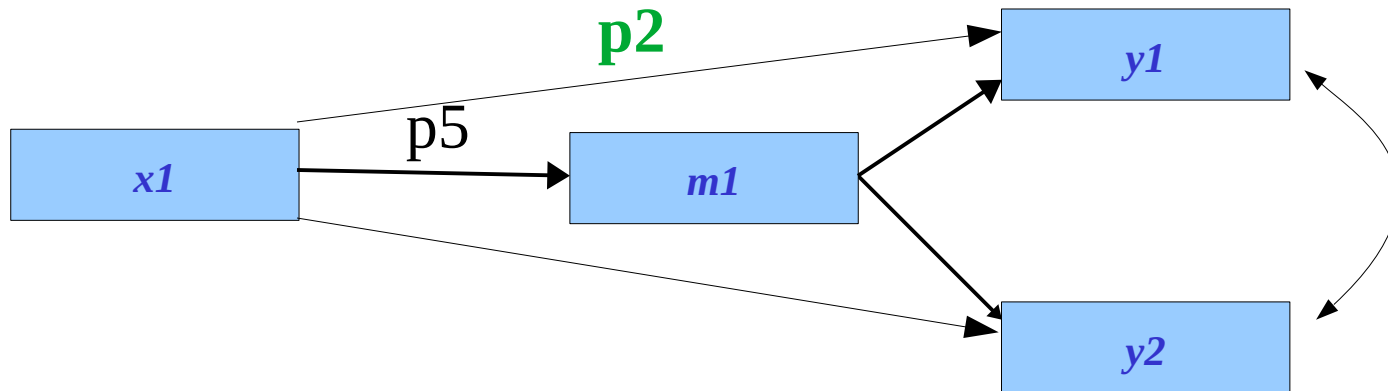


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
p1	y1	m1	0.670	0.045	0.581	0.758	0.707	14.871	< .001
p2	y1	x1	0.673	0.107	0.463	0.883	0.299	6.287	< .001
p3	y2	m1	0.120	0.068	-0.014	0.253	0.244	1.761	0.078
p4	y2	x1	-0.156	0.162	-0.473	0.161	-0.133	-0.962	0.336
p5	m1	x1	1.675	0.169	1.344	2.005	0.705	9.934	< .001

PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello

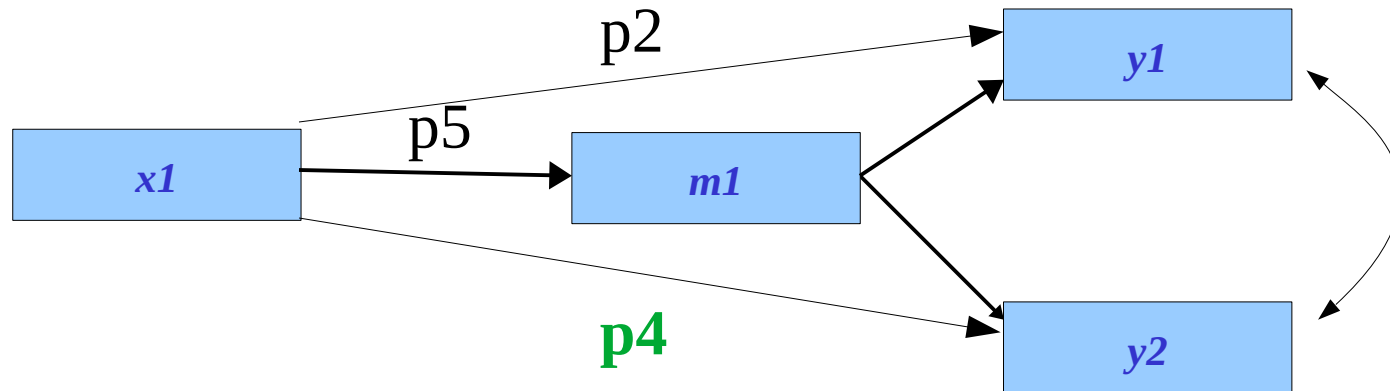


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
p1	y1	m1	0.670	0.045	0.581	0.758	0.707	14.871	< .001
p2	y1	x1	0.673	0.107	0.463	0.883	0.299	6.287	< .001
p3	y2	m1	0.120	0.068	-0.014	0.253	0.244	1.761	0.078
p4	y2	x1	-0.156	0.162	-0.473	0.161	-0.133	-0.962	0.336
p5	m1	x1	1.675	0.169	1.344	2.005	0.705	9.934	< .001

PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello

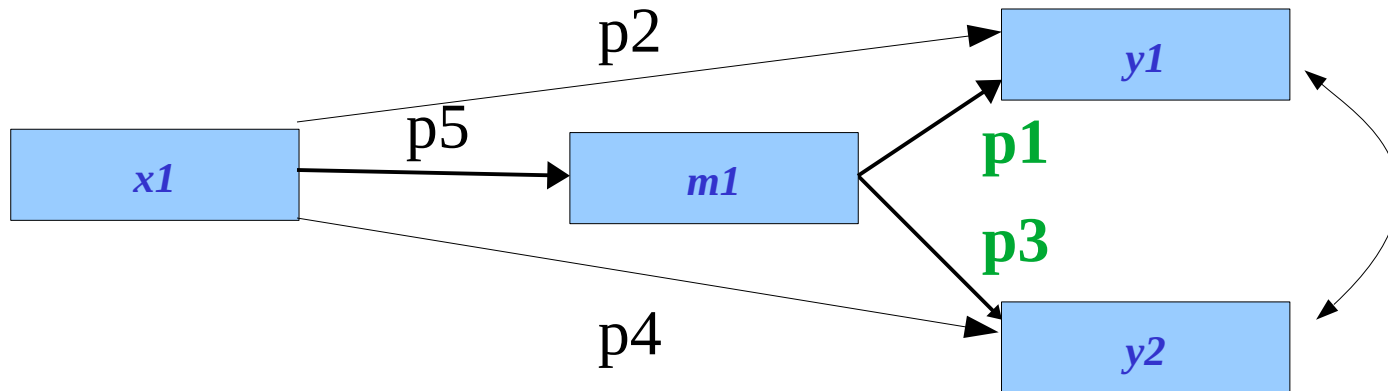


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
p1	y1	m1	0.670	0.045	0.581	0.758	0.707	14.871	< .001
p2	y1	x1	0.673	0.107	0.463	0.883	0.299	6.287	< .001
p3	y2	m1	0.120	0.068	-0.014	0.253	0.244	1.761	0.078
p4	y2	x1	-0.156	0.162	-0.473	0.161	-0.133	-0.962	0.336
p5	m1	x1	1.675	0.169	1.344	2.005	0.705	9.934	< .001

PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello

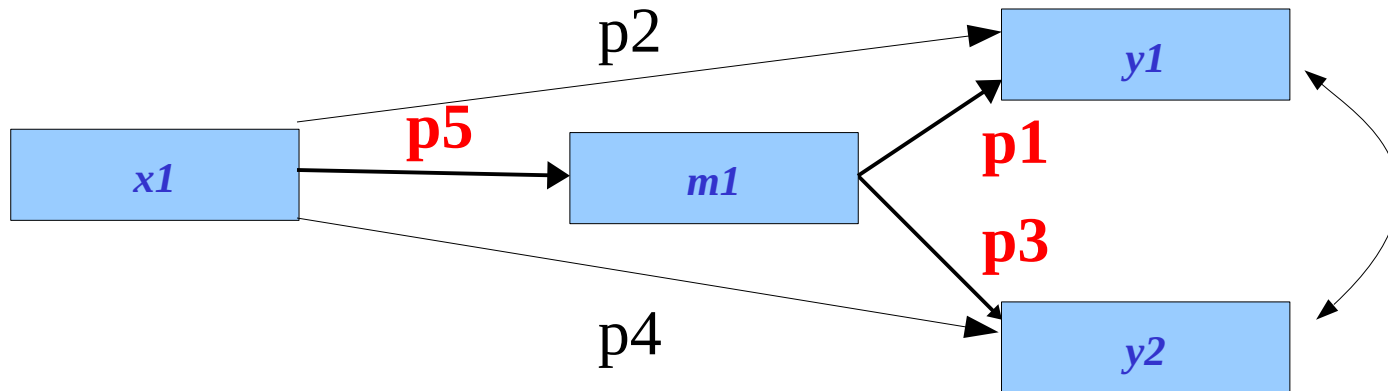


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
p1	y1	m1	0.670	0.045	0.581	0.758	0.707	14.871	< .001
p2	y1	x1	0.673	0.107	0.463	0.883	0.299	6.287	< .001
p3	y2	m1	0.120	0.068	-0.014	0.253	0.244	1.761	0.078
p4	y2	x1	-0.156	0.162	-0.473	0.161	-0.133	-0.962	0.336
p5	m1	x1	1.675	0.169	1.344	2.005	0.705	9.934	< .001

PATHj: Effetti mediati

- Ricostruiamo i coefficienti del modello



Defined Parameters

Label	Description	Parameter	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		β	z	p
					Lower	Upper			
IE1	$x1 \Rightarrow m1 \Rightarrow y1$	$p5 \cdot p1$	1.122	0.136	0.856	1.388	0.498	8.260	< .001
IE2	$x1 \Rightarrow m1 \Rightarrow y2$	$p5 \cdot p3$	0.201	0.116	-0.026	0.428	0.172	1.734	0.083

Morale

- La mediazione consente di strutturare le relazioni lineari tra variabili in una sequenza di variabili a proprio piacere
- Dal punto di vista pratico, il software per la mediazione può essere usato per qualsiasi modello univariato (una dipendente)
- Per i modelli multivariati (più di una dipendente) useremo un software di path analysis