



## Seconda giornata

# Mediazione

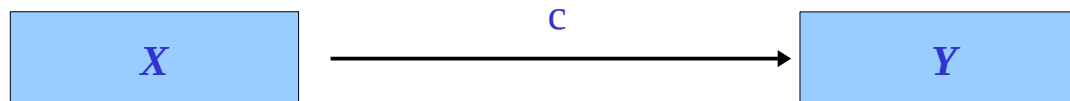


Marcello Gallucci  
Univerisità Milano-Bicocca

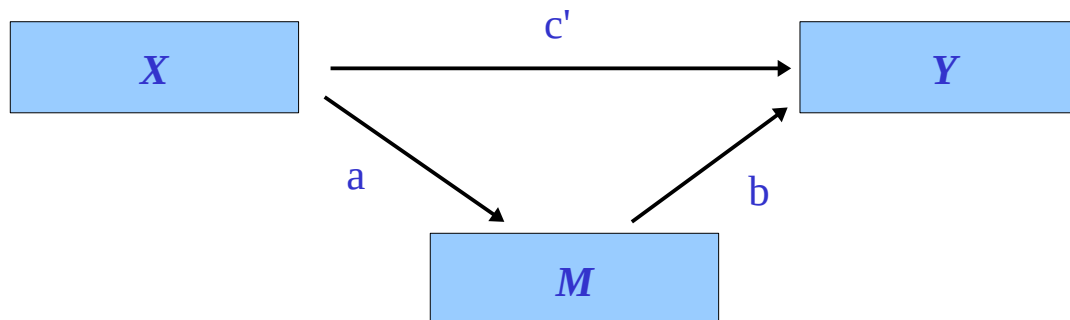
# La mediazione

- 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



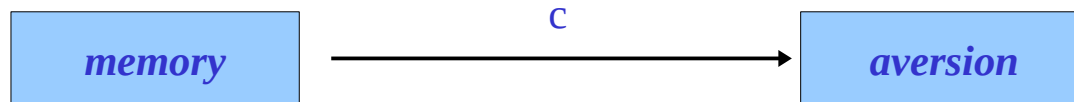
# Esempio

- 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

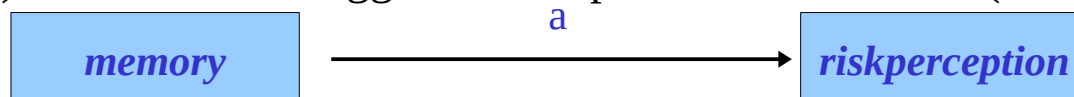
- Supponiamo di aver trovato una relazione tra *memory* e *aversion*.

Modello 1



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

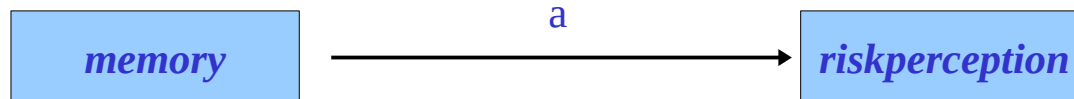
- Possiamo ipotizzare che coloro che sono stati più esposti alla campagna (alti punteggi di *memory*), abbiano una maggiore consapevolezza dei rischi (alta *riskperception*)



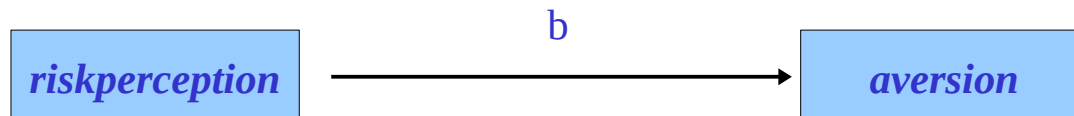
# Quesito sul perchè

● 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*)

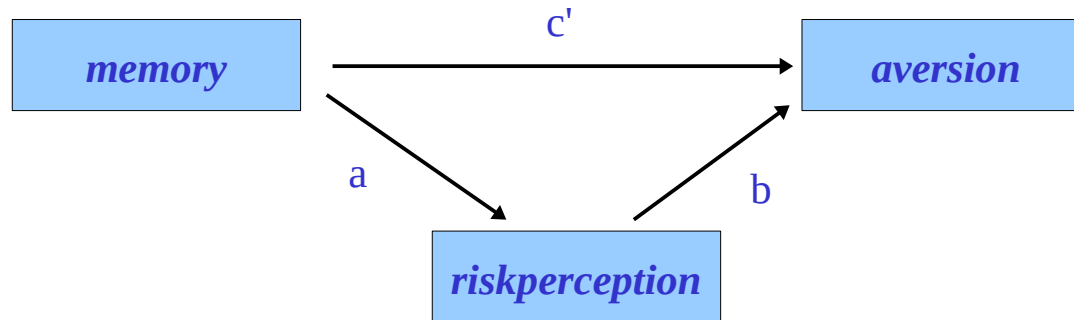


- E che avere maggiore consapevolezza dei rischi porti a maggiore avversione



# Esempio

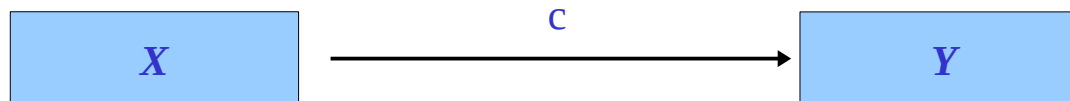
- E dunque, uno dei motivi per cui *memory* ha un effetto su *aversion*, è che *memory* influenza *risk perception*, e *risk perception* aumentano l'avversione (*aversion*)



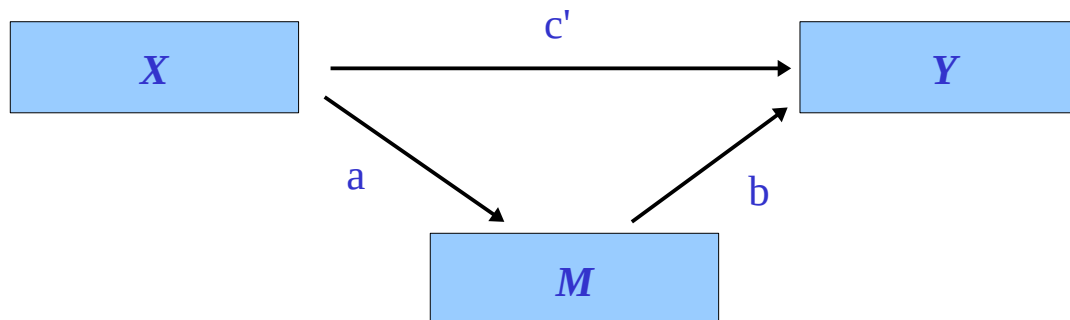
# Modello di mediazione

- 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



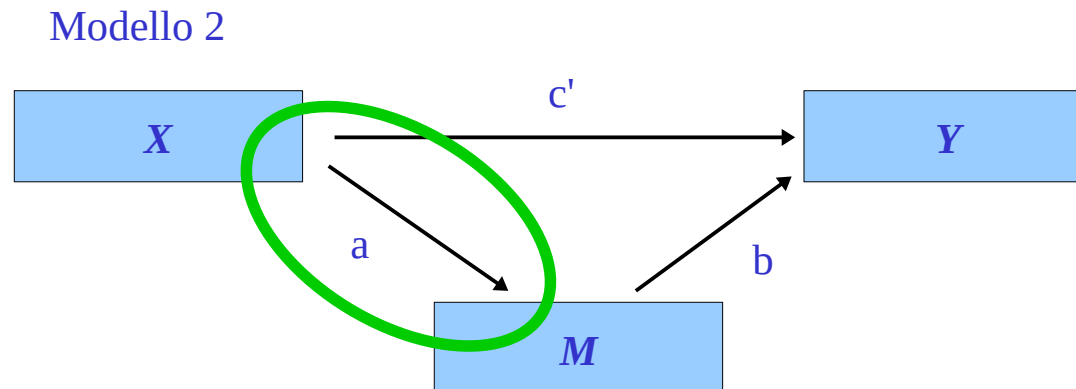
Modello 2



# 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**



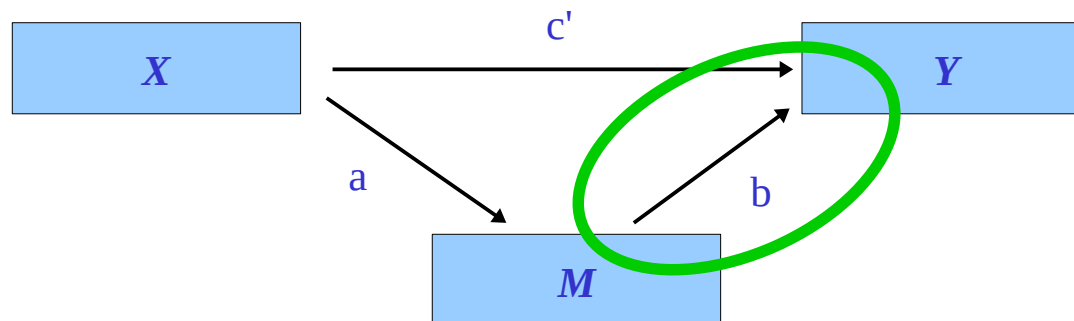


# Caratteristiche del mediatore

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

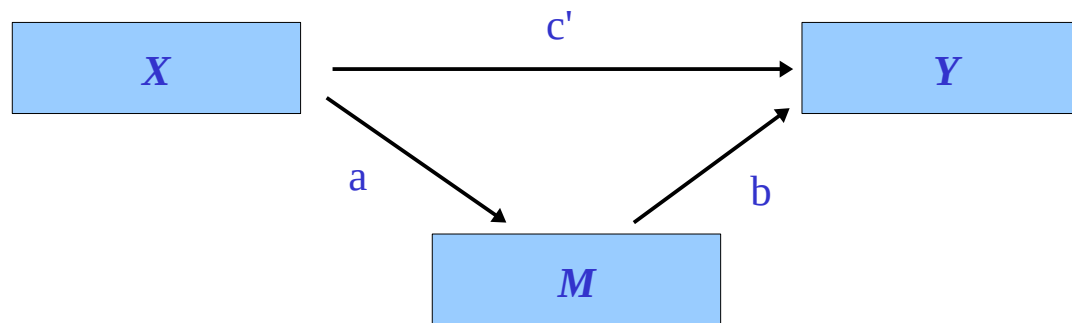
- **M deve poter causare (o almeno modificare logicamente) Y**
- **M deve poter causare Y indipendentemente da X**

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

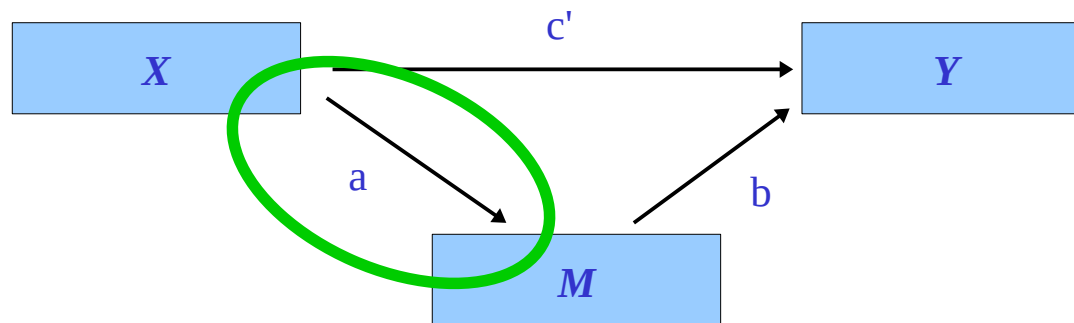


- La mediazione statistica stima e quantifica un modello di mediazione, ovviamente non è in grado di giustificarne la logica

# Condizioni statistiche

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

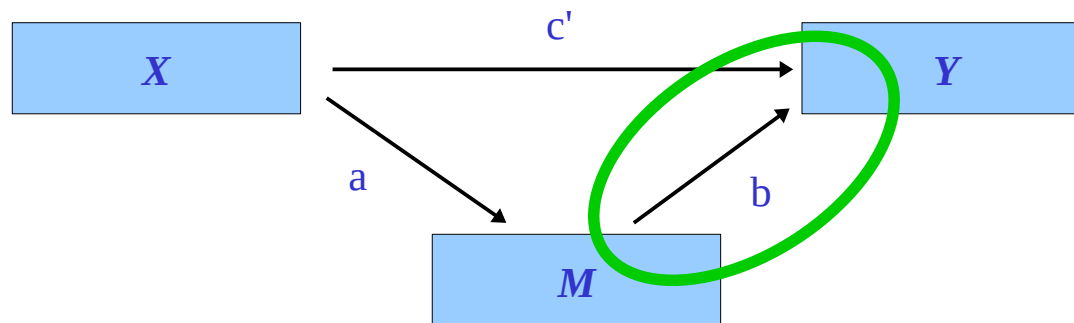
- **X esercita un effetto non nullo sulla variabile mediatore M**
  - L'effetto si ottiene con un regressione semplice con X come IV e Y come DV
  - Il coefficiente che si ottiene deve essere non nullo



# Condizioni statistiche

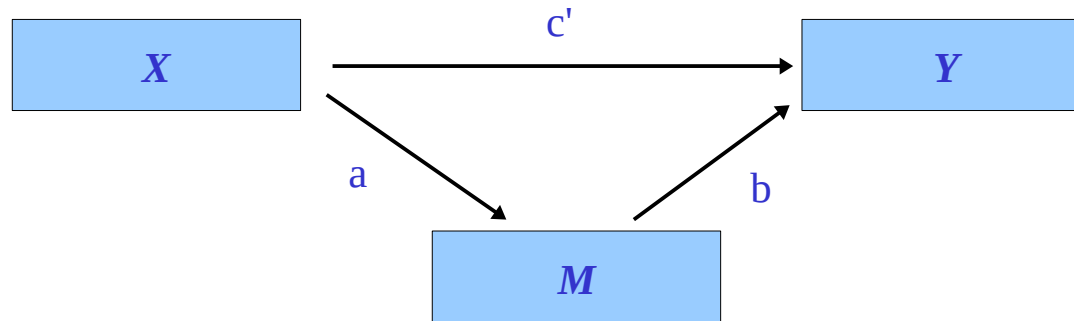
● Il modello (statistico) di mediazione regge se si verificano le seguenti condizioni:

- **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

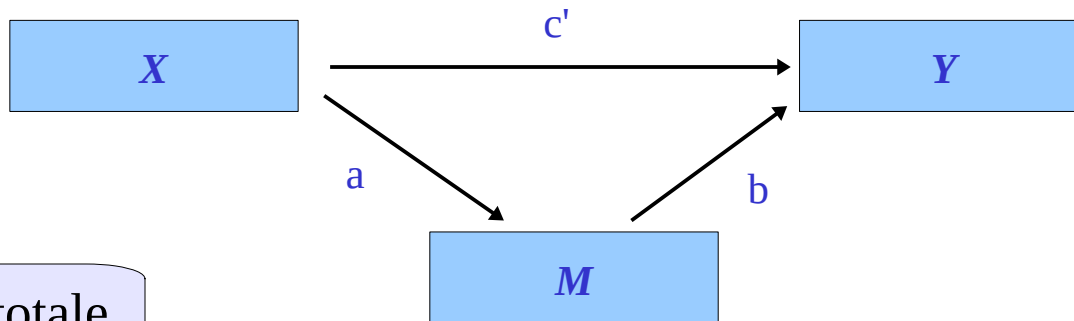
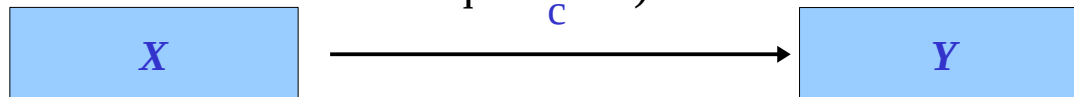
- L'effetto mediato da M rispetto all'effetto di X su Y sarà dato dal prodotto dei coefficienti relative alla parte mediazionale del modello



$$EM = a \cdot b$$

# 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

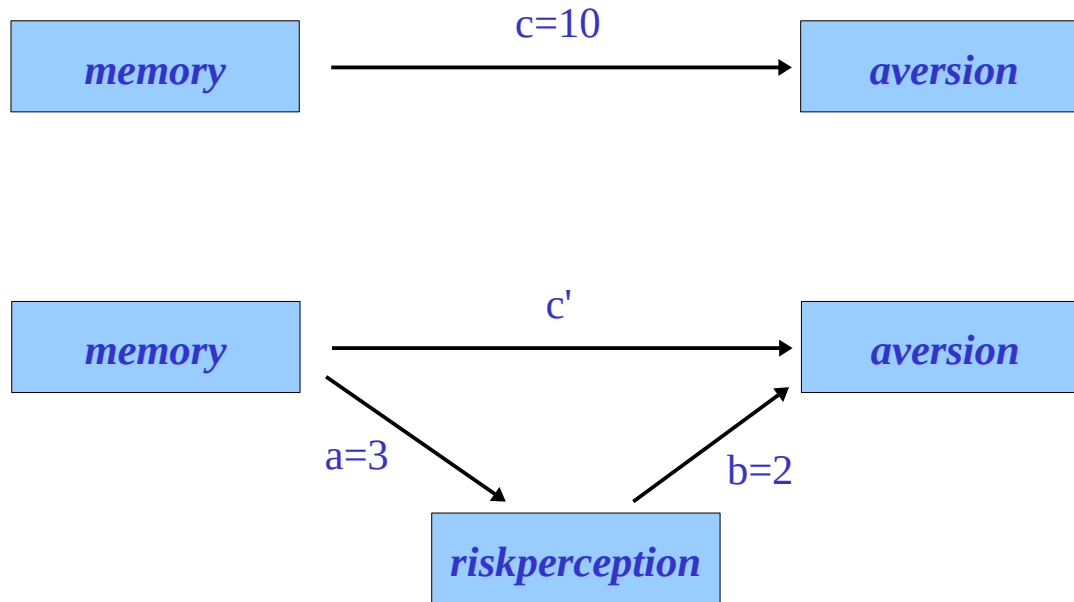
$$c = c' + a \cdot b$$

Effetto diretto

Effetto mediato

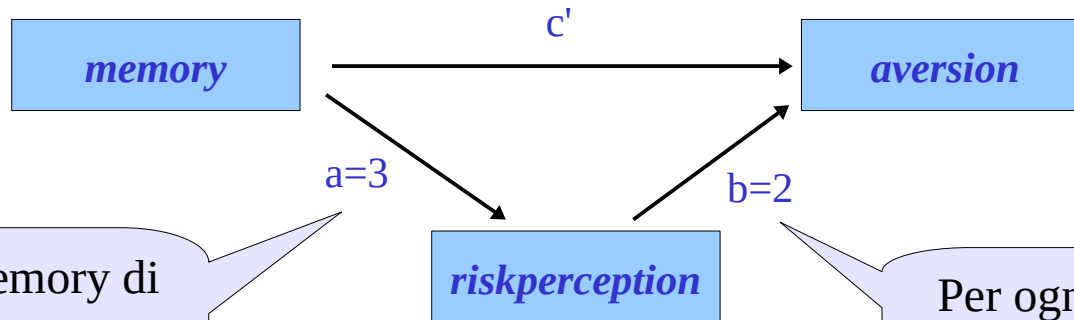
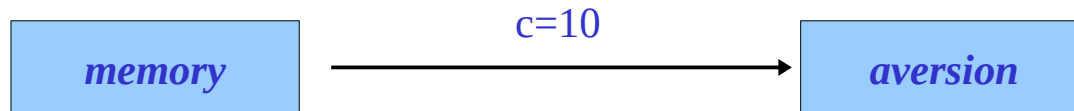
# Esempio (dati inventati)

- 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

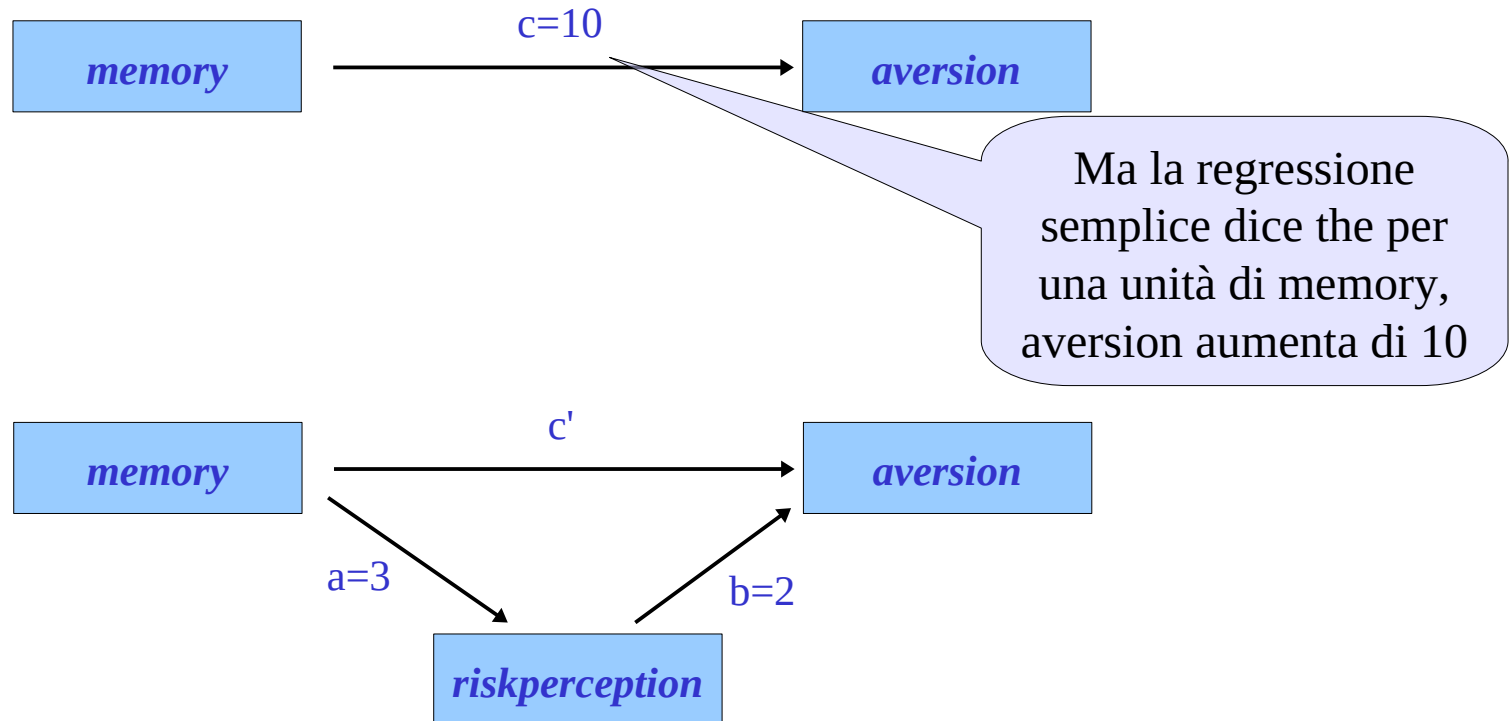
Per ogni unità di risk, aversion aumenta di 2

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



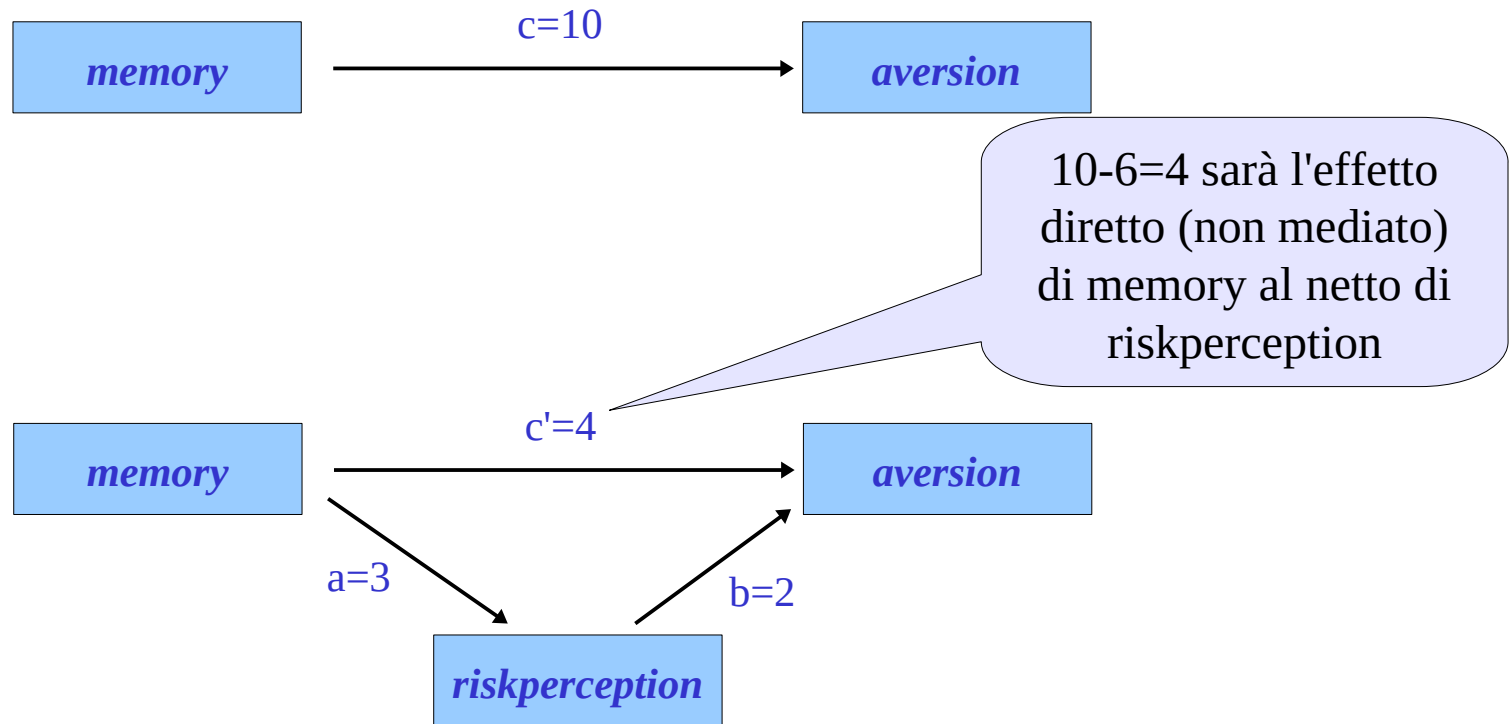
# Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



# Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti

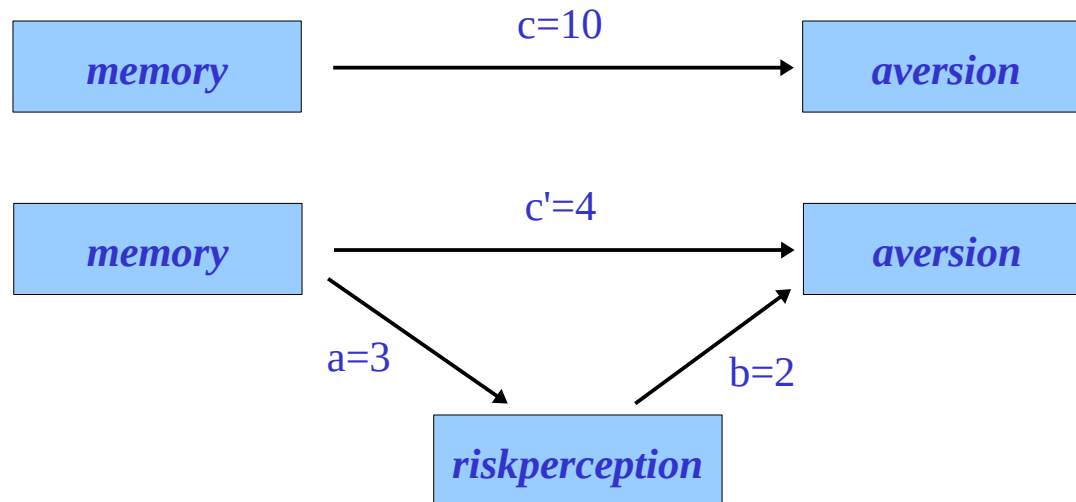


$$c = c' + a \cdot b = 4 + 3 \cdot 2 = 10$$

# 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

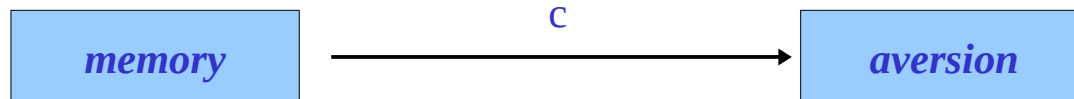
- Diremo che c'è un effetto mediato se il prodotto  $a \cdot b$  è diverso da zero

$$a \cdot b \neq 0$$

- Vedremo che non è così semplice stabilirlo!

# Esempio

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

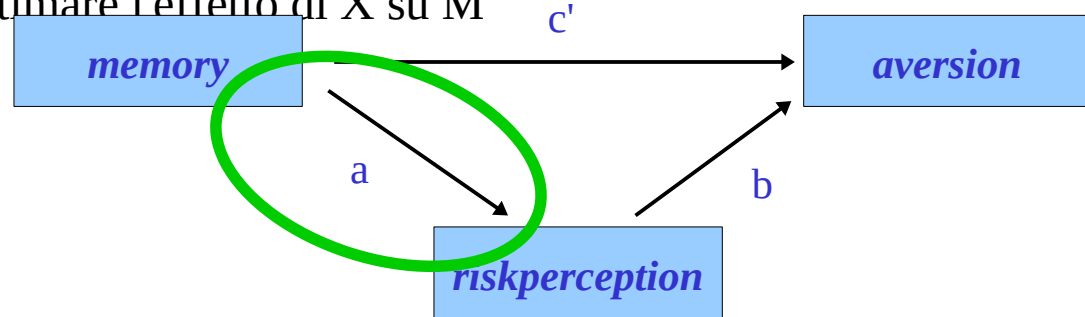


```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -99.973 -16.213  -1.817   13.050   97.395
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    25.943     11.697   -2.218  0.02887 *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

Effetto totale 9.93

# Esempio

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

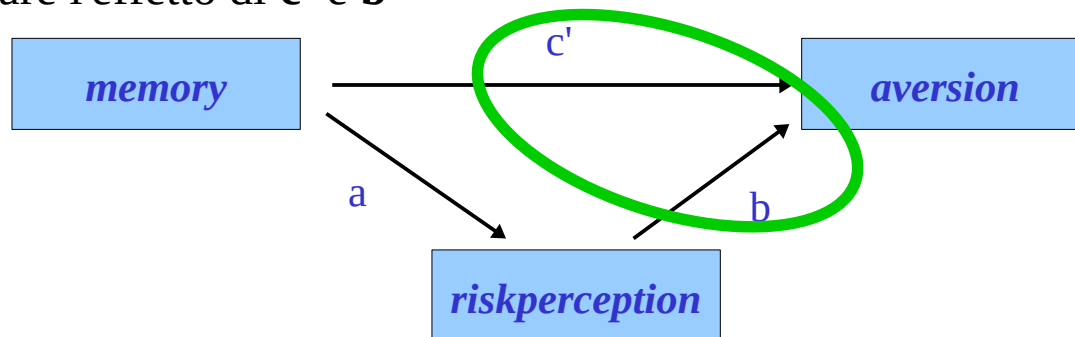


```
## Call:
## lm(formula = riskperception ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -40.313 -12.153  -0.719   10.278   51.016
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   33.115      7.006   4.727 7.64e-06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

A=5.522

# Esempio (dati veri)

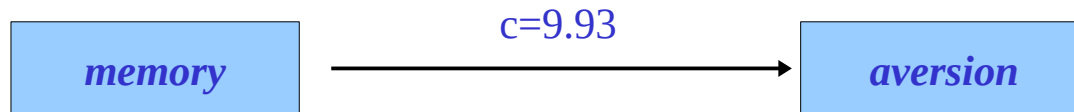
- Terza regressione, per stimare l'effetto di  $c'$  e  $b$



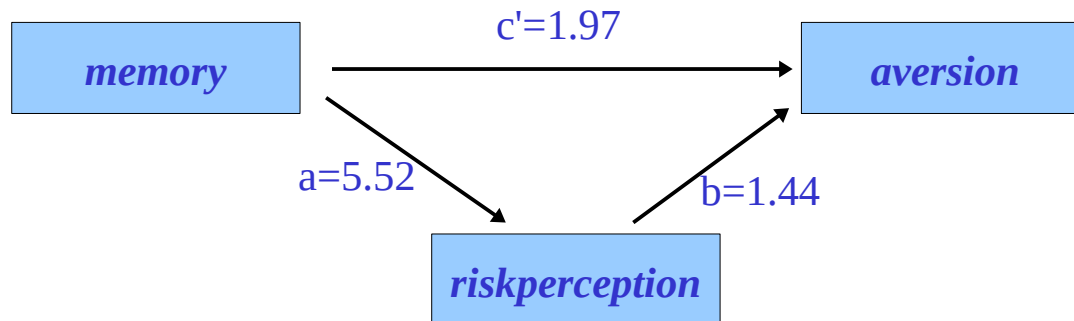
```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ riskperception + memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -64.489  -6.869   1.276   8.542  38.694
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -72.66753    6.57749  -11.200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

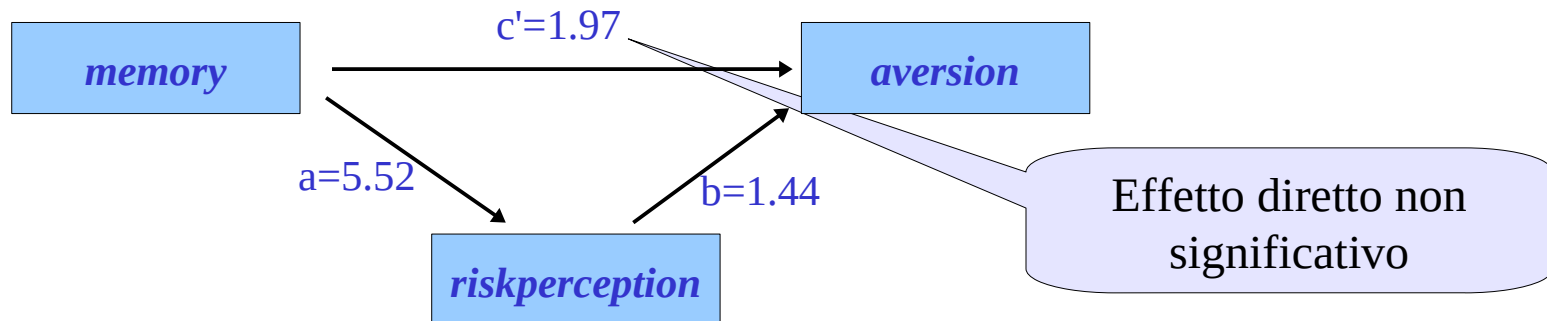
$$pEM = \frac{a \cdot b}{c}$$

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

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

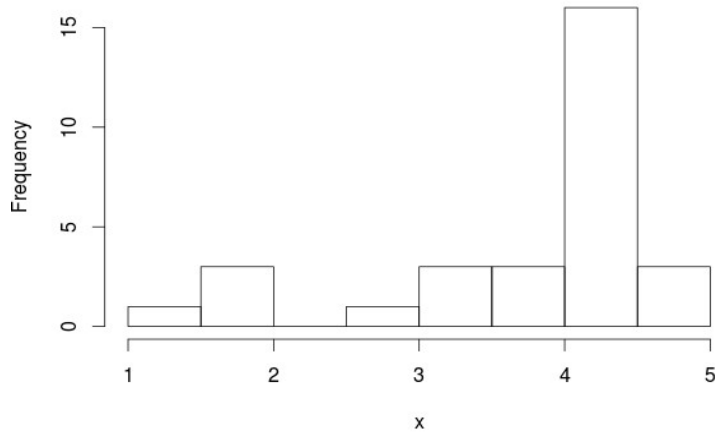
# Logica Bootstrap

Campione originale

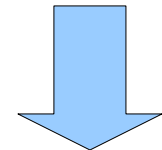
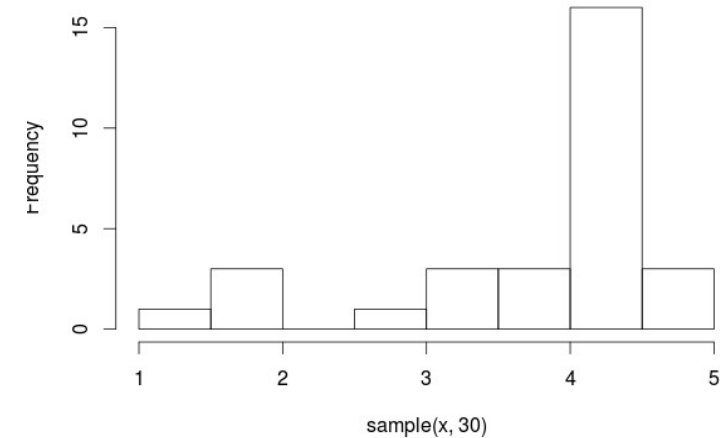
Campiona con reiserimento

Bootstrap sample

Histogram of x



Histogram of sample(x, 30)

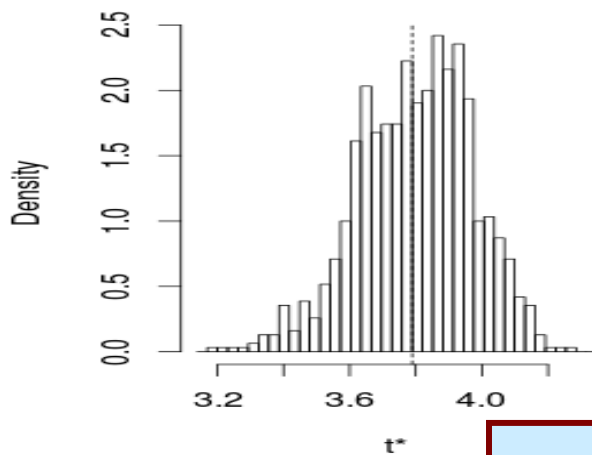


Ricampiona

Calcola il coefficiente di  
interesse



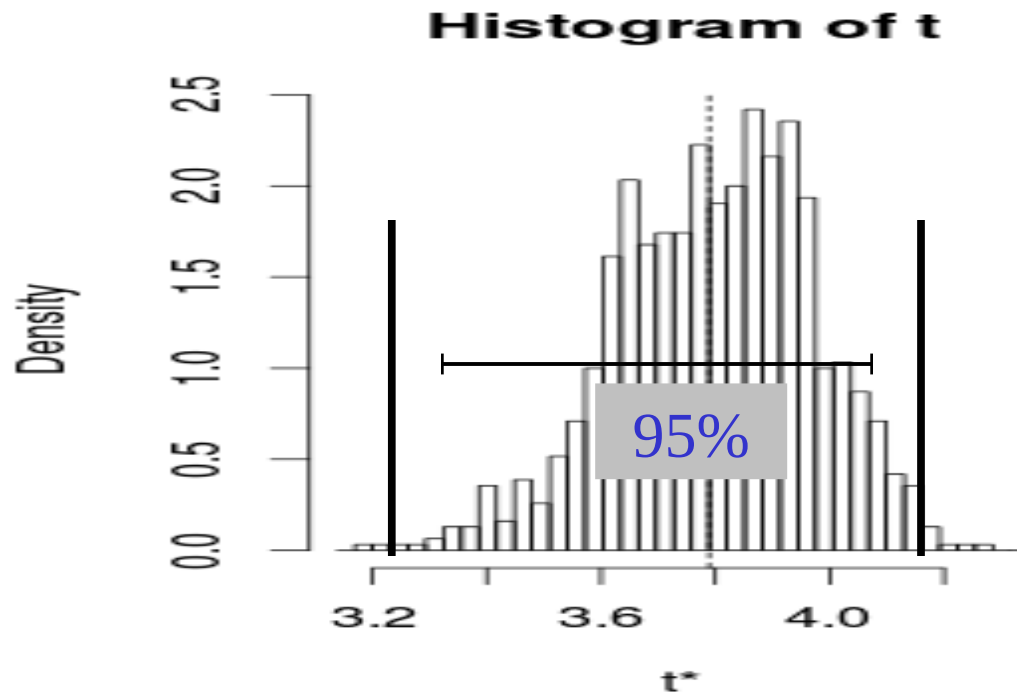
Histogram of t



Otteni una distribuzione dei  
coefficienti perturbati casualmente

# Stabilire la significatività

Calcola l'intervallo di confidenza



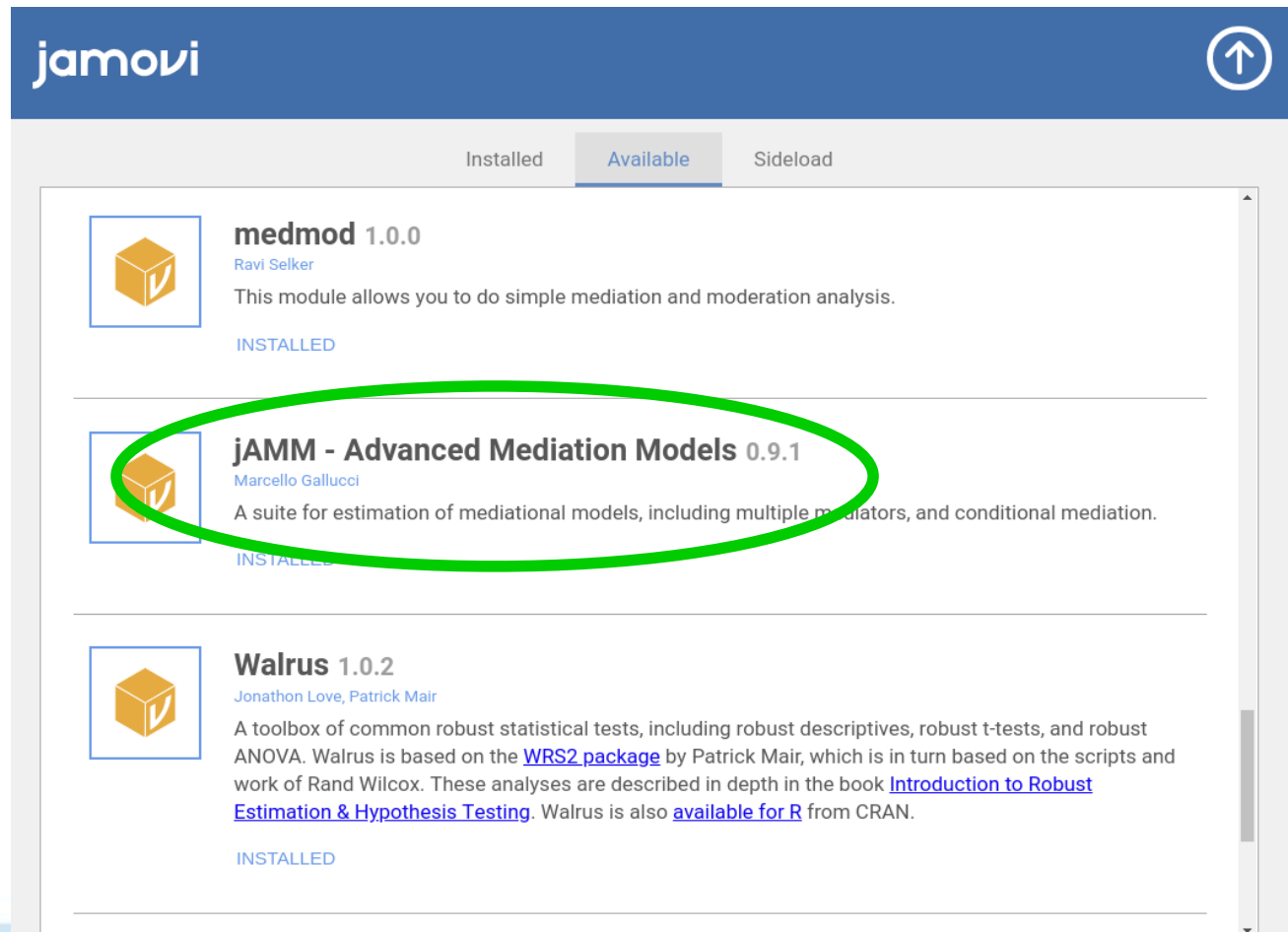
# Significatività!

- 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!

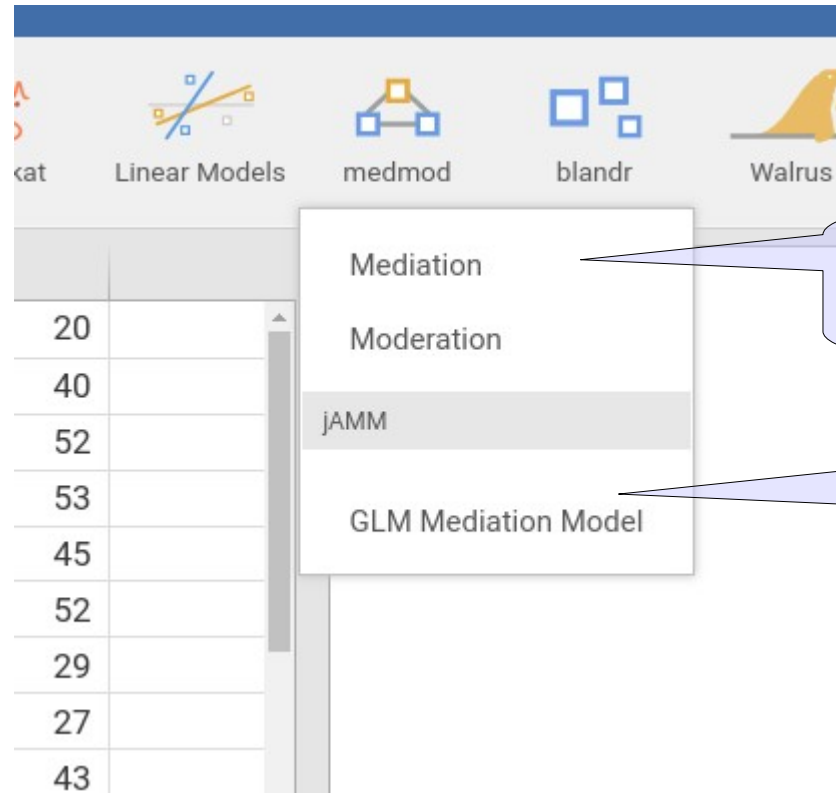
- Esistono molti modi per calcolare gli intervalli di confidenza:
  - "asymp" → calcola l'intervallo assumendo una distribuzione normale. [Sobel](#) o [Goodman test](#) (z-test)
  - "bca" → metodo bootstrap, con bias correction
  - "perc" → metodo bootstrap dei percentili (consigliato)

- 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

→  aversion 

→  riskperception 

→  

→  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

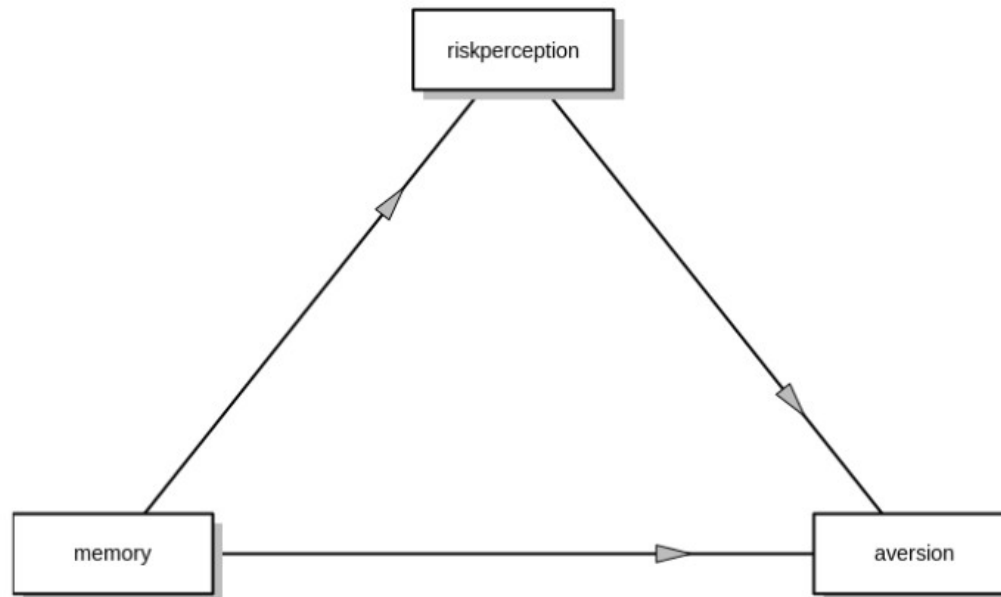
### Indirect Effects

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)		$\beta$	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 stima tutti i coefficienti necessari

## Mediation

### Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		$\beta$	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)

Coefficienti  
standardizzati

- 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

☒  $\beta$

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)		$\beta$	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



- 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)		$\beta$	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

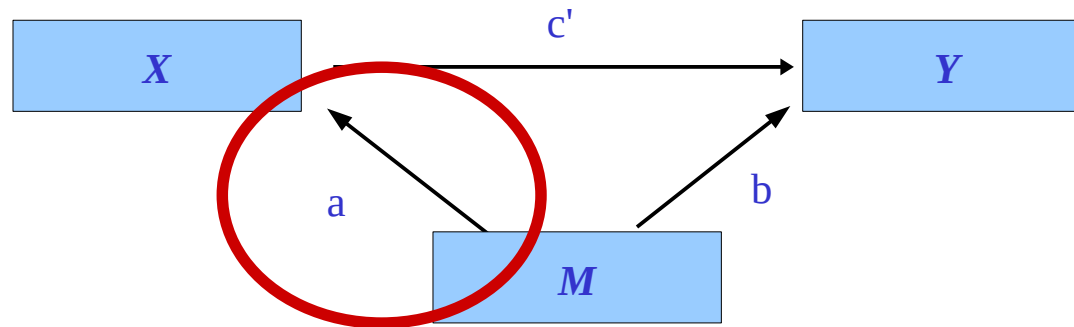
	Effect	Boot SE	BootLLCI	BootULCI
risk	7.9576	3.4260	1.7802	15.5038

# 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

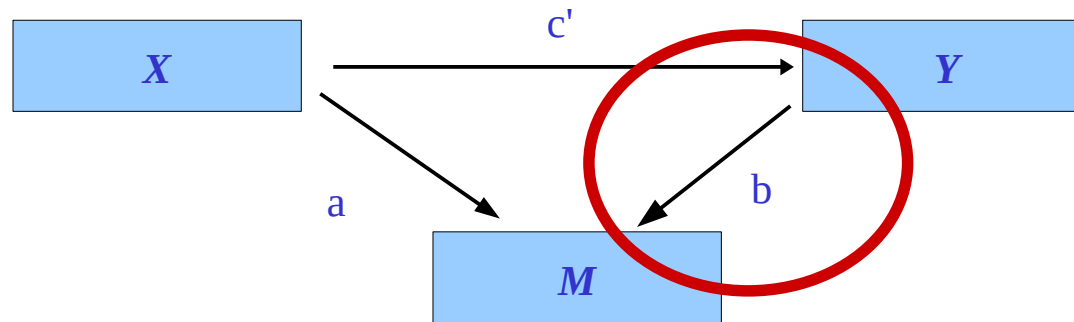
- Una terza variabile interveniente è un confounder se causa sia  $X$  che  $Y$



- 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

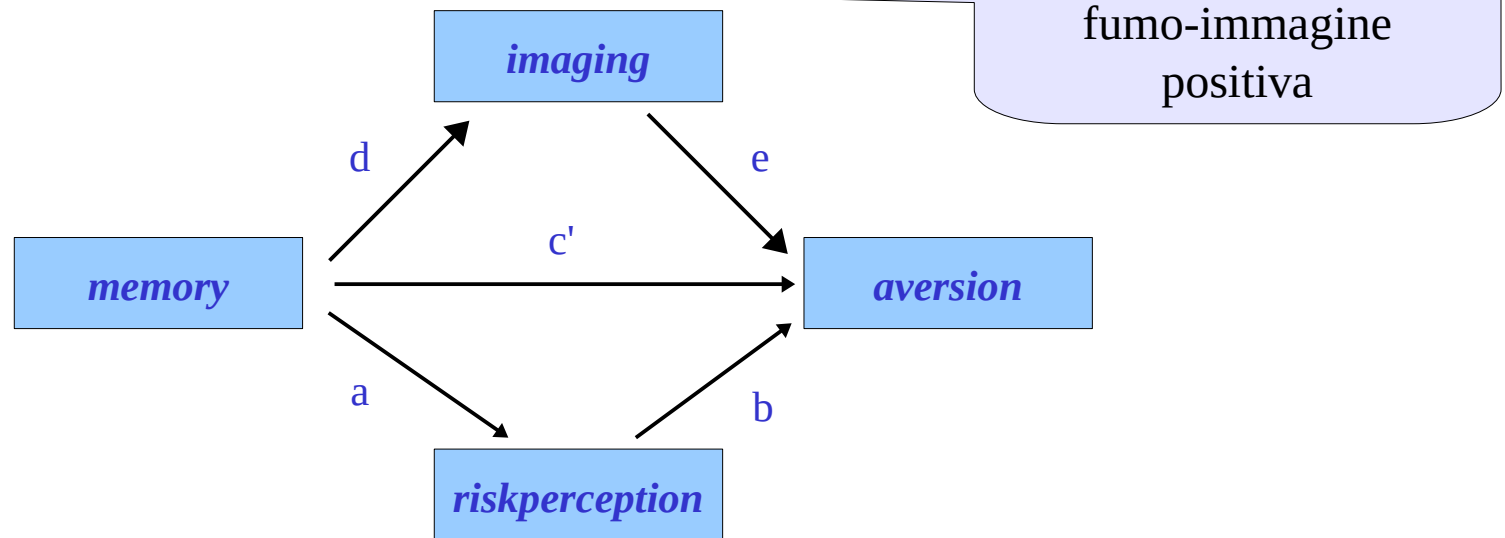
- Una terza variabile interveniente è un collider se è causata sia da  $X$  che da  $Y$



- 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

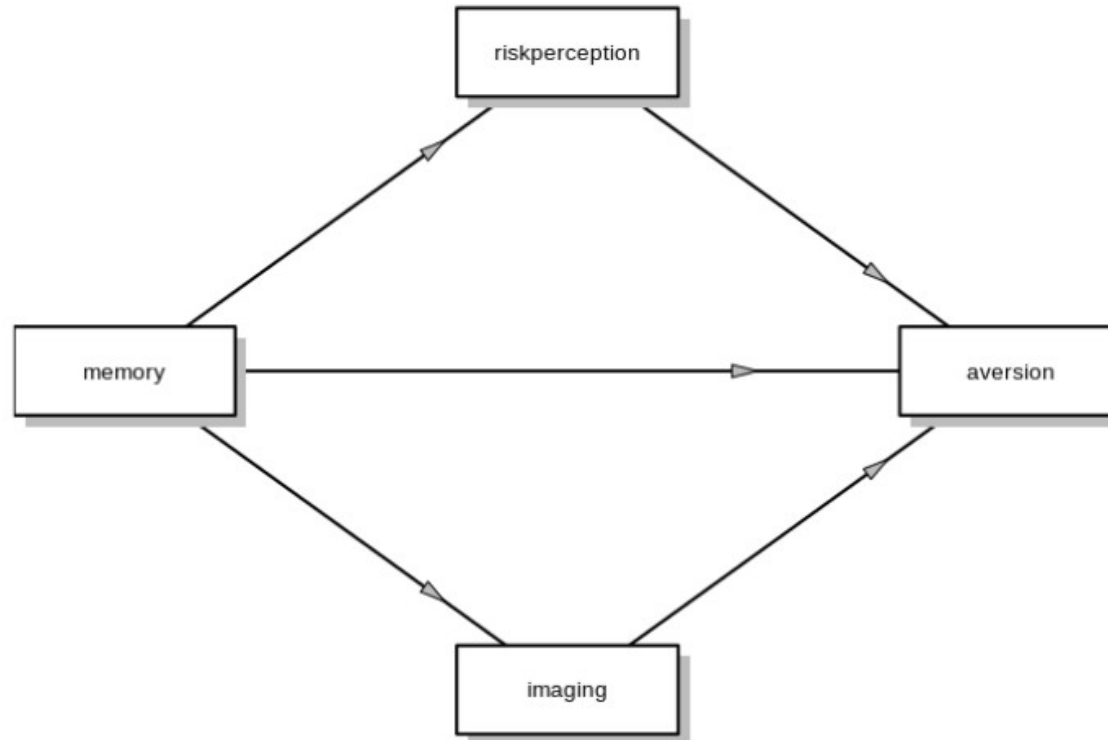
→

Covariates

→ memory

# jamovi jAMM

- Il path diagram si aggiorna di conseguenza



- E si aggiornano le stime dei parametri

## Mediation

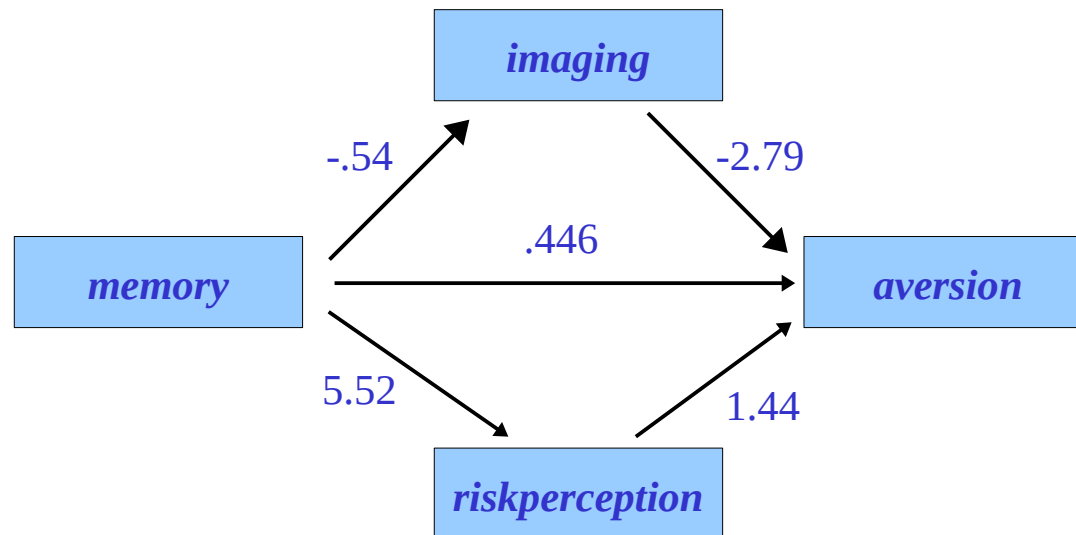
### Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		$\beta$	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!



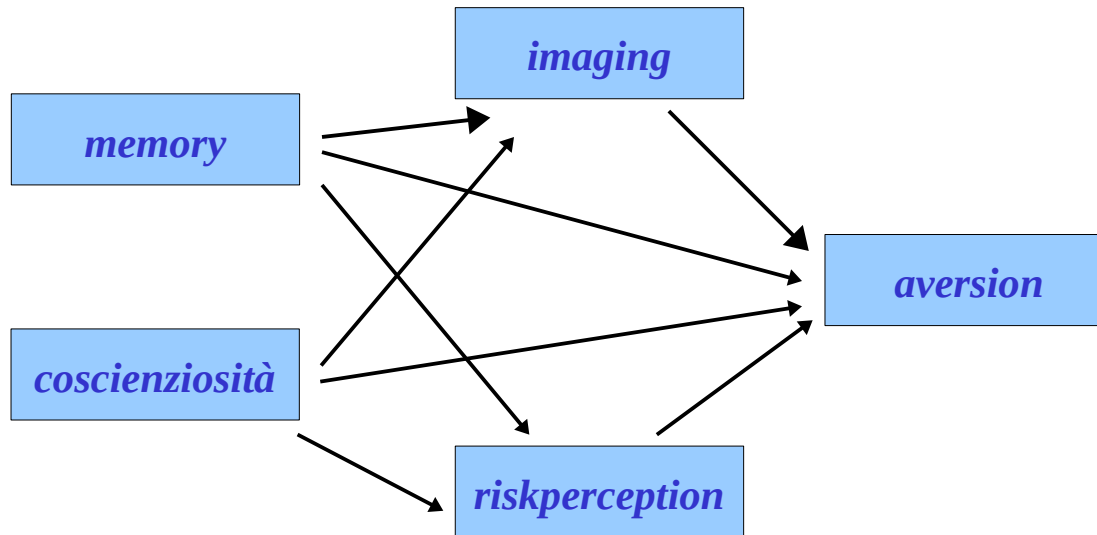
$$EM_{risk} = 7.96$$

$$EM_{imag} = 1.52$$

$$EM_{tot} = 9.48$$

# Path analysis

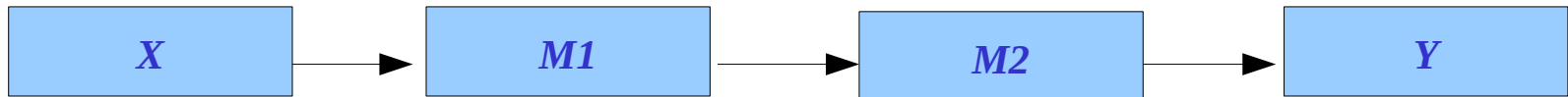
- Che può essere esteso facilmente



- 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

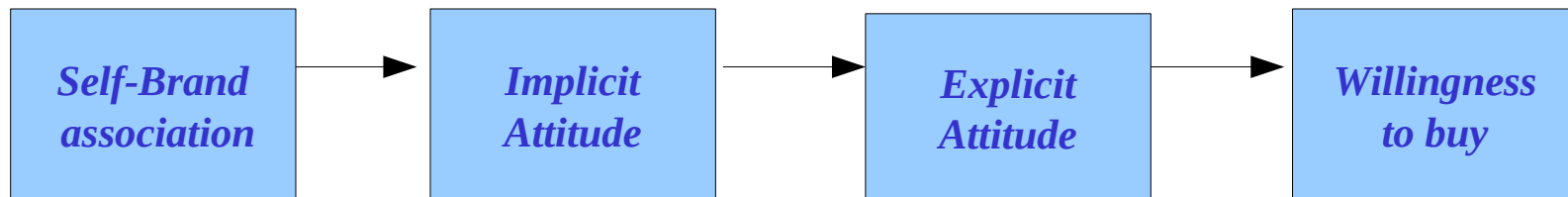
# Mediazione sequenziale

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



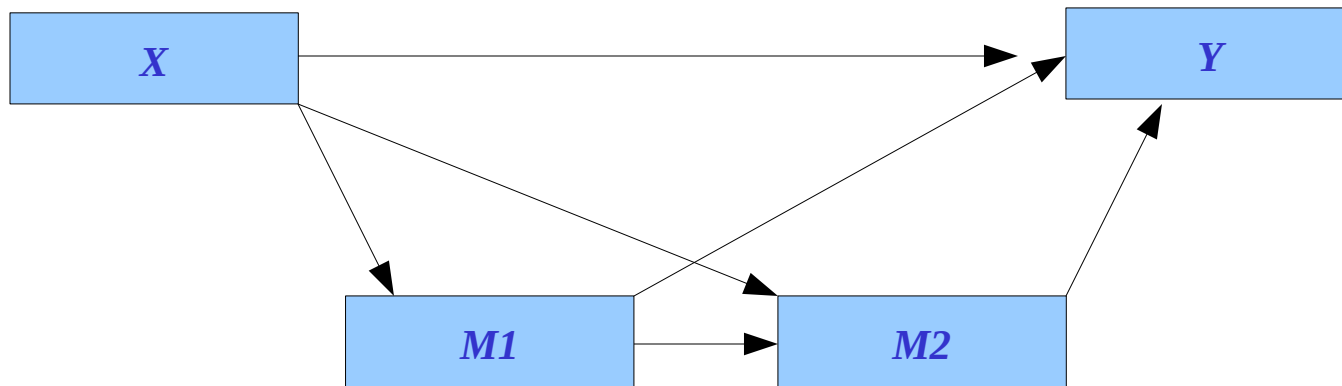
# Mediazione sequenziale

- 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

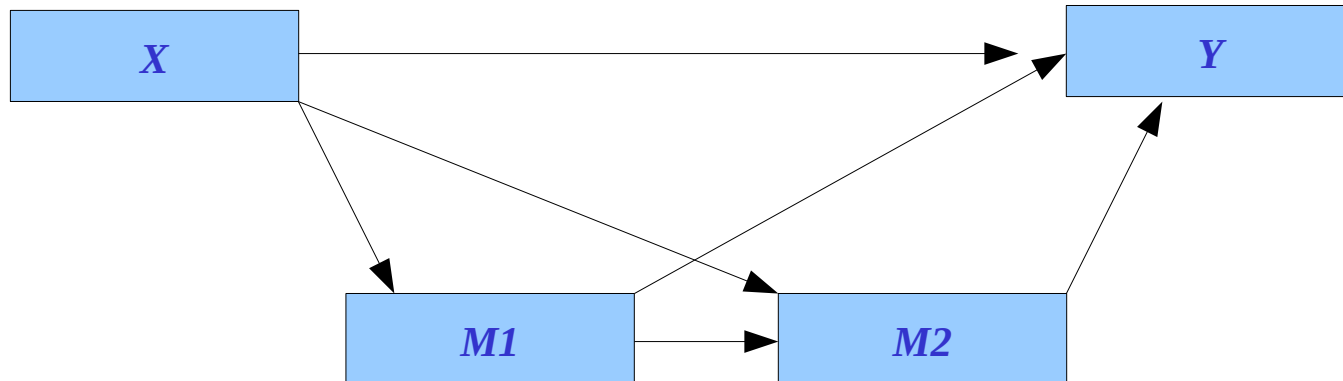


- In pratica, stimiamo ogni componente con una opportuna regressione



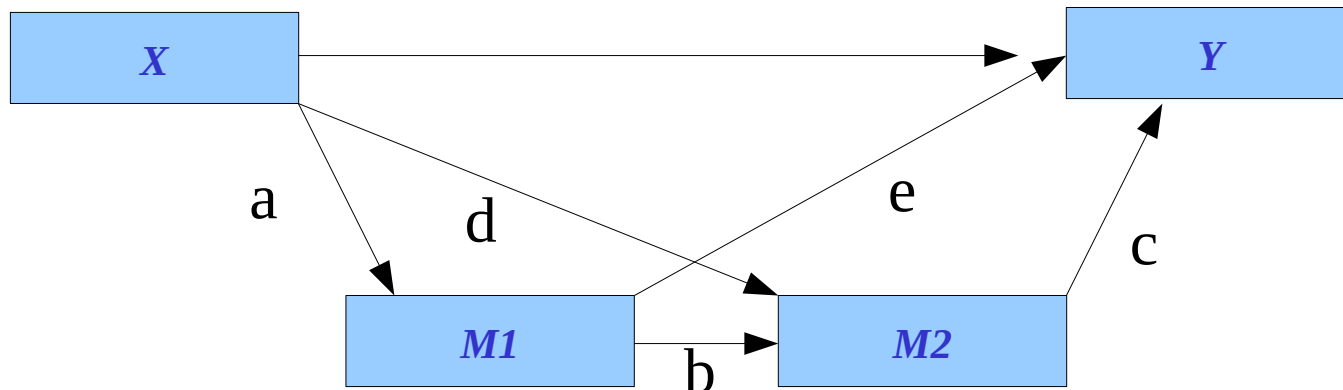
# Mediazione sequenziale

- 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:  $d*c$

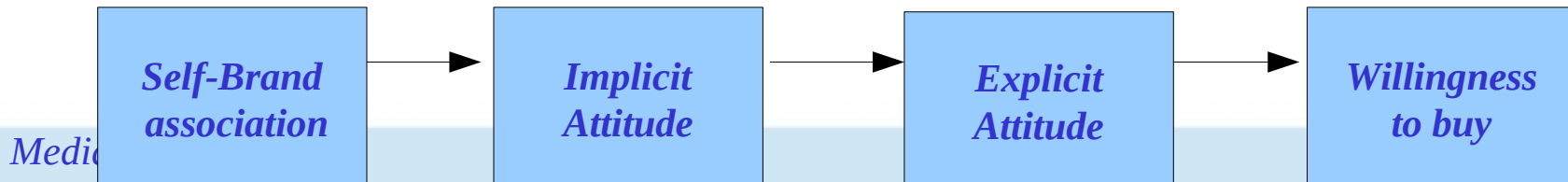


# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

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

The screenshot shows the 'GLM Mediation Model' window in jamovi. On the left is a large empty box for the model diagram. On the right are four sections for variable assignment, each with a right-pointing arrow button and a small icon:

- Dependent Variable:** WtB (with a bar chart icon)
- Mediators:** EA and IA (with a bar chart icon)
- Factors:** (empty, with a scatter plot icon)
- Covariates:** SA (with a bar chart icon)



# 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 shows the 'Mediators Models' window in jamovi. On the left, a list of variables includes SA, IA, and EA. IA is highlighted. In the center, there are two arrows: a single arrow and a double arrow. On the right, under 'Models for mediators', there are two models. The first model is 'Mediator = IA' with SA listed below it. The second model is 'Mediator = EA', and within its box, IA is listed below SA. A callout bubble points from the text 'Aggiungo IA come predittore di EA' to the IA variable in the second model's list.

Mediators Models

SA  
IA  
EA

→  
→

Models for mediators

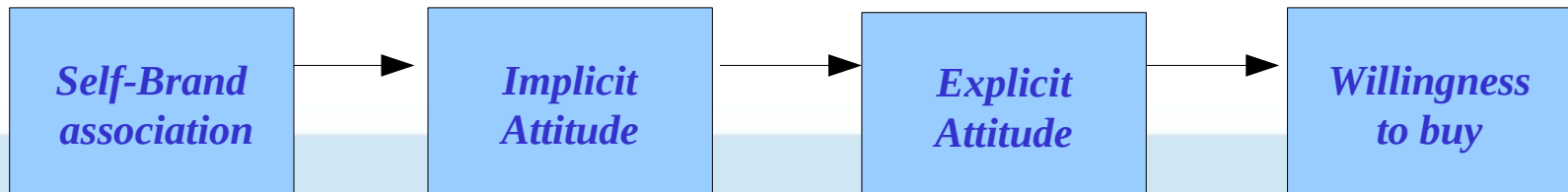
**Mediator = IA**

SA

**Mediator = EA**

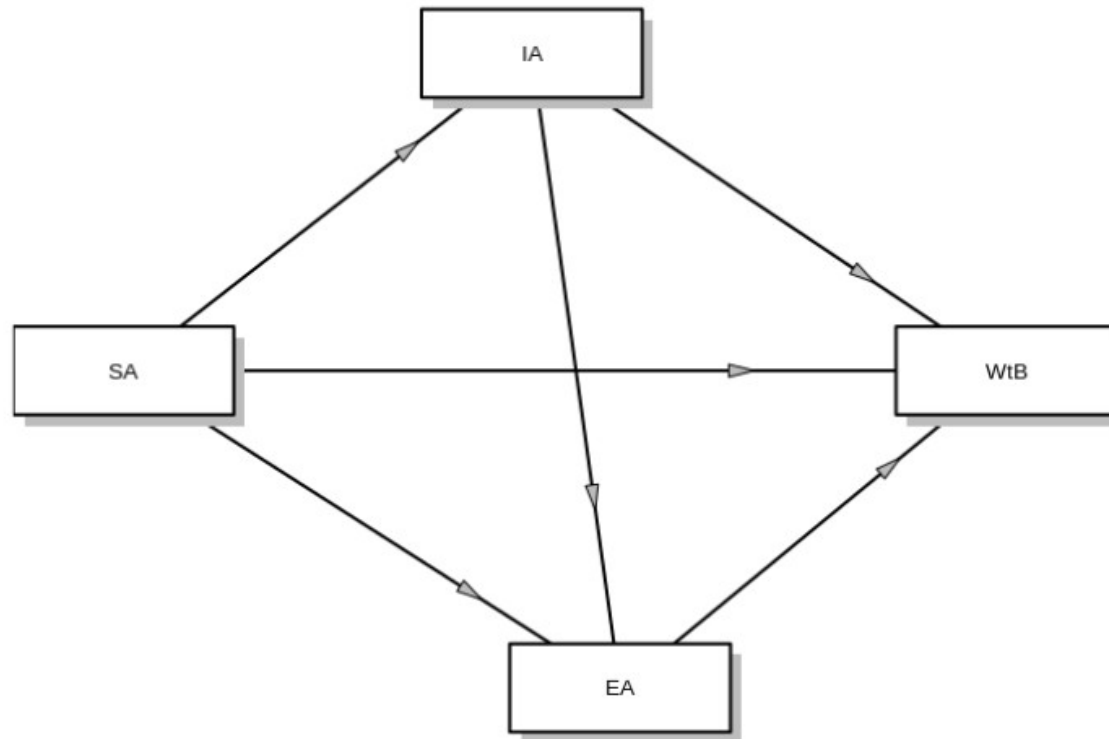
SA  
IA

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

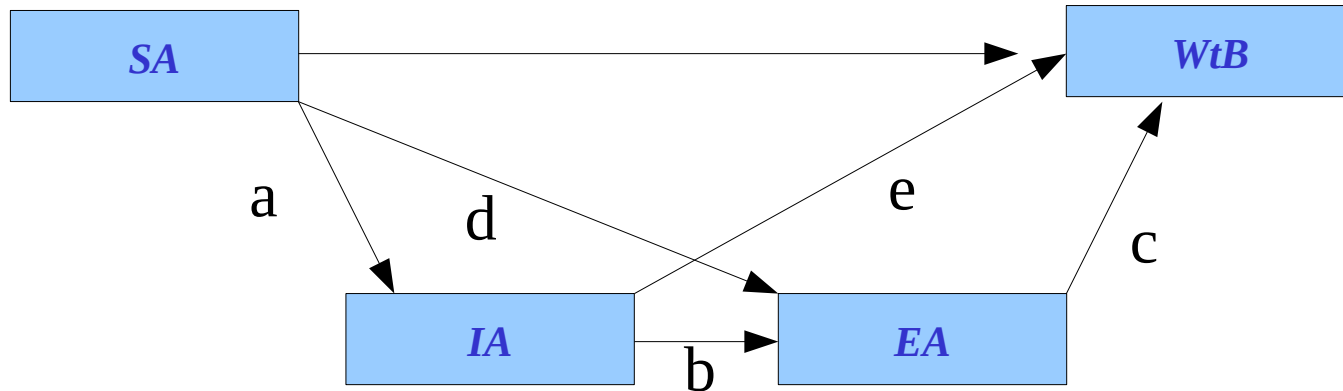
Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		$\beta$	z	p
				Lower	Upper			
Indirect	SA $\Rightarrow$ IA $\Rightarrow$ WtB	0.00260	0.0242	-0.0448	0.0500	0.00260	0.107	0.914
	SA $\Rightarrow$ EA $\Rightarrow$ WtB	0.04298	0.0612	-0.0769	0.1628	0.04298	0.703	0.482
	SA $\Rightarrow$ IA $\Rightarrow$ EA $\Rightarrow$ 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)

# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

## Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a)		$\beta$	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



$$SA \rightarrow IA \rightarrow WtB = a * e = 0.002 \quad SA \rightarrow EA \rightarrow WtB = d * c = 0.042$$

$$SA \rightarrow IA \rightarrow EA \rightarrow WtB = d * c = 0.077$$



# Mediazione con variabili indipendenti categoriche

# Mediazione con VI categoriche

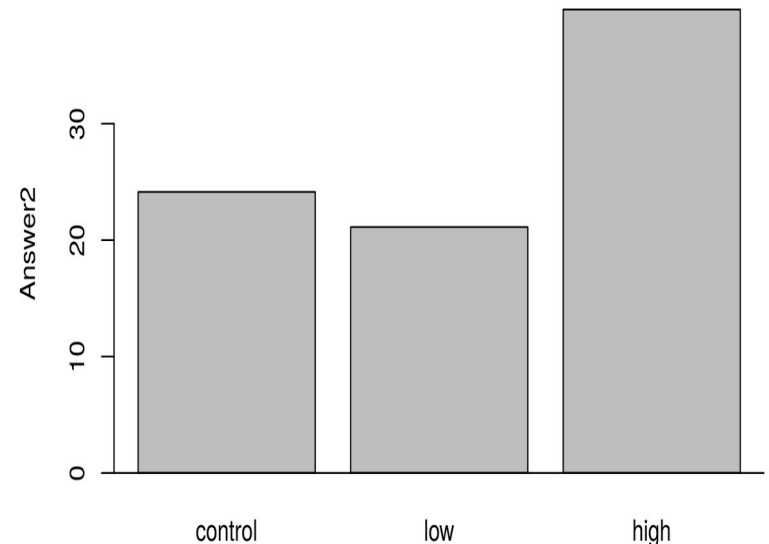
- Abbiamo visto che le variabile categoriche si inseriscono nel GLM come dummy (0\_vs\_1)
- Ogni dummy ha un suo coefficiente di regressione, che mostra la differenza media tra il reference group e il gruppo con dummy=1
- Dunque possiamo stimare la mediazione come se le dummies fossero semplicemente 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...

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

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** sulla cooperazione (*coop*) siano mediati dal senso di appartenenza (*belongingness*)



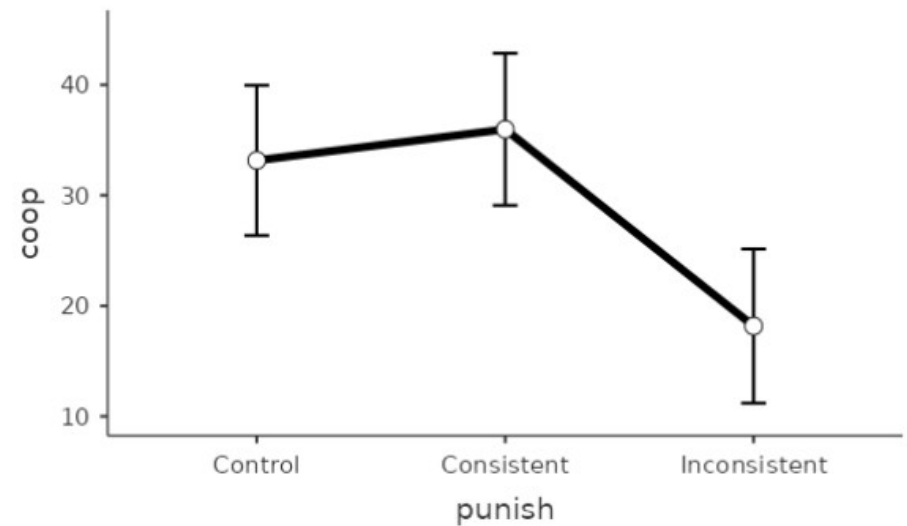
# Esempio

- Analizzando i dati con un GLM (VD=coop)

ANOVA Omnibus tests

	SS	df	F	p	$\eta^2p$
Model	6674.884	2	7.484	< .001	0.122
punish	6674.884	2	7.484	< .001	0.122
Residuals	48159.026	108			
Total	54833.910	110			

Plots

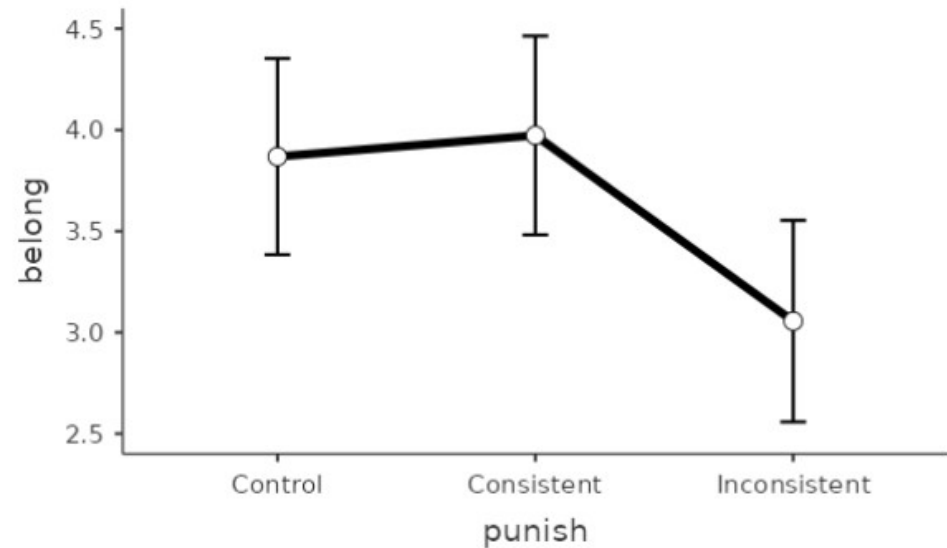


# Esempio

- Analizzando i dati con un GLM (VD=belongingness)

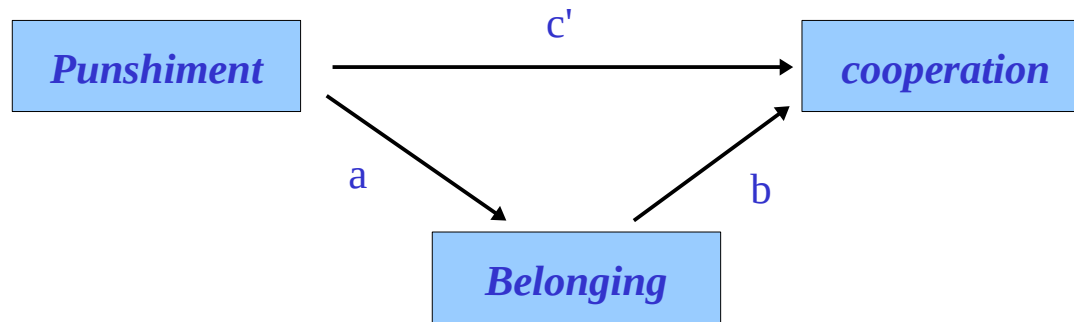
ANOVA Omnibus tests

	SS	df	F	p	$\eta^2p$
Model	18.382	2	4.048	0.020	0.070
punish	18.382	2	4.048	0.020	0.070
Residuals	245.204	108			
Total	263.586	110			



# Modello logico

- Il modello logico della mediazione

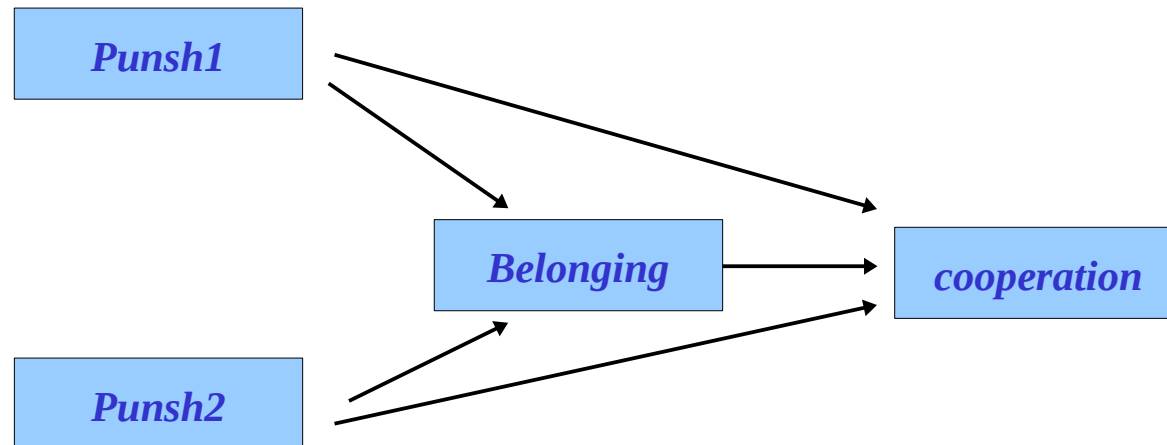


# Modello Statistico

- Una variabile a tre gruppi viene rappresentata da due dummies

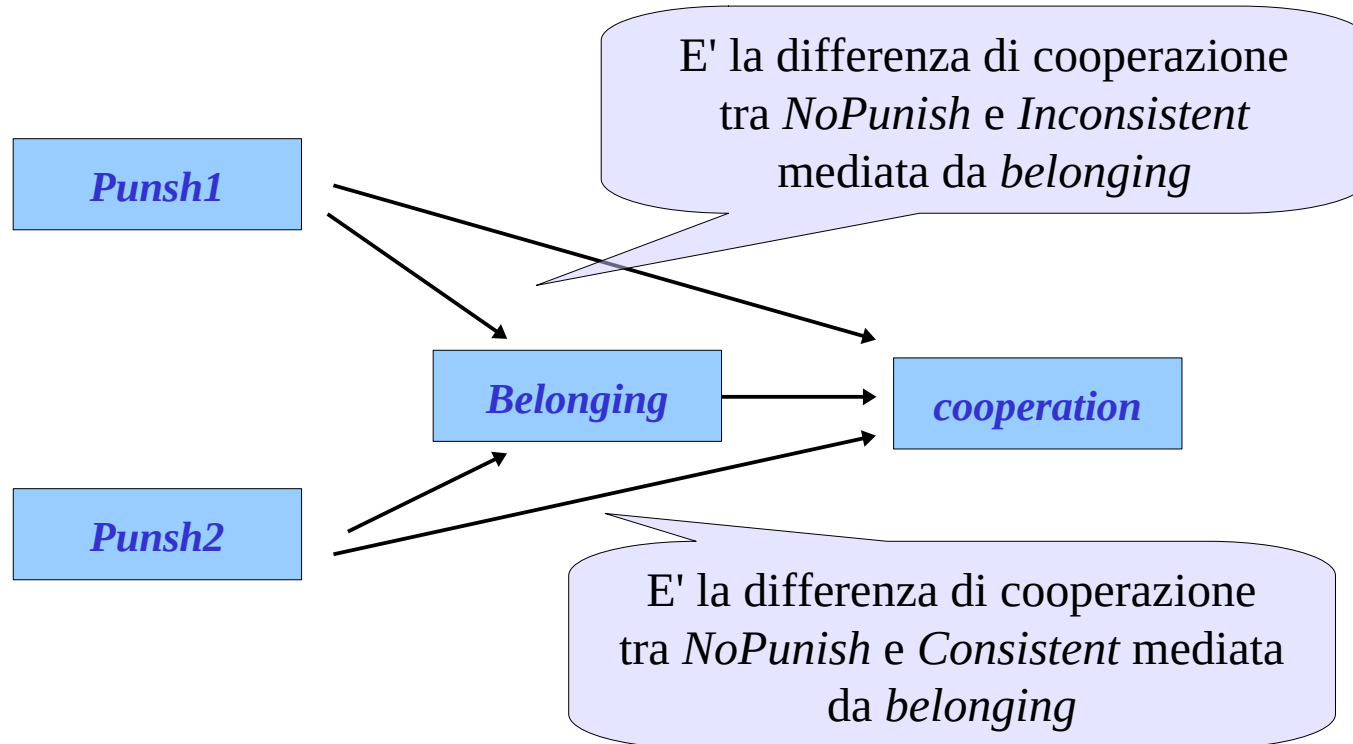
Variabile Gruppi		Punish1	Punish2
Punish	No punish	0	0
	Inconsistent	1	0
	consistent	0	1

- 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

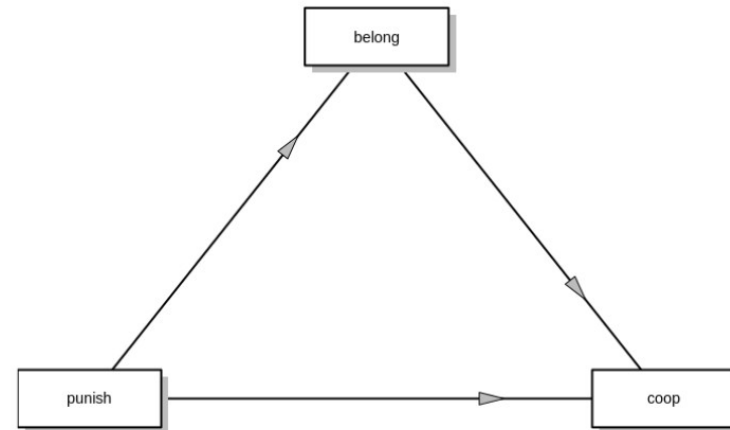
IE 1      punish  $\Rightarrow$  belong  $\Rightarrow$  coop

---

# Stima

- 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)		$\beta$	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

*Consis-Control*

punish1  $\Rightarrow$  belong  $\Rightarrow$  coop 0.528

*Incon-Control*

punish2  $\Rightarrow$  belong  $\Rightarrow$  coop -4.102

*Consis-Control*

$$pEM_1 = \frac{.52}{2.81} = .18$$

.104

2.28

*Belonging*

5.04

*cooperation*

-.812

*Incon-Control*

-10.88

$$pEM_2 = \frac{-4.10}{-14.99} = .27$$

# Mediazione Multivariata

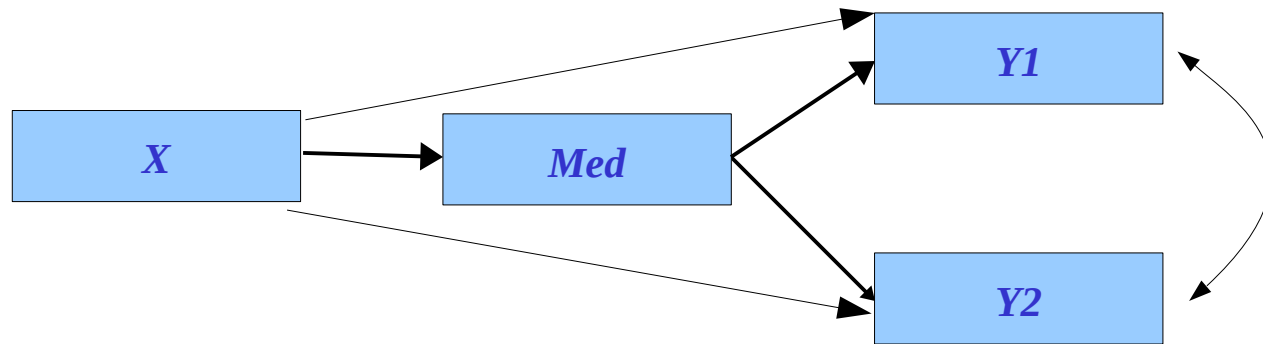
## più di una variabile dipendente

# 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

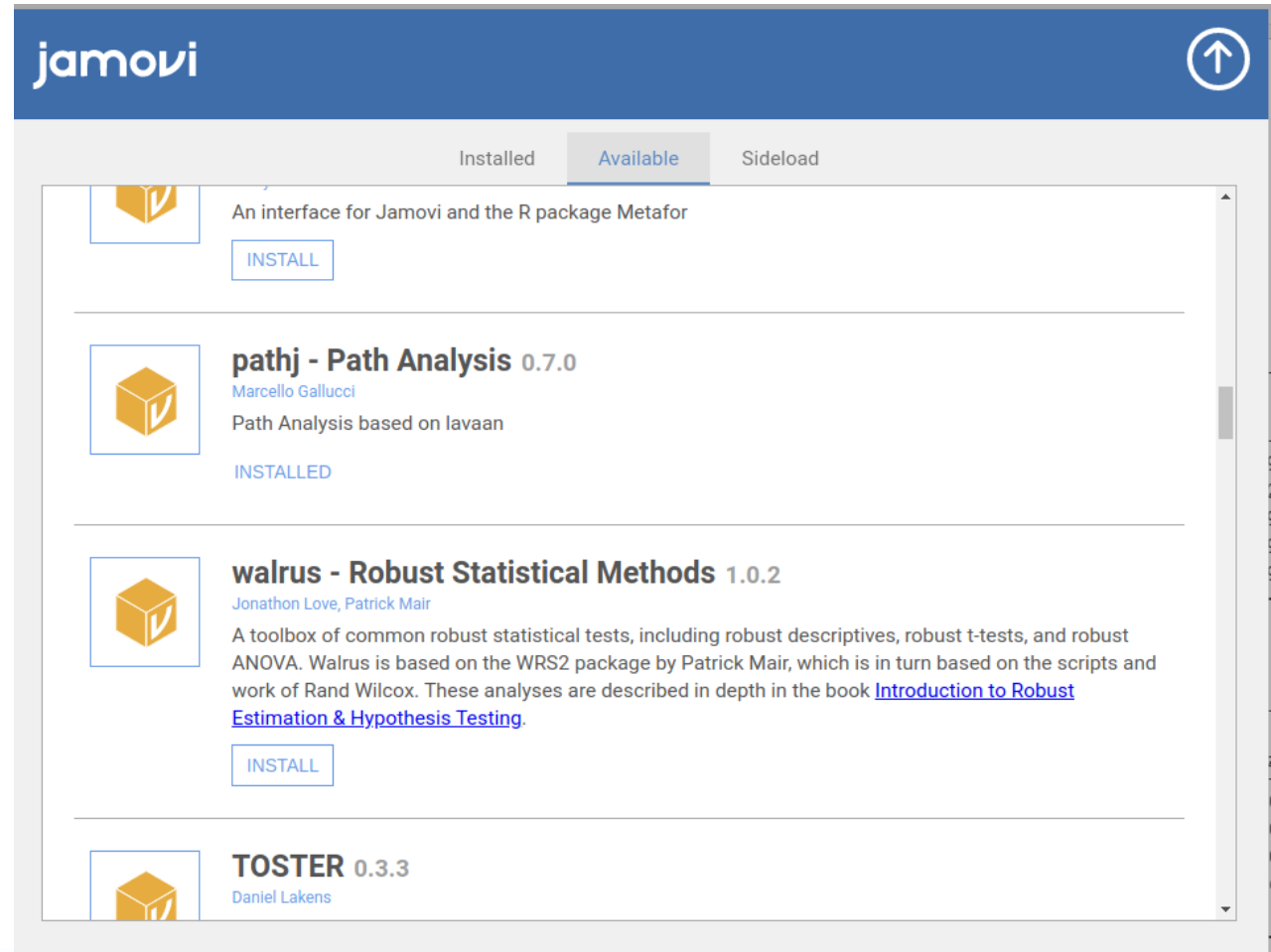
- E' possibile estendere il modello di mediazione a più di una dipendente!



- 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

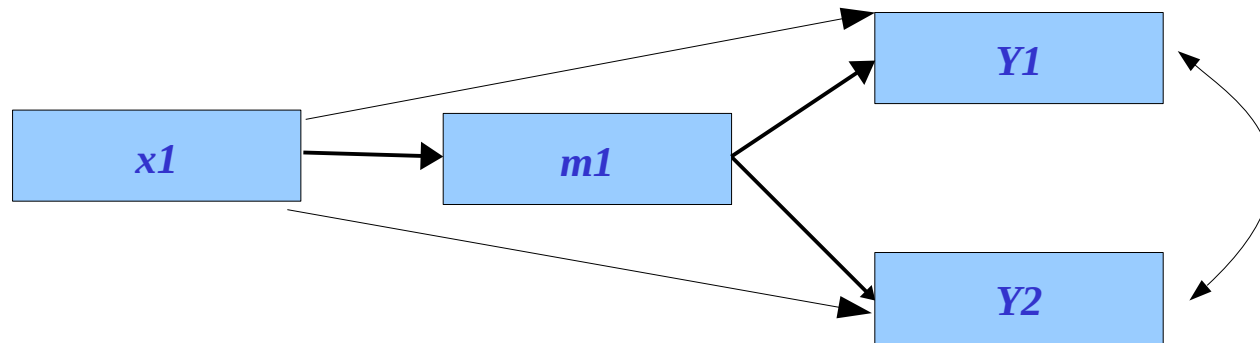


## Pros & Cons

- 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**

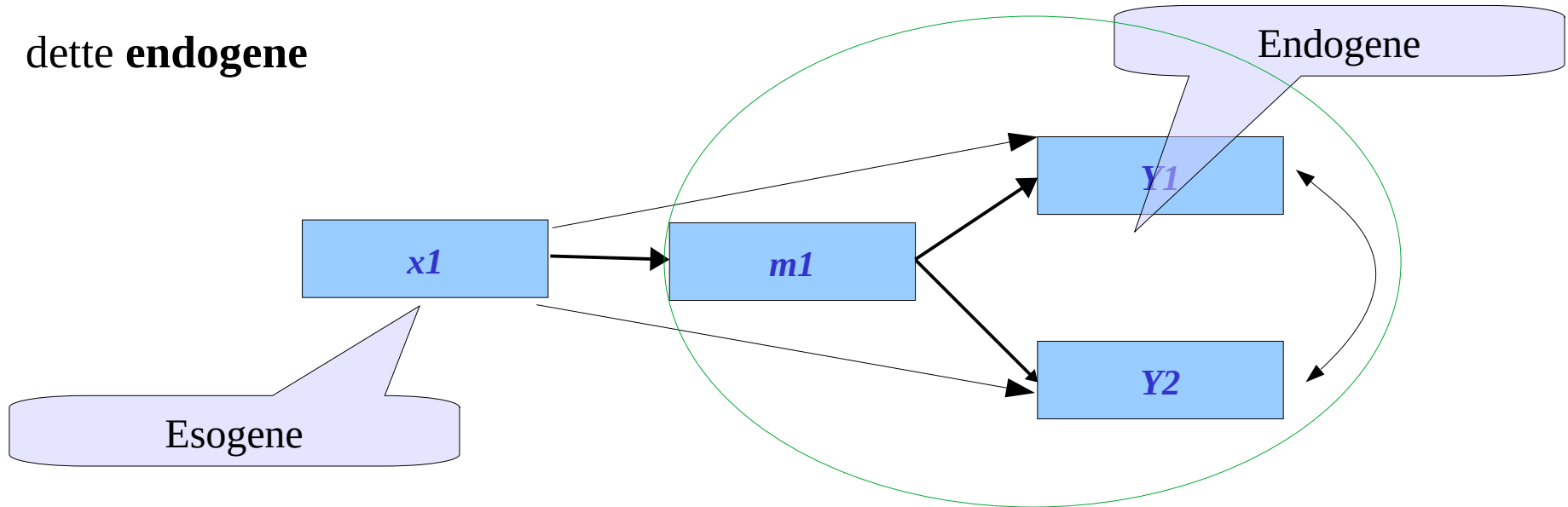


- Quelle che non la ricevono, sono dette **esogene**



# Costruire un modello di path analysis

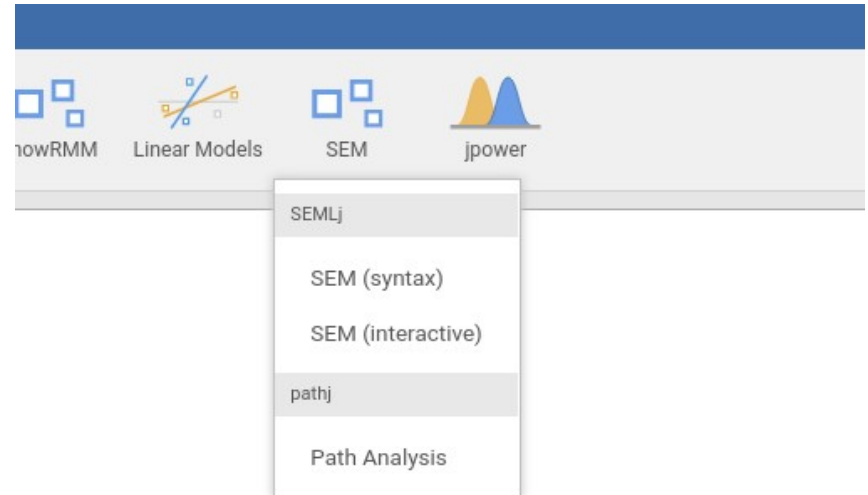
- In un modello di path analysis, tutte le variabili che ricevono una freccia sono dette **endogene**



- 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

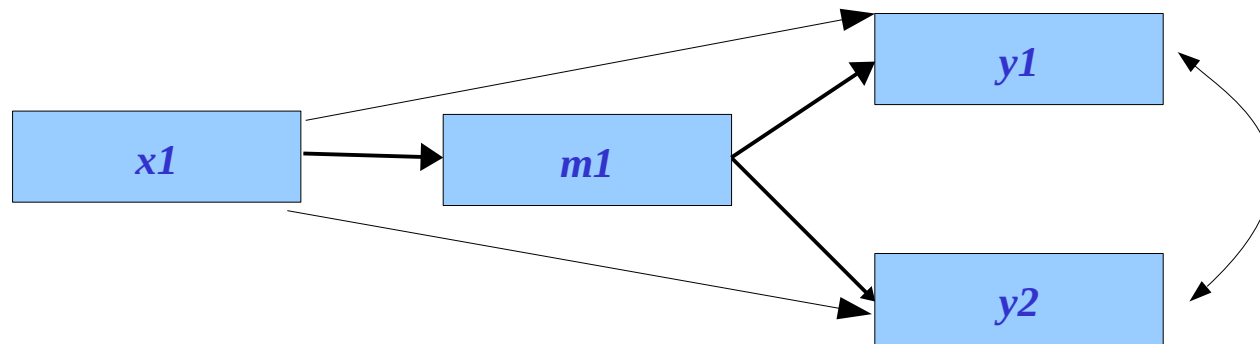
Endogenous = y2

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		$\beta$	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

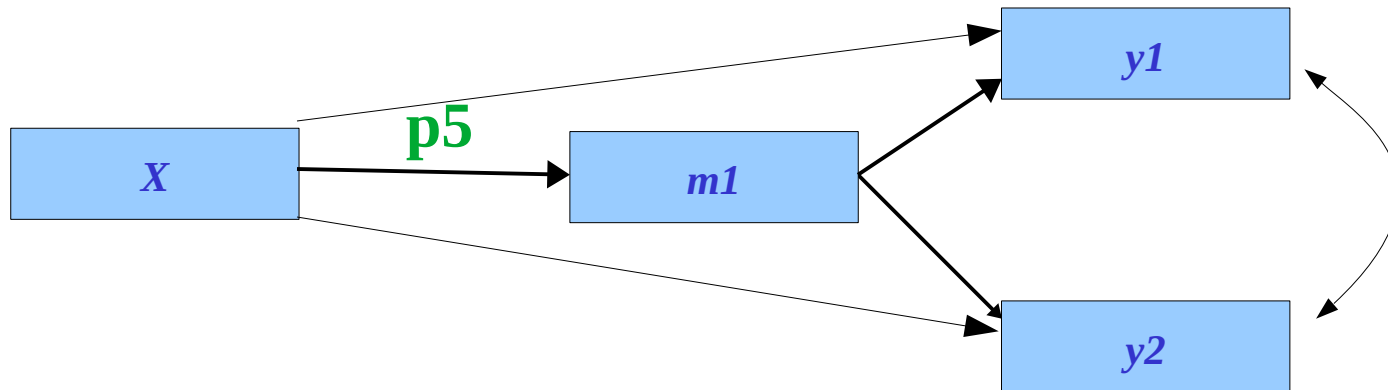
[4]

Defined Parameters

Label	Description	Parameter	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		$\beta$	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



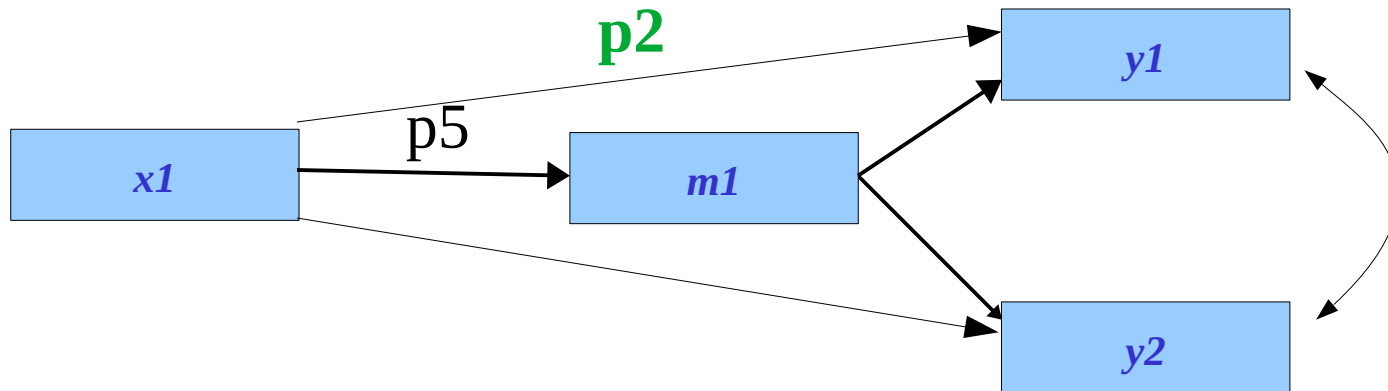
Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		$\beta$	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

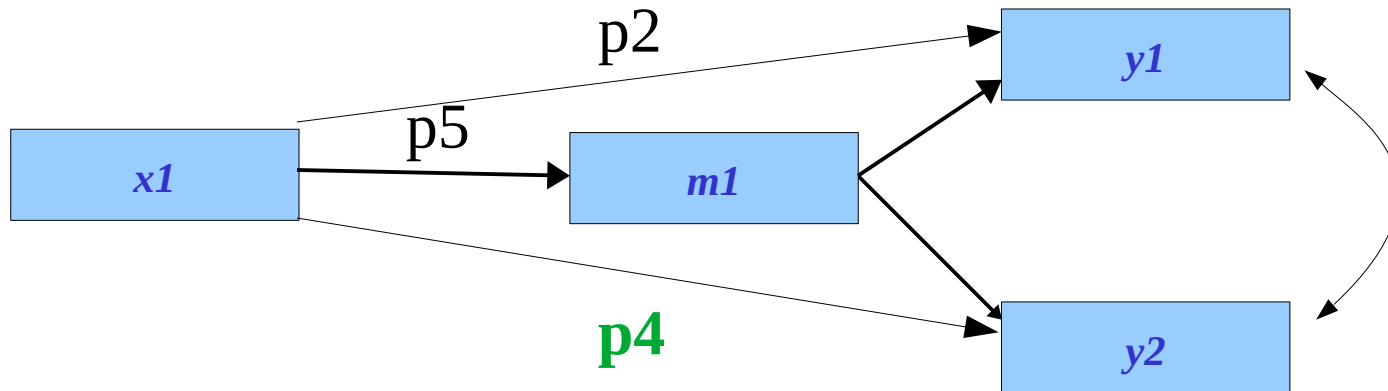


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		$\beta$	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

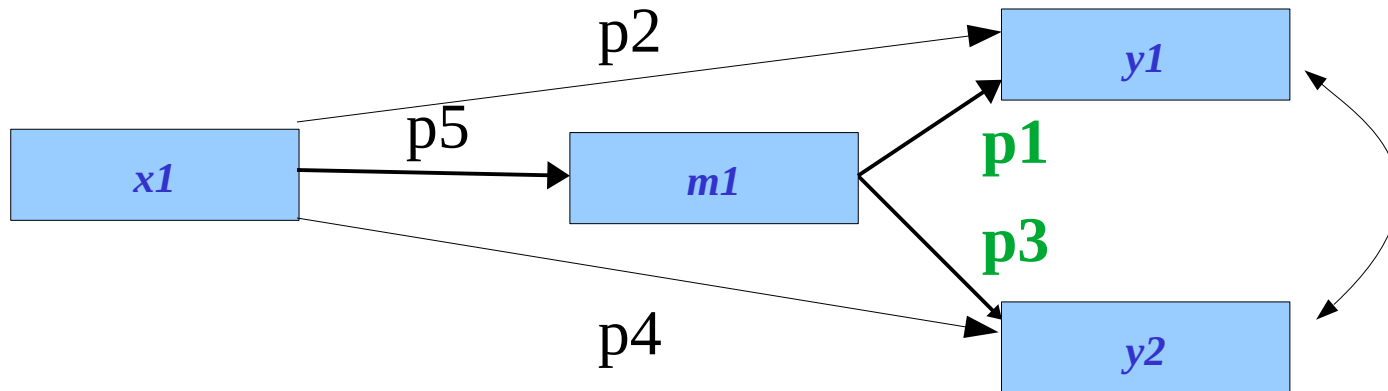


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		$\beta$	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

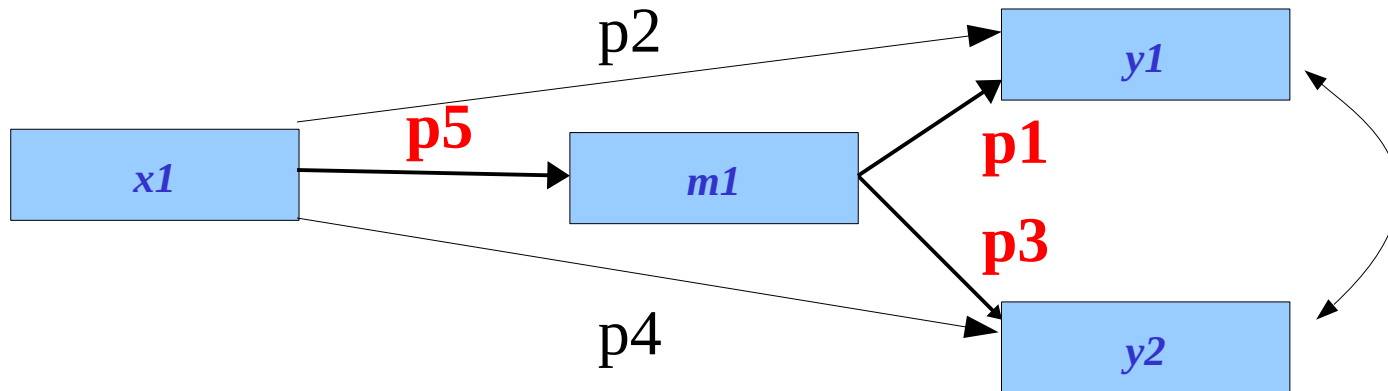


Parameter Estimates

Label	Dep	Pred	Estimate	SE	95% Confidence Intervals		$\beta$	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		$\beta$	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