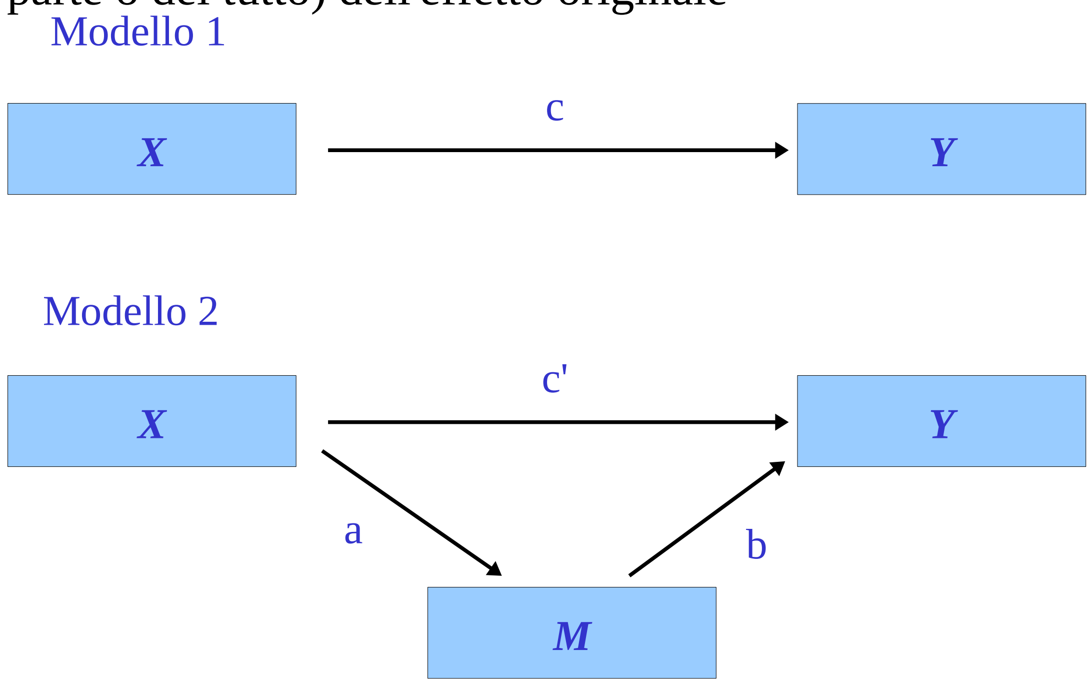
# *Seconda giornata*

# Mediazione e Moderazione

Marcello Gallucci
Univerisità  Milano-Bicocca

# La mediazione

- In presenza di una relazione tre 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



# Esempio

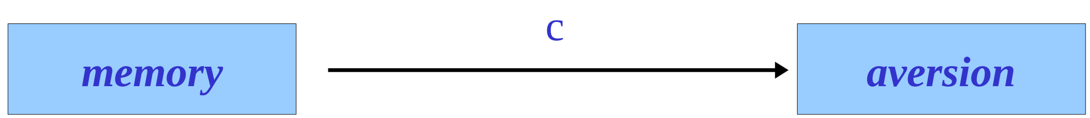
- Consideriamo l'esempio visto ieri della campagna pubblicitaria.

- 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

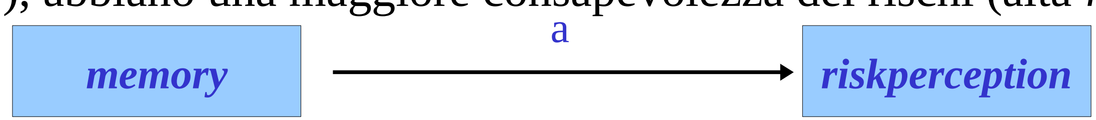
- Supponiamo di aver trovato una relazione tra *memory* e *aversion*.

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*)

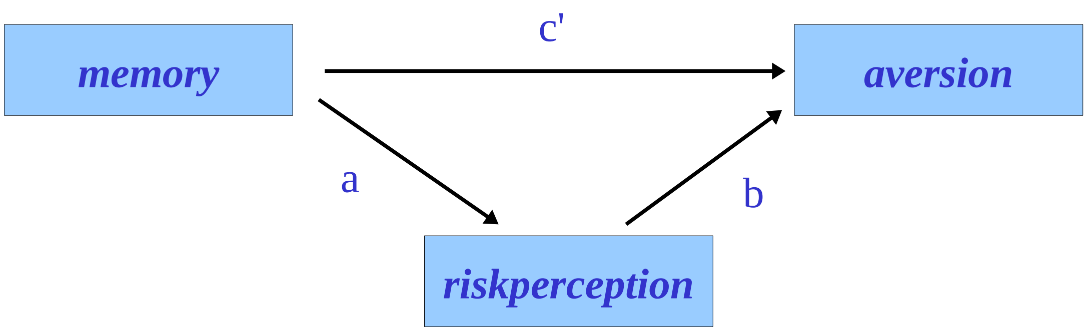
$$\boxed{\textit{memory}} \xrightarrow{\quad a \quad} \boxed{\textit{riskperception}}$$

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

$$\boxed{\textit{riskperception}} \xrightarrow{\quad b \quad} \boxed{\textit{aversion}}$$

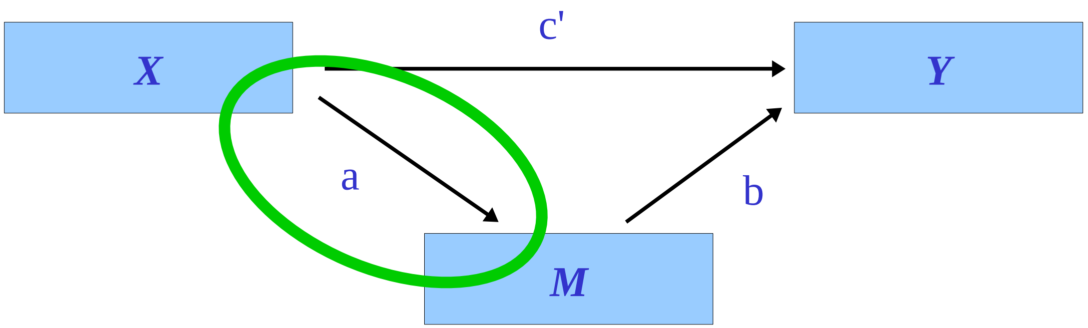
# Esempio

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



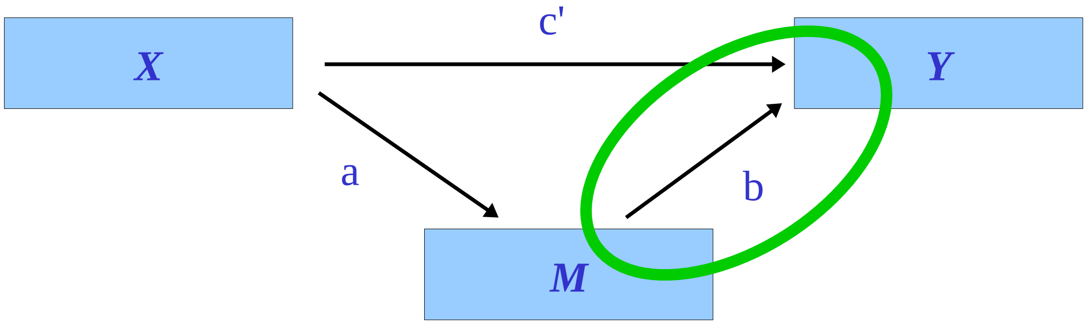
# Condizioni statistiche

- 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



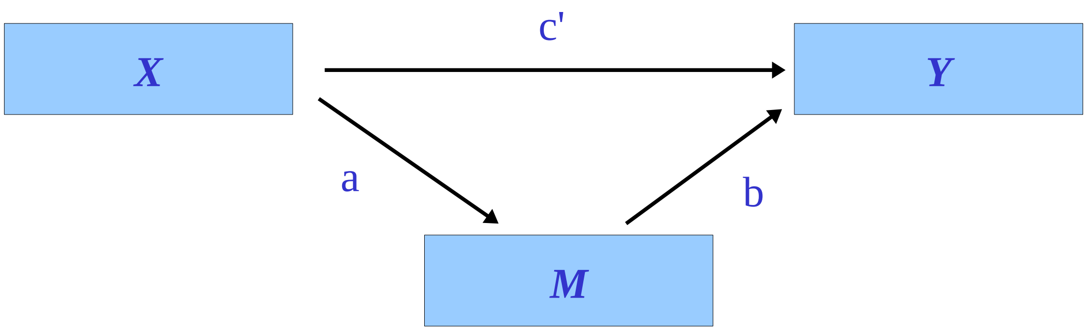
# Condizioni statistiche

- 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

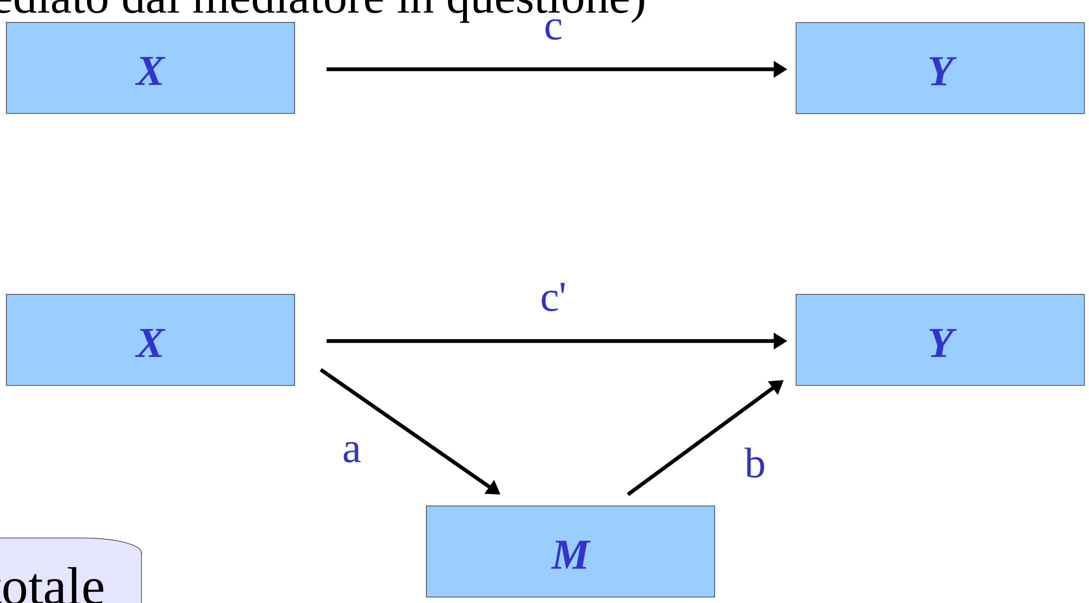
- L'effetto mediato da M rispetto all'effetto di X su Y sarà dato dal prodotto dei coefficienti relative alla parte mediazionale del modello




$$EM = a \cdot b$$

# 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

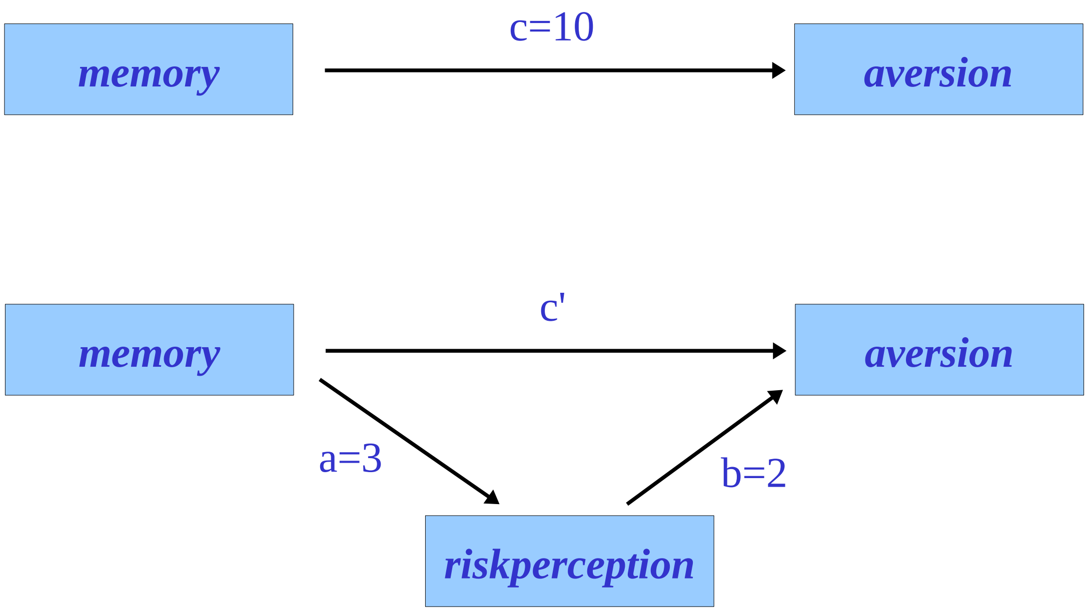
$$c = c' + a \cdot b$$

Effetto diretto

Effetto mediato

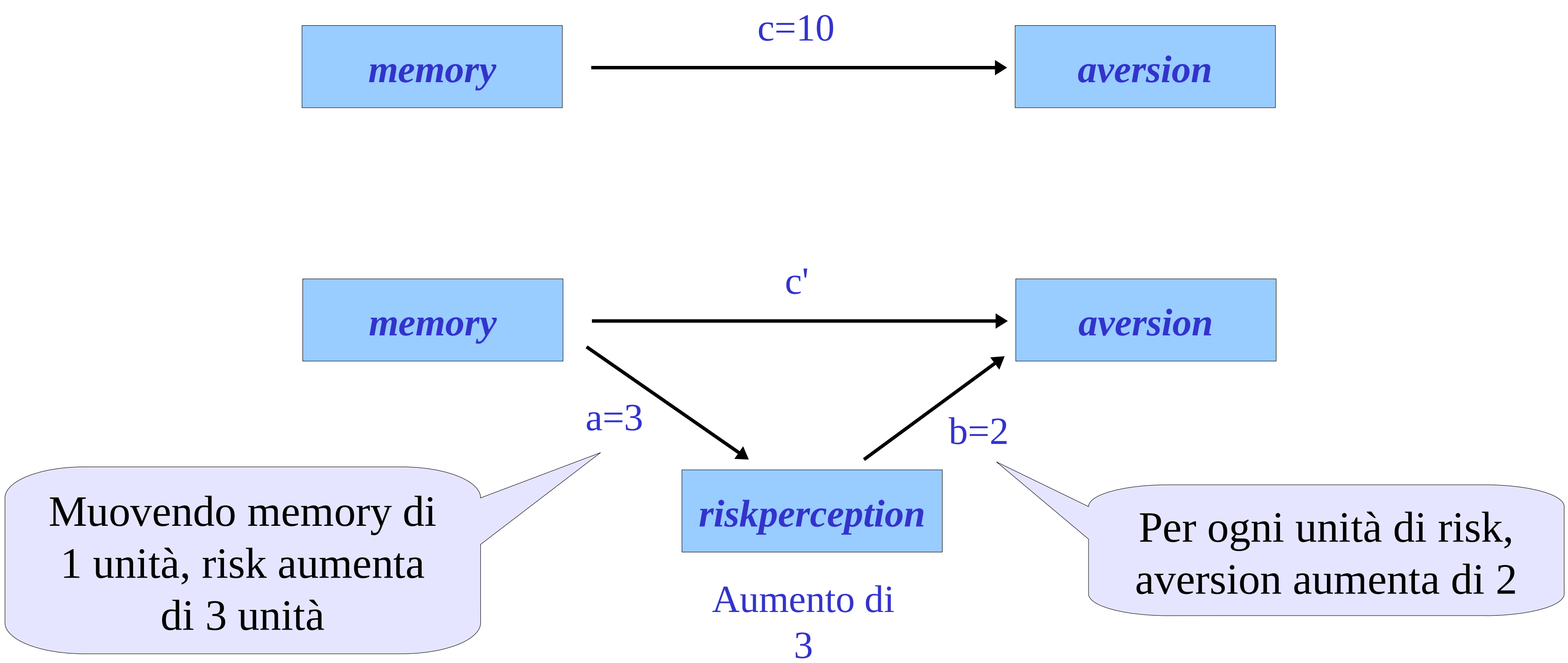
# Esempio (dati inventati)

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



# Decomposizione dell'effetto

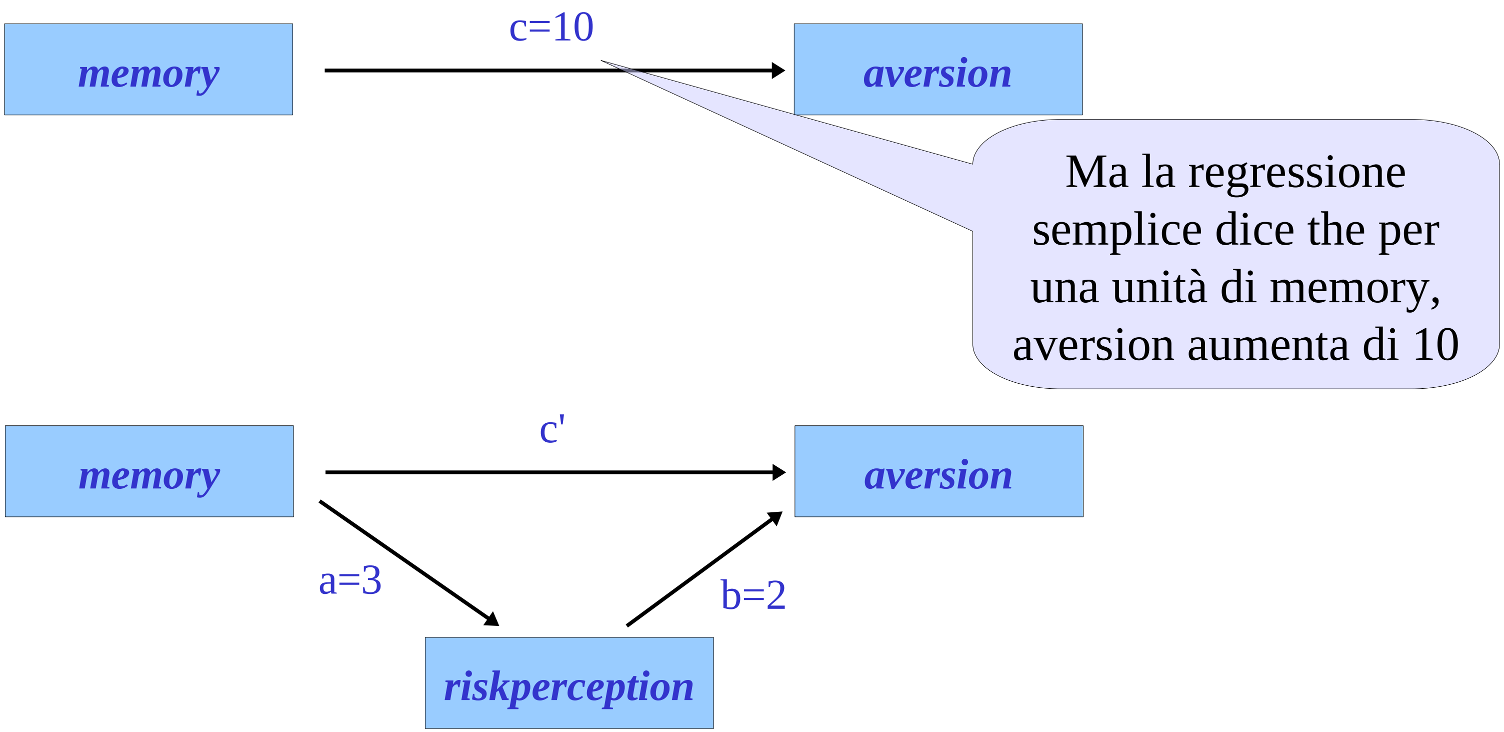
- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti




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

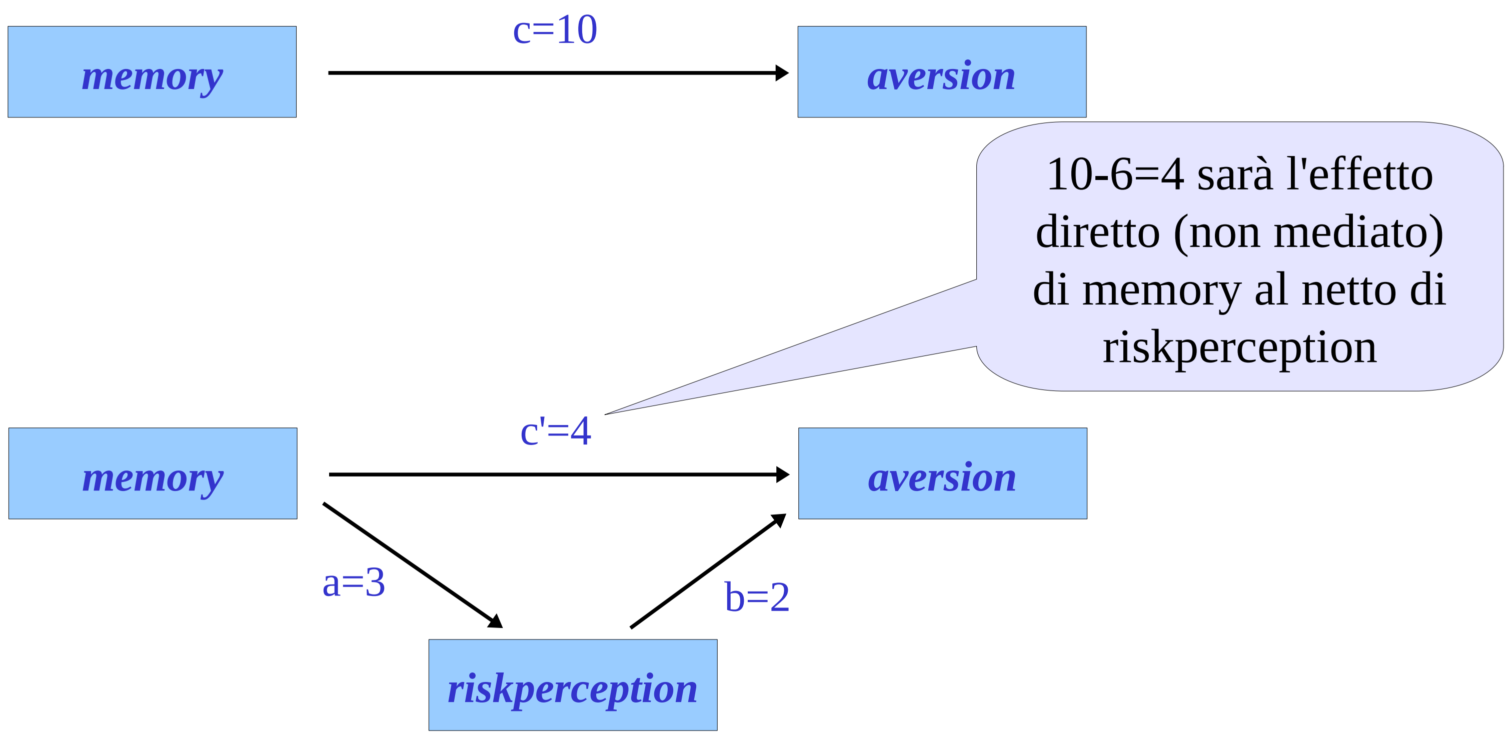
# Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



# Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti

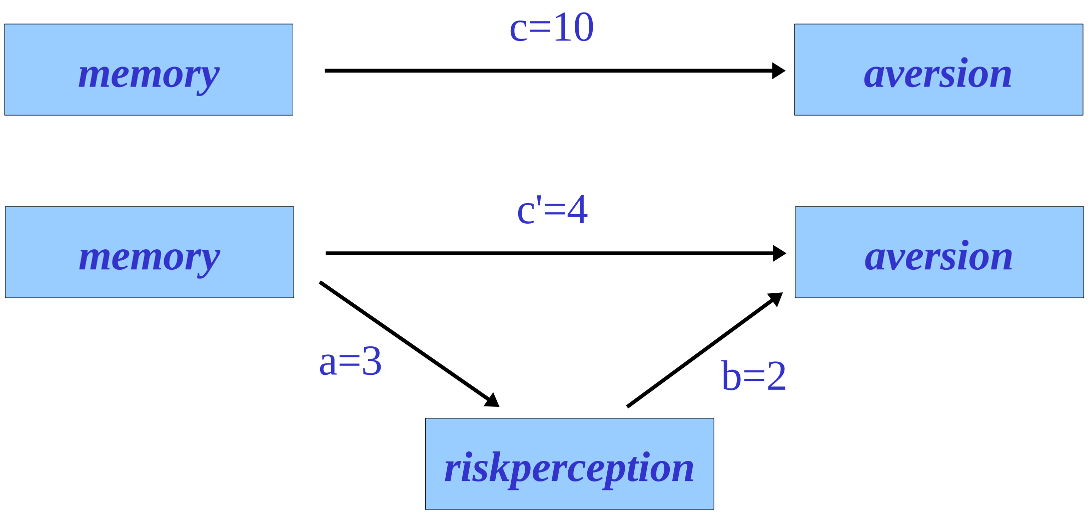



$$c = c' + a \cdot b = 4 + 3 * 2 = 10$$

# 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

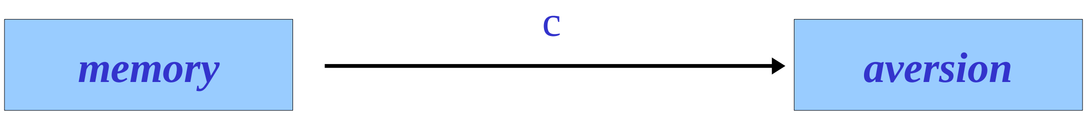
- Diremo che c'è un effetto mediato se il prodotto a*b è diverso da zero

$$a \cdot b \neq 0$$

- Vedremo che non è così semplice stabilirlo!

# Esempio

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

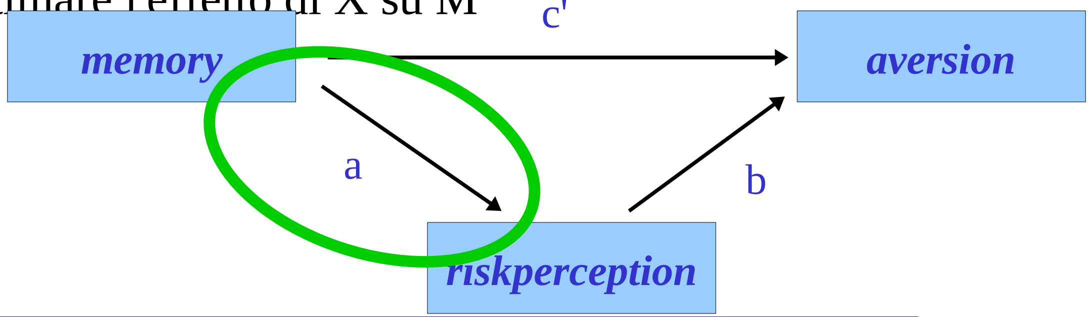



```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -99.973 -16.213  -1.817  13.050  97.395
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -25.943     11.697  -2.218  0.02887 *
## memory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

Effetto totale 9.93

# Esempio

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

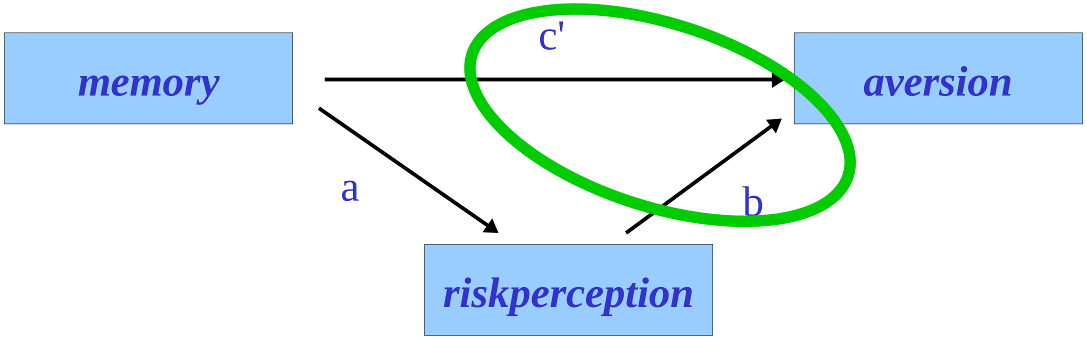



```
## Call:
## lm(formula = riskperception ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min      1Q  Median      3Q     Max
## -40.313 -12.153  -0.719  10.278  51.016
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   33.115      7.006   4.727 7.64e-06 ***
##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

A=5.522

# Esempio (dati veri)

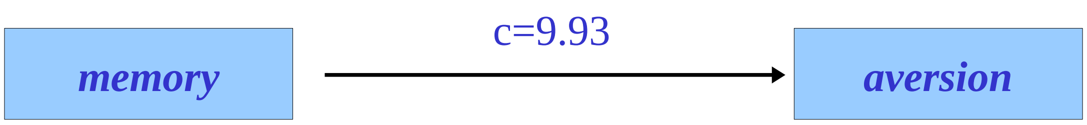
- Terza regressione, per stimare l'effetto di **c'** e **b**



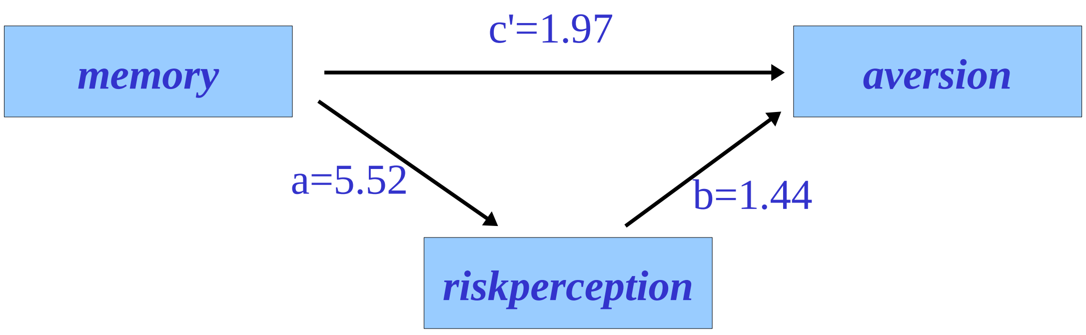

```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ riskperception + memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -64.489  -6.869    1.276    8.542   38.694
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)     -73.66753    6.57749 -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 propozione (approssimata) dell'effetto totale

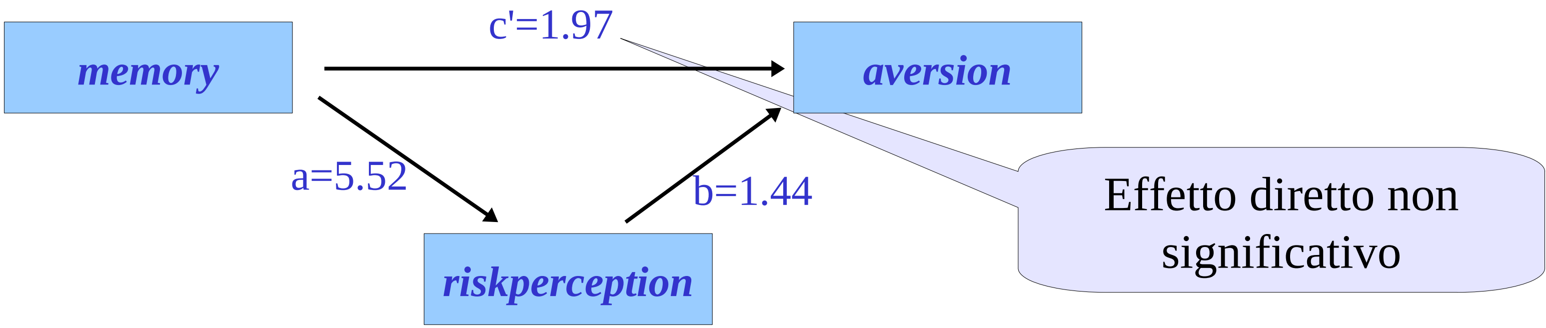
$$pEM = \frac{a \cdot b}{c}$$

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

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

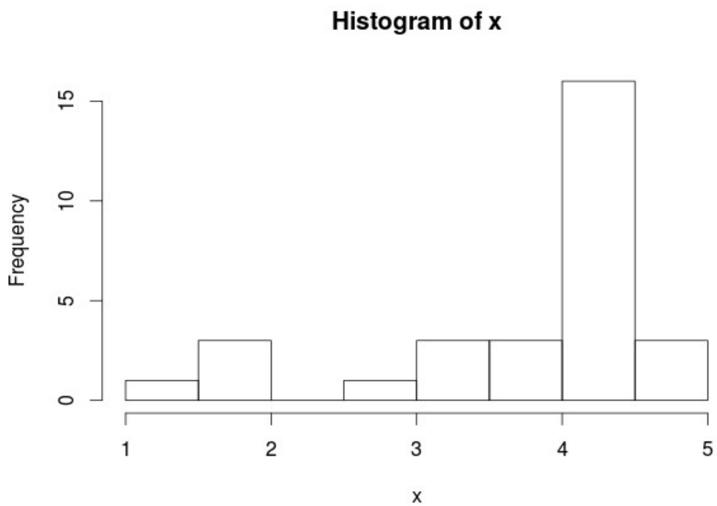
- Un'alternativa valida è usare il metodo bootstraap

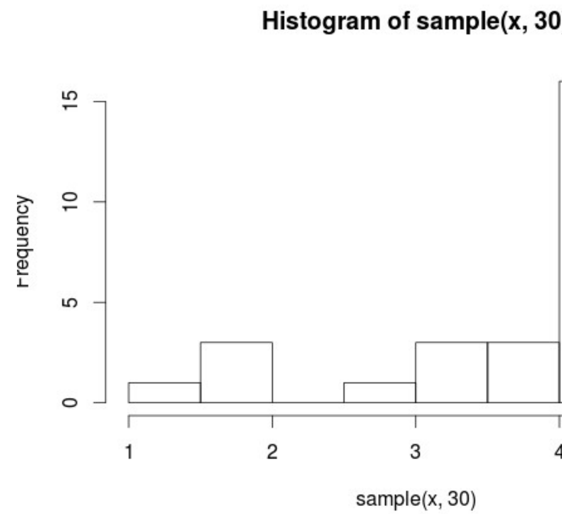
# Logica Bootstrap

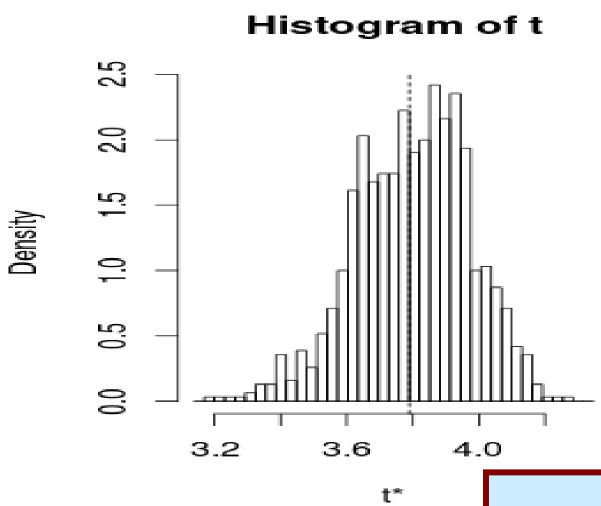
Campione originale

Campiona con reiserimento

Bootstrap sample



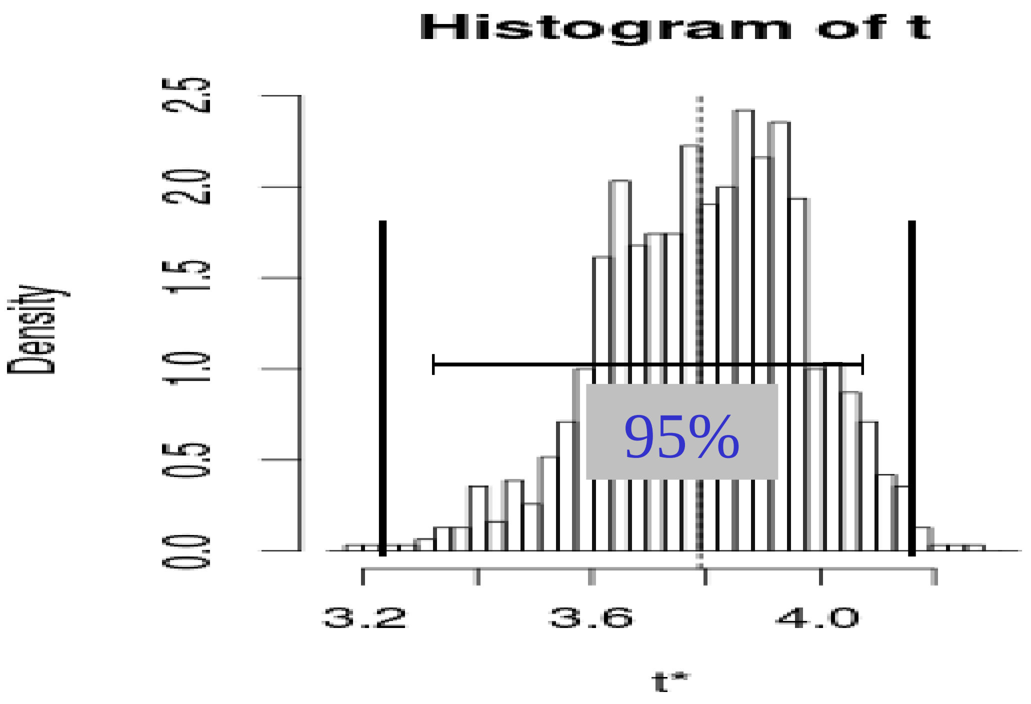

Ricampiona

Calcola il coefficiente di interesse

Ottieni una distribuzione dei coefficienti perturbati casualmente

# Stabilire la significatività

Calcola l'intervallo di confidenza



# Significatività!

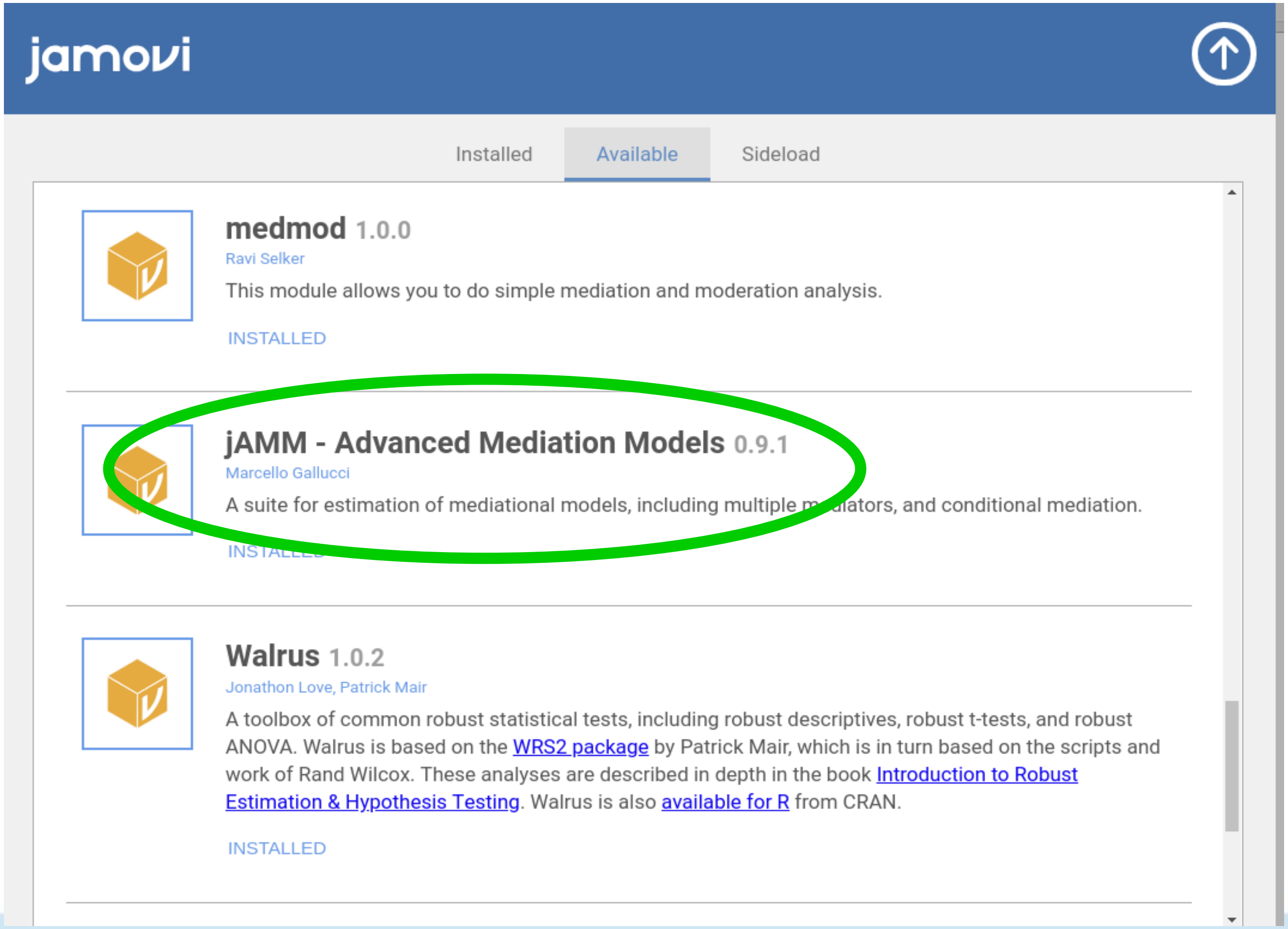
- Per decidere se il nostro effetto mediato otterremo un intervallo di confidenza del prodotto a*b
- Se l'intervallo contiene zero diremo che l'effetto non è significativo
- Se l'intervallo non contiene zero, diremo che è significativo

# Significatività!

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

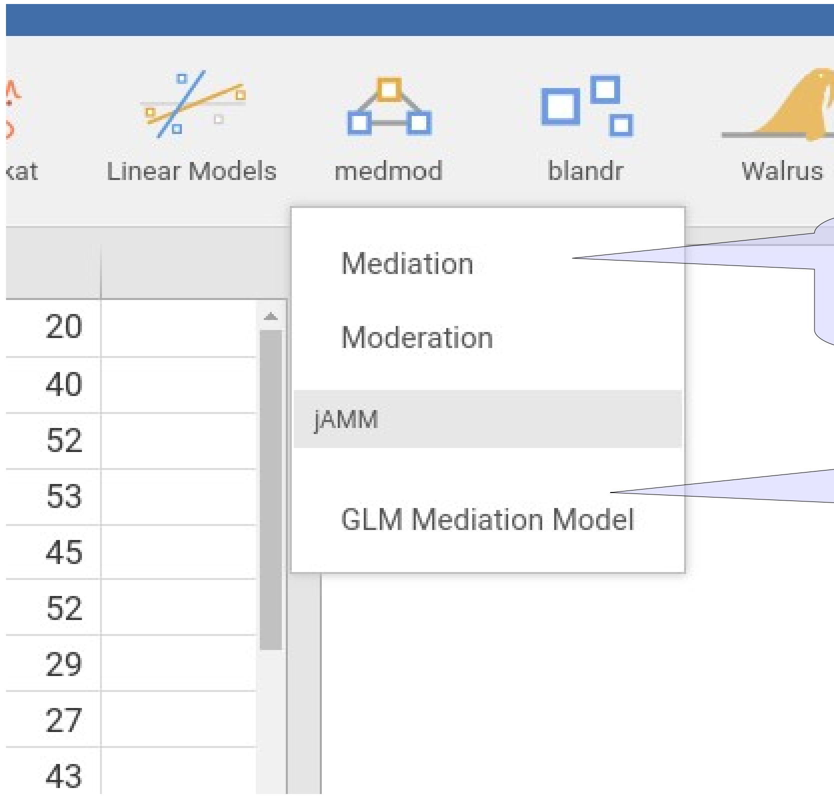
# jamovi

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



# jamovi

- GLM mediation model

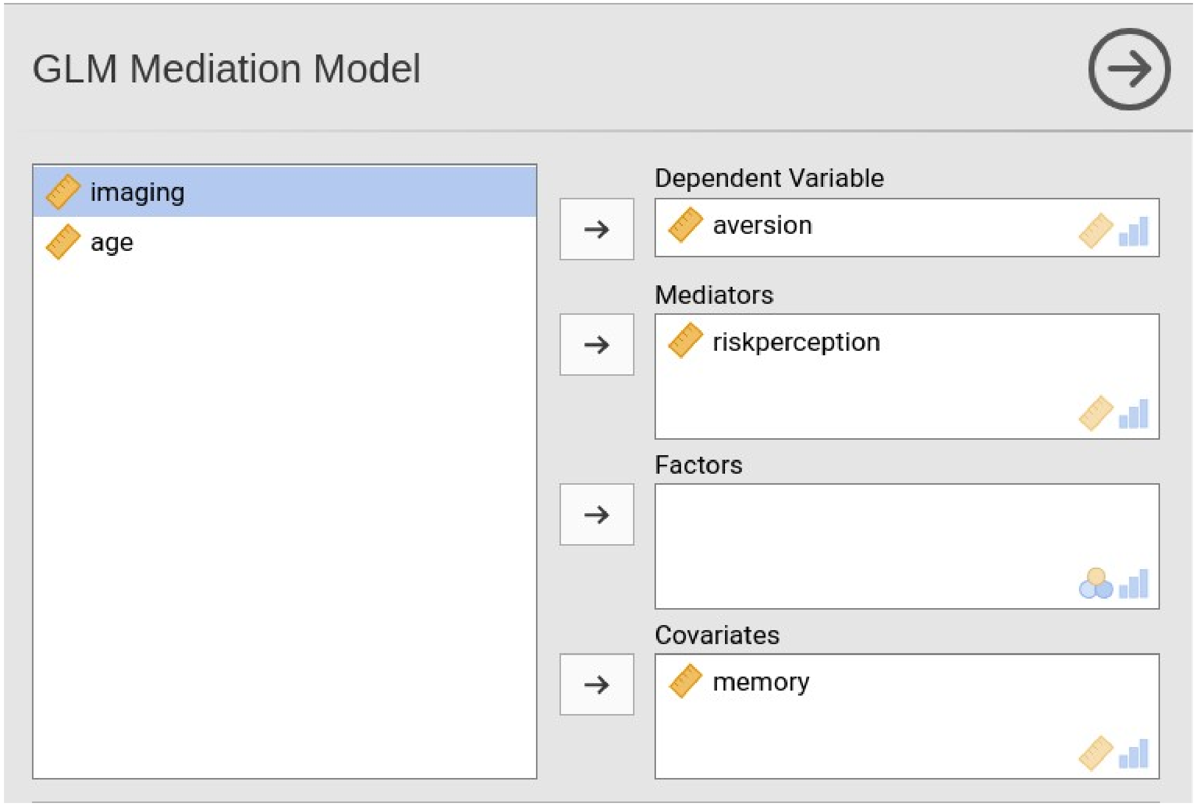



Modulo alternativo ma molto limitato

Modulo per mediazioni in generale

# jAMM

- Semplicemente definiamo il ruolo delle variabili



# jAMM

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

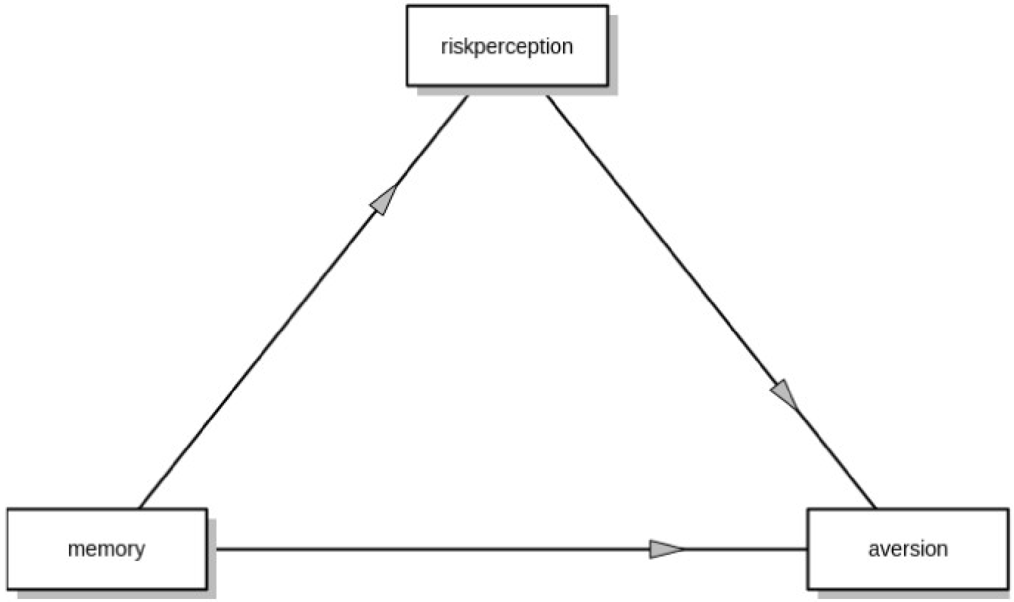
Models Info

| | | |
|---|---|---|
| Mediators Models | | |
| | m1 | riskperception ~ memory |
| Full Model | | |
| | m2 | aversion ~ riskperception + memory |
| Indirect Effects | | |
| | IE 1 | memory ⇒ riskperception ⇒ aversion |

# jAMM

- E produce il path diagram corrispondente al modello richiesto

Conceptual Diagram



# jAMM

- E stima tutti i coefficienti necessari

**Mediation**

Indirect and Total Effects

| Type | Effect | Estimate | SE | 95% C.I. (a) Lower | Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Indirect | memory ⇒ riskperception ⇒ aversion | 7.96 | 3.14 | 1.80 | 14.12 | 0.2130 | 2.53 | 0.011 |
| Direct | memory ⇒ aversion | 1.98 | 1.88 | -1.70 | 5.65 | 0.0529 | 1.05 | 0.293 |
| Total | memory ⇒ 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

# jAMM

- E stima tutti i coefficienti necessari

## Mediation

Indirect and Total Effects

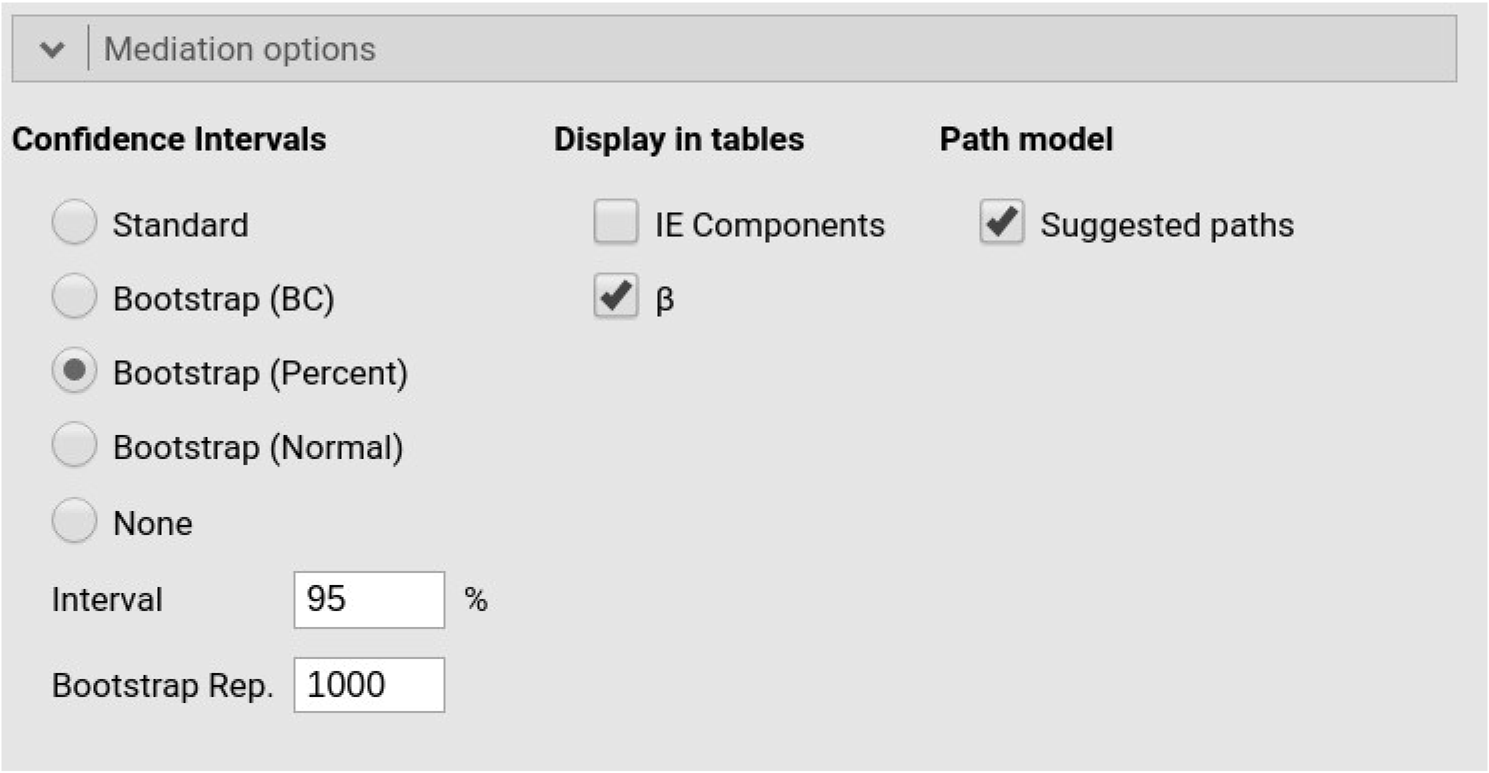
| | | | | 95% C.I. (a) | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Type | Effect | Estimate | SE | Lower | Upper | β | z | p |
| Indirect | memory ⇒ riskperception ⇒ aversion | 7.96 | 3.14 | 1.80 | 14.12 | 0.2130 | 2.53 | 0.011 |
| Direct | memory ⇒ aversion | 1.98 | 1.88 | -1.70 | 5.65 | 0.0529 | 1.05 | 0.293 |
| Total | memory ⇒ 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

# jAMM

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



# jAMM

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

**Mediation**

Indirect and Total Effects

| | | | | 95% C.I. (a) | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Type | Effect | Estimate | SE | Lower | Upper | β | z | p |
| Indirect | memory ⇒ riskperception ⇒ aversion | 7.96 | 3.42 | 2.07 | 15.64 | 0.2130 | 2.33 | 0.020 |
| Direct | memory ⇒ aversion | 1.98 | 1.75 | −1.32 | 5.80 | 0.0529 | 1.13 | 0.259 |
| Total | memory ⇒ 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

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

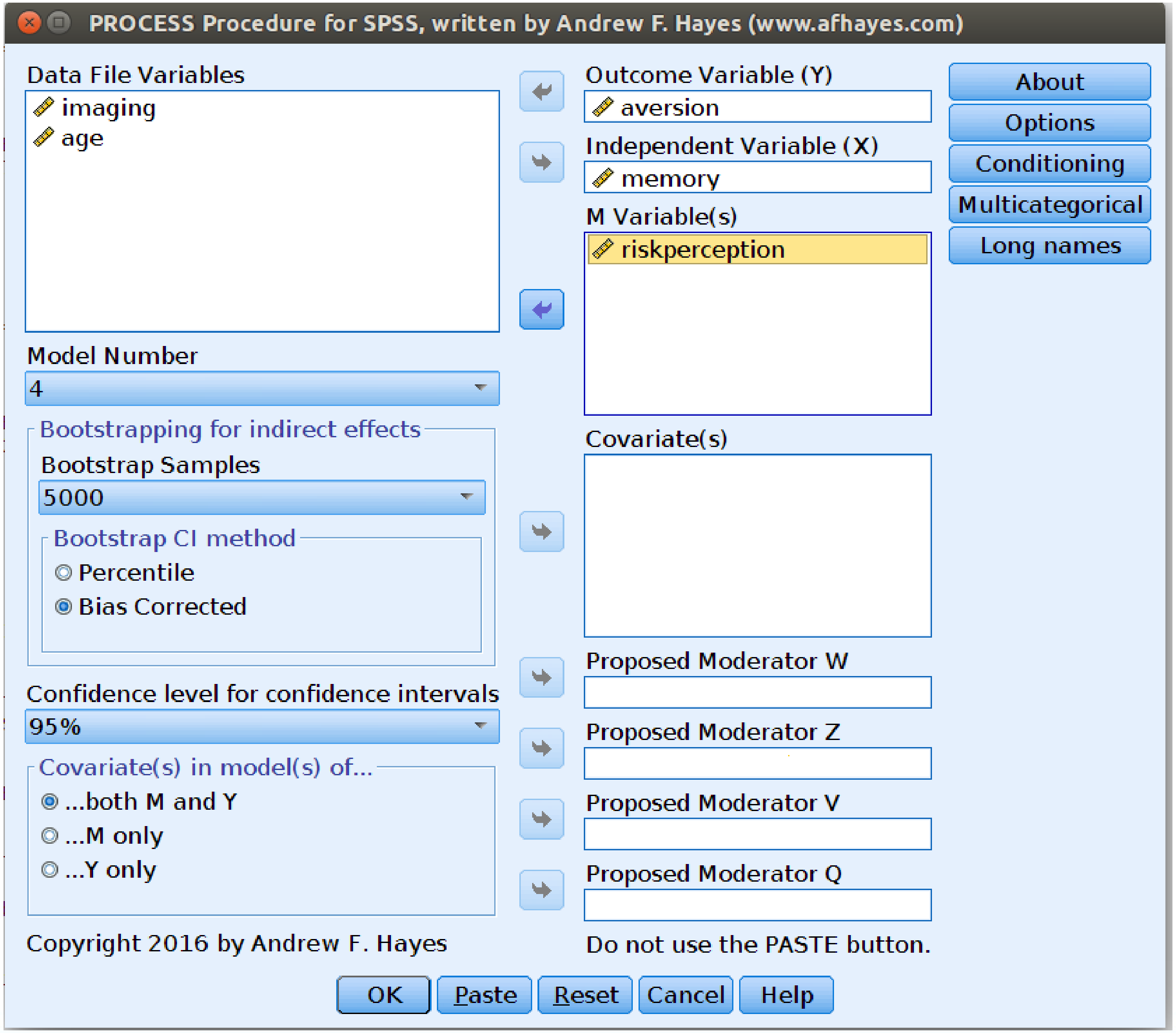
# Esempio con SPSS

- 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



# 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

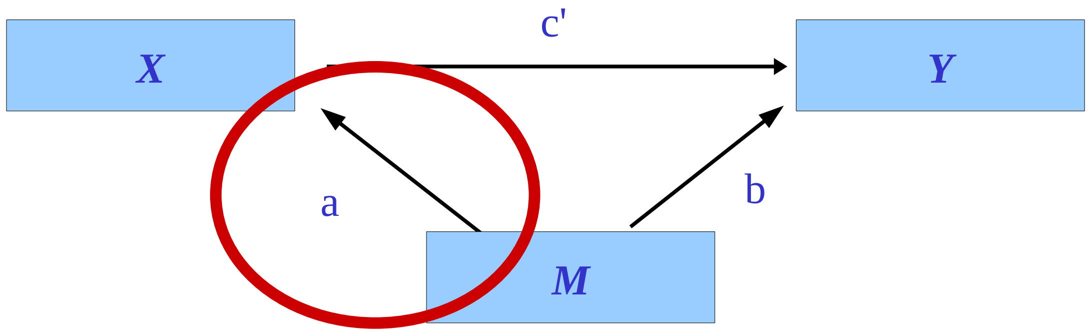
- Ci sono infatti dei modelli alternativi alla mediazione che potrebbero spiegare i dati altrettanto bene

    - **Confounder** model

    - **Collider** model

# Confouder model

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

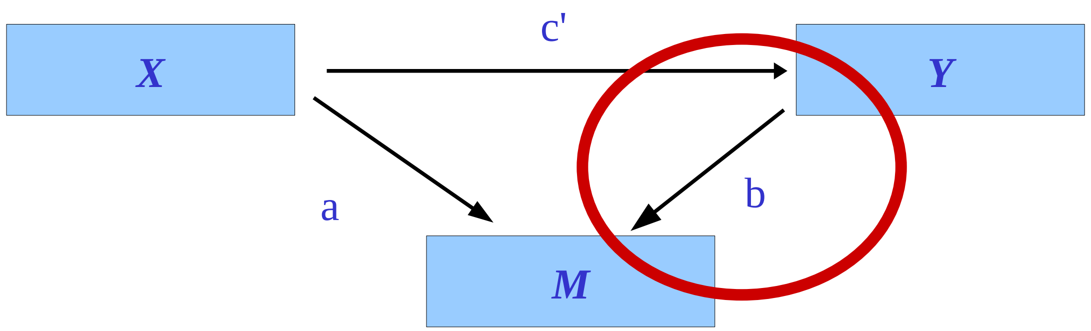



- Se noi stimiamo un modell X->M->Y, stiamo rappresentando non correttamente la stuttura relazionale delle variabili, a parità di coefficenti

- 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



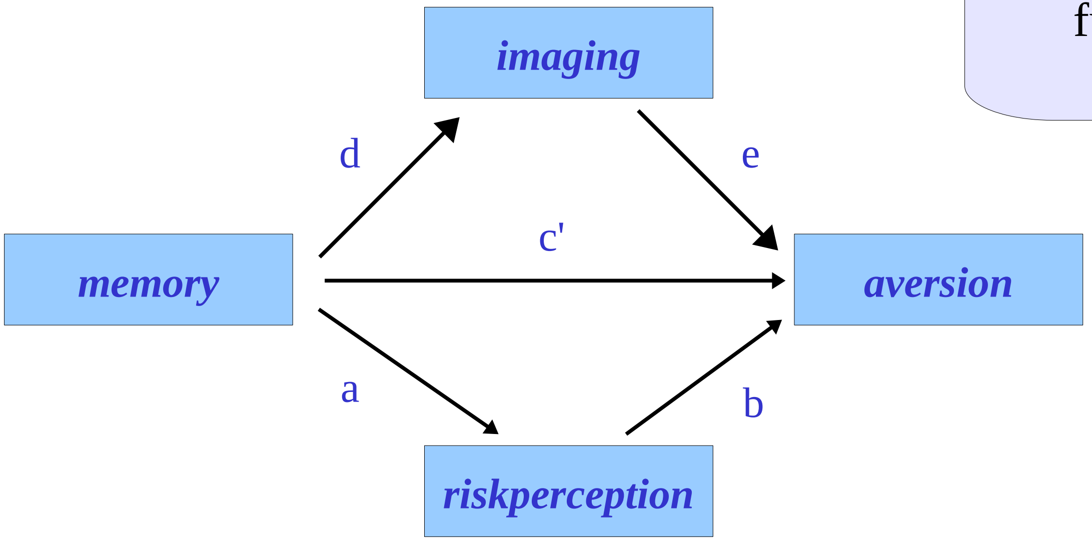

- Se noi stimiamo un modell X->M->Y, stiamo rappresentando non correttamente la stuttura relazionale delle variabili, a parità di coefficenti

- 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!

Scala di associazione fumo-immagine positiva

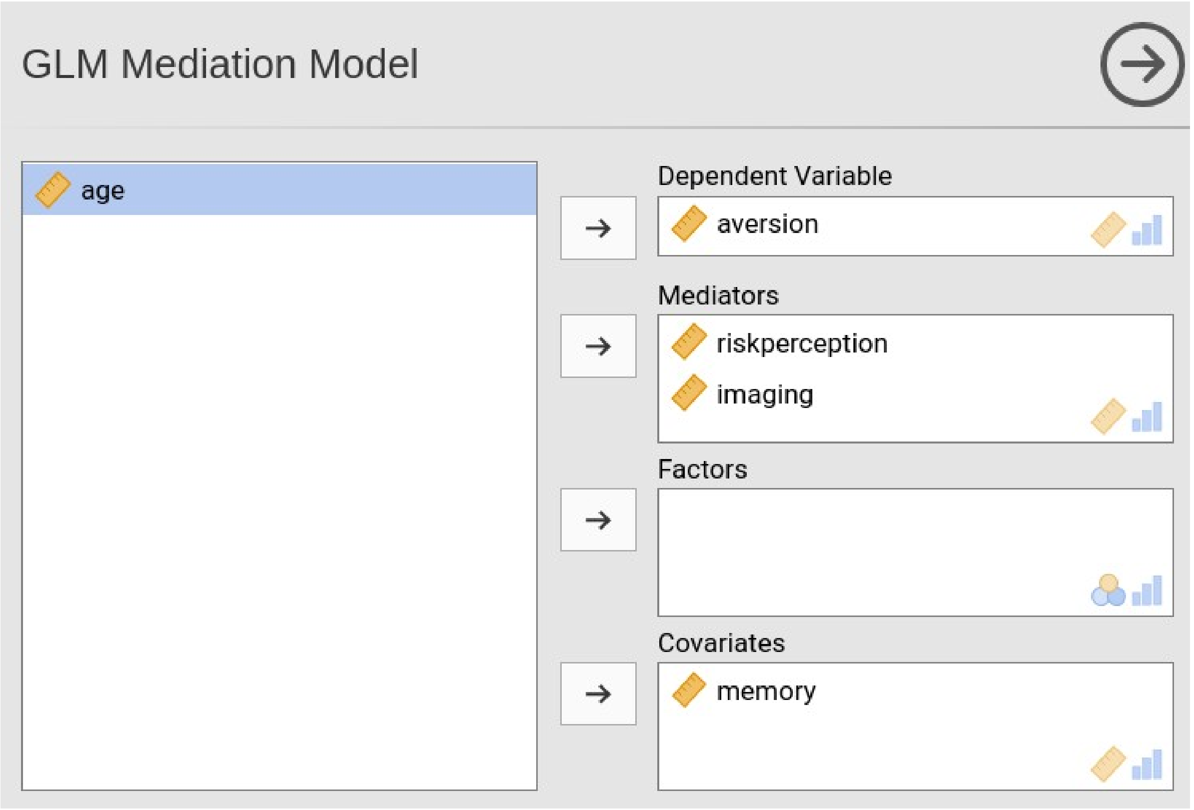



$$EM_{risk} = a \cdot b \qquad EM_{imag} = d \cdot e$$

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

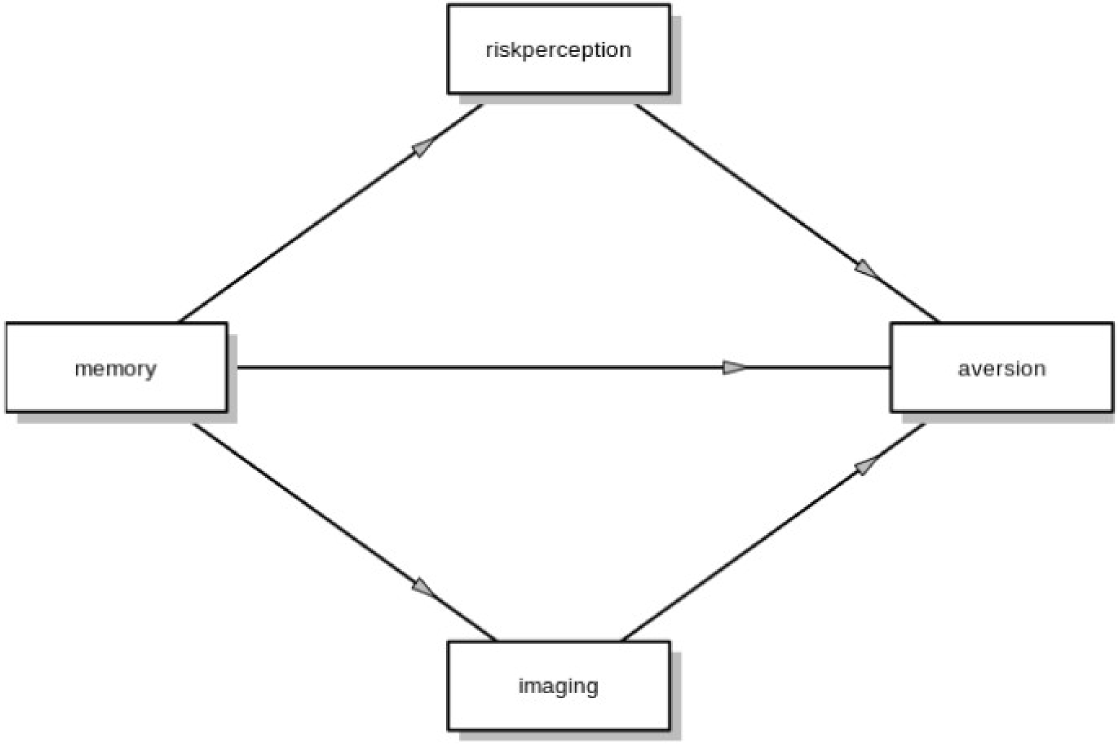
# Esempio con jamovi jAMM

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



# jamovi jAMM

- Il path diagram si aggiorna di conseguenza



# jamovi jAMM

- E si aggiornano le stime dei parametri

## Mediation

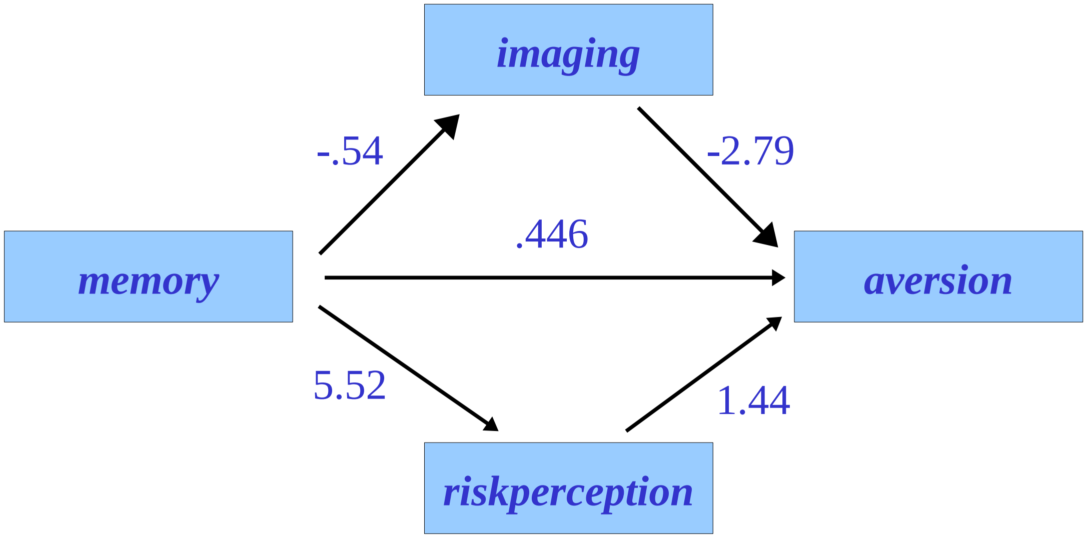
Indirect and Total Effects

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



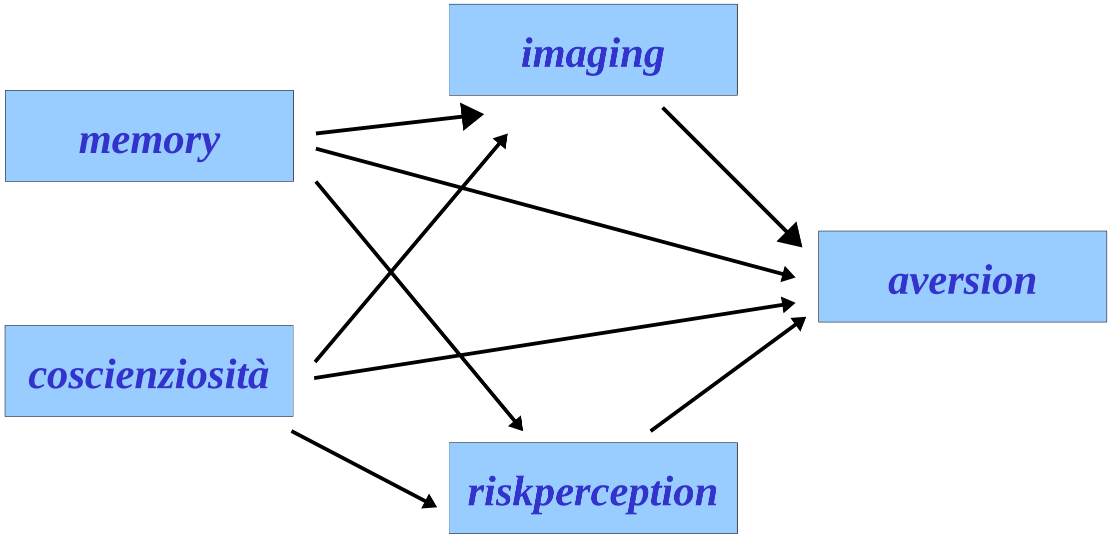

$$EM_{risk} = 7.96$$

$$EM_{imag} = 1.52$$

$$EM_{tot} = 9.48$$

# Path analysis

- Che può essere esteso facilmente



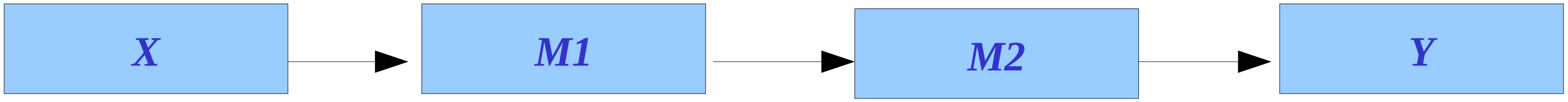

- Una regressione per ogni variabile che riceve una freccia

- DV riceve la freccia, IV mandano la freccia

- L'effetto mediato è sempre il prodotto tra path IV $\rightarrow$ Med e Med $\rightarrow$ DV

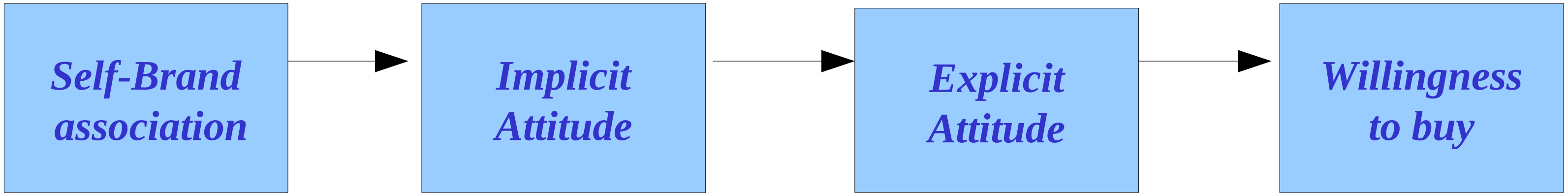
# Mediazione sequenziale

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



# Mediazione sequenziale

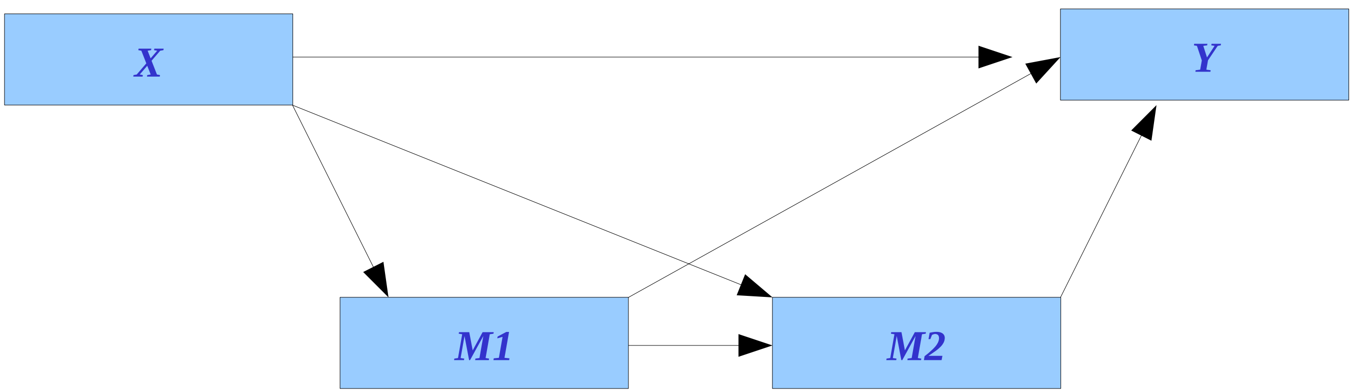
- In questo esampio abbiamo abbiamo che l’associazione tra sè e una marca di un prodotto è mediato dall’atteggiamento implicito, che a sua volta è mediato da quello espicito*




* *Richetin, J., Mattavelli, S., & Perugini, M. (2016). Journal of Economic Psychology, 55, 96-108*

# Mediazione sequenziale

- Teoricamente, il modello sequenziale aggiunge un sottomodello simplice per oggi possibile mediatore

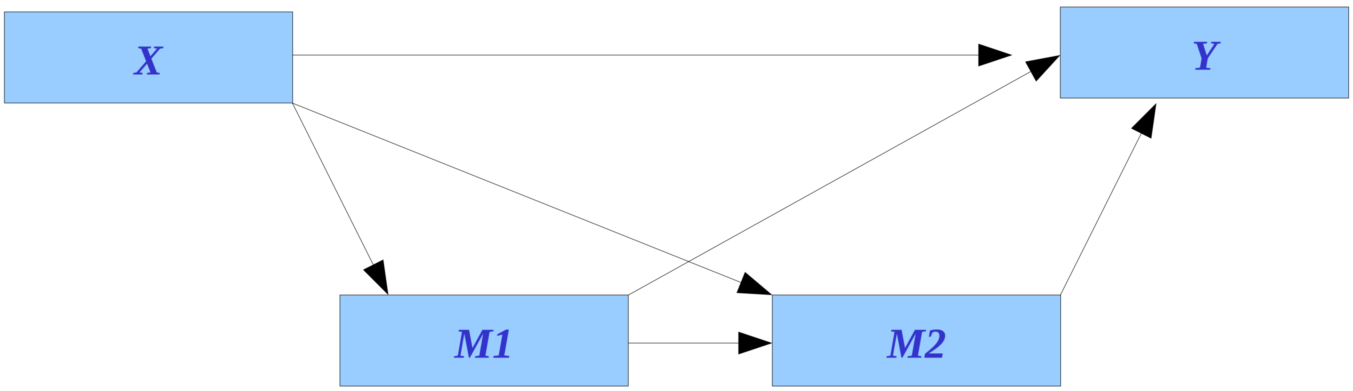



- In pratica, stimiamo ogni componente con una opportuna regressione

# Mediazione sequenziale

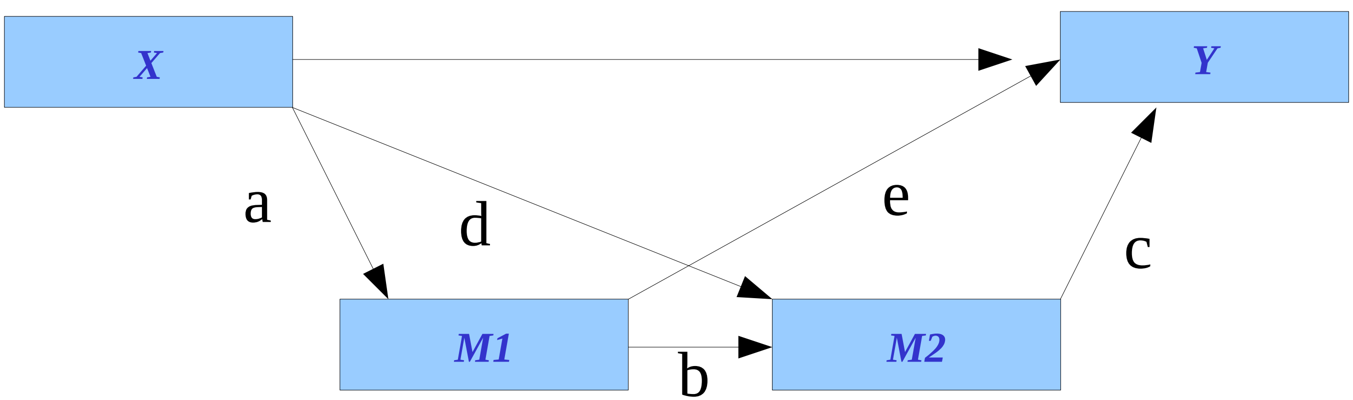
- Faremo una regressione per ogni variabile che riceve una freccia

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



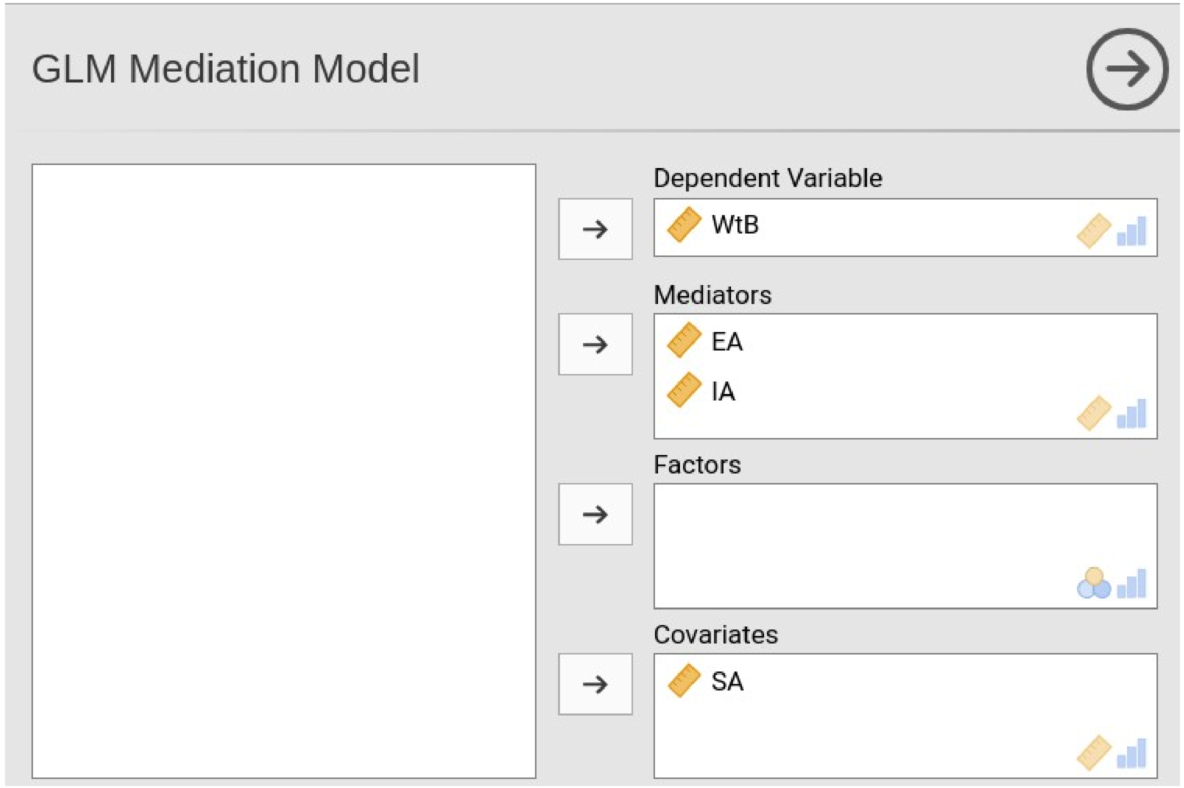
# Effetto mediato

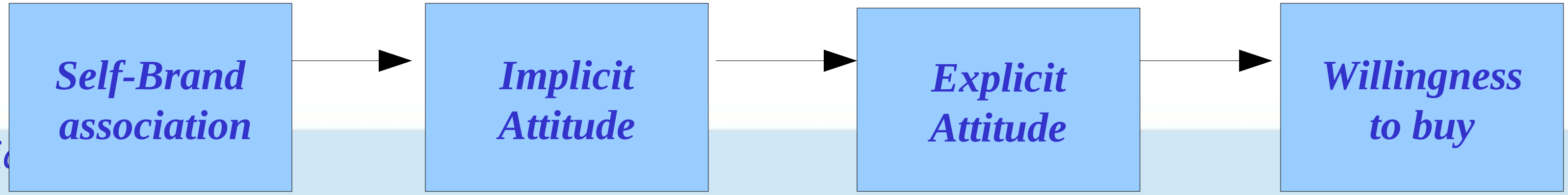
- Gli effetti mediati si ottengono moltiplicando le componenti lungo il percorso che lega X a Y
  - X su Y attraverso M1 e M2: a*b*c
  - X su Y attraverso M1 tenendo costante M2: a*e
  - X su Y attraverso M2 tenendo costante M1: d*c



# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

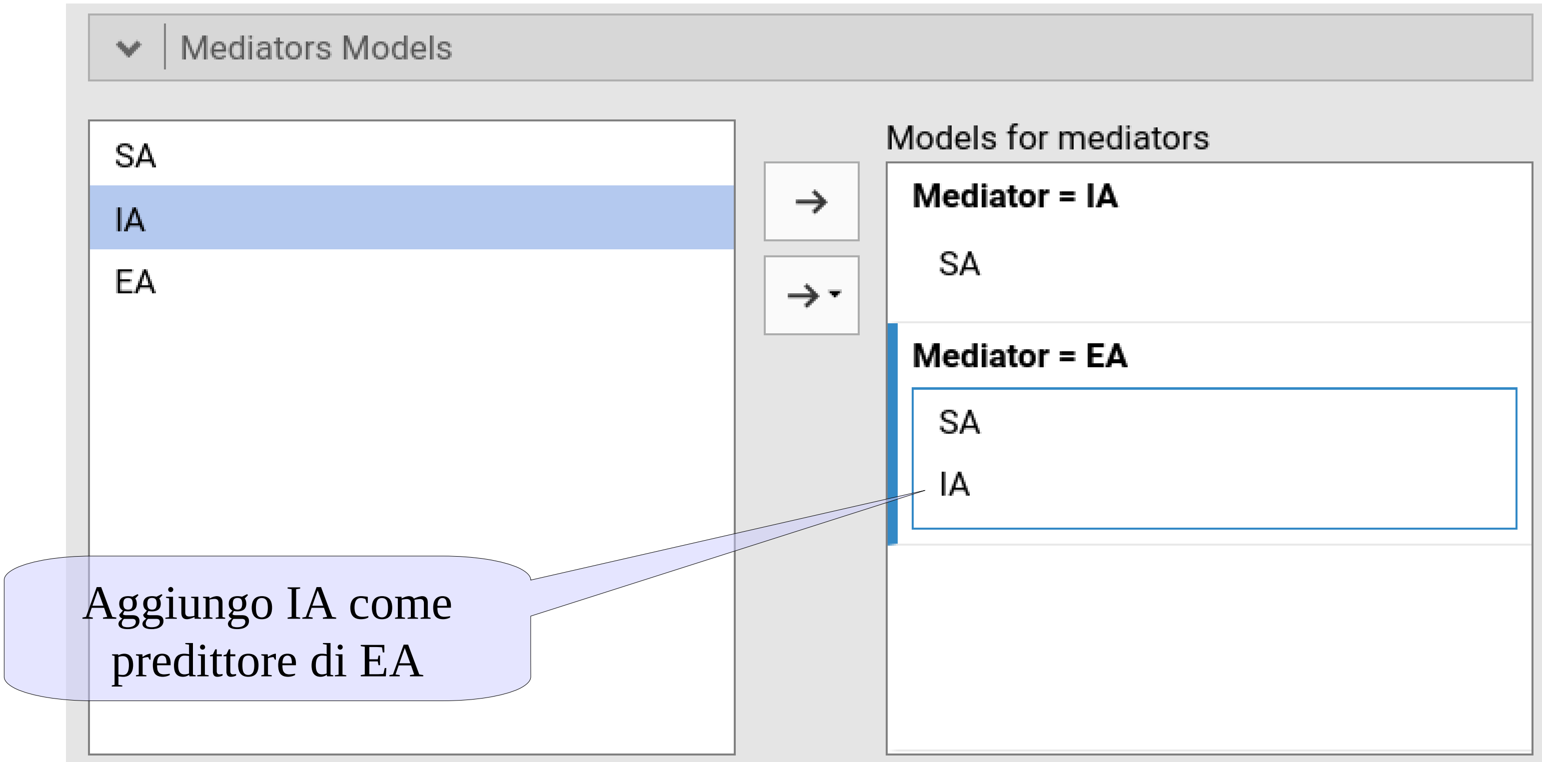
- In  jAMM module, setteremo i ruoli delle variabili come nella mediazione multipla, ma aggiungiamo un mediatore come predittore dell'altro

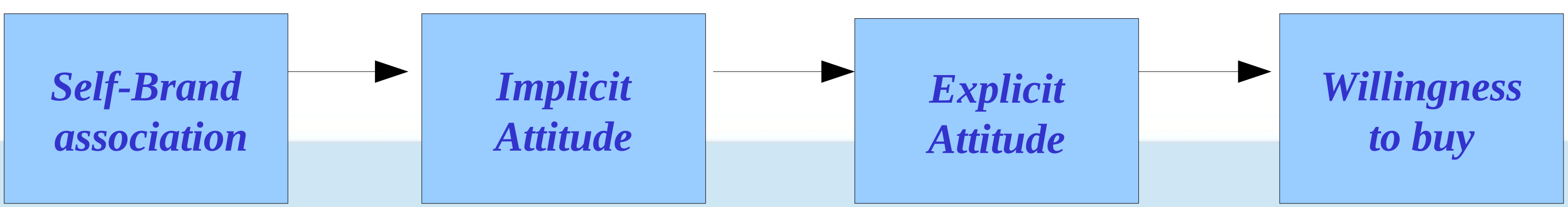


# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

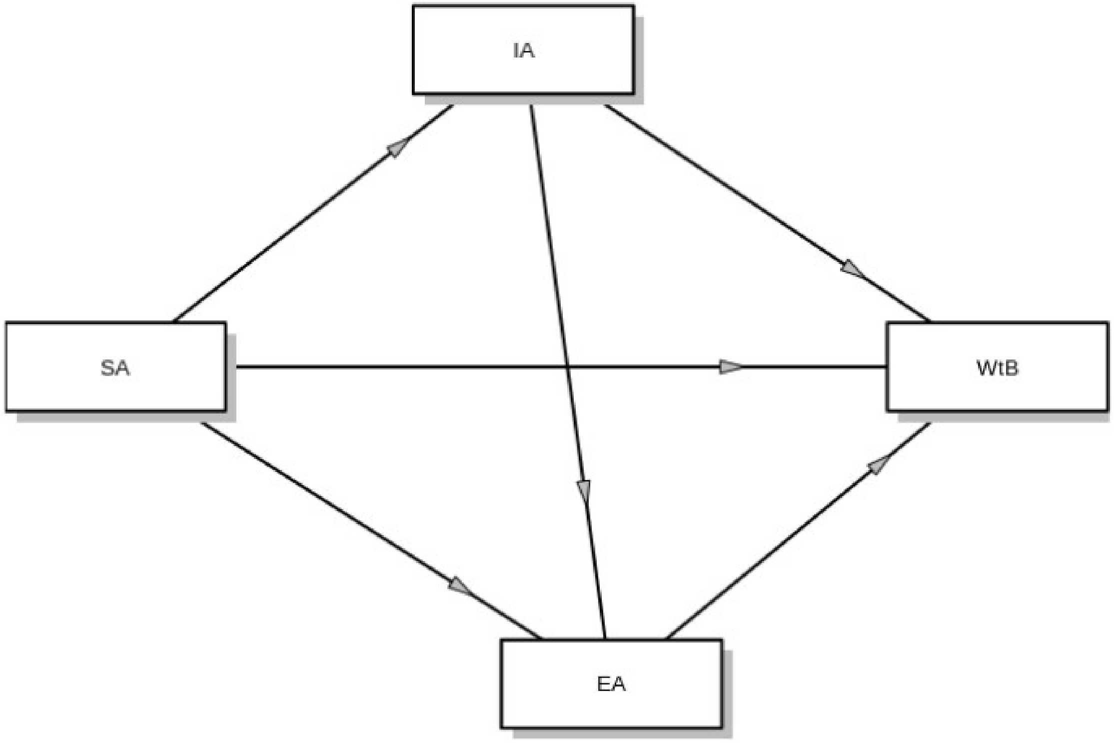
- In  jAMM module, setteremo i ruoli delle variabili come nella mediazione multipla, ma aggiungiamo un mediatore come predittore dell’altro



# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- Il path diagram si aggiorna automaticamente



# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- Regressioni stimate dal software

Models Info

| | | |
|---|---|---|
| Mediators Models | | |
| | m1 | IA ~ SA |
| | m2 | EA ~ SA + IA |
| Full Model | | |
| | m3 | WtB ~ IA + EA + SA |
| Indirect Effects | | |
| | IE 1 | SA ⇒ IA ⇒ WtB |
| | IE 2 | SA ⇒ EA ⇒ WtB |
| | IE 3 | SA ⇒ IA ⇒ EA ⇒ WtB |

# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- risultati

Indirect and Total Effects

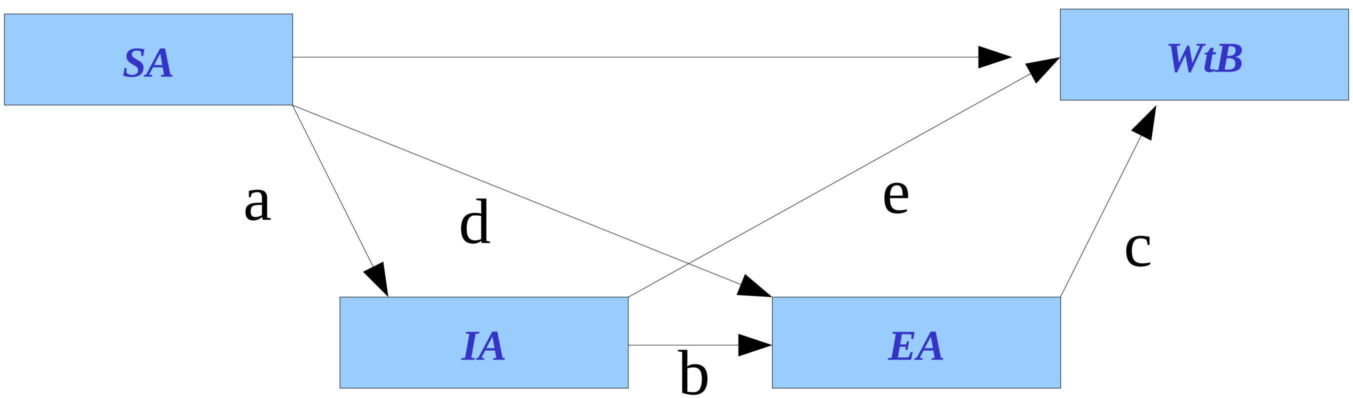
| Type | Effect | Estimate | SE | 95% C.I. (a) Lower | 95% C.I. (a) Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Indirect | SA ⇒ IA ⇒ WtB | 0.00260 | 0.0242 | −0.0448 | 0.0500 | 0.00260 | 0.107 | 0.914 |
| | SA ⇒ EA ⇒ WtB | 0.04298 | 0.0612 | −0.0769 | 0.1628 | 0.04298 | 0.703 | 0.482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

| | | | | 95% C.I. (a) | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Type | Effect | Estimate | SE | Lower | Upper | β | z | p |
| Indirect | SA ⇒ IA ⇒ WtB | 0.00260 | 0.0242 | −0.0448 | 0.0500 | 0.00260 | 0.107 | 0.914 |
| | SA ⇒ EA ⇒ WtB | 0.04298 | 0.0612 | −0.0769 | 0.1628 | 0.04298 | 0.703 | 0.482 |
| | SA ⇒ IA ⇒ EA ⇒ WtB | 0.07793 | 0.0298 | 0.0195 | 0.1363 | 0.07792 | 2.615 | 0.009 |
| Component | SA ⇒ IA | 0.32488 | 0.0863 | 0.1556 | 0.4941 | 0.32485 | 3.763 | < .001 |

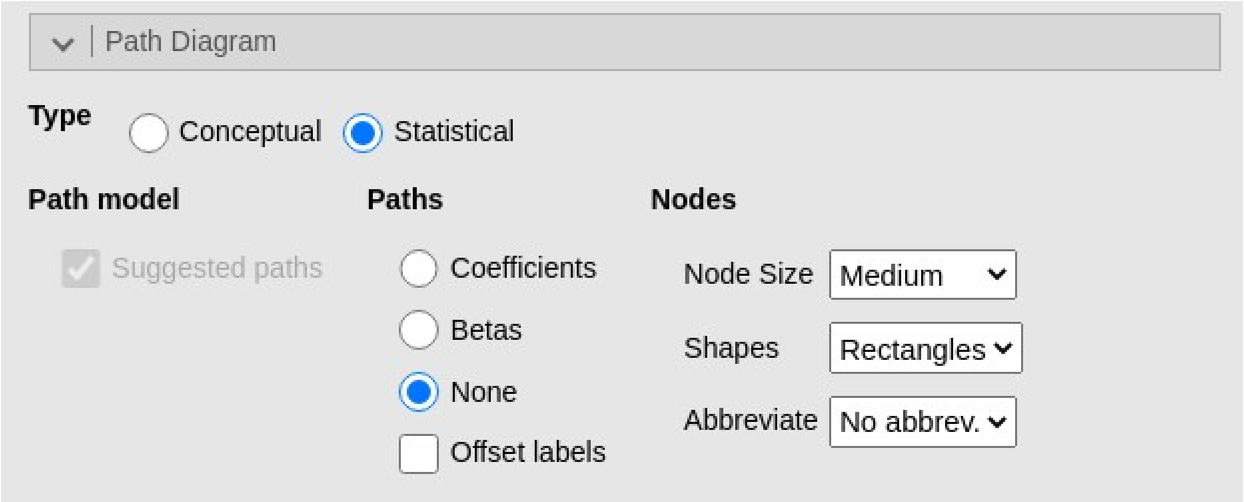



SA → IA → WtB=a*e=0.002    SA → EA → WtB=d*c=0.042

SA → IA → EA → WtB=d*c=0.077

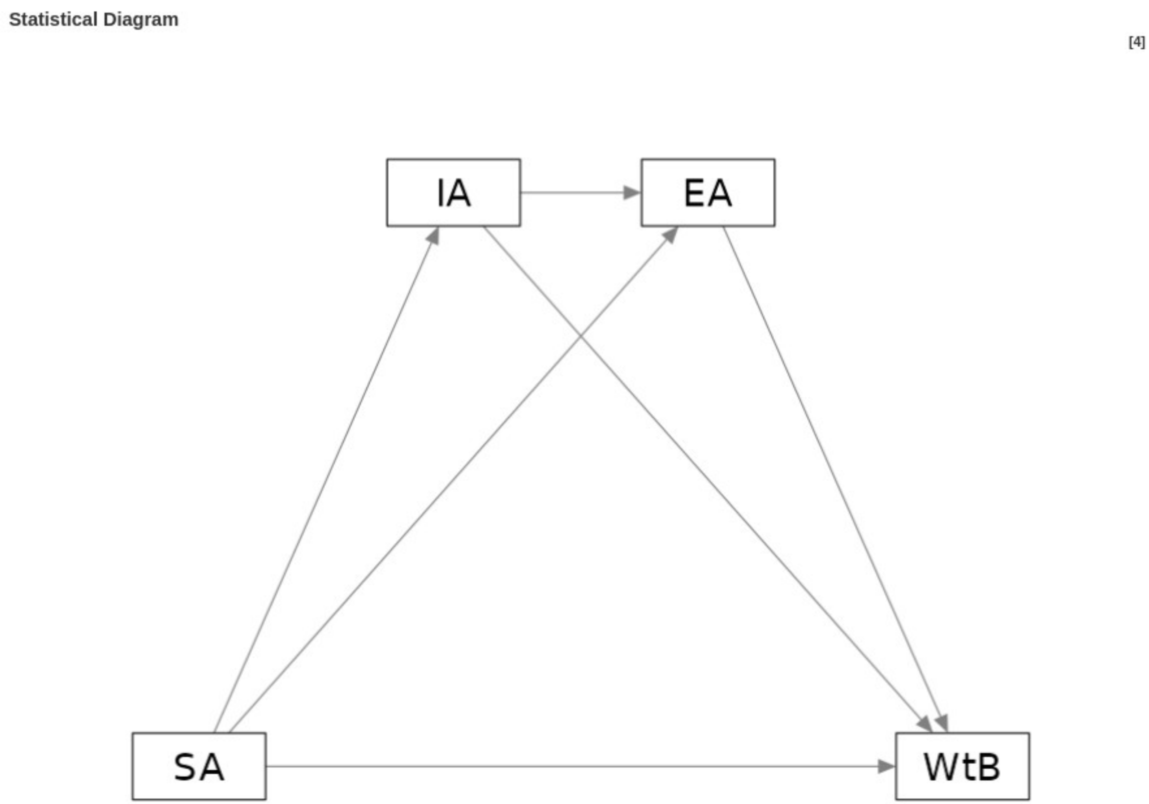
# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- Il path diagram può essere migliorato



# jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- Il path diagram può essere migliorato



# 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

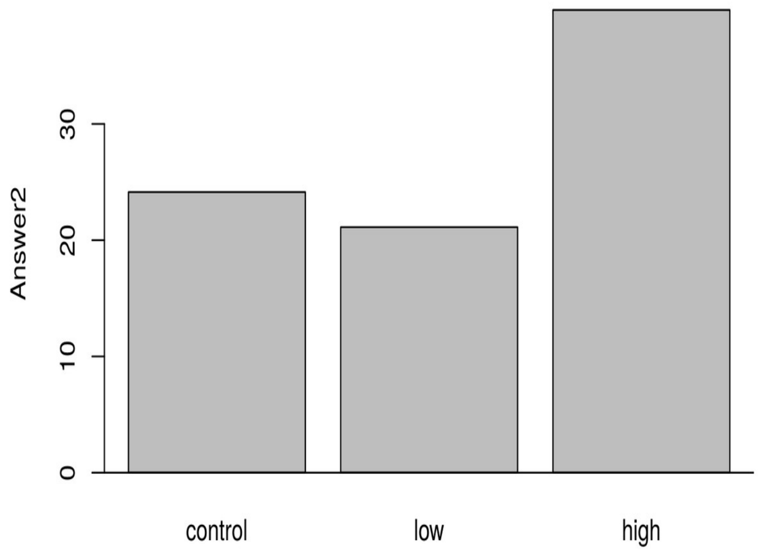
- Quando si hanno più di due categorie, si rappresentano le variabili mediante una serie di dummy variables

- Una dummy è una variabile dicotomica

- Consideriamo un esempio come il precendente, 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 |
|---|---|---|---|
| | Control | 0 | 0 |
| Groups | Low | 1 | 0 |
| | High | 0 | 1 |

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

# 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*)

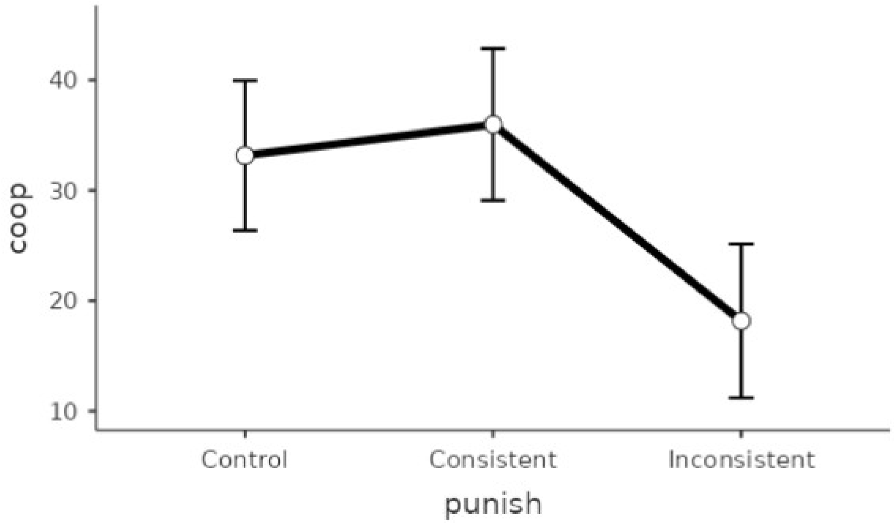
# Esempio

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

ANOVA Omnibus tests

| | SS | df | F | p | η²p |
|---|---|---|---|---|---|
| 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**



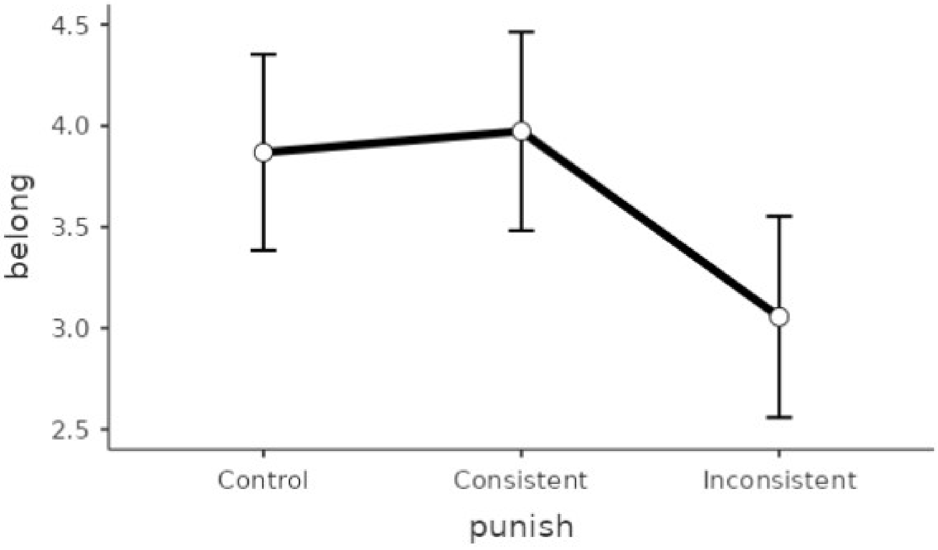

Dataset “punish”

# Esempio

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

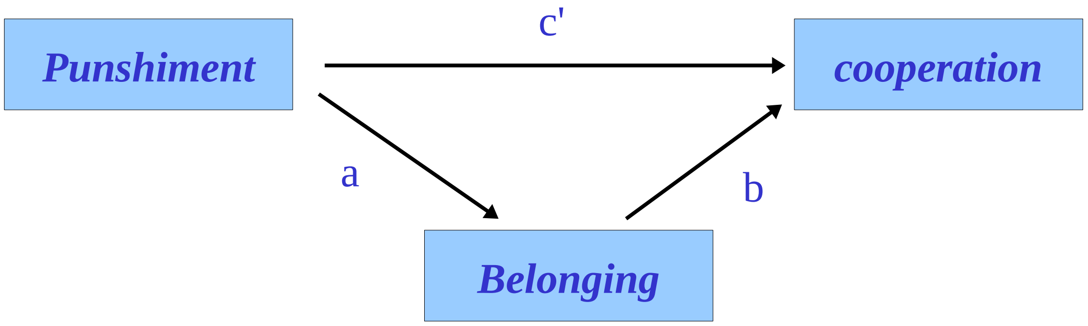
ANOVA Omnibus tests

| | SS | df | F | p | η²p |
|---|---|---|---|---|---|
| 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

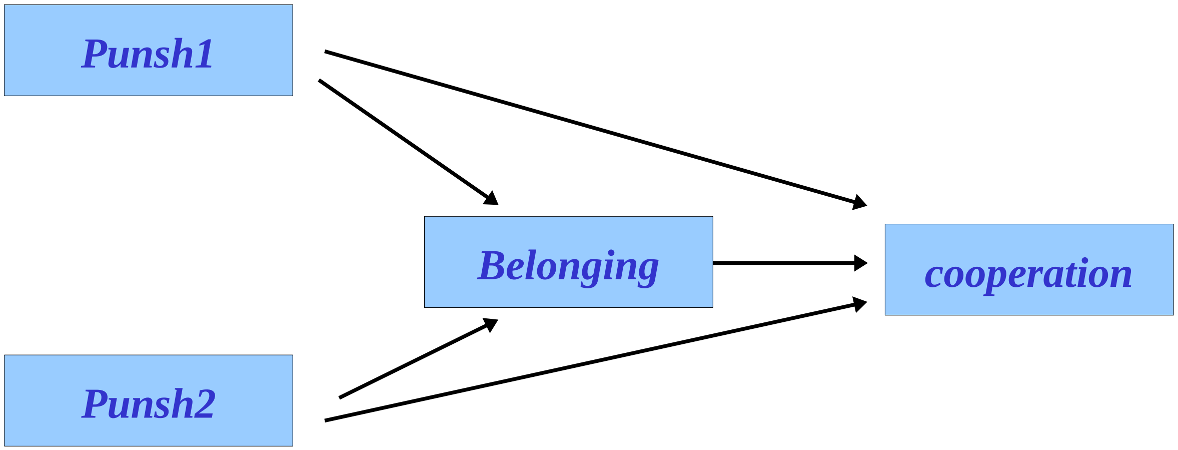


# Modello Statistico

- Una variabile a tre gruppi viene rappresentata da due dummies

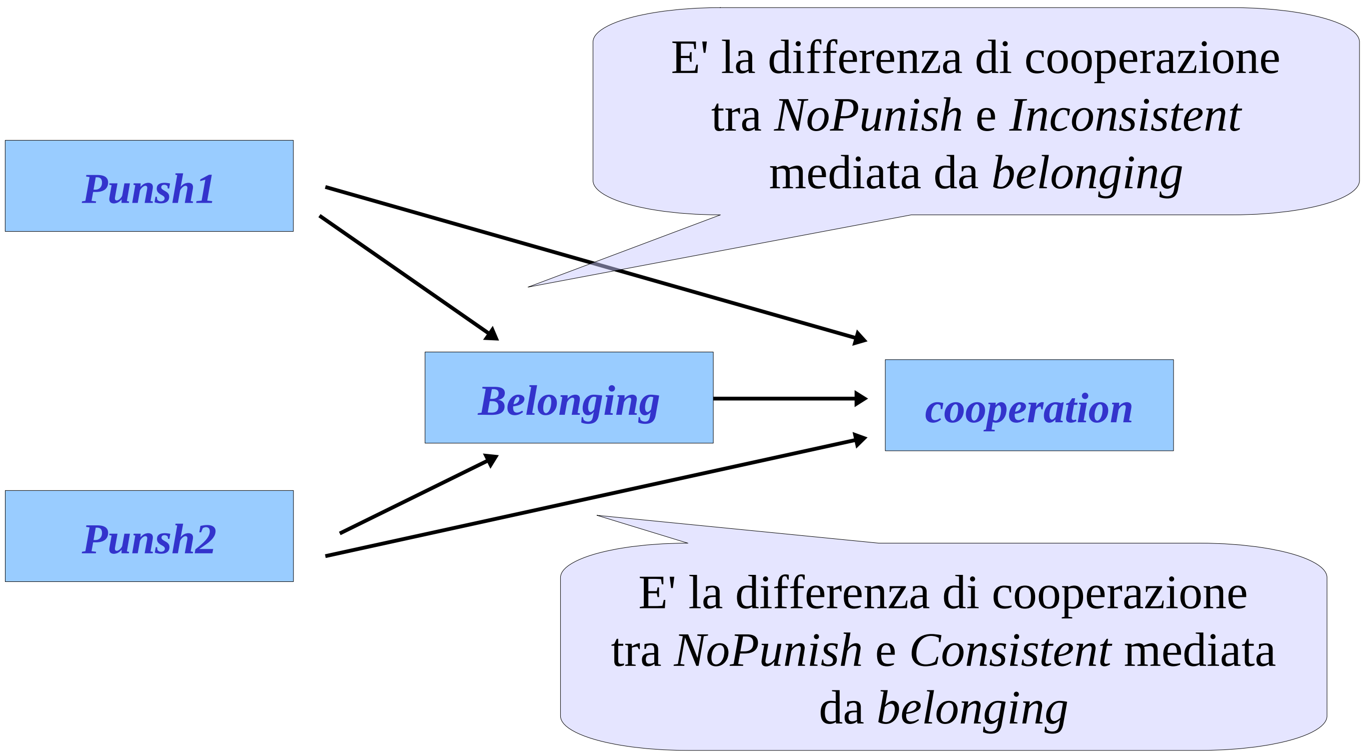
| Variabile | Gruppi | Punish1 | Punish2 |
|---|---|---|---|
| | No punish | 0 | 0 |
| Punish | Inconsistent | 1 | 0 |
| | consistent | 0 | 1 |

- E così sarà rappresentata nel modello di mediazione



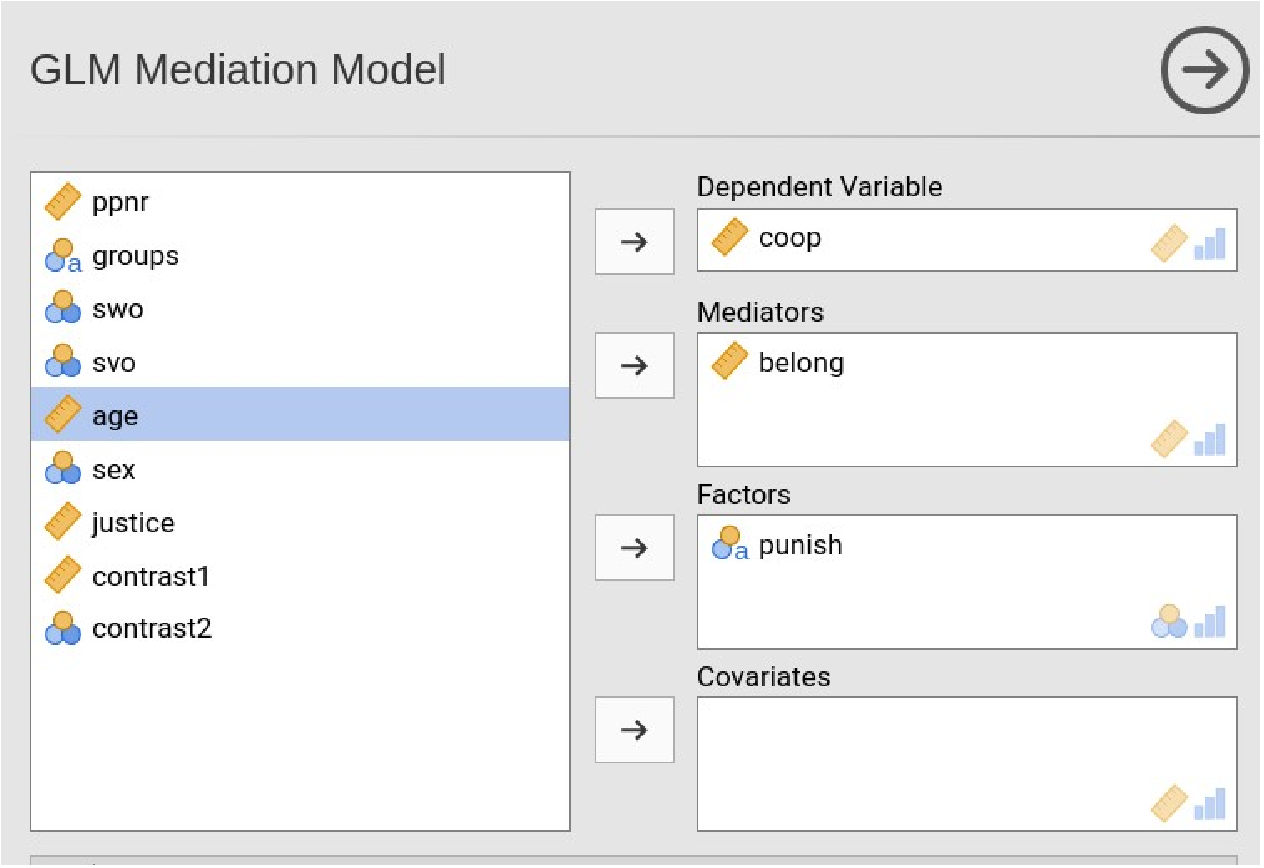
# Interpretazione

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



# Stima: jAMM

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



# Stima

- Tabella informativa

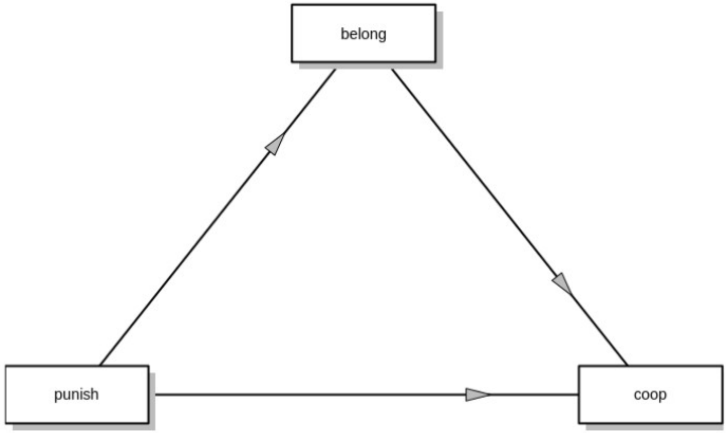
Models Info

| | | |
|---|---|---|
| Mediators Models | | |
| | m1 | belong ~ punish |
| Full Model | | |
| | m2 | coop ~ belong + punish |
| Indirect Effects | | |
| | IE 1 | punish ⇒ belong ⇒ 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

Punish1: Differenza media tra Consist e Control in cooperazione

## Mediation

Indirect and Total Effects

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

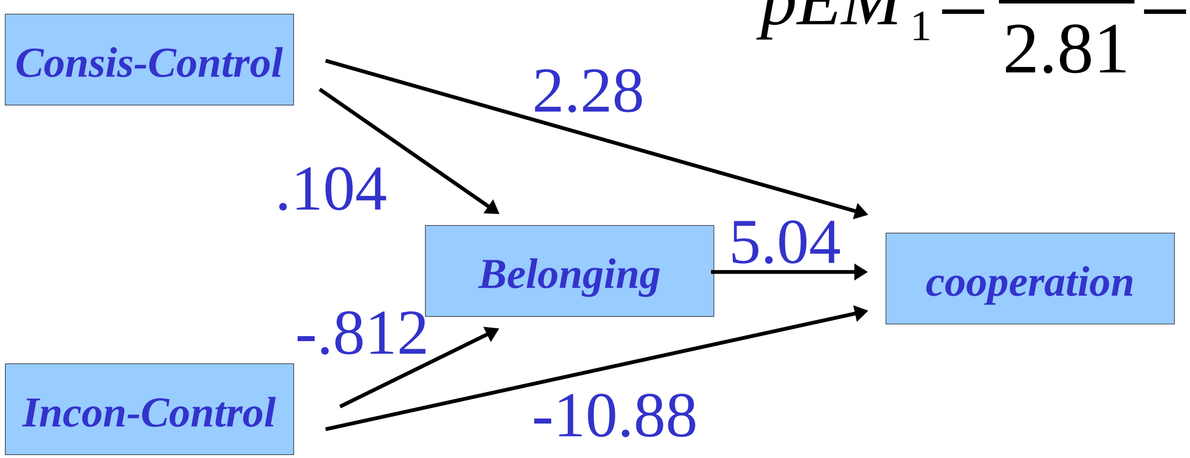
*Note.* (a) Confidence intervals computed with method: Standard (Delta method)

Punish2: Differenza media tra Inconsist e Control in cooperazione

# Interpretazione

| | | |
|---|---|---|
| *Consis-Control* | punish1 ⇒ belong ⇒ coop | 0.528 |
| *Incon-Control* | punish2 ⇒ belong ⇒ coop | -4.102 |

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




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

Mediazione Multivariata

più di una variabile dipendente

# Path Analysis

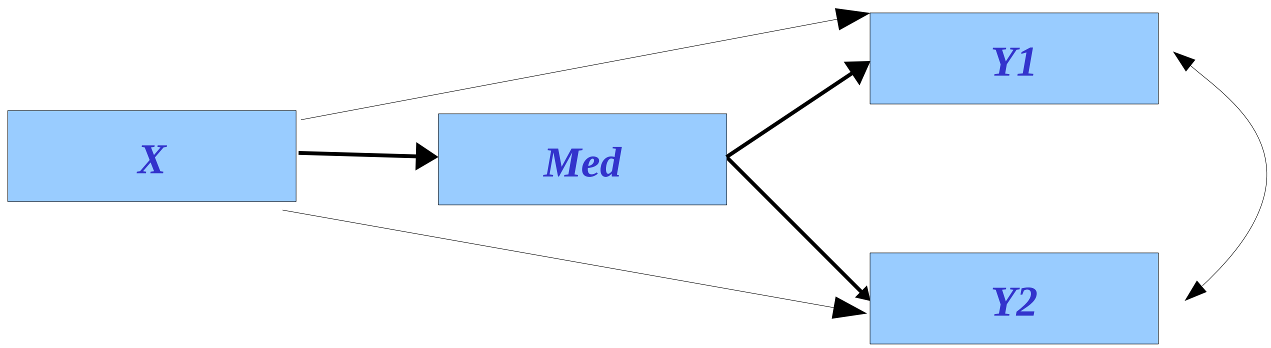
- Concettualmente, tutti i modelli di mediazione sono dei modelli di path analysis

- 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

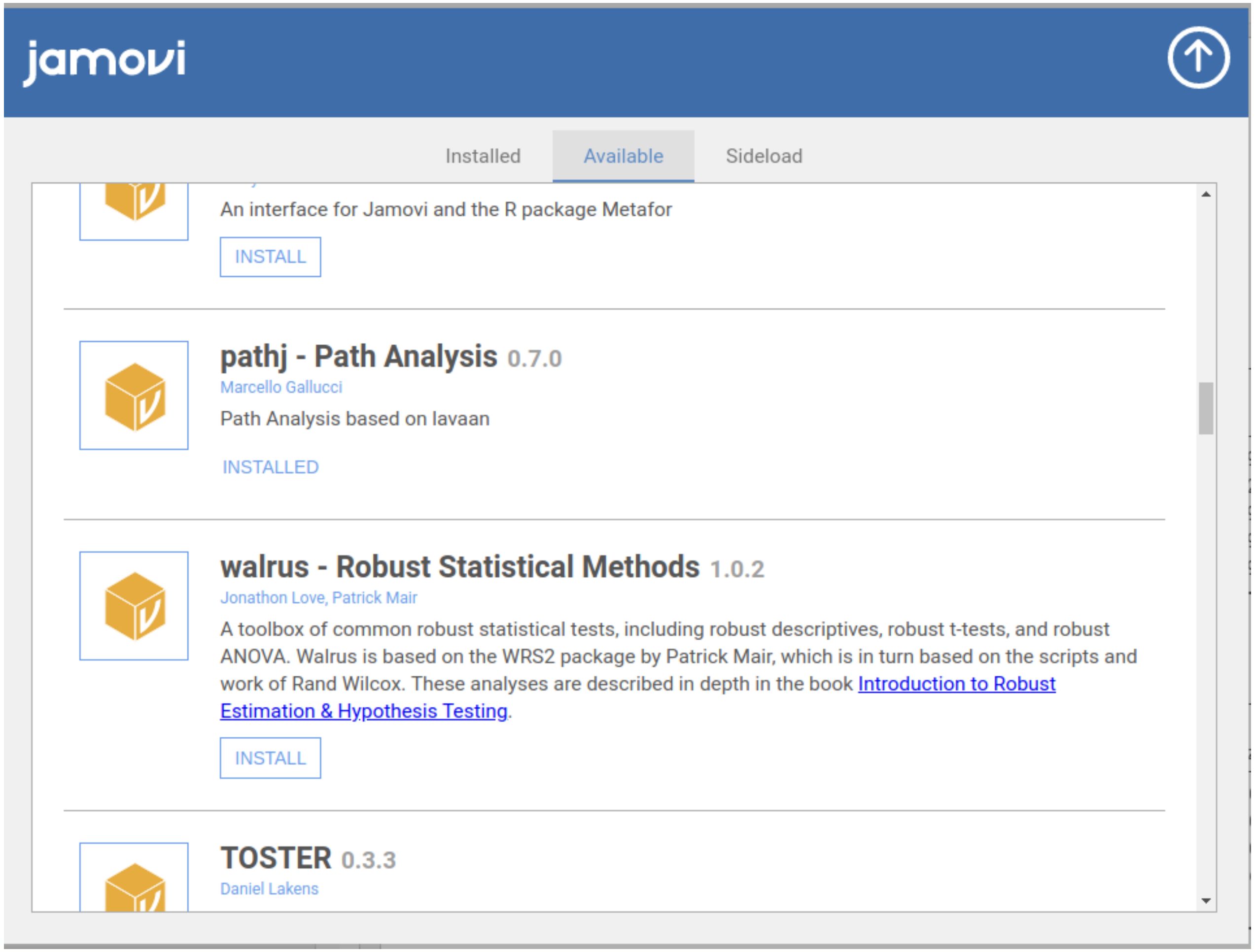
- E' possibile estendere il modello di mediazione a più di una dipendente!




- 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

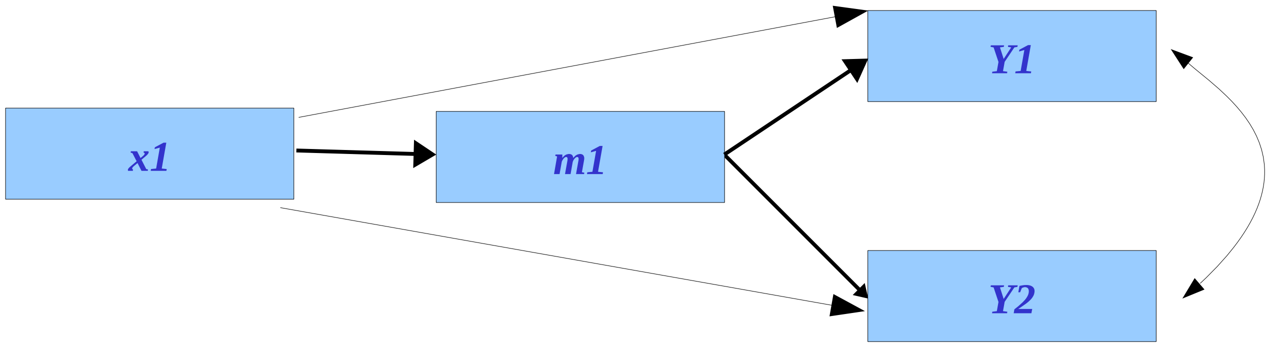


# Pros & Cons

- 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

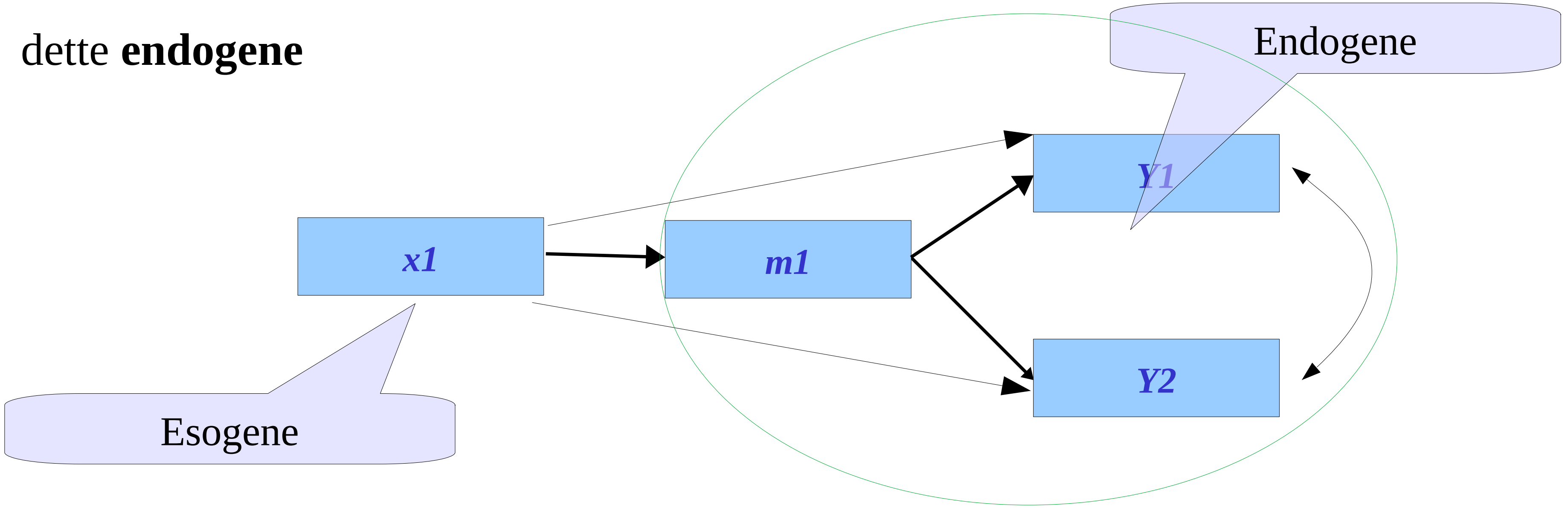
- In un modello di path analysis, tutte le variabili che ricevono una freccia sono dette **endogene**




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

# Costruire un modello di path analysis

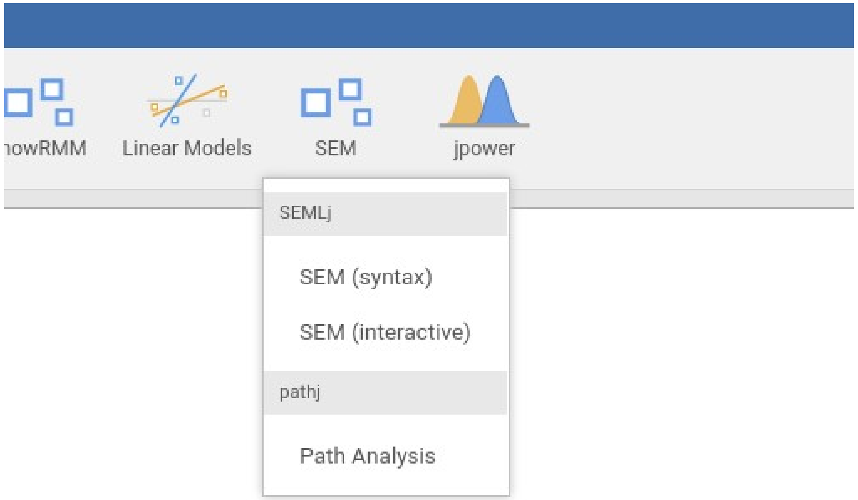
- In un modello di path analysis, tutte le variabili che ricevono una freccia sono dette **endogene**




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

# PATHj

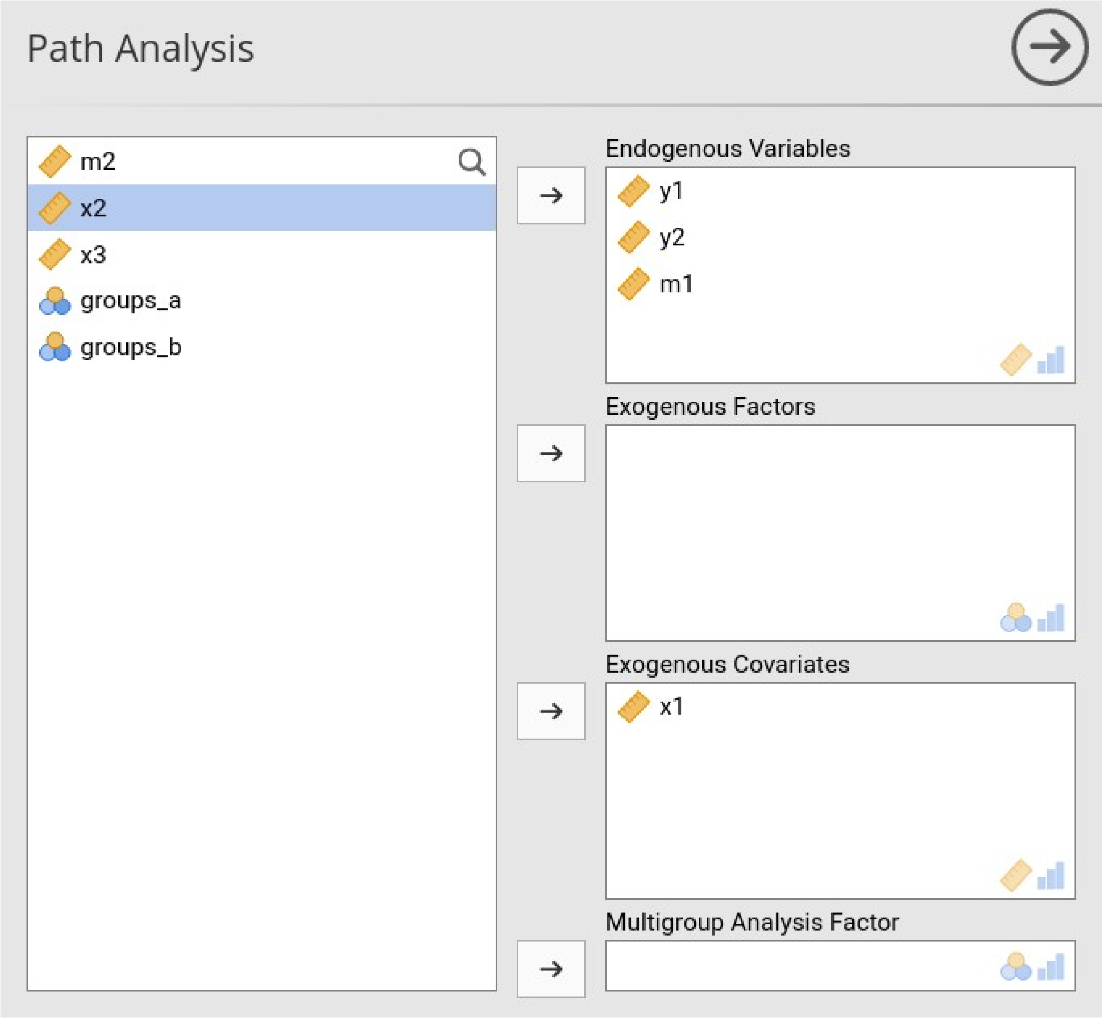
- Il modulo di path analysis lo troviamo sotto il menu **SEM**




# PATHj

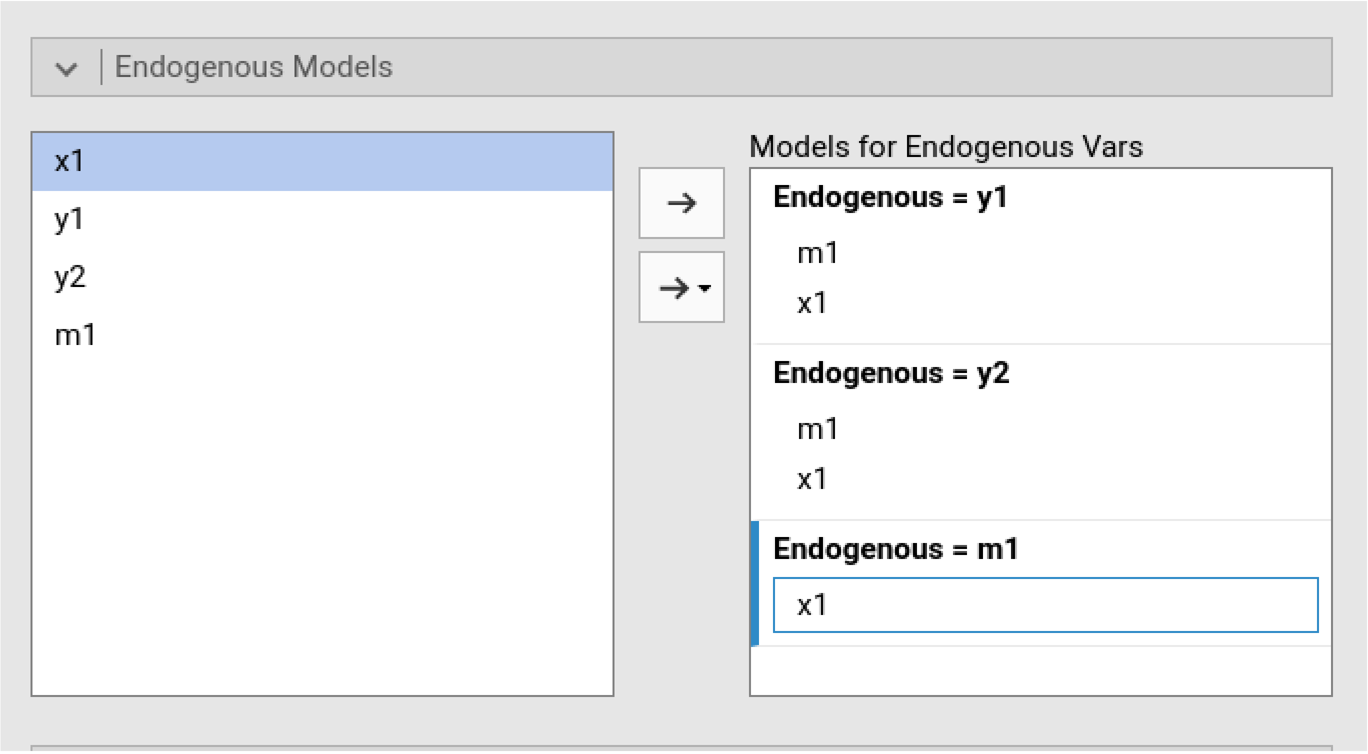
- Notiamo che sia le dipendenti che il mediatore(i) vanno inseriti come

**Endogenous variables**

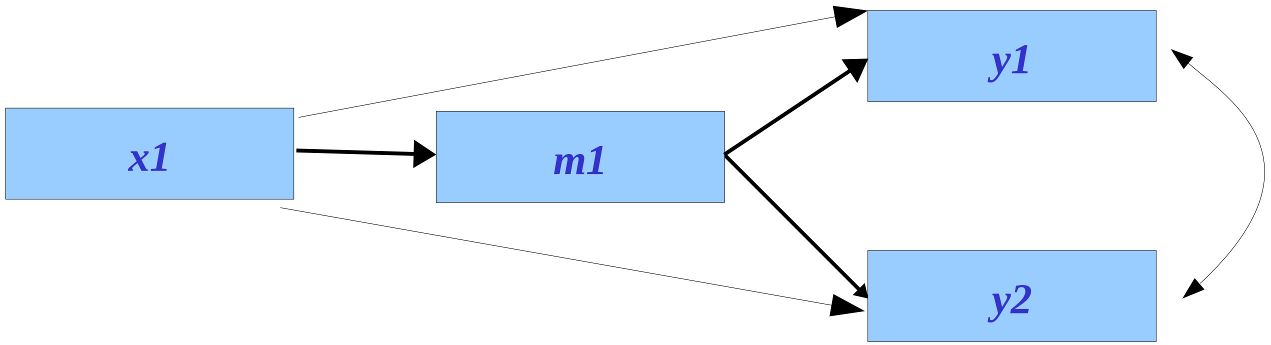


# PATHj

- Dobbiamo poi strutturare le relazioni per definire il modello corretto

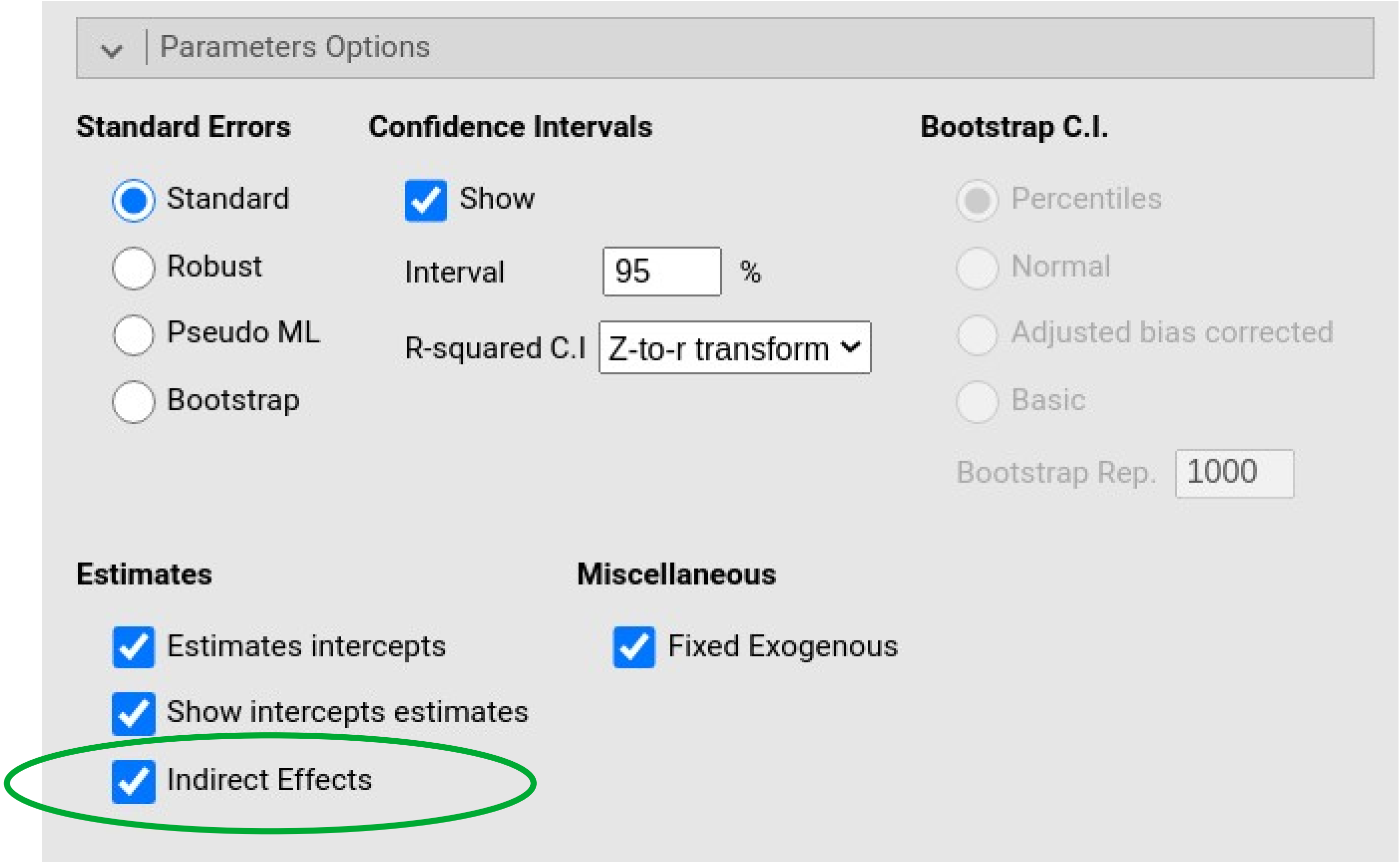


# Costruire un modello di path analysis



# PATHj

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



# 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 Lower | 95% Confidence Intervals Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 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 |

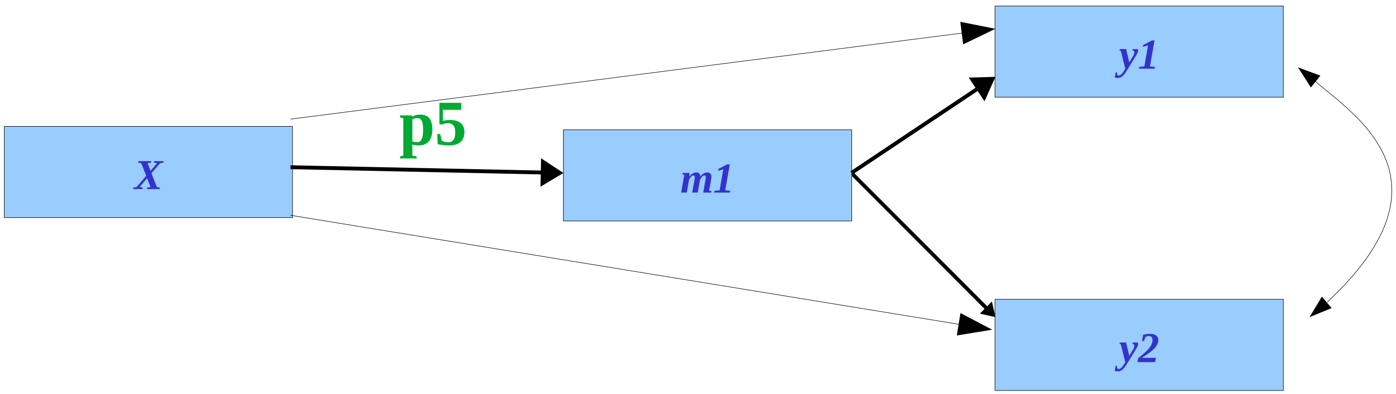
[4]

Defined Parameters

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

# PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello

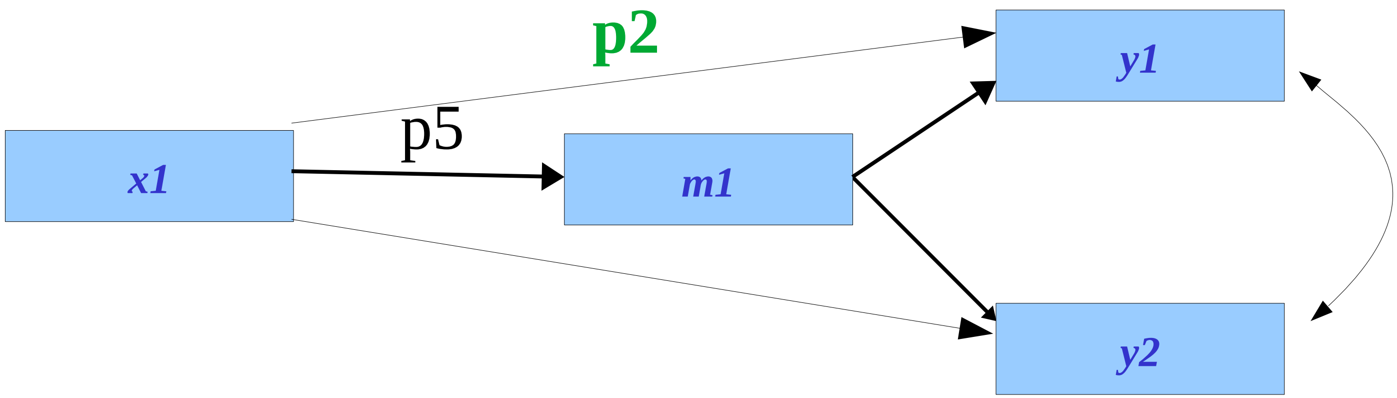



Parameter Estimates

| Label | Dep | Pred | Estimate | SE | 95% Confidence Intervals Lower | 95% Confidence Intervals Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 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]

- Ricostruiamo i coefficienti del modello



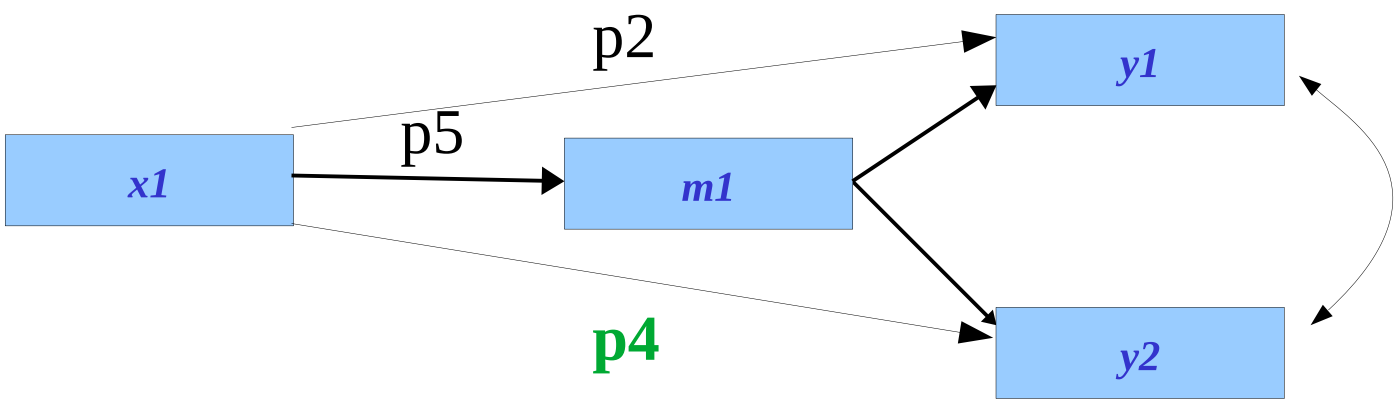

Parameter Estimates

| Label | Dep | Pred | Estimate | SE | 95% Confidence Intervals Lower | 95% Confidence Intervals Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 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]

# PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello



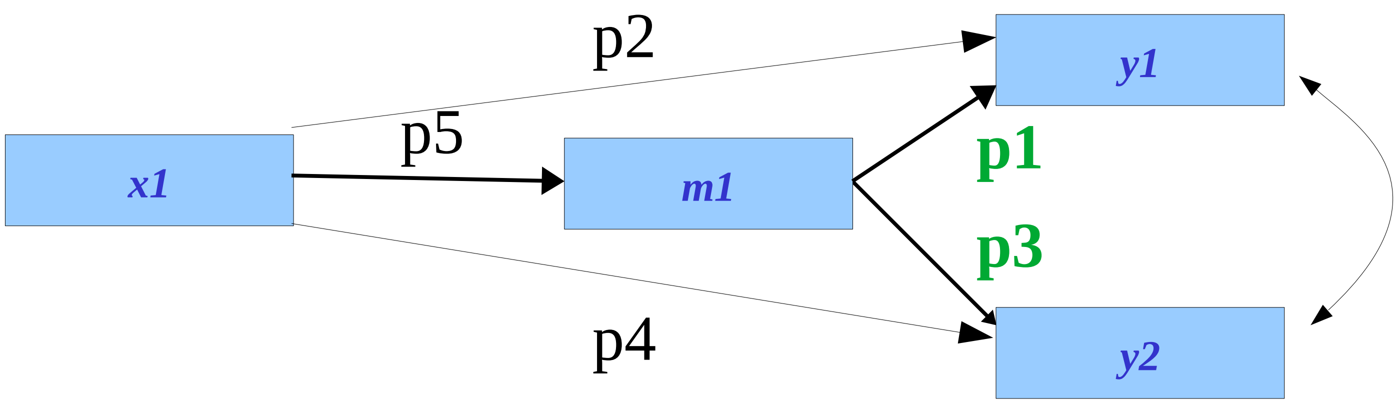

Parameter Estimates

| Label | Dep | Pred | Estimate | SE | 95% Confidence Intervals Lower | 95% Confidence Intervals Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 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]

# PATHj

- Ricostruiamo i coefficienti del modello



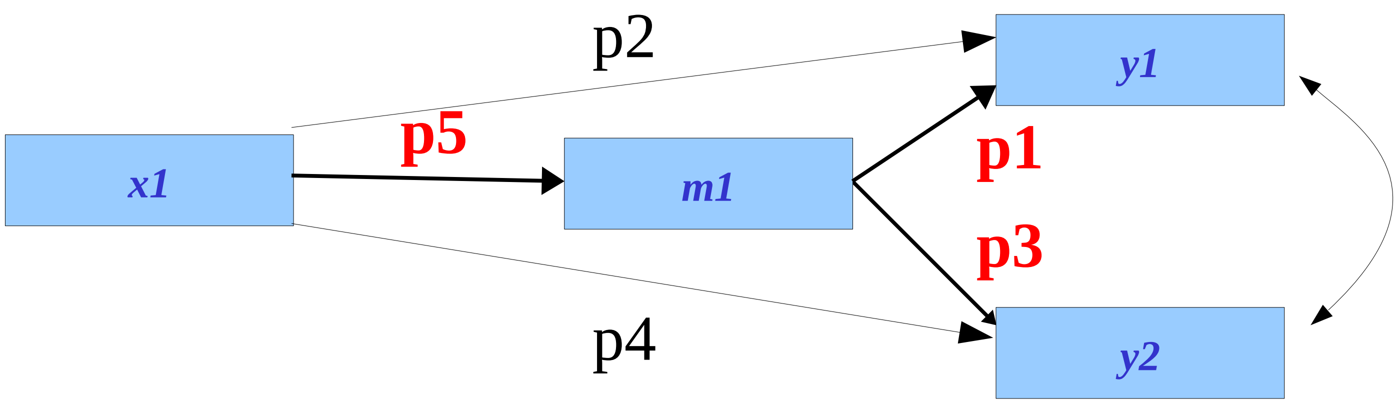

Parameter Estimates

| Label | Dep | Pred | Estimate | SE | 95% Confidence Intervals Lower | 95% Confidence Intervals Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 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]

# PATHj: Effetti mediati

- Ricostruiamo i coefficienti del modello




Defined Parameters

| Label | Description | Parameter | Estimate | SE | 95% Confidence Intervals Lower | 95% Confidence Intervals Upper | β | z | p |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| IE1 | x1 ⇒ m1 ⇒ y1 | p5*p1 | 1.122 | 0.136 | 0.856 | 1.388 | 0.498 | 8.260 | < .001 |
| IE2 | x1 ⇒ m1 ⇒ y2 | p5*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

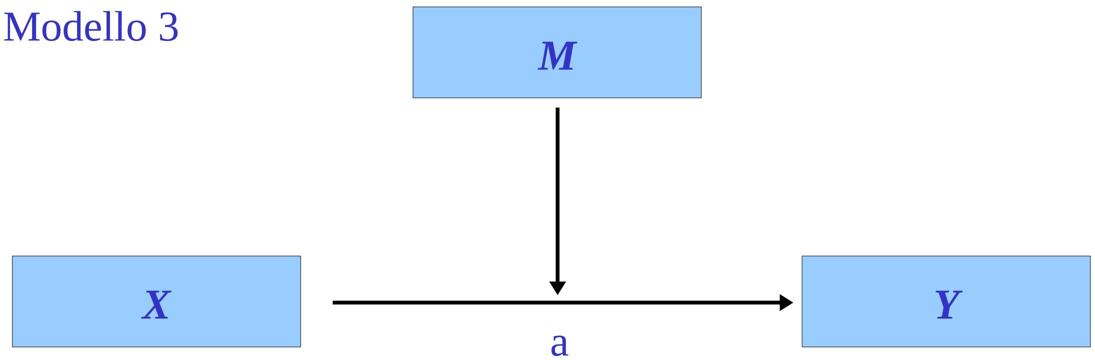
- Dal punto di vista pratico, il software per la mediazione può essere usato per qualsiasi modello univariato (una dipendente)

- Per i modelli multivariati (più di una dipendente) useremo un software di path analysis

# Moderazione

- Se l'intensità dell'effetto di X su Y cambia al variare dei livelli (valori) di un variabile M, diremo che M è un moderatore dell'effetto di X su Y, e che l'effetto di X su Y è condizionale ai valori di M

Modello 3



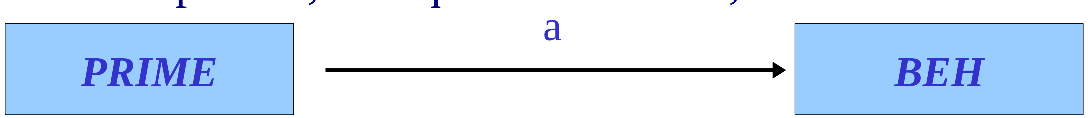
# Esempio

- In un esperimento i partecipanti, divisi in due gruppi sperimentali, sono sottoposti a prime di “might” vs “morality” (*prime*). Poi svolgono un compito cooperativo in cui possono cooperate con diversa intensità (BEH). Essendo la cooperazione associata sia a valori individuali che alle aspettative sull'opponente, le aspettative di cooperazione dell'altro sono state chieste ad ogni soggetto (EXP), ed una misura continua di Social Value Orientation (SVO) è stata presa, con valori alti corrispondenti a maggiore tratto di cooperatività

Dataset “medmod”,
Muller, D., Judd, C. M., & Yzerbyt, V. Y. (2005). When moderation is meditated and when mediation is moderated. JPSP, 89(6), 852-863

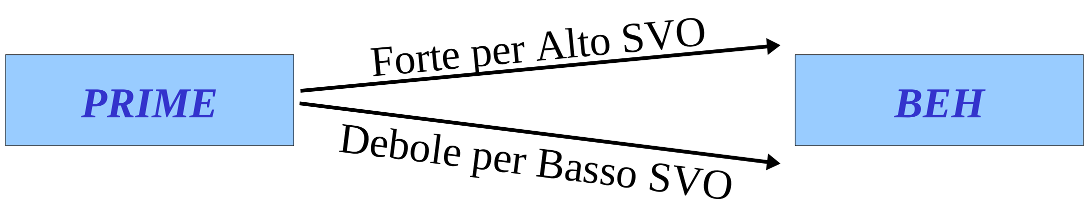
# Quesito sul “chi”

- Cioè ci domandiamo per chi, o in quali condizioni,  PRIME abbia un effetto su BEH




  - Possiamo ipotizzare che l'effetto di PRIME non sia uguale per tutti, ma che sia più o meno forte a seconda del tratto di cooperatività

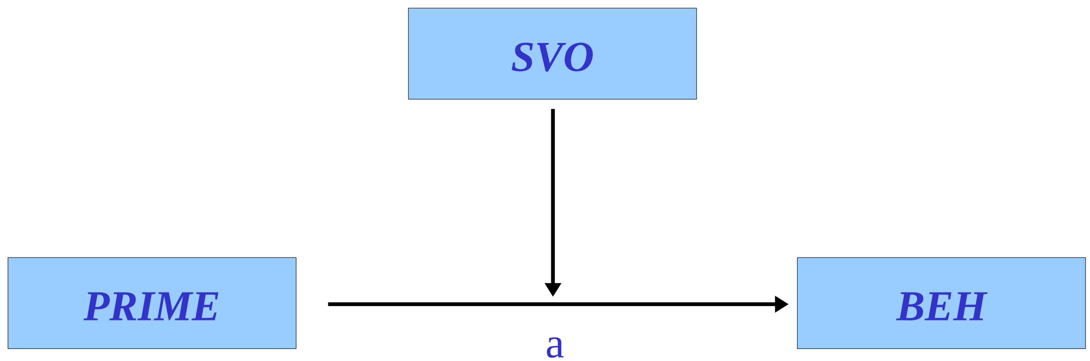
  - Ad esempio che l'effetto di PRIME sia più forte se si è cooperativi di proprio, e più debole se si è individualisti.



# Moderazione

- Cioè ipotizziamo che l'effetto di PRIME su BEH non sia uguale per tutti, ma la sua intensità cambi (e.g. cresce) al variare di SVO

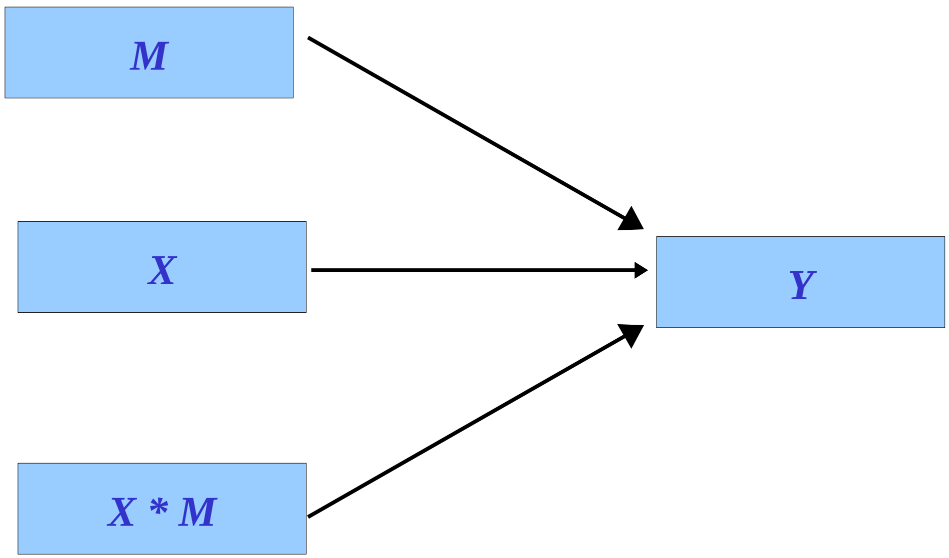
- Ipotizziamo che l'effetto di X su Y varia per diversi livelli di M



# Moderazione Statistica= Interazione

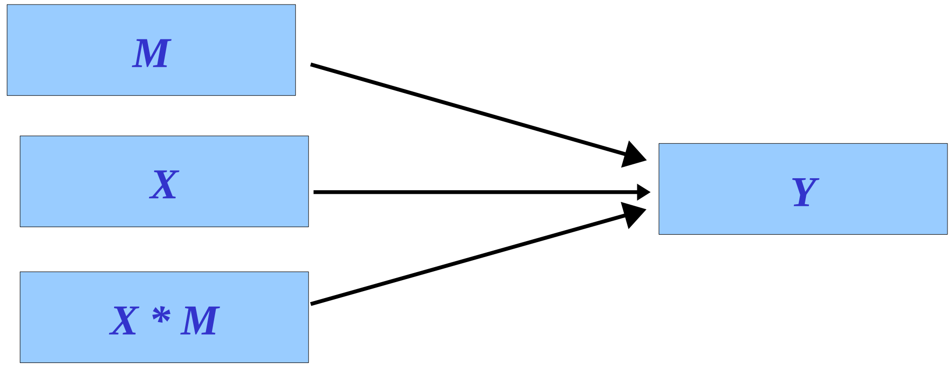
- Il modello (logico) di moderazione si testa statisticamente andando a testare **l'interazione** tra la variabile indipendente e il moderatore

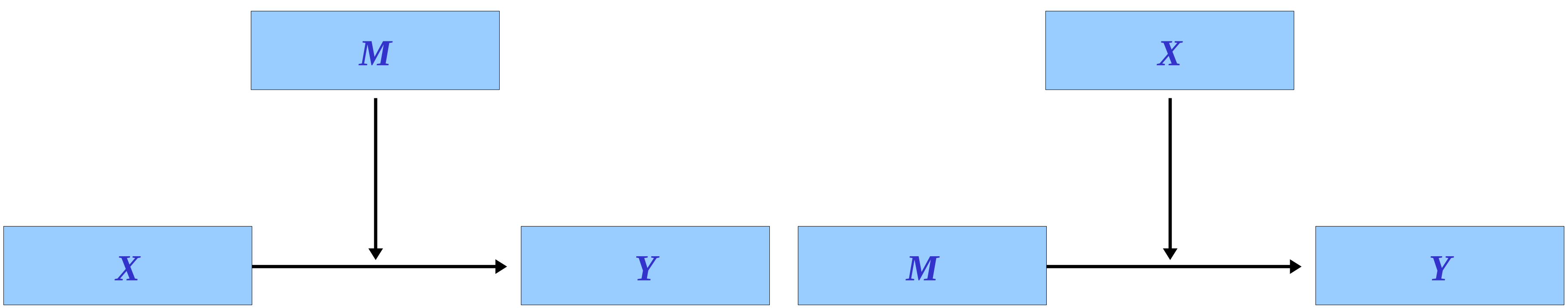
- Se X e M interagiscono nel predire Y, possiamo affermare che M sia un moderatore



# Moderazione Statistica

- Se vi è una interazione tra X e M, possiamo scegliere liberamente (teoricamente) quale sia il moderatore



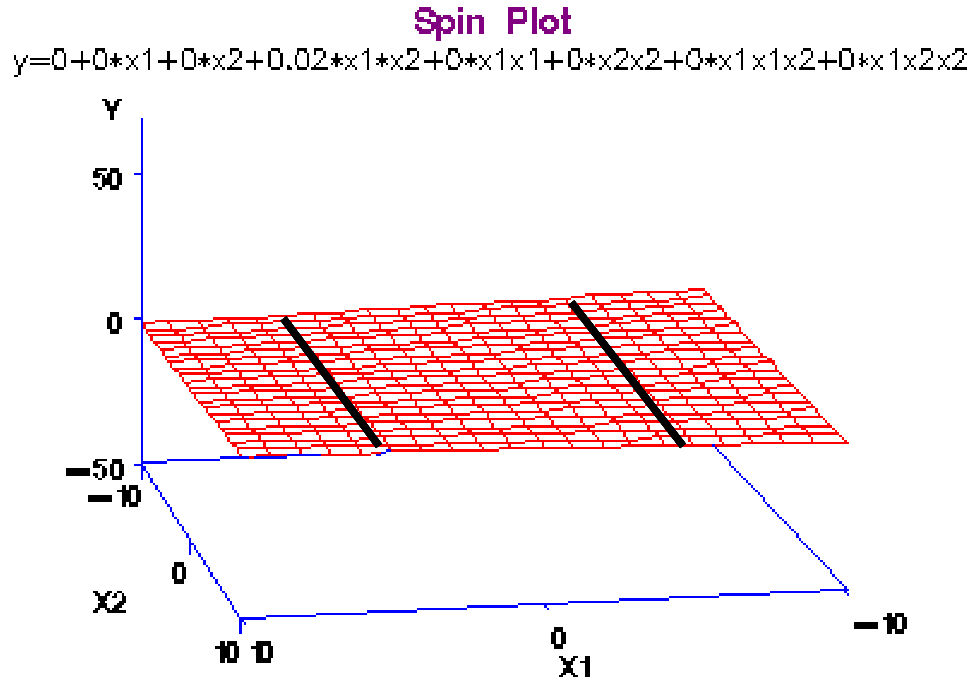



# Interazione nel modello lineare

# Due variabili continue

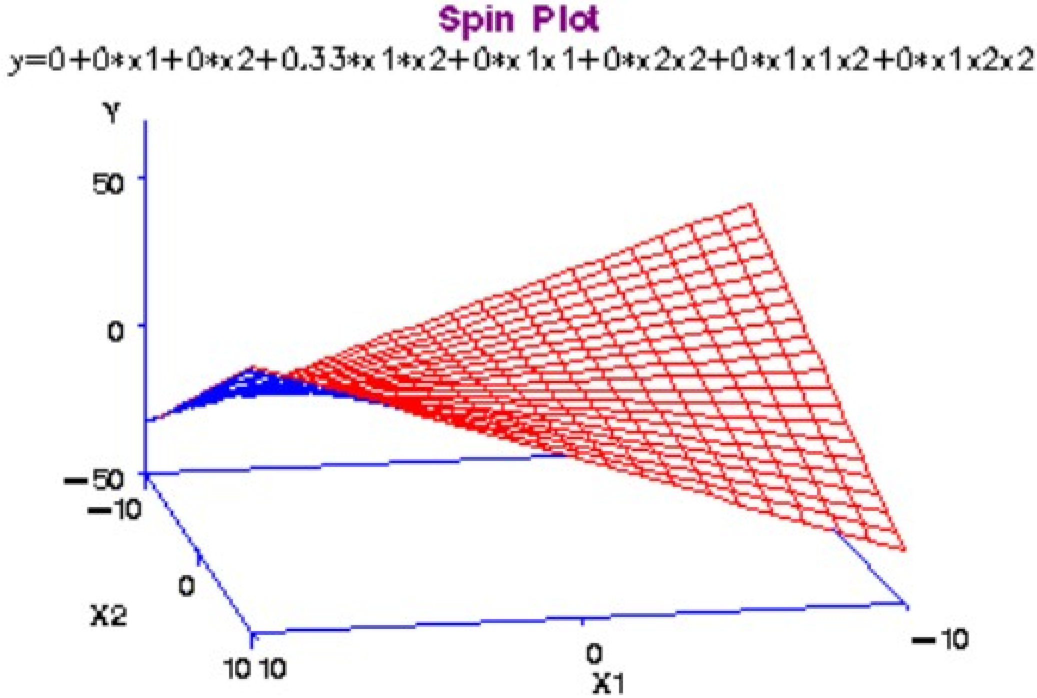
- Se non c'è interazione (regressione multipla) tutte le rette del piano sono parallele

- L'effetto di una VI è costante (non condizionale) al punteggio dell'altra



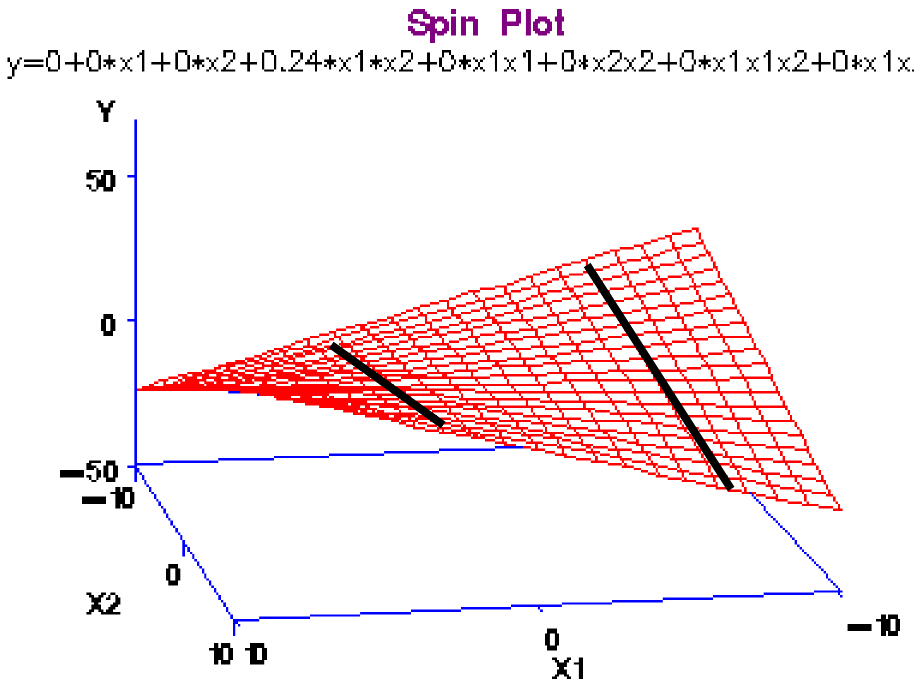
# Interazione

- Se c'è interazione le rette non sono paralle, ed il piano si incurva
- L'effetto di una VI cambia per punteggi diversi dell'altra IV



# Linee di interazione

Se c’è interazione le rette non sono paralle, ed il piano si incurva




L’effetto di una VI cambia perpunteggio diversi dell’altra VI

# Effetto moltiplicativo

- L'interazione viene inserita in una regressione mediante il prodotto delle VI

Il prodotto delle VI

$$Y_i = a + B_1 \cdot X_1 + B_2 \cdot X_2 + B_{int} X_1 X_2$$

Il coefficiente di $X_2$ cambia al variare di $X_2$

$$Y_i = a + \left( B_1 + B_{int} X_1 \right) \cdot X_2 + B_1 \cdot X_1$$

L'effetto delle VI cambia al variare dell'altra VI

# Effetti condizionali vs lineari

- Un effetto lineare (in assenza di interazione) indica il cambio nella VD al variare della VI

$$Y_i = a + B_1 \cdot X_1 + B_2 \cdot X_2$$

Cambio in VD

- L'interazione (il B associato al prodotto) indica il cambio di **effetto** di una VI sulla VD quando varia l'altra VI

$$Y_i = a + B_1 X_1 + \left(B_2 + B_{int} X_1\right) \cdot X_2$$

cambio in VD

Cambio di effetto

# Terminologia

- Quando vi è una interazione in una regressione con variabili continue, gli effetti dei termini lineari si chiamano *effetti di primo ordine*

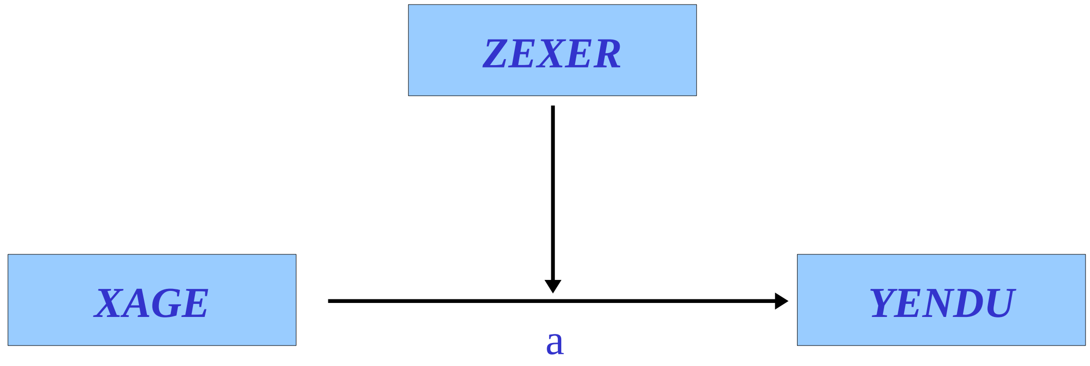
$$Y_i = a + B_1 \cdot X_1 + B_2 \cdot X_2 + B_{int} X_1 X_2$$

Effetti di primo ordine

# Esempio

- La ricerca è volta a studiare le relazioni tra età (XAGE), anni di attività fisica sportiva (ZEXER), e resistenza fisica (YENDU). A tale scopo un campione di 245 adulti sono stati sottoposti ad un esercizio in palestra e misurata il tempo di resistenza alla corsa

- Il modello atteso è:



# Esempio

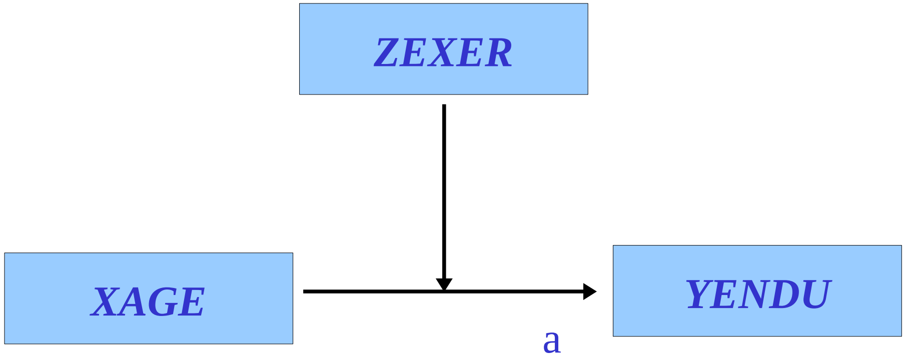
- Un campione di soggetti è stato testato per la resistenza fisica (endurance) mentre correva su un tappeto mobile
- Ci si propone di studiare l'influenza dell'età e dell'esercizio fisico sull'endurance
- Endurance è misurata come minuti di corsa sul tappeto
- Età in anni e esercizio fisico in anni da cui il soggetto si allena regolarmente

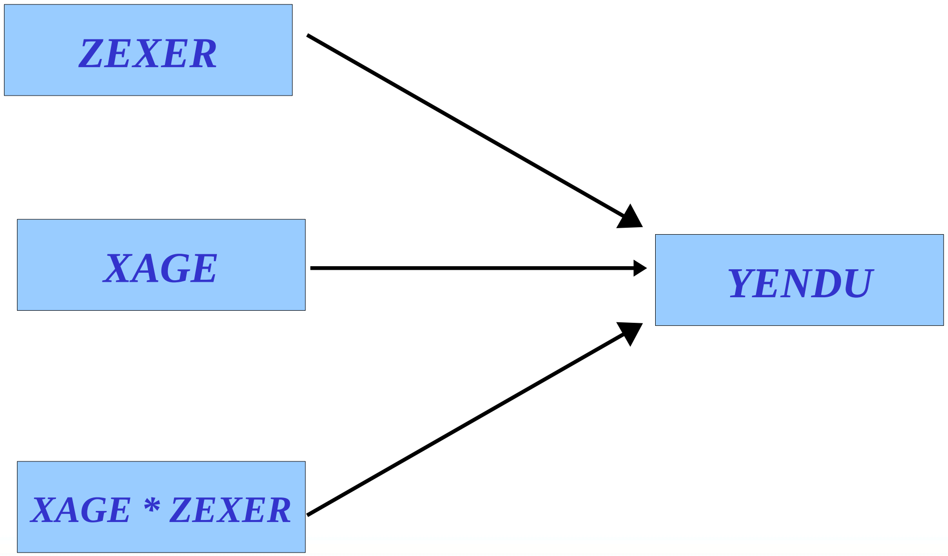
```
##       xage           zexer           yendu
##  Min.   :20.00   Min.   : 0.00   Min.   : 0.00
##  1st Qu.:43.00   1st Qu.: 7.00   1st Qu.:19.00
##  Median :48.00   Median :11.00   Median :27.00
##  Mean   :49.18   Mean   :10.67   Mean   :26.53
##  3rd Qu.:56.00   3rd Qu.:14.00   3rd Qu.:33.00
##  Max.   :82.00   Max.   :26.00   Max.   :55.00
```

*Esempio di Cohen et. Al 2003,* `dataset exercise`

# Stima degli effetti

- In termini di software (R o altro) si esegue una regressione multipla inserendo anche il prodotto del delle variabili indipendenti



# In R

Aggiungo il prodotto delle variabili

- Eseguo il codice

```
mod<-lm(yendu~xage+zexer+xage*zexer, data=exercise)
summary(mod)
```

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

# Interazione

- Eseguo il codice

```
mod<-lm(yendu~xage+zexer+xage*zexer, data=exercise)
summary(mod)
```

Effetto di interazione

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

L'effetto di *age* su *endurance* cambia ai diversi livelli di *exer*

# Effetti di primo ordine

- Eseguo il codice

```
mod<-lm(yendu~xage+zexer+xage*zexer, data=exercise)
summary(mod)
```

Effetto di *age?*

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

Sembra che all'aumentare dell'età, diminuisca la resistenza (OK)

# Effetti di primo ordine

- Eseguo il codice

```
mod<-lm(yendu~xage+zexer+xage*zexer, data=exercise)
summary(mod)
```

Effetto di *exer*?

```
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

Sembra che all'aumentare dell'esercizio, diminuisca la resistenza (non OK)

# Effetti di ordine primo in presenza di interazione

- Quando l'interazione è presente nella regressione, gli effetti di ordine primo diventano condizionali al valore dell'altra variabile indipendente

$$\hat{Y}_i = a + B_1 \cdot X_1 + B_2 \cdot X_2 + B_{int} X_1 X_2$$

Cosa è $B_1$?

Non è più l'effetto di $X_1$ tenendo costante $X_2$!

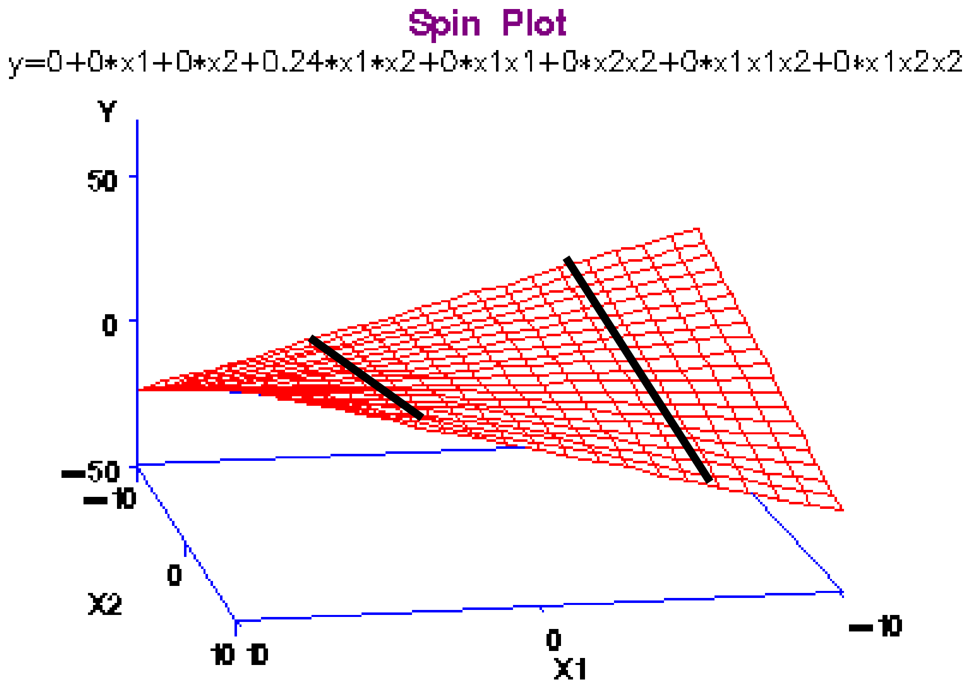
$B_1$ è l'effetto di $X_1$ tenendo costante l'altra IV $X_2$ a zero

$$\hat{Y}_i = a + B_1 \cdot X_1 + B_2 \cdot 0 + B_{int} X_1 0 = a + B_1 \cdot X_1$$

Se $X_2 = 0$, allora $B_1$ è l'effetto di $X_1$

# Linee di interazione

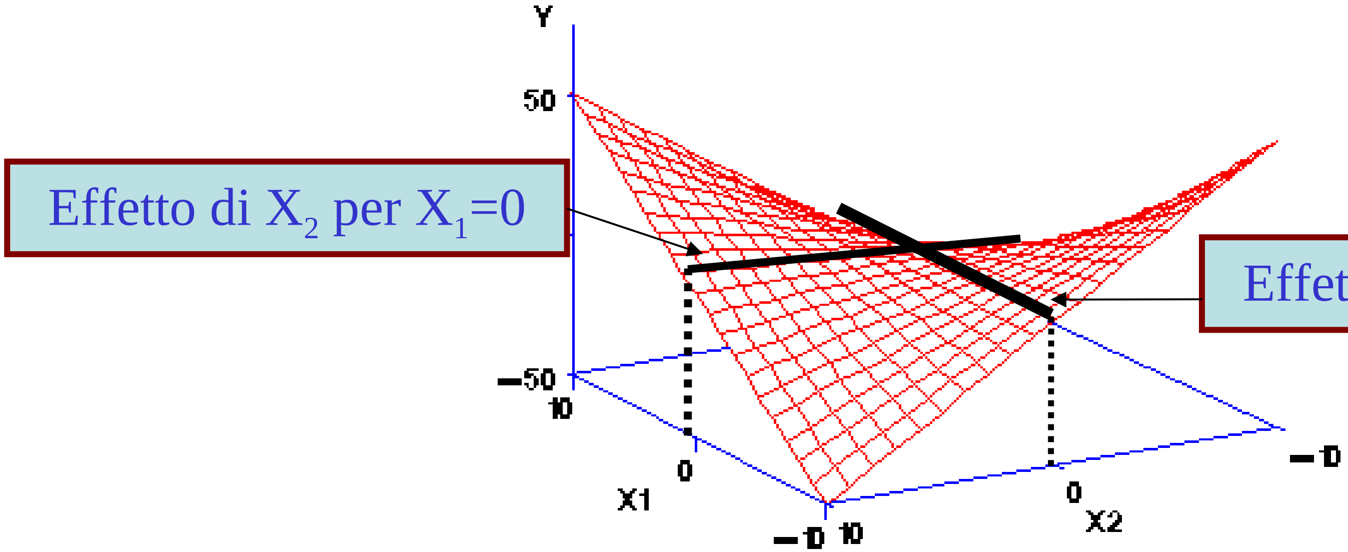
- Notiamo infatti che se c’è interazione, non esiste più un effetto unico delle VI, ma l’effetto è condizionale ai valori dell’altra



# Effetti di ordine primo in presenza di interazione

- In presenza del termine di interazione, l'effetto semplice (primo ordine) è l'effetto della VI tenendo l'altra IV costante a zero

$$\hat{Y}_i = a + B_1 \cdot X_1 + B_2 \cdot 0 + B_{int} X_1 0 = a + B_1 \cdot X_1$$



# Il senso dello zero

- Quando una variabile continua ha uno zero interpretabile e sensato (stipendio, quantità di stimolazione ricevuta, anni di allenamento) l'effetto delle altre variabili è stimato per "coloro che non hanno quella quantità" Dunque l'effetto lineare delle altre variabili è interpretabile

```
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
```

Effetto di età sull'endurance per chi non si allena per nulla
Ha senso e dunque si può interpretare

# Il senso dello zero

- Quando una variabile continua non ha uno zero interpretabile e sensato oppure lo zero è completamente fuori il range dei nostri dati, l’effetto delle altre VI non è interpretabile

- Nessuno può avere età=0 e avere anni di allenamento

```
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
```

Effetto di allenamento per eta=0
Non ha senso e dunque non si può interpretare

# Dare senso allo zero

- Noi possiamo sempre dare un senso allo zero di una variabili, centrando quella variabile ad un valore interessante (ad esempio la media)

$$c = x_1 - mean(x_1)$$

Calcoliamo una nuova variabile centrata sulla media

La nuova VI ha media=0

# Dare senso allo zero

- I nuovi risultati saranno interpretabili

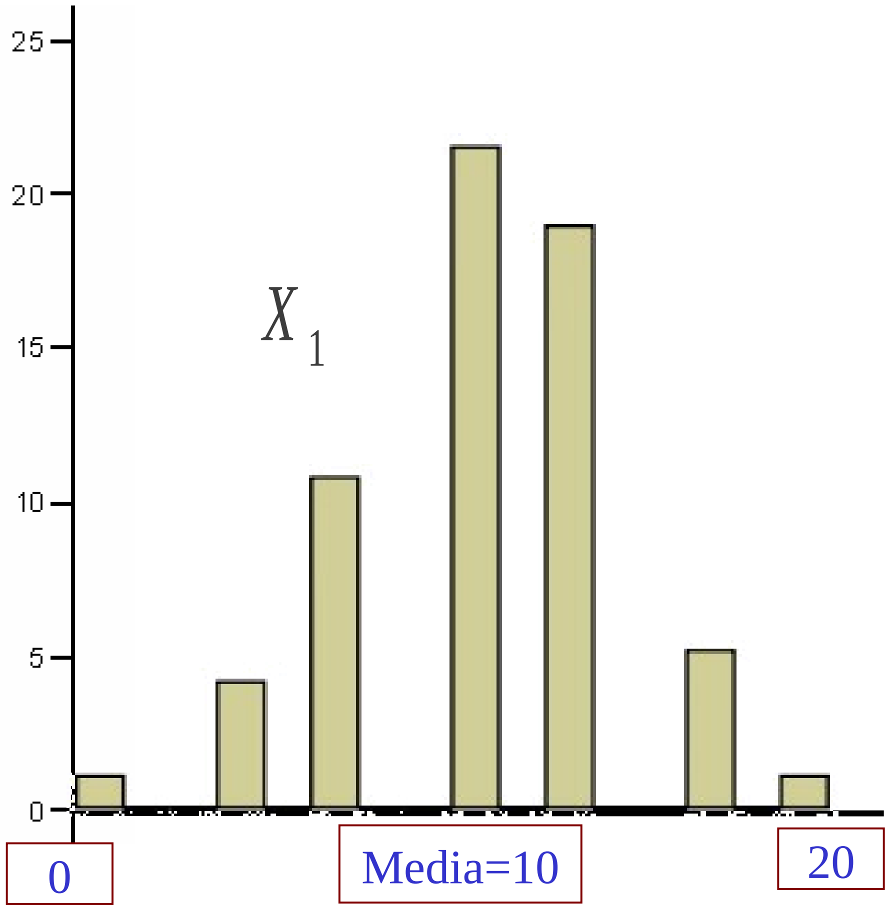
Effetto di *age* per livello medio di *exer*

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 25.88872    0.64662  40.037  < 2e-16 ***
## cage        -0.26169    0.06406  -4.085 6.01e-05 ***
## cexer        0.97272    0.13653   7.124 1.20e-11 ***
## cage:cexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

Effetto di *exer* per livello medio di *age*

# Zero sensato

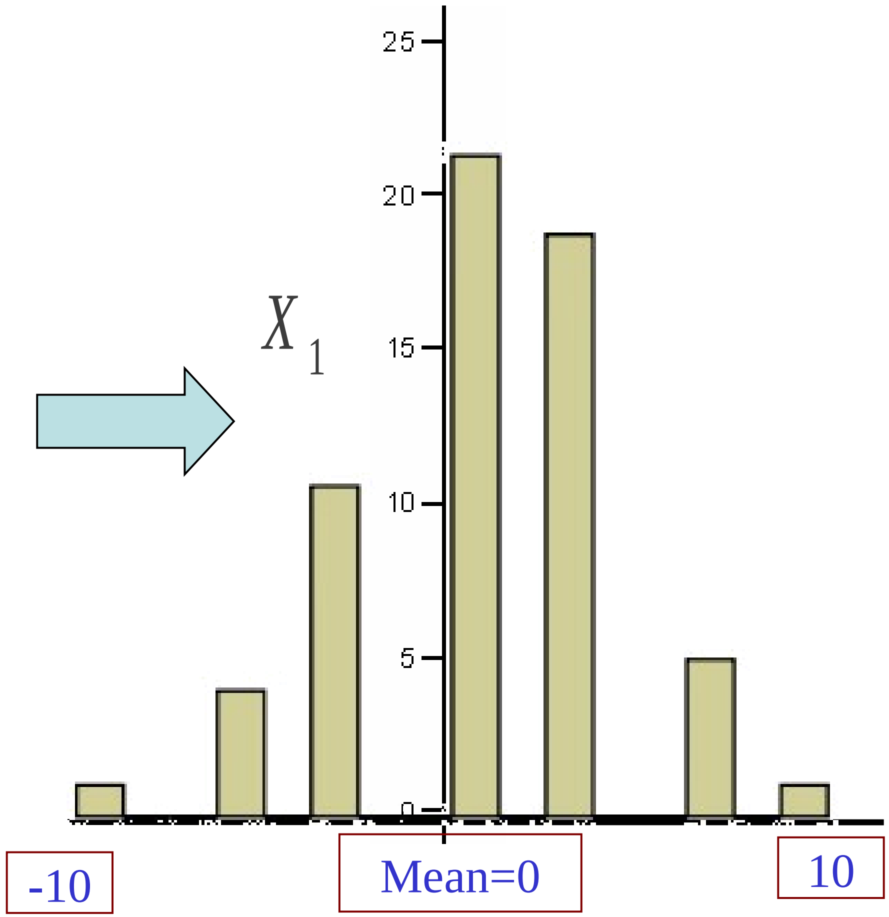
- Si può sempre centrare le variabili prima di calcolare la regressione con interazione



# Zero sensato

- Centrando, chi aveva un valore medio ha ora un valore di zero

$X_1$



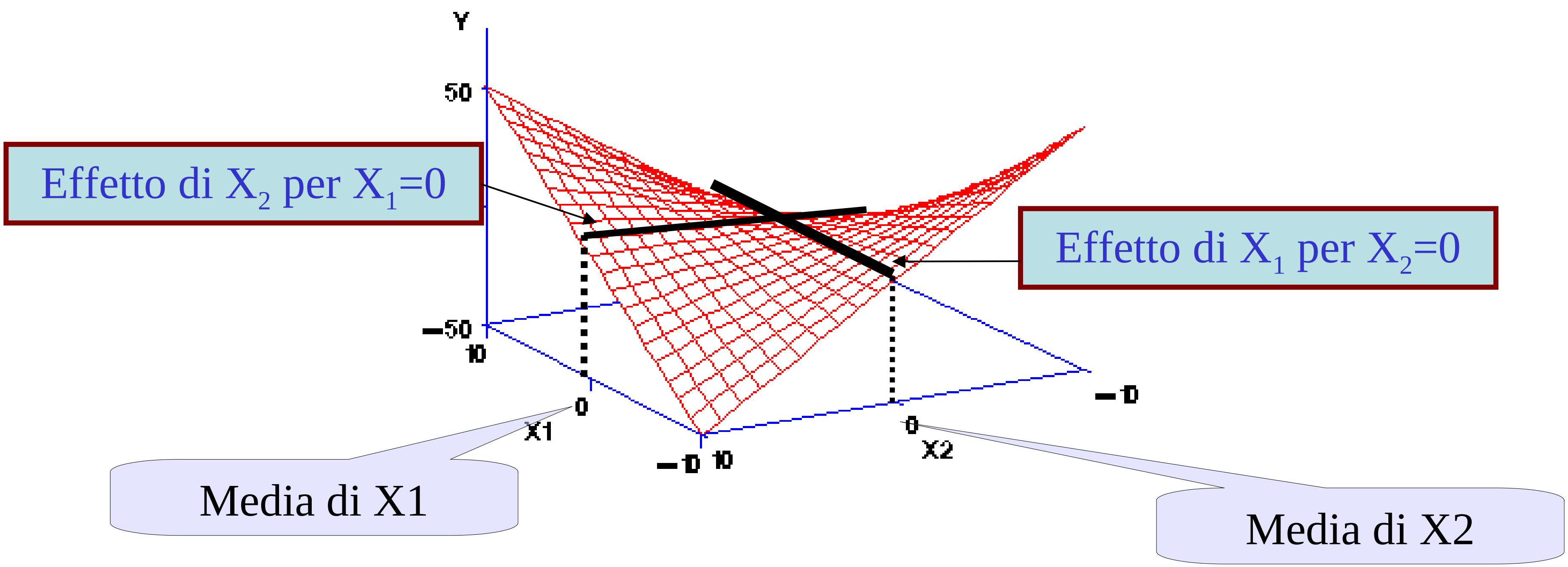

$$c = X_1 - \bar{X}_1$$

La nuova variabile ha media 0

# Centrando alla media

- Centrando le variabili alle loro medie otteniamo che l'effetto di ordine prima delle altra variabili sarà l'effetto medio del campione

- Dunque si può interpretare come "effetto principale"



# Centrato vs Non centrato

## Non centrata

```
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 53.17896    7.52661   7.065 1.71e-11 ***
## xage        -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer       -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
```

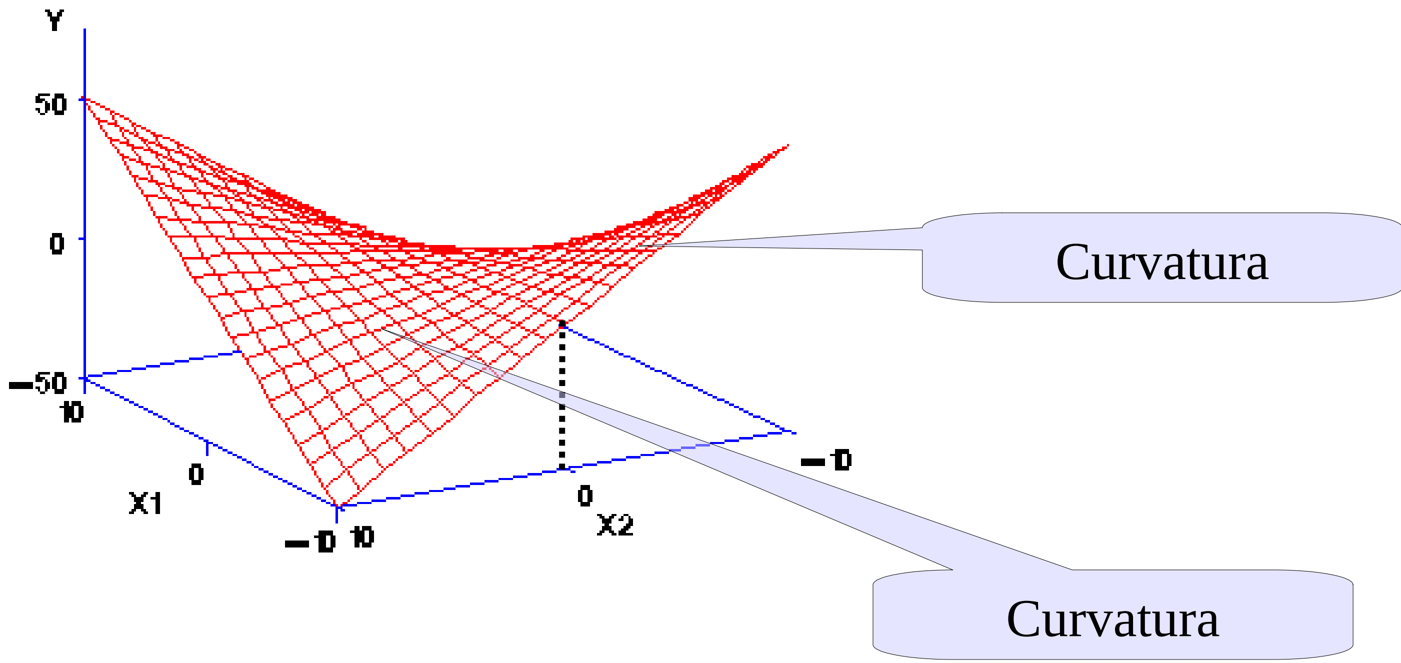
## Centrata

Scale variant

```
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 25.88872    0.64662  40.037  < 2e-16 ***
## cage        -0.26169    0.06406  -4.085 6.01e-05 ***
## cexer        0.97272    0.13653   7.124 1.20e-11 ***
## cage:cexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
```

# Centrando alla media

- L'interazione non cambia perché essa indica la curvatura (il cambiamento di effetto), che rimane uguale essendo il modello identico



# Il Fit non cambia

Non centrata

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
#                                    .065 1.71e-11 ***
## xage         -0.76596    0.15980  -4.793 2.87e-06 ***
## zexer        -1.35095    0.66626  -2.028 0.043694 *
## xage:zexer    0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

```
## cexer         0.97272    0.13653   7.124 1.20e-11 ***
## cage:cexer    0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 9.7 on 241 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2061, Adjusted R-squared:  0.1962
## F-statistic: 20.86 on 3 and 241 DF,  p-value: 4.764e-12
```

Centrata

# Recap

- L’interazione esiste quando l’effetto di una VI cambia al variare di altre VI
- La stima dell’interazione equivale a stimare l’effetto del prodotto dele VI
- Se l’effetto è significativo, l’effetto lineare delle VI diventa condizionale al valore delle altre VI
- L’effetto lineare (primo ordine) si interpreta come l’effetto della VI ad esso associato per le altre VI tenute costanti a zero
- Quando lo zero non ha un senso, si possono centrare le variabili alle loro medie
- Il termine di interazione non cambia centrando le variabili
- Il fit del modello (R-quadro, F , p-value) non cambia centrando le variabili

# Problemi con le interazioni

- Come intepretare l’andamento degli effetti al variare delle VI
- Come testare che le variabili abbiano un effetto per specifici valori delle altre

Simple Slope Analisys

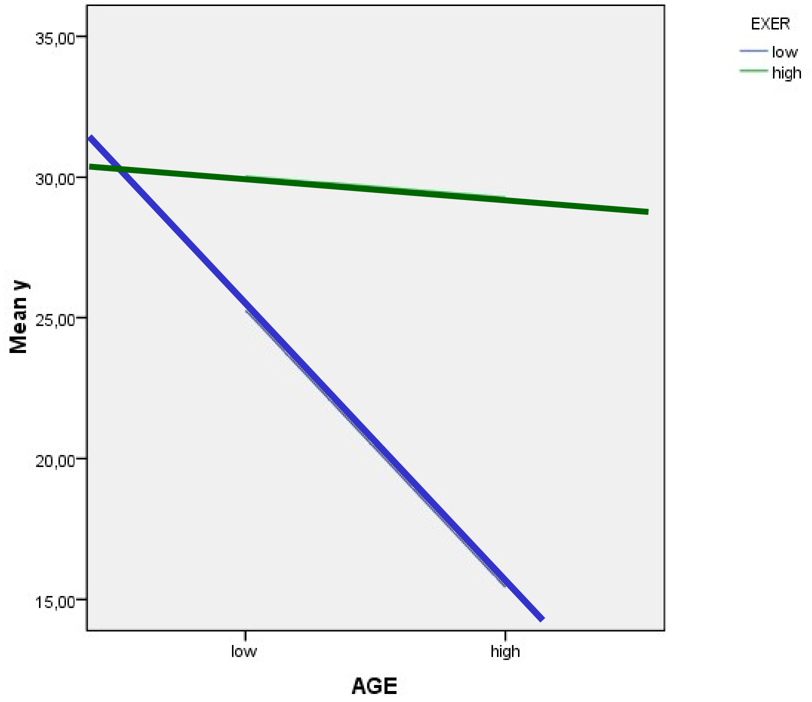
# Un dubbio

- Perchè non fare un median-split (categorizzare le variabili) e poi fare una ANOVA
    - I test sarebbero fatti solo su parti del campione
    - Il potere statistico sarebbe più basso
    - La categorizzazione potrebbe nascondere delle interazioni reali o fare emergere delle interazioni inesistenti (artefatte)

Il median-split non è più consentito nei giornali internazionali

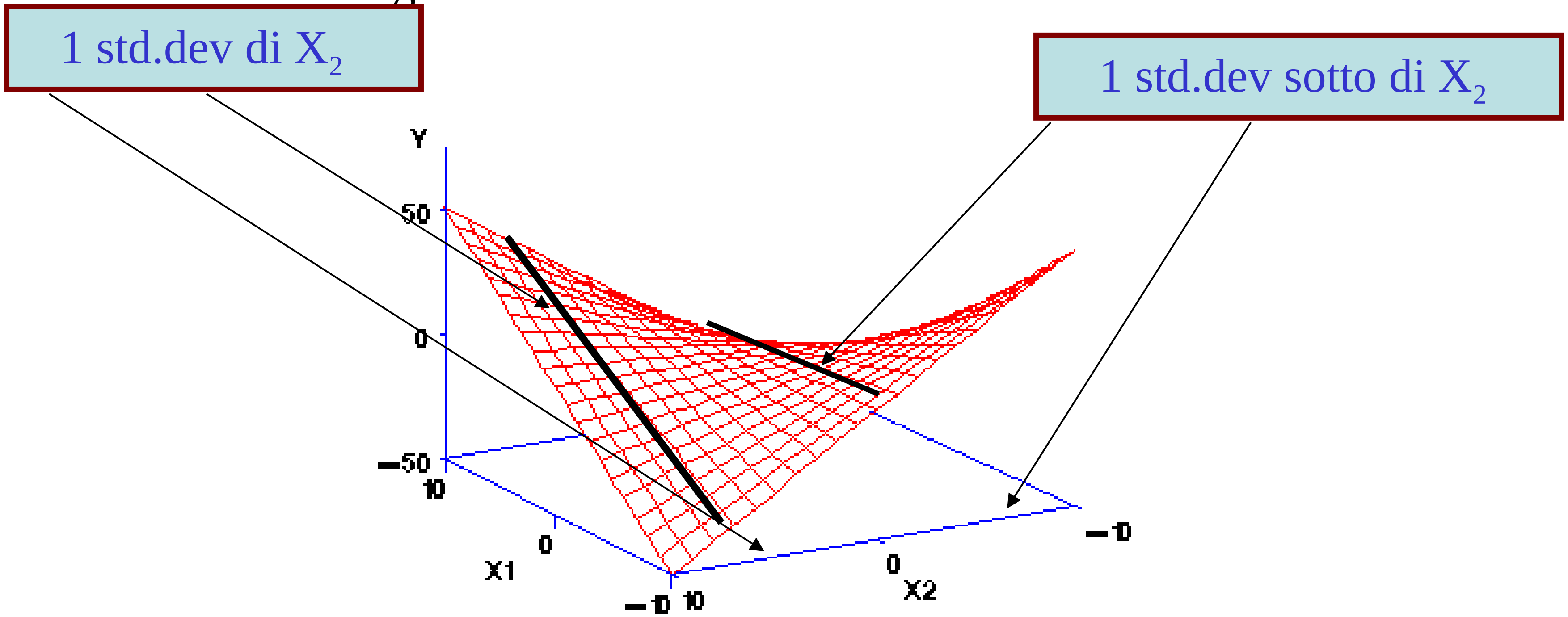
# Simple slope analysis

- Simple slope analysis consiste nello stimare gli effetti di una VI a vari livelli dell'altra, per consentire di capire come variano gli effetti



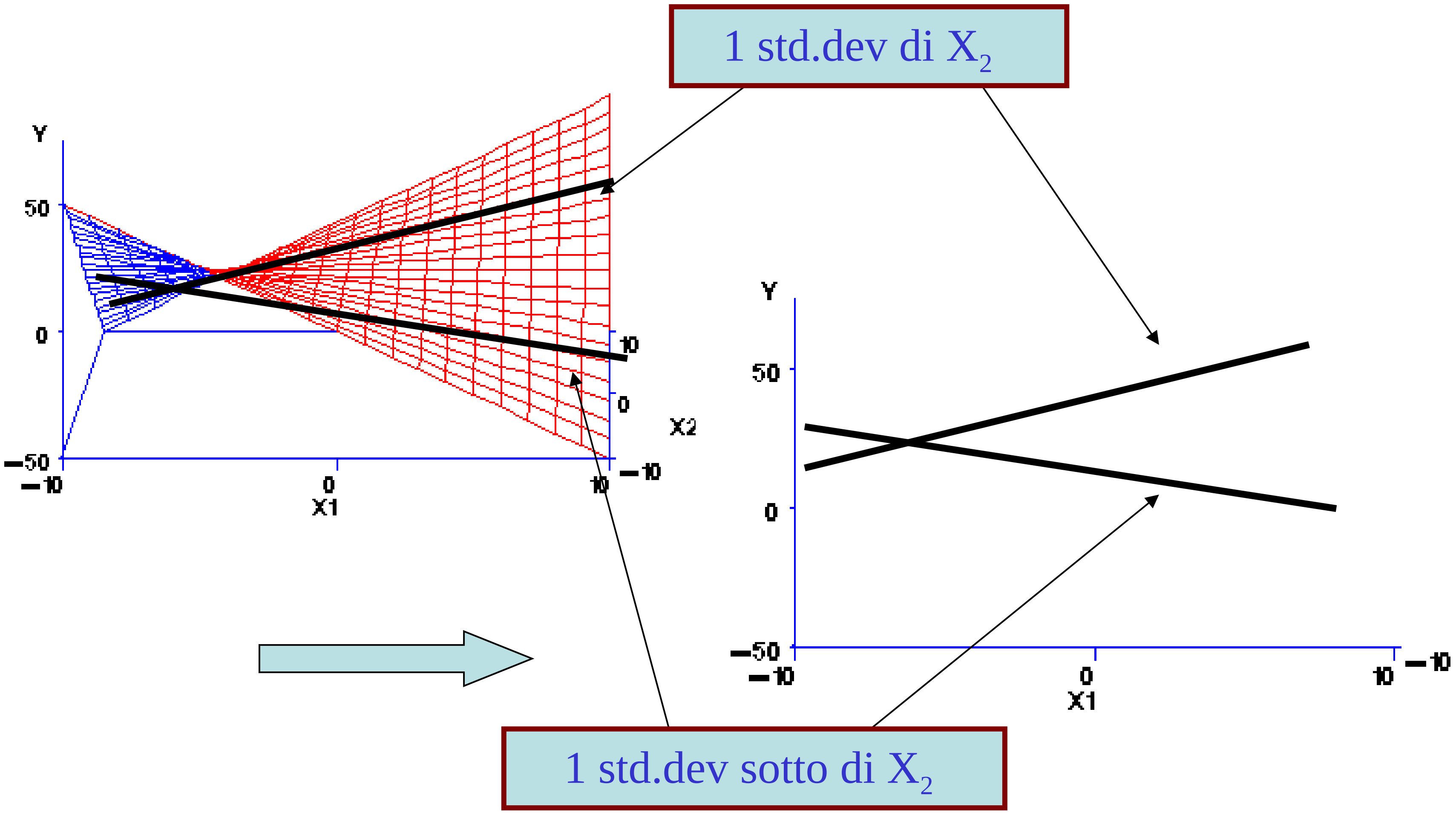
# Simple slope analysis

- E' equivalente a selezionare duo o più rette del piano di regressione
- Possiamo scegliere due rette a dei valori sensati del moderatore



# Simple slope analysis

- E rappresentarle in due dimensioni

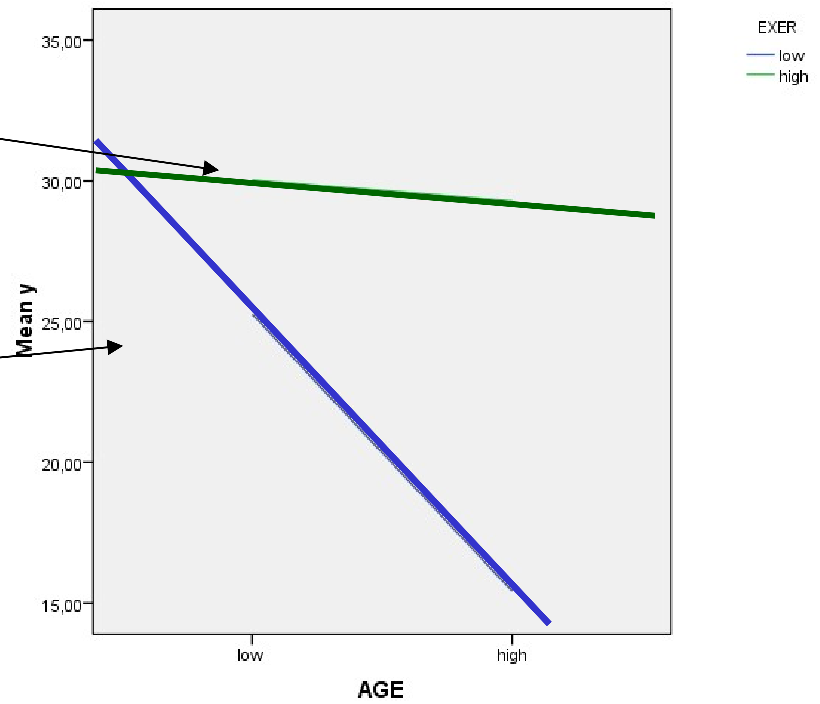


# Test di significatività delle simple slopes

- Spesso vogliamo anche testare la significatività dell'effetto di una VI acerti livelli (es. Alto vs basso) dell'altra VI

L'età ha un effetto significativo chi si allena molto?

E per chi si allena poco?



# Simple slope

Sfruttiamo il fatto che essendo gli effetti lineari scale variant, cambiando lo zero dell'altra VI cambiamo il valore della stima

$$\hat{Y}_i = a + B_1 0 + (B_2 + B_{int} 0) \cdot X_2$$

$$\hat{Y}_i = a + B_2 X_2$$

# Stima e Significatività

- Per ottenere queste informazioni sfruttiamo il fatto che gli effetti di primo ordine sono scale variant (condizionali al valore di zero dell'altra VI)

- Il first-order effect (B di $X_1$) èl'effetto di $X_1$ per $X_2=0$

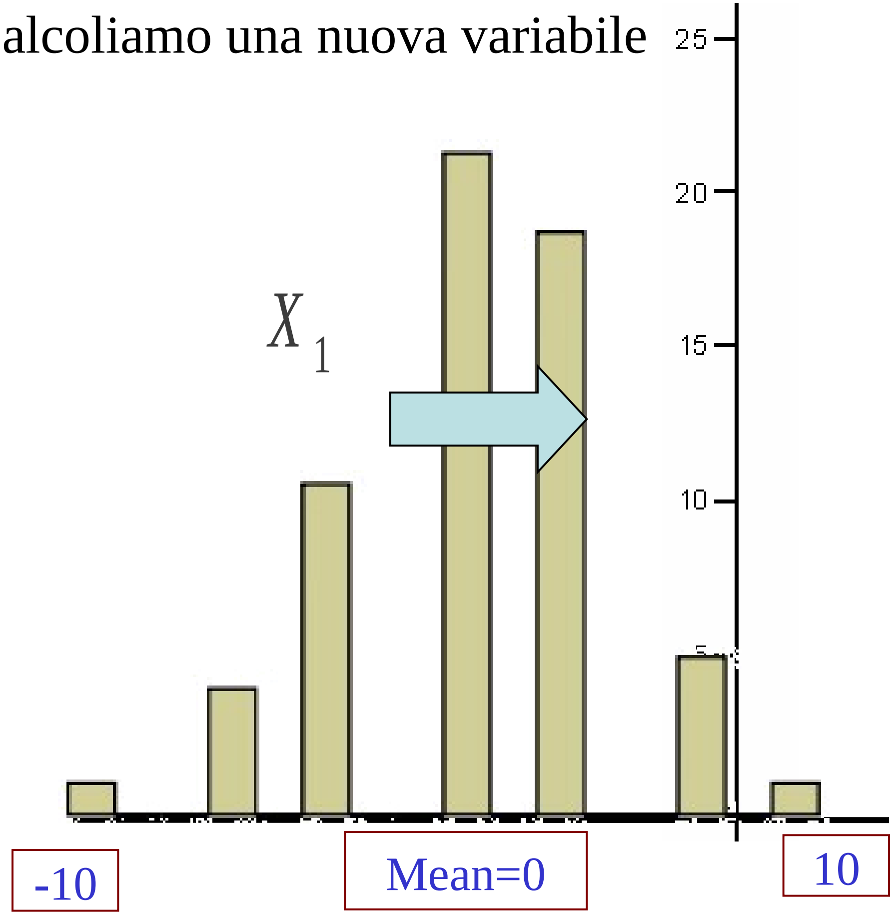
- Se vogliamo stimare l'effetto di $X_1$ per specifici valori di $X_2$ (es. Una deviazione standard sopra la media ed una sotto), basterà centrare la variabile $X_2$ a tali valori

- Esempio: Exercise ha dev.stad=4.8, dunque centremo Exercise a 4.8 (1 s.dev sopra) e a –4.8 (1 s.dev sotto)

$$highExer = Exer - mean(Exer) - 4.8$$

# Centrare ad una deviazione sopra

- Calcoliamo una nuova variabile




Ci muoviamo da 0 a 1 deviazioni standard sopra la media

$$c = X_1 - \bar{X}_1 - SD(X_1)$$

# Stima delle simple slopes

- Rifacciamo le analisi con la nuova variabile centrata ad una deviazione standard sopra la media (chi si allena molto)

```
mod3<-lm(yendu~cage+hexer+cage*hexer, data=exercise)
summary(mod3)
```

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 30.53366    0.90253  33.831  < 2e-16 ***
## cage        -0.03609    0.09025  -0.400 0.689641
## hexer        0.97272    0.13653   7.124  1.2e-11 ***
## cage:hexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
```

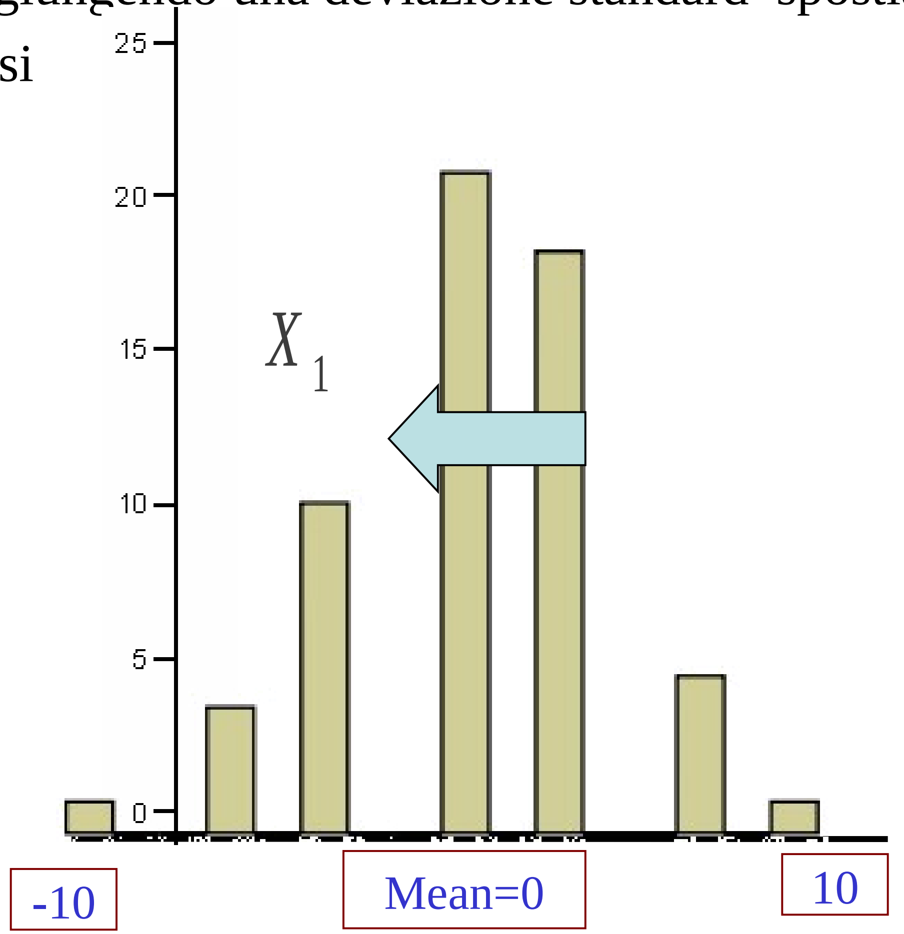
Effetto di età per exercise=+1 s.dev

*For chi si allena molto exercise, l'età non ha un effetto significativo sulla performance*

# Centrare per valori bassi

- Aggiungendo una deviazione standard spostiamo lo zero verso i valori bassi

$$c = X_1 - \bar{X}_1 + SD(X_1)$$



# Stima delle simple slopes

- Rifacciamo le analisi con la nuova variabile centrata ad una deviazione standard sotto la media (chi si allena poco)

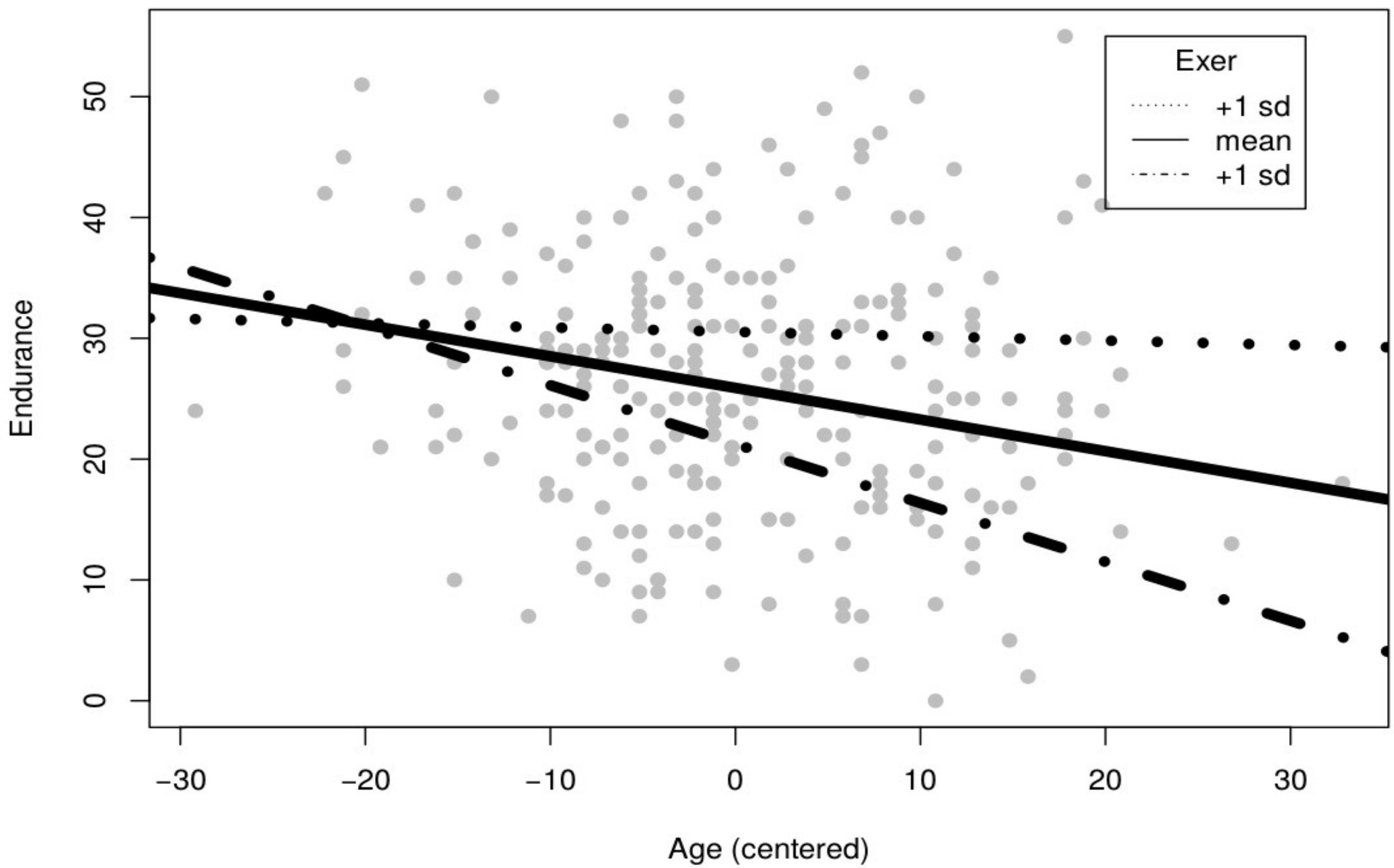
```
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 21.24379    0.93371  22.752  < 2e-16 ***
## cage        -0.48729    0.09214  -5.289 2.76e-07 ***
## lexer        0.97272    0.13653   7.124 1.20e-11 ***
## cage:lexer   0.04724    0.01359   3.476 0.000604 ***
## ---
```

Effetto di età per exercise= -1 s.dev

*per chi si allena poco, l'età ha un effetto negativo significativo sulla performance*

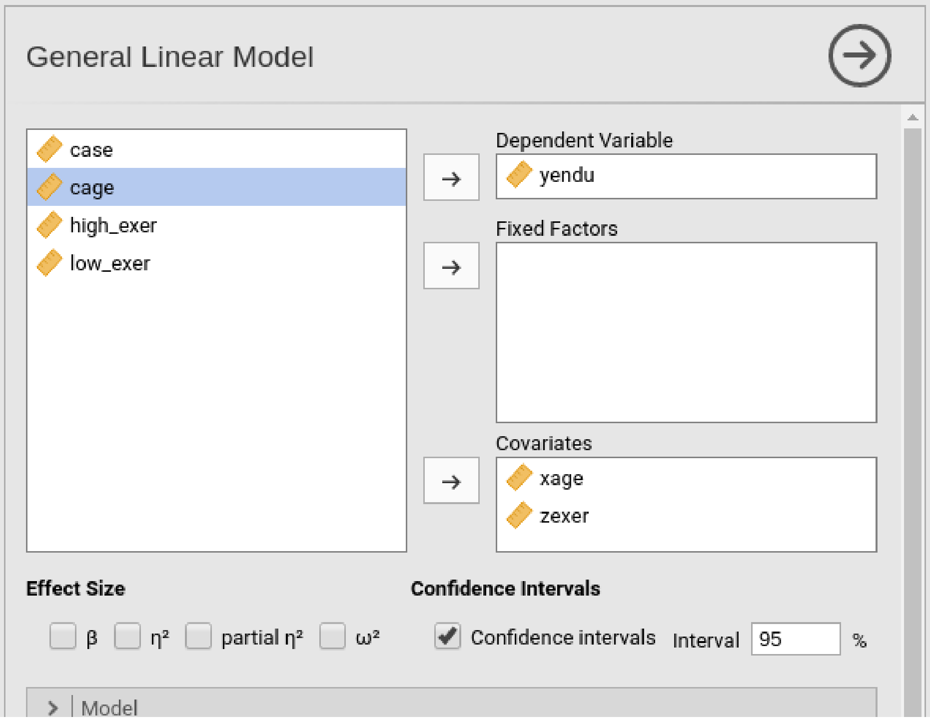
# Simple Slopes graph

- Ora plottiamo le simple slopes , cioè gli effetti appena stimati



# jamovi

- jamovi GAMLj GLM **semplifica** di molto l’analisi con le interazioni
- Settando le variabili (di default) calcola una regressione multipla (senza interazione)




## General Linear Model

ANOVA

| | Sum of Squares | df | Mean Square | F | p |
|---|---|---|---|---|---|
| Model | 4751 | 2 | 2375.3 | 24.1 | < .001 |
| xage | 1516 | 1 | 1515.8 | 15.4 | < .001 |
| zexer | 4298 | 1 | 4298.3 | 43.7 | < .001 |
| Residuals | 23810 | 242 | 98.4 | | |

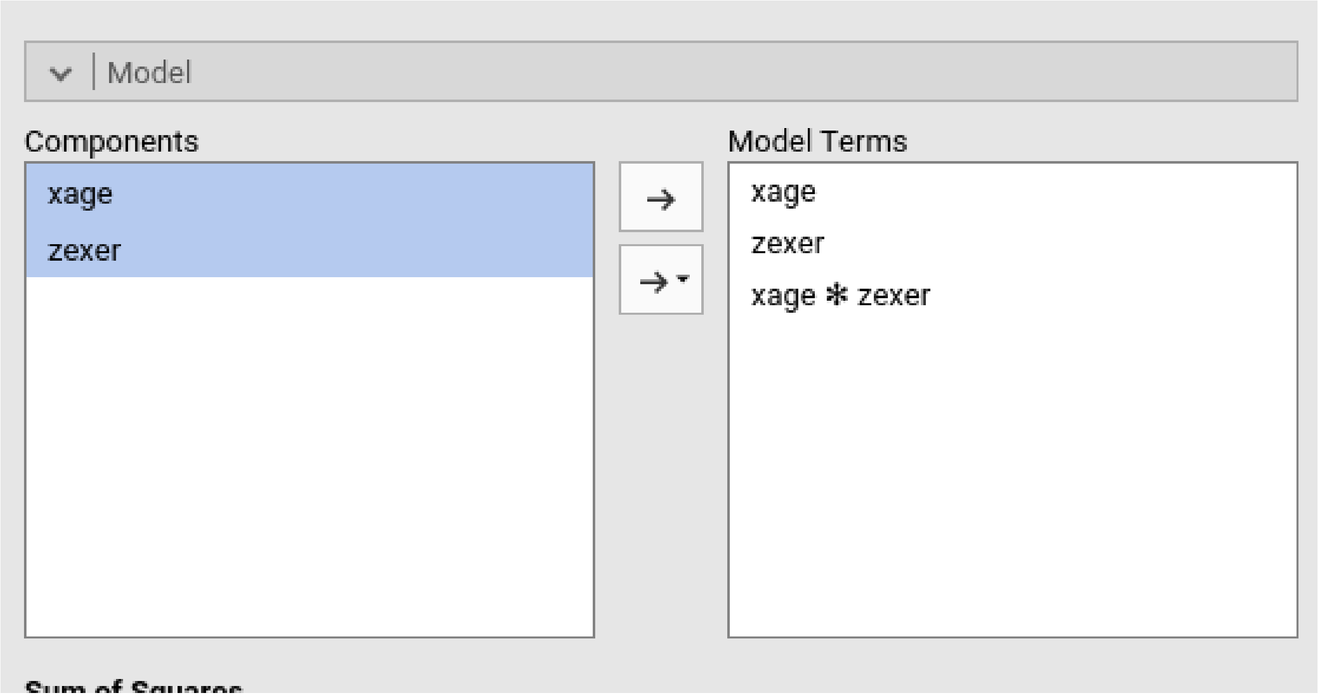
*Note.* R-squared= 0.166 , adjusted R-squared= 0.159

Model Coefficients (Parameter Estimates)

| | | | | 95% Confidence Interval | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Contrast | Estimate | SE | Lower | Upper | t | p |
| (Intercept) | Intercept | 26.531 | 0.6337 | 25.282 | 27.779 | 41.87 | < .001 |
| xage | xage | −0.257 | 0.0655 | −0.386 | −0.128 | -3.93 | < .001 |
| zexer | zexer | 0.916 | 0.1386 | 0.643 | 1.189 | 6.61 | < .001 |

# jamovi

- jamovi GAMLj GLM semplifica di molto l’analisi con le interazioni
- Aggiungiamo l’interazione nel modello in “Model”



# jamovi

- Risultati

## General Linear Model

ANOVA

| | Sum of Squares | df | Mean Square | F | p |
|---|---|---|---|---|---|
| Model | 5887 | 3 | 1962.4 | 20.9 | < .001 |
| xage | 1570 | 1 | 1569.8 | 16.7 | < .001 |
| zexer | 4775 | 1 | 4775.3 | 50.8 | < .001 |
| xage ✻ zexer | 1137 | 1 | 1136.5 | 12.1 | < .001 |
| Residuals | 22674 | 241 | 94.1 | | |

*Note.* R-squared= 0.206 , adjusted R-squared= 0.196

*Notiamo che i risultati sono già sensati*

Model Coefficients (Parameter Estimates)

| | | | | 95% Confidence Interval | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Contrast | Estimate | SE | Lower | Upper | t | p |
| (Intercept) | Intercept | 25.8887 | 0.6466 | 24.6150 | 27.1625 | 40.04 | < .001 |
| xage | xage | −0.2617 | 0.0641 | −0.3879 | −0.1355 | −4.08 | < .001 |
| zexer | zexer | 0.9727 | 0.1365 | 0.7038 | 1.2417 | 7.12 | < .001 |
| xage ✻ zexer | xage ✻ zexer | 0.0472 | 0.0136 | 0.0205 | 0.0740 | 3.48 | < .001 |

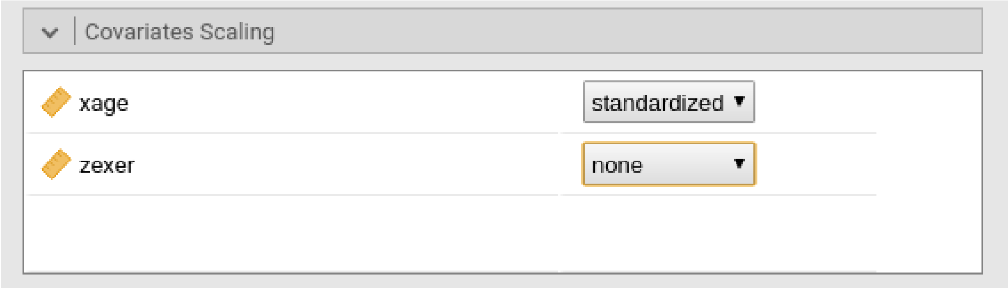
*GAMLj centra le variabili sulla media di default*

# jamovi

- Se volessimo cambiare il default per le variabili, andiamo nella opzione "covariates scaling"

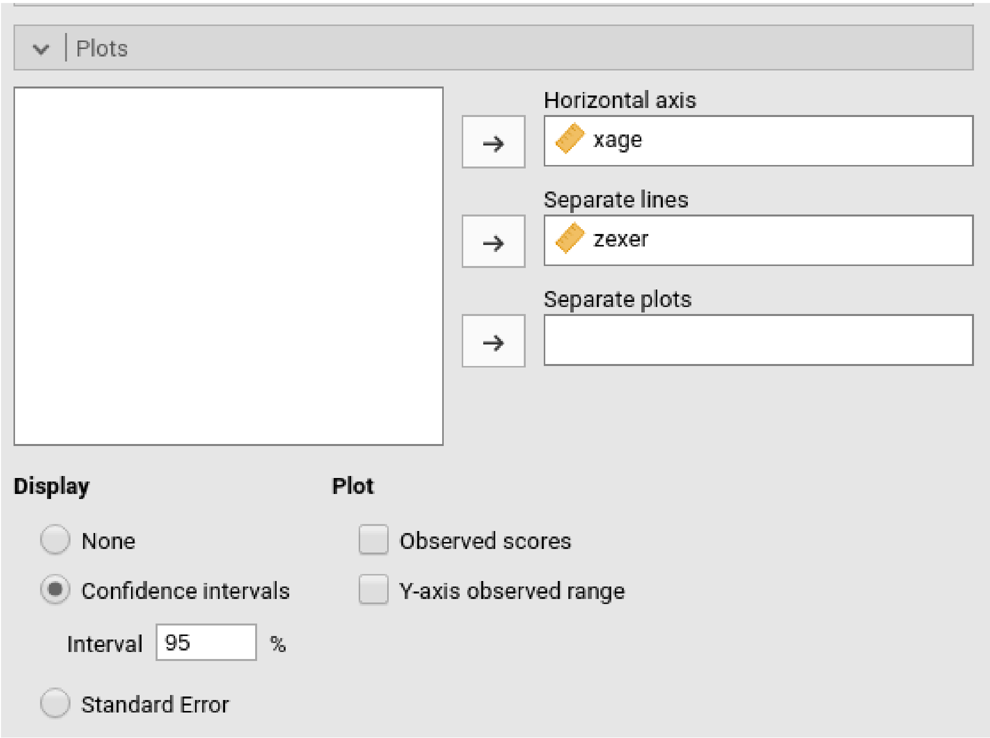
*default*


*Standardizzato o none=originale della variabile*



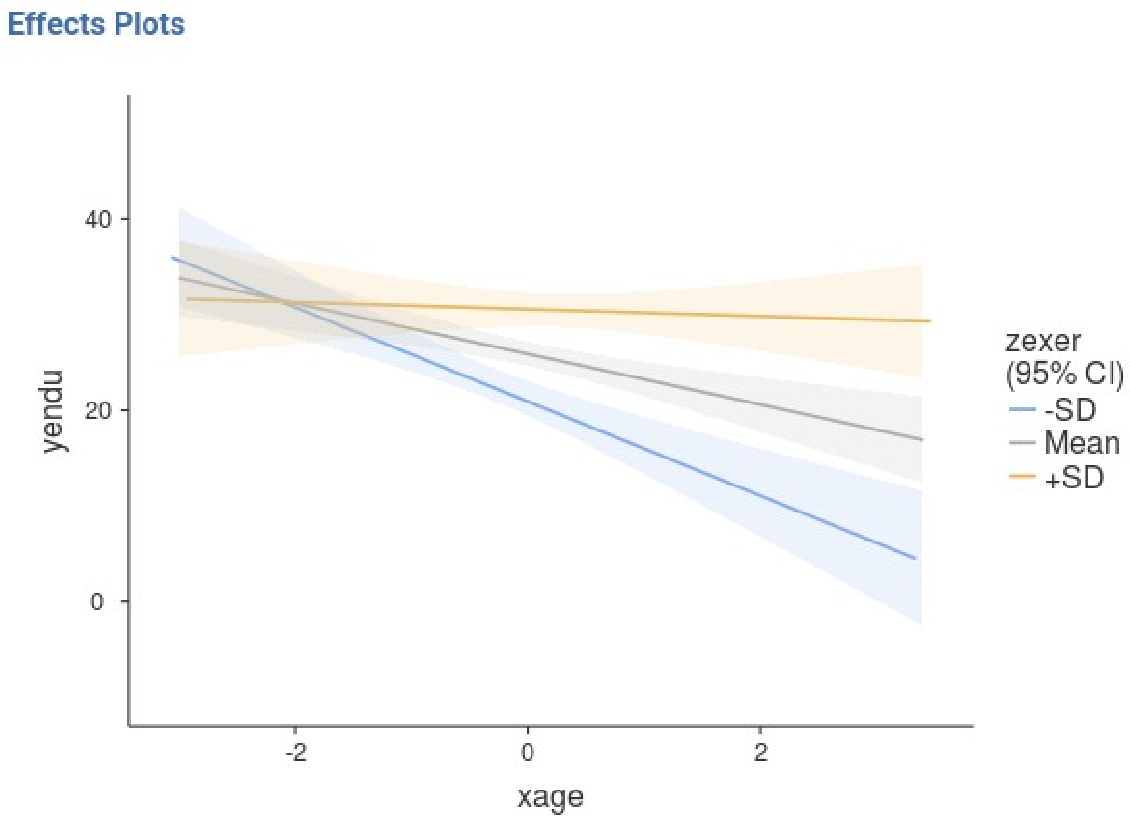
# Jamovi: simple slope graph

- Opzione “Plots”



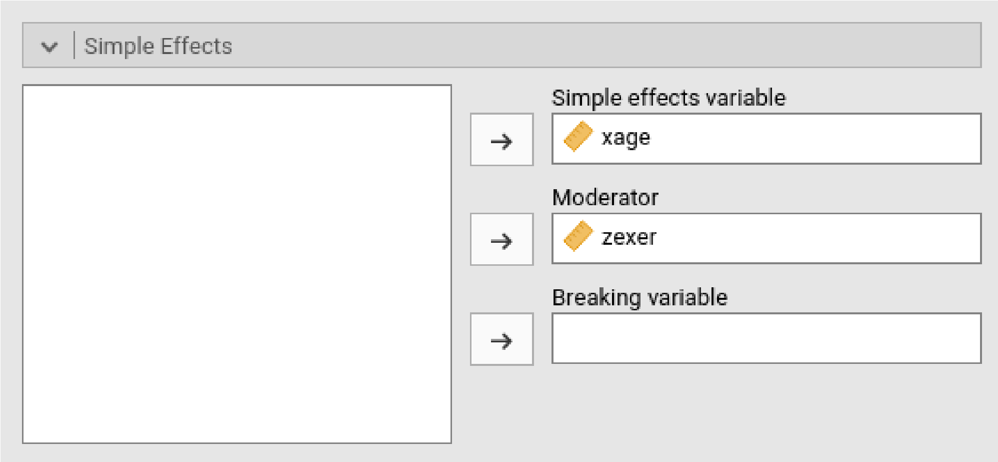
# Jamovi: simple slope graph

- Se volessimo cambiare il default per le variabili, andiamo nella opzione “covariates scaling”



# Jamovi: simple slope test

- Opzione “Simple effects”




*Calcola gli effetti di “xage” per exer=Media, exer=+1SD, exer=-1SD*

# jamovi: simple slope graph

- Effetto di age per differenti livelli di exercise

### Simple Effects ANOVA

Simple effects of xage

| Effect | Moderator Levels | Sum of Squares | df | F | p |
|---|---|---|---|---|---|
| xage | zexer at 5.9 | 2631.7 | 1 | 27.972 | < .001 |
| xage | zexer at 10.67 | 1569.8 | 1 | 16.686 | < .001 |
| xage | zexer at 15.45 | 15.0 | 1 | 0.160 | 0.690 |

### Simple Effects Parameters

Simple effects of xage

| Effect | Moderator Levels | Estimate | SE | t | p |
|---|---|---|---|---|---|
| xage | zexer at 5.9 | −4.925 | 0.931 | −5.289 | < .001 |
| xage | zexer at 10.67 | −2.645 | 0.647 | −4.085 | < .001 |
| xage | zexer at 15.45 | −0.365 | 0.912 | −0.400 | 0.690 |

# Interazioni con variabili categoriche

# ANOVA

- In presenza di variabili indipendenti categoriche i tutto si semplifica in quanto abbiamo a che fare con medie dei gruppi
- Simple slope graph diventa senplicemente il grafico delle medie
- Per interpretare i coefficienti, però, è necessario centrare le variabili su 0, come per le continue

# ANOVA Fattoriale

- In presenza di più variabili indipendenti categoriche e di interazioni centrare le variabili modifica i risultati
- I coefficienti degli effetti lineari sono calcolati per l'altra variabile uguale a 0
- Se le variabili sono centrate, essi sono calcolati in media, dunque otteniamo gli **effetti principali**

# Esempio

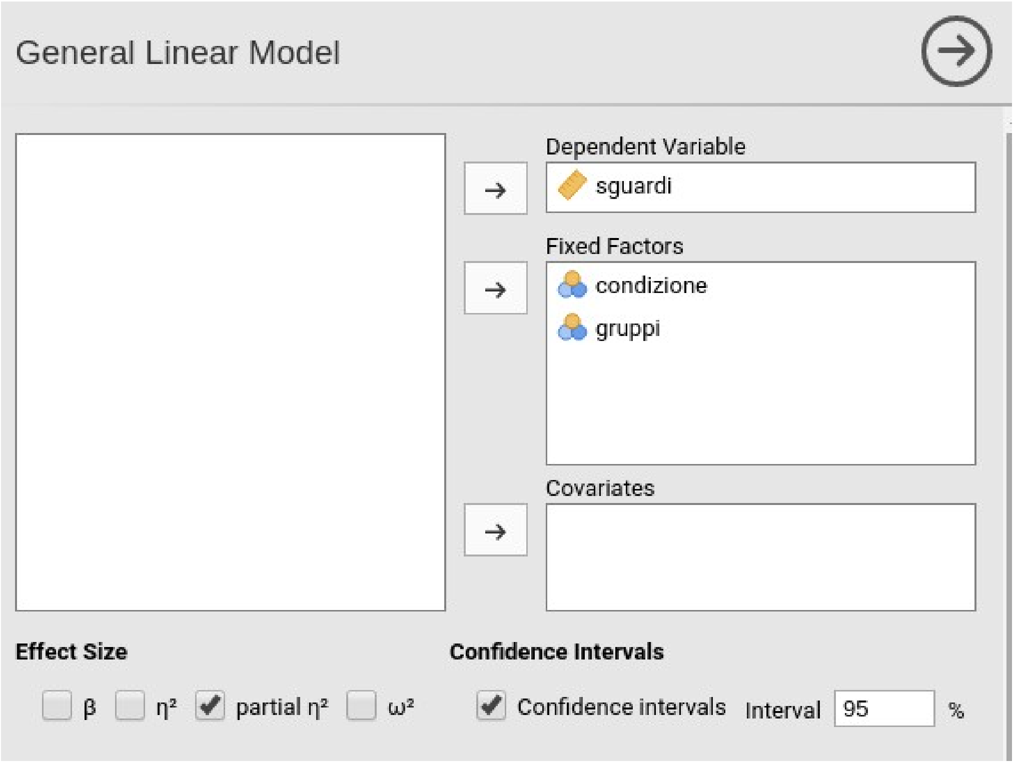
- Un campione di **pazienti neurologici ed un gruppo di controllo** sperimentale sono stati testati nel seguente esperimento. Il compito del soggetto era quello di leggere una lettera al centro dello schermo e momorizzarla. Contemporaneamente alla lettera apparivano sullo schermo delle immagini distrattori.

- Al soggetto era richiesto e di ignorare le immagini e di non rivolgere lo sguardo verso le immagini ma tenerlo il più possibile verso il centro dello schermo. Le immagini presentate erano di due tipi, a seconda della **condizione sperimentale** (condizioni between-subject). In una condizione i soggetti vedevano delle immagini di volti di persone, nell'altra condizione delle immagini di forme geometriche.

- L'ipotesi da testare era che i soggetti normali fossero maggiormente distratti dai volti mentre i soggetti neurologici fossero egualmente distraibili da volti e forme geometriche. La variabile dipendente è il numero di squardi rivolti verso i distrattori (la frequenza di sguardi per ogni soggetto). Prima dell'esperimento unb misura di impulsività è stata rilevata per poter controllare eventuali effetti sulla variabile dipendente.

# jamovi: GAMLj

- ANOVA in GAMLj è (ovviamente) molto semplificata.



# jamovi: GAMLj

- ANOVA in GAMLj

ANOVA Omnibus tests

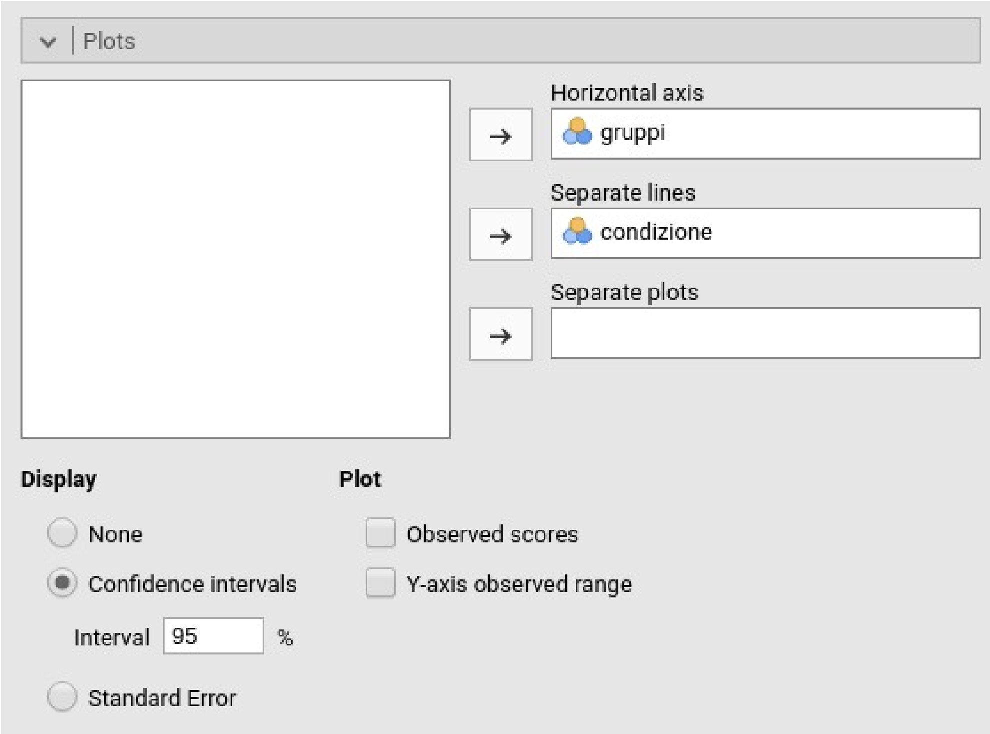
| | SS | df | F | p | $\eta^2p$ |
|---|---|---|---|---|---|
| Model | 70.190 | 3 | 6.608 | < .001 | 0.171 |
| gruppi | 0.490 | 1 | 0.138 | 0.711 | 0.001 |
| condizione | 37.210 | 1 | 10.509 | 0.002 | 0.099 |
| gruppi ✻ condizione | 32.490 | 1 | 9.176 | 0.003 | 0.087 |
| Residuals | 339.920 | 96 | | | |
| Total | 410.110 | 99 | | | |

Fixed Effects Parameter Estimates

| | | | | 95% Confidence Interval | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Names | Effect | Estimate | SE | Lower | Upper | β | df | t | p |
| (Intercept) | (Intercept) | 10.670 | 0.188 | 10.296 | 11.044 | 0.0000 | 96 | 56.704 | < .001 |
| gruppi1 | 1 - 0 | 0.140 | 0.376 | −0.607 | 0.887 | 0.0688 | 96 | 0.372 | 0.711 |
| condizione1 | 1 - 0 | 1.220 | 0.376 | 0.473 | 1.967 | 0.5994 | 96 | 3.242 | 0.002 |
| gruppi1 ✻ condizione1 | 1 - 0 ✻ 1 - 0 | 2.280 | 0.753 | 0.786 | 3.774 | 1.1202 | 96 | 3.029 | 0.003 |

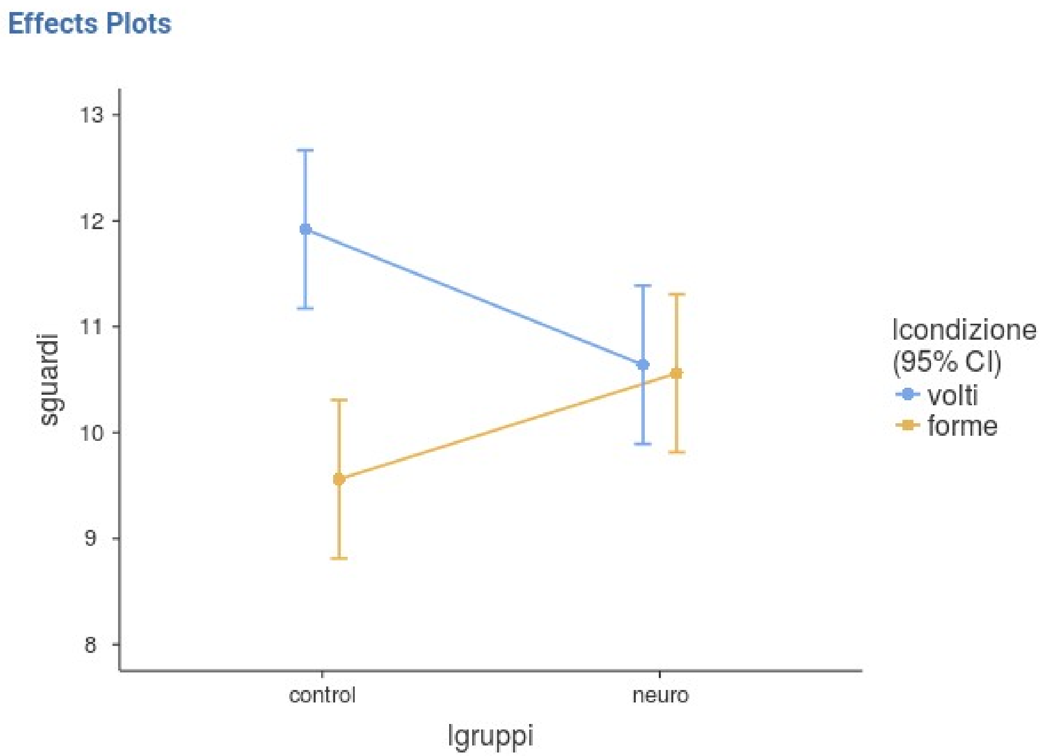
# jamovi: GAMLj

- GAMLj plots



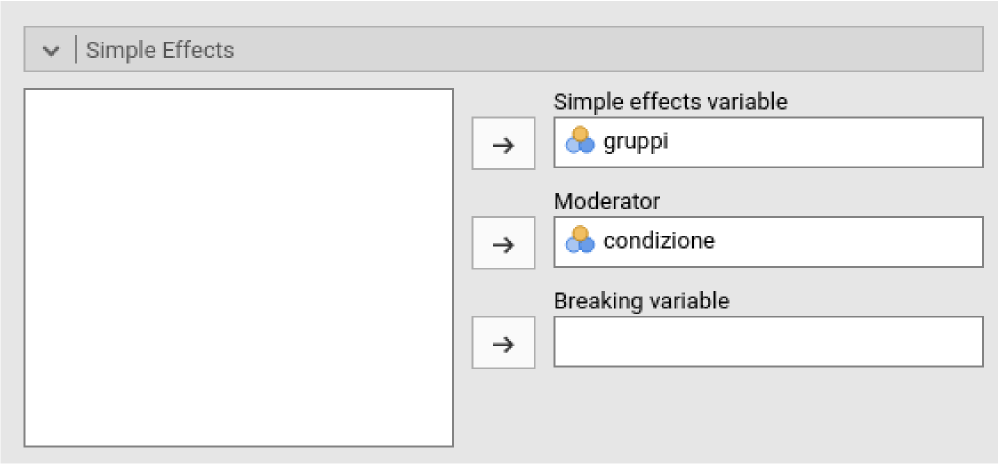
# jamovi: GAMLj

- GAMLj plots



# jamovi: GAMLj

- GAMLj simple effects



# jamovi: GAMLj

- GAMLj simple effects

## Simple Effects ANOVA

Simple effects of gruppi

| Effect | Moderator Levels | Sum of Squares | df | F | p |
|---|---|---|---|---|---|
| gruppi | condizione at 0 | 12.5 | 1 | 3.53 | 0.063 |
| gruppi | condizione at 1 | 20.5 | 1 | 5.78 | 0.018 |

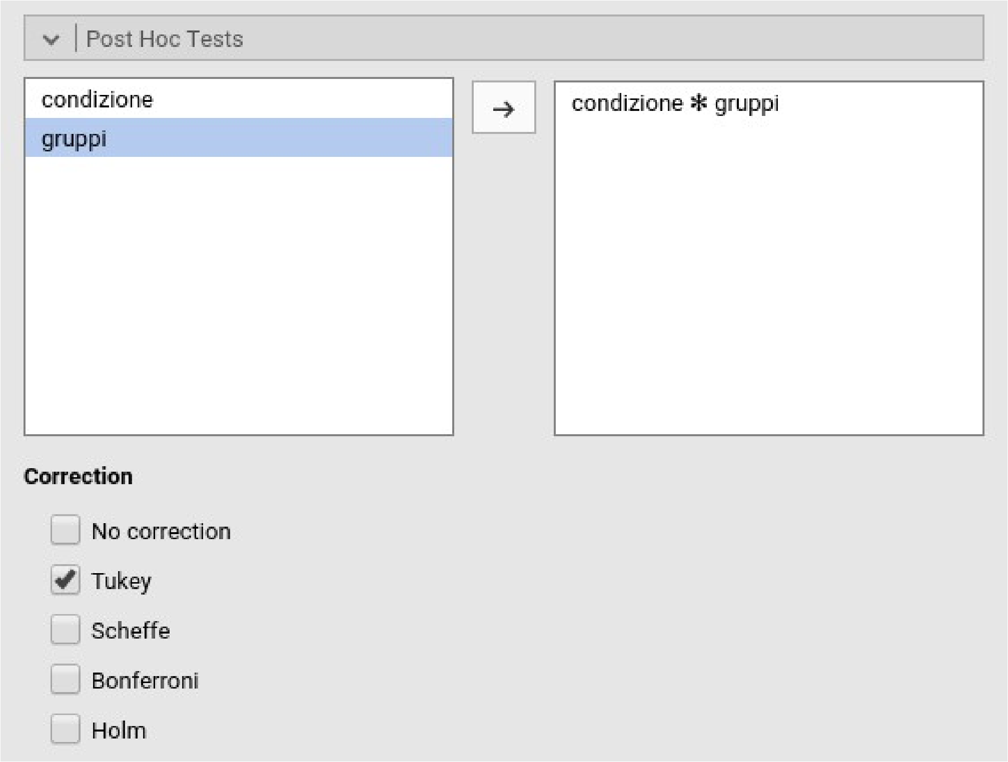
## Simple Effects Parameters

Simple effects of gruppi

| Effect | Moderator Levels | Estimate | SE | t | p |
|---|---|---|---|---|---|
| gruppi1 | condizione at 0 | −0.500 | 0.266 | −1.88 | 0.063 |
| gruppi1 | condizione at 1 | 0.640 | 0.266 | 2.40 | 0.018 |

# jamovi: GAMLj

- GAMLj post hoc tests



# jamovi: GAMLj

- GAMLj post hoc

## Post Hoc Tests

Post Hoc Comparisons - condizione ✻ gruppi

| Comparison | | | | | | Difference | SE | t | $p_{Tukey}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| condizione | gruppi | | condizione | gruppi | | | | | |
| 0 | 0 | - | 0 | 1 | | 1.0000 | 0.532 | 1.879 | 0.244 |
| | | - | 1 | 0 | | −0.0800 | 0.532 | −0.150 | 0.999 |
| | | - | 1 | 1 | | −1.3600 | 0.532 | −2.555 | 0.058 |
| | 1 | - | 1 | 1 | | −2.3600 | 0.532 | −4.434 | < .001 |
| 1 | 0 | - | 0 | 1 | | 1.0800 | 0.532 | 2.029 | 0.185 |
| | | - | 1 | 1 | | −1.2800 | 0.532 | −2.405 | 0.083 |

# jamovi: GAMLj

- In GAMLj l’analisi “funziona” in quanto le variabili categoriche sono codificate con **contrasts coding centrato sullo 0**

**Contrast Coefficients**

gruppi

| Name | Contrast | level=0 | level=1 |
|---|---|---|---|
| gruppi1 | 1 - 0 | -0.5 | 0.5 |

*Note.* Intercept computed for sample mean

condizione

| Name | Contrast | level=0 | level=1 |
|---|---|---|---|
| condizione1 | 1 - 0 | -0.5 | 0.5 |

*Note.* Intercept computed for sample mean

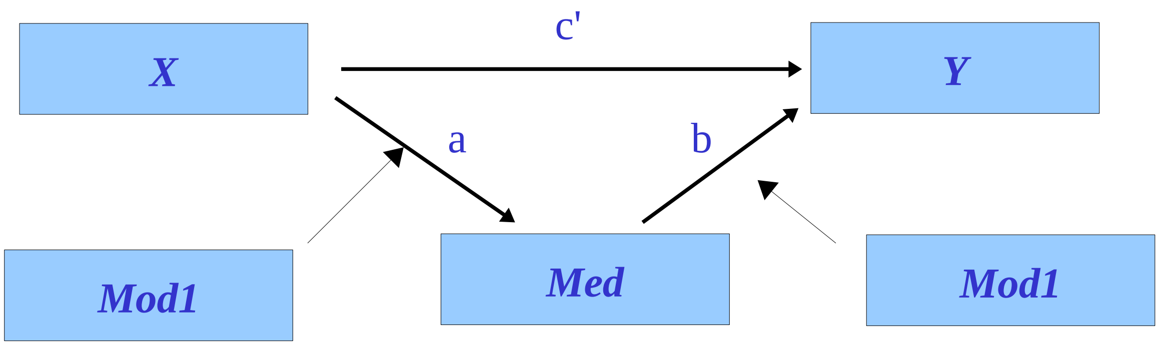
Mediazione condizionale o moderata
(pomeriggio)

# Mediazione e Moderazione

- I due modelli teorici **possono operare insieme per spiegare gli effetti**

## Mediazione condizionale o moderata

Modello 4



# Mediazione condizionale

- E' possibile ragionare in vari modi per capire (bene) la mediazione moderata
  - *Mediazione moderata*: Partendo da un modello di mediazione, ragionare sui possibili moderatori
  - *Moderazione mediata*: Partendo da una interazione, e domandandoci perché vi sia tale mediazione

**Il modello statistico, i passi da fare per ottenere i risultati, e l'interpretazione non cambia**

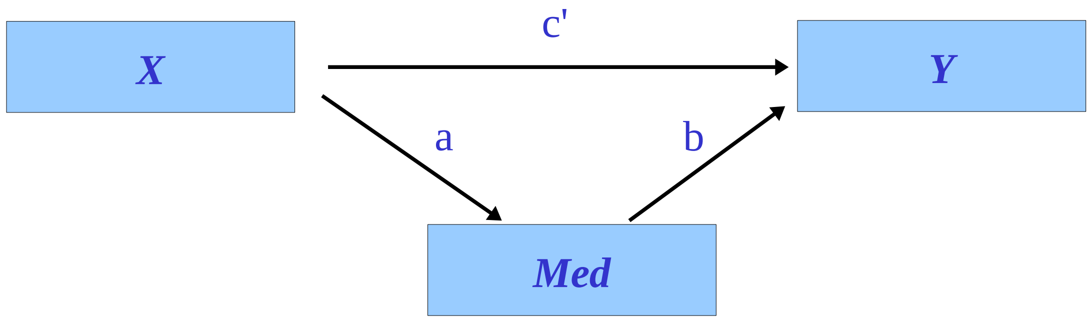
# Prototipi

- Per capire la mediazione condizionale è anche utile partire da dei modelli "prototipici", e poi eventualmente combinarli in un unico modello

    - *Modello prototipico*: un modello strutturalmente semplice di cui è (relativamente) semplice interpretare i risultati

# Mediazione moderata

- Partiamo da un ipotetico modello di mediazione



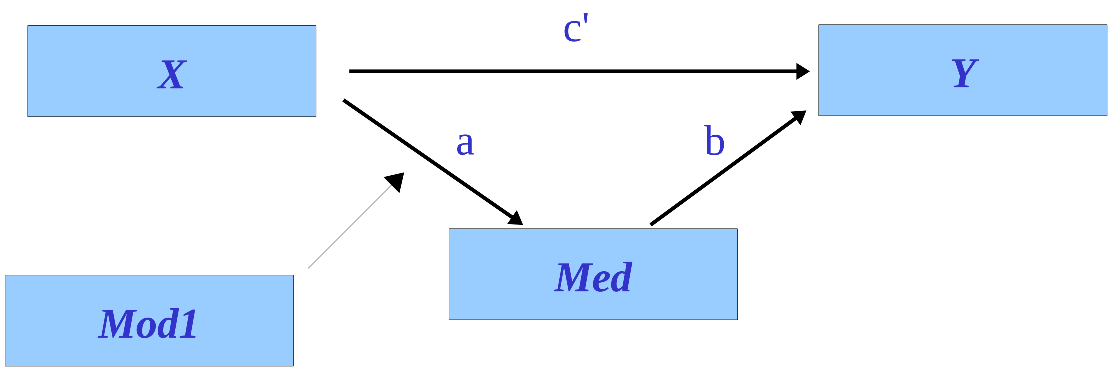

- E domandiamoci in che mode l'intensità dell'effetto mediato può dipendere da un moderatore

- Ricordiamo che l'effetto mediato è dato dal prodotto **a*b**

- **Dunque la mediazione può essere moderata se un moderatore cambia  a o b**

# Mediazione moderata: Caso 1

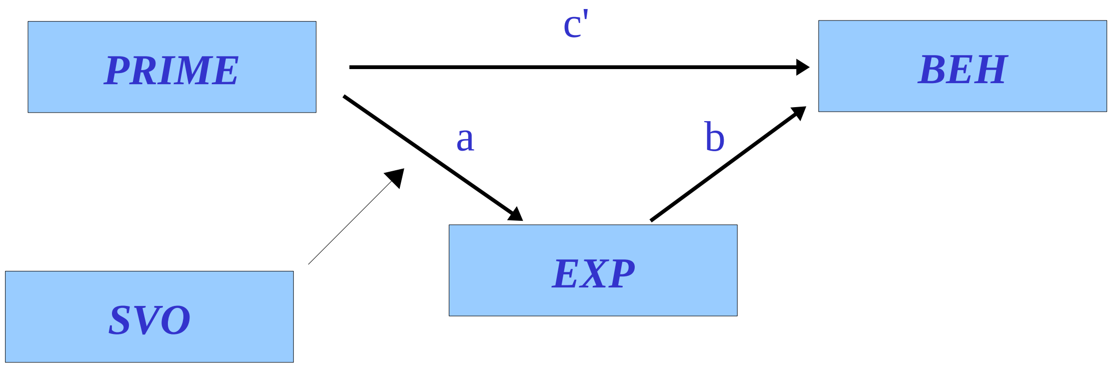
- Partiamo da un ipotetico modello di mediazione




- **Nel primo caso, il moderatore cambia l'intensità della relazione tra X ed il mediatore M**

# Mediazione moderata: Caso 1

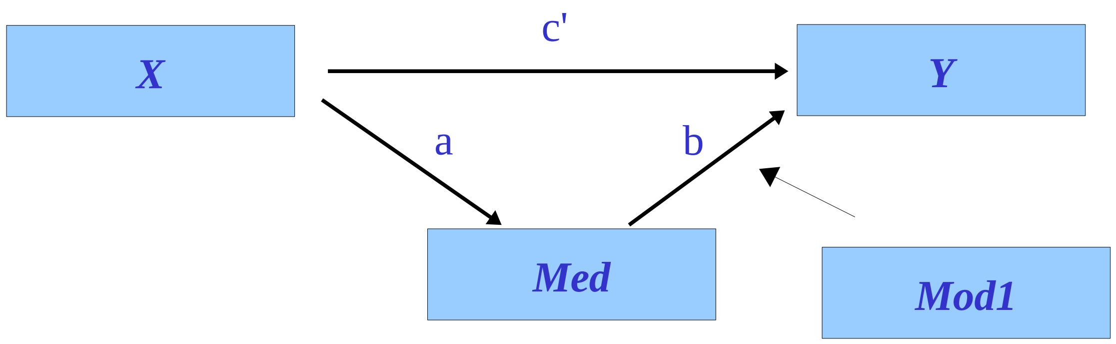
- Partiamo da un ipotetico modello di mediazione




- **Nel primo caso, il moderatore cambia l'intensità della relazione tra X ed il mediatore M**

# Mediazione moderata: Caso 2

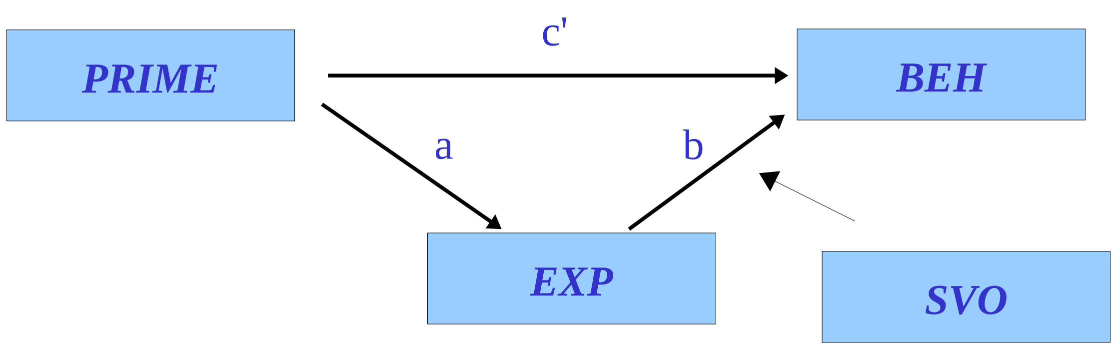
- Partiamo da un ipotetico modello di mediazione




- **Nel secondo caso, il moderatore cambia l'intensità della relazione tra  il mediatore Med e la variabile dipendente**

# Mediazione moderata: Caso 2

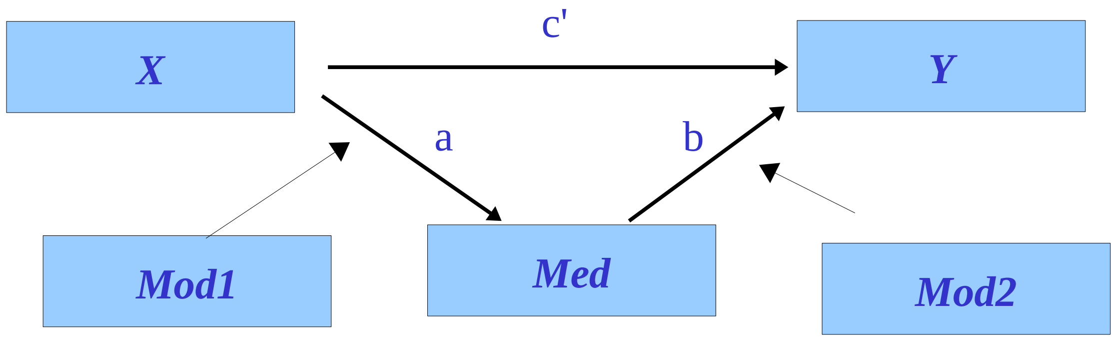
- Partiamo da un ipotetico modello di mediazione




- **Nel secondo caso, il moderatore cambia l'intensità della relazione tra  il mediatore Med e la variabile dipendente**

# Combinando i casi

- Queste possibilità possono combinarsi insieme per dare un modello complesso



# Problema

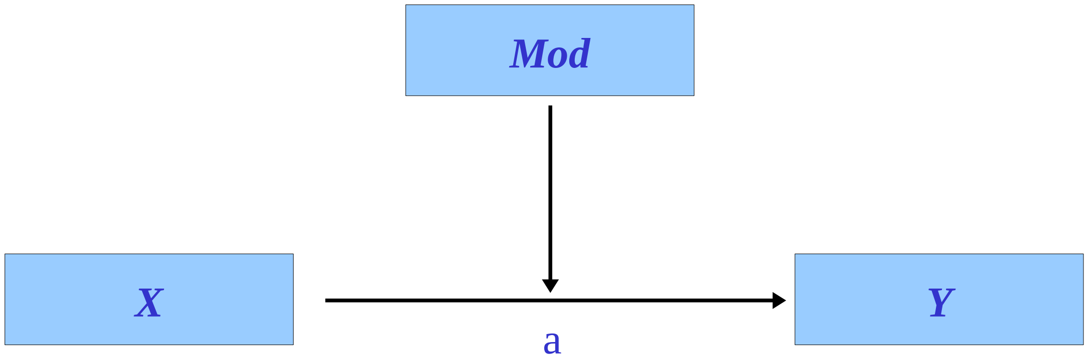
- Il problema di questo modo di ragionare (ottimo in teoria) è che rende opaca la traduzione del modello in modelli statistici da stimare

- Possiamo allora ragionare in termini di moderazione mediata

# Moderazione

- Partiamo ora da un modello di mediazione, e domandiamoci perché ci sia una moderazione

- Cioè, domandiamoci se la moderazione osservata possa essere mediata da l'intervento di una variabile mediatore



# Mediazione

- Ricordiamo che nella mediazione (il perché ci sia un effetto semplice) dovevamo avere:

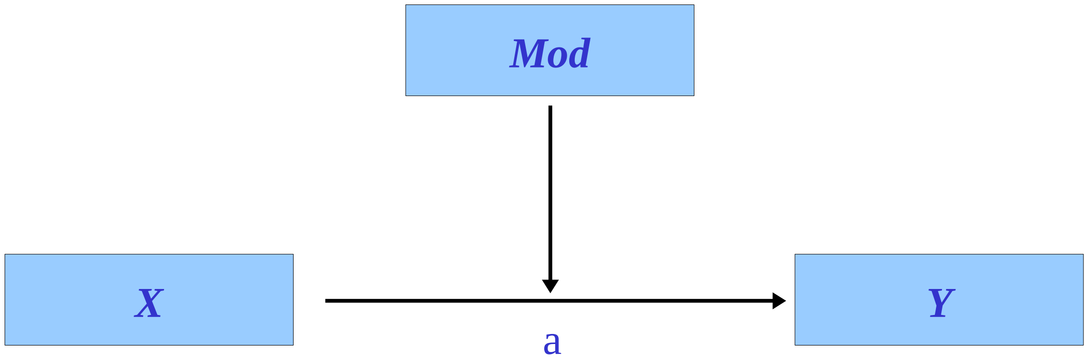
1) Effetto totale: **X → Y**

2) Effetto sul mediatore: **X → Med**

3) Effetto parziale del mediatore: **Med → Y al netto di X**

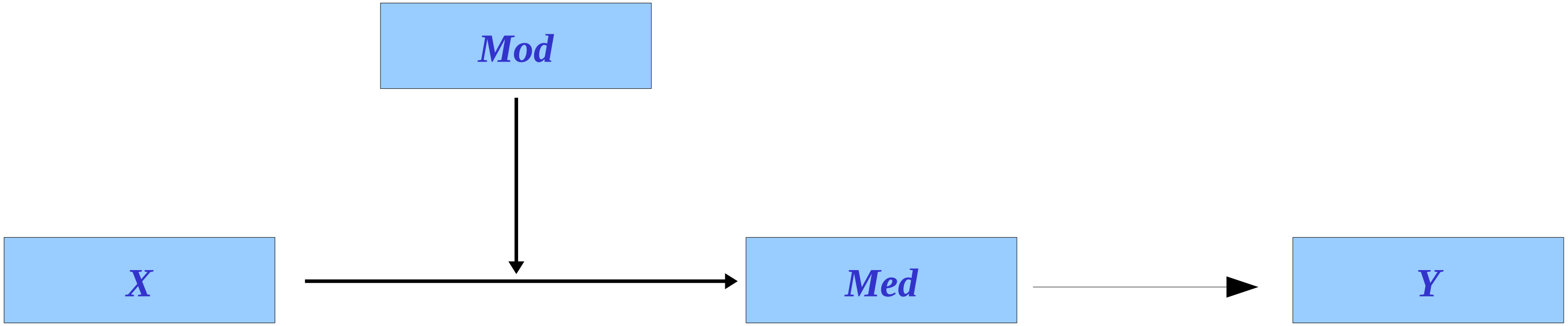
# Modelli prototipico

- Esistono solo tre modelli prototipici che possono spiegare perché osserviamo una moderazione grazie all'intervento dei un mediatore



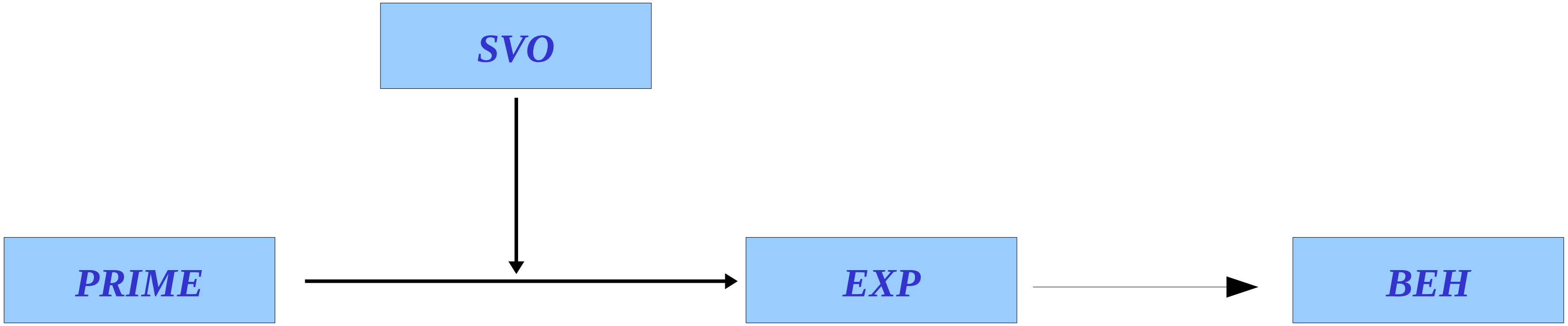
# Caso A

- Nel primo modello prototipico, X e Mod interagiscono su Y in quanto X e Mod interagiscono su un moderatore, che a sua volta influenza Y

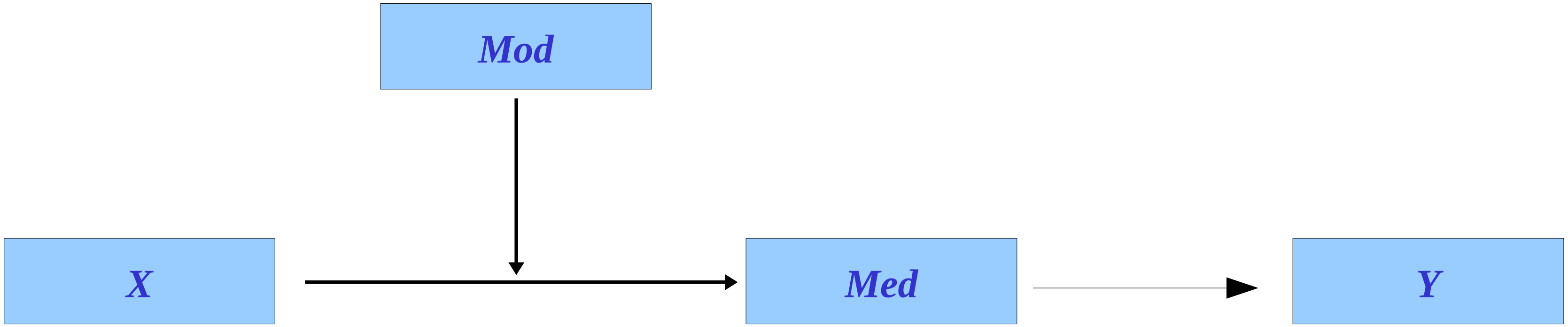


# Caso A

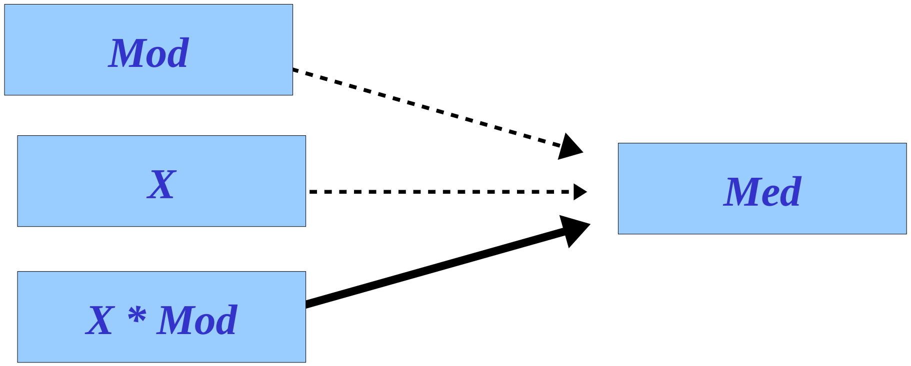
- Nel primo modello prototipico, X e Mod interagiscono su Y in quanto X e Mod interagiscono su un moderatore, che a sua volta influenza Y



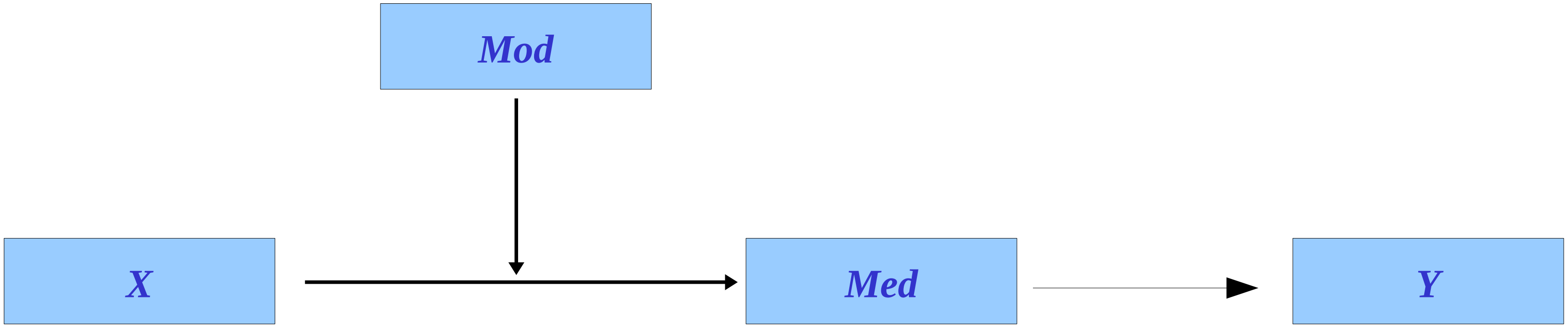
# Caso A: Effetto sul mediatore



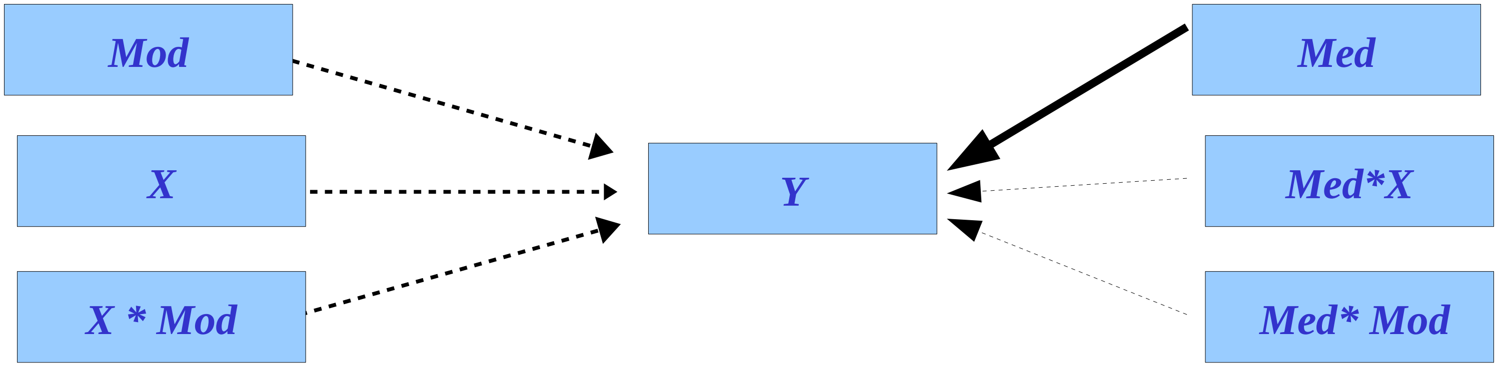

- X e Mod devono mostrare una interazione nel predire Med



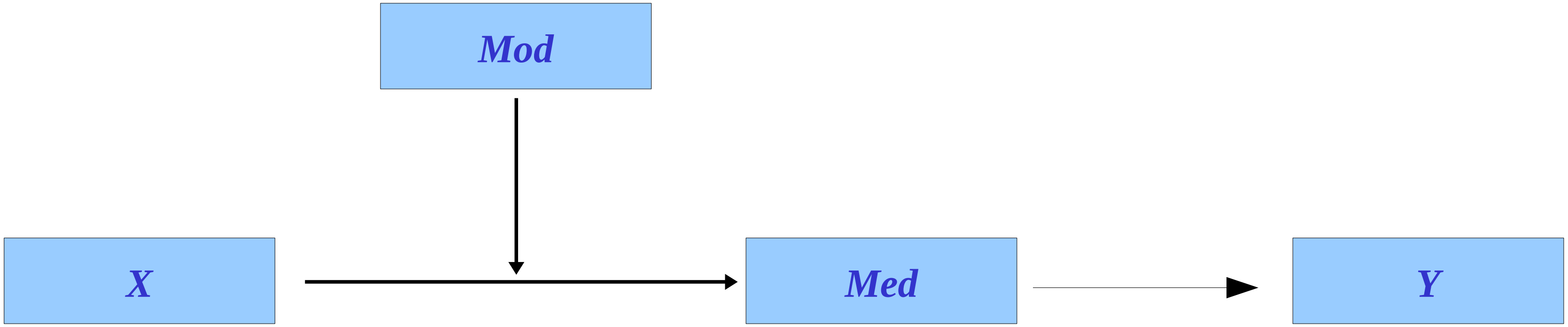
# Caso A: Effetto del mediatore




- Med deve avere un effetto principale (non moderato) su Y, al netto delle altre variabili



# Caso A: Effetti

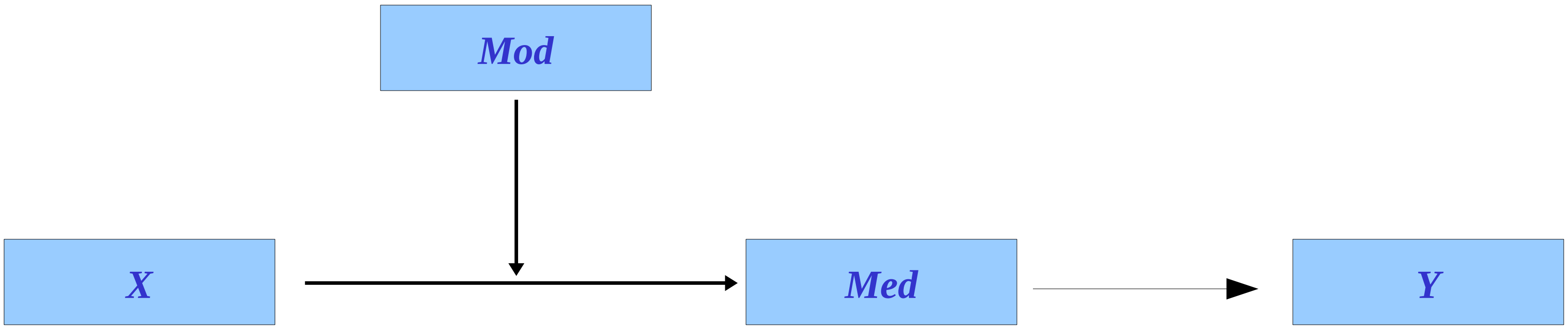



1) Effetto totale: Interazione **X*Mod**

2) Effetto sul mediatore: **X*Mod**

3) Effetto parziale del mediatore: **Med al netto di tutti gli altri effetti**

# Caso A: stima



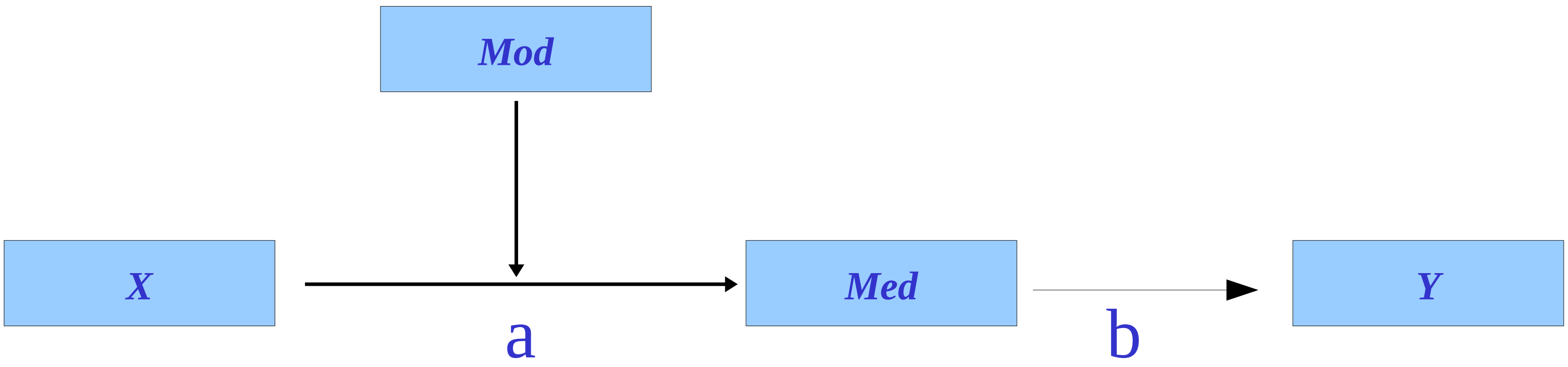

1) Effetto totale: Y~X+Mod+**X*Mod**

2) Effetto sul mediatore: Med~X+Mod+X*Mod

3) Effetto parziale mediatore:
Y~X+Mod+X*Mod+Med+Med*X+Med*Mod

# Caso A: effetto mediato

- Nel primo modello prototipico, X e Mod interagiscono su Y in quanto X e Mod interagiscono su un moderatore, che a sua volta influenza Y



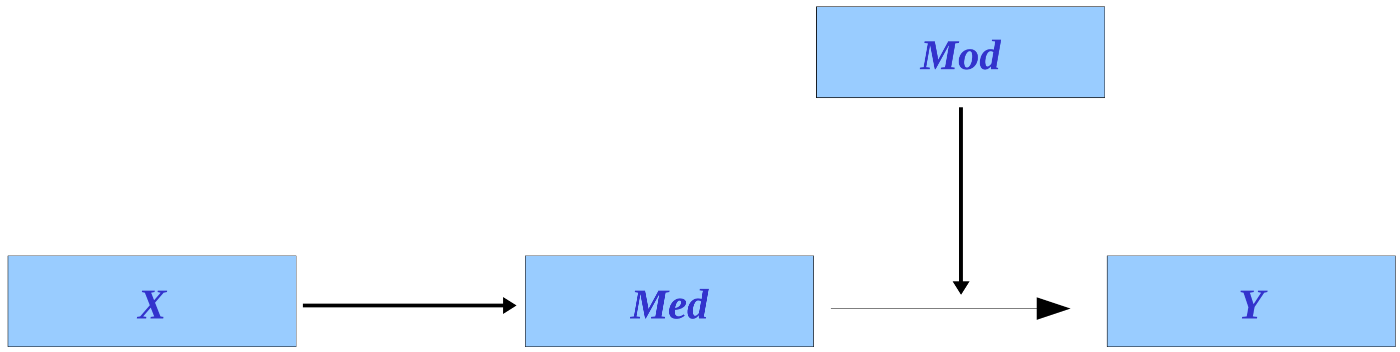

$$EM = \left(a + B_{XMod} \cdot Mod\right) \cdot b$$

Simple slope di X su Med

**L'effetto mediato varierà per diversi livelli di Mod**

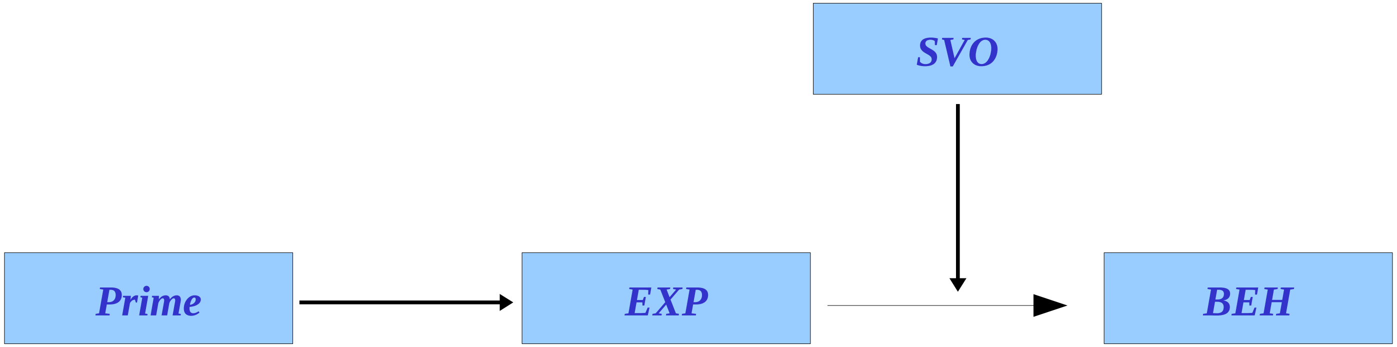
# Caso B

- Nel secondo modello prototipico, X e Mod interagiscono su Y in quanto Med e Mod interagiscono sulla Y

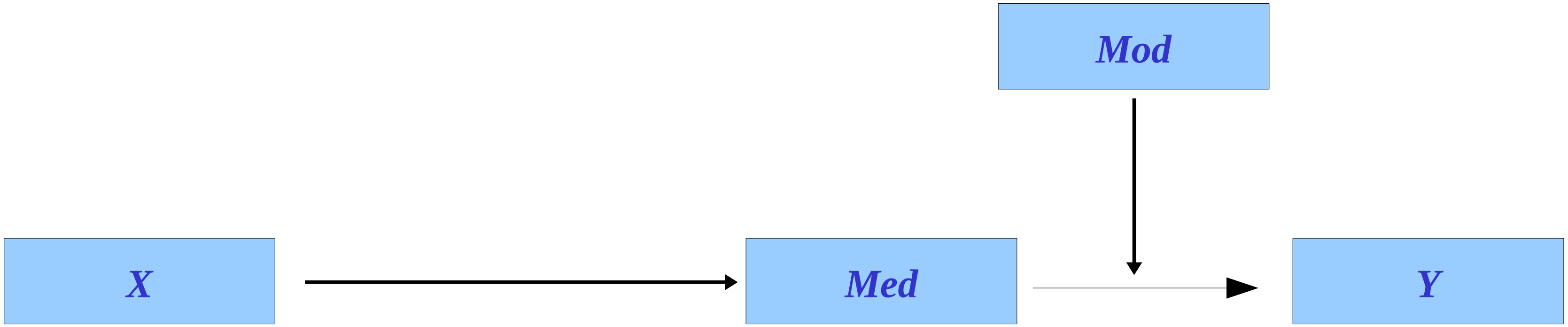


# Caso B

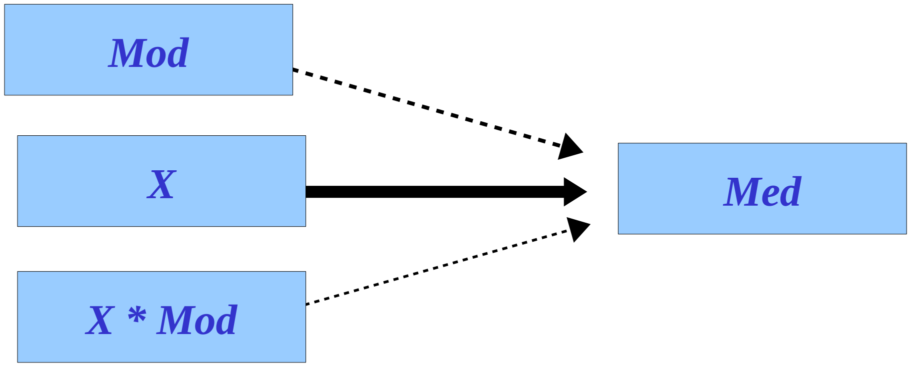
- Nel secondo modello prototipico, X e Mod interagiscono su Y in quanto Med e Mod interagiscono sulla Y



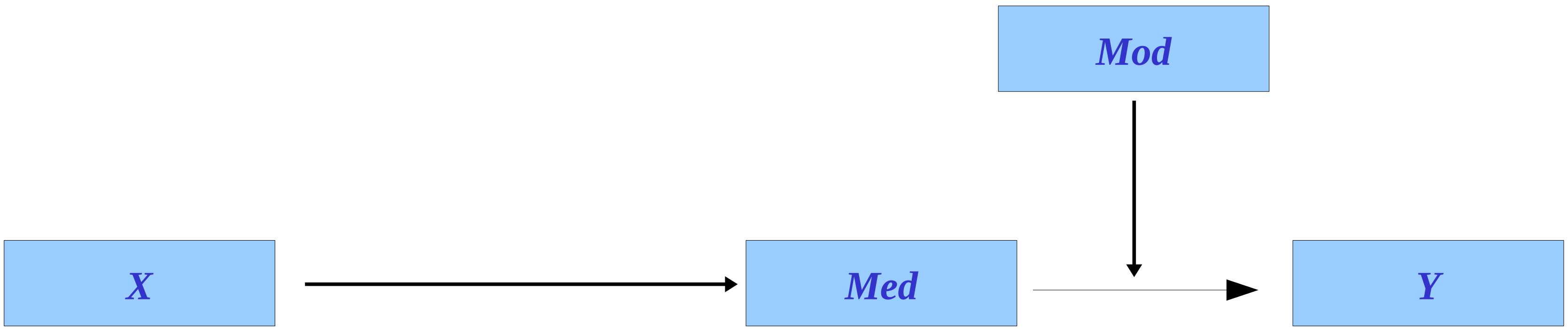
# Caso B: Effetto sul mediatore



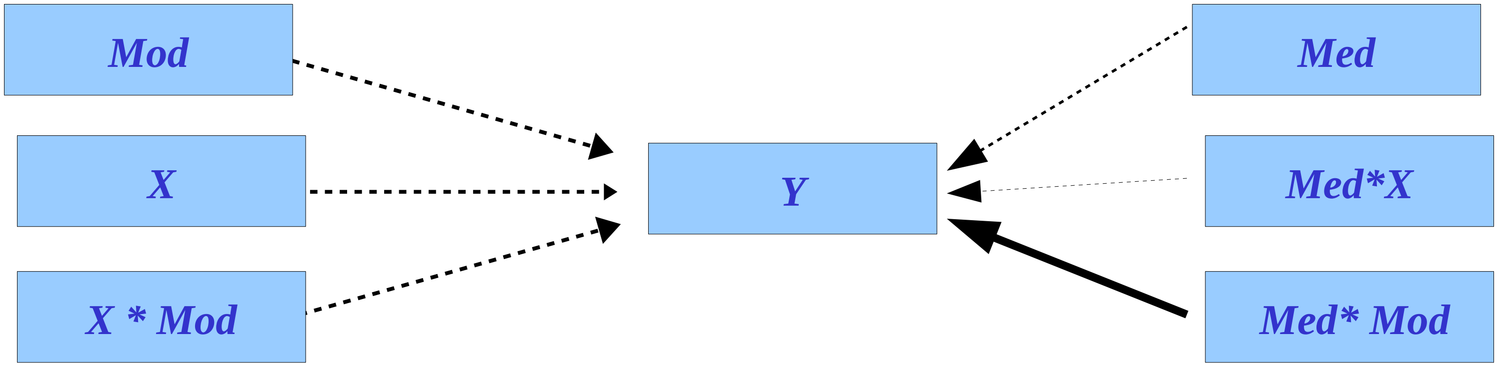

- X deve mostrare un effetto diretto su Med



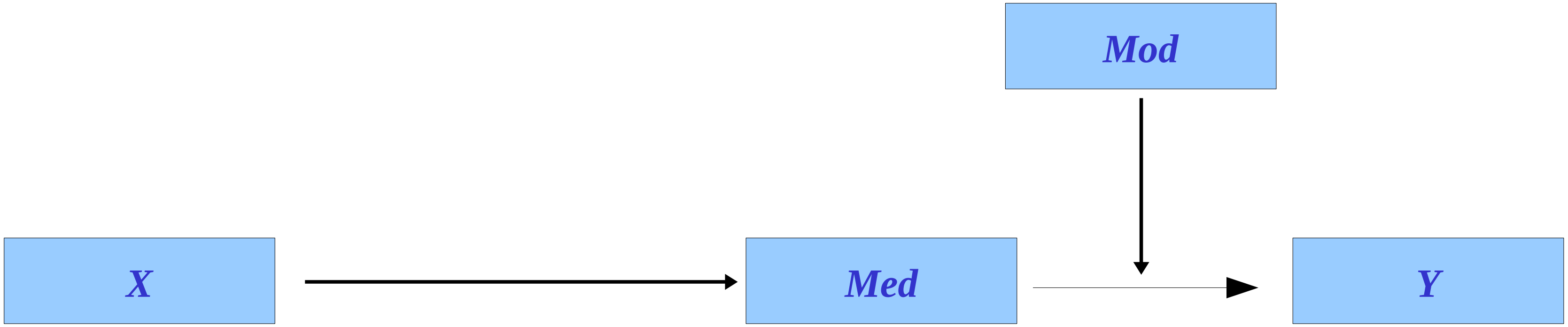
# Caso B: Effetto del mediatore




- Med e Mod devono interagire su Y, al netto delle altre variabili



# Caso B: Effetti

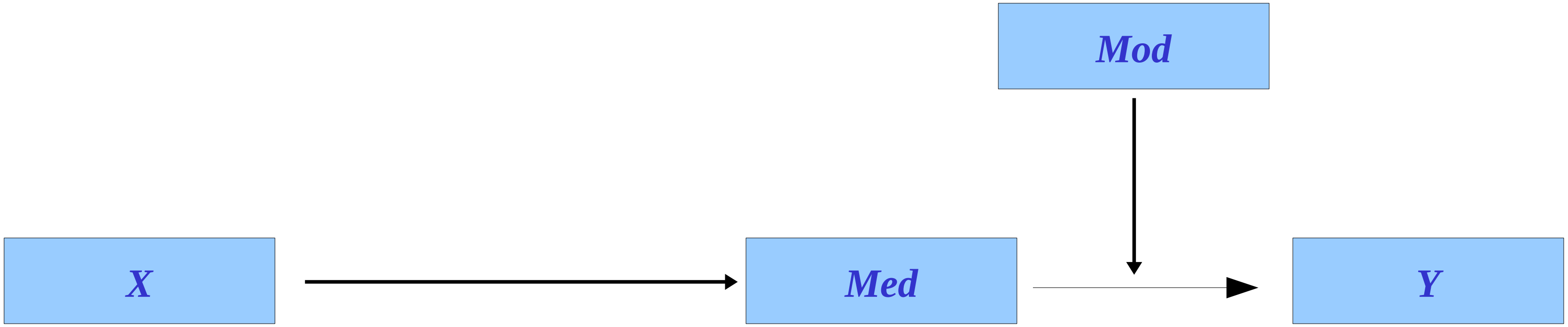



1) Effetto totale: Interazione **X*Mod**

2) Effetto sul mediatore: **X**

3) Effetto parziale del mediatore: **Med*Mod al netto di tutti gli altri effetti**

# Caso B: stima

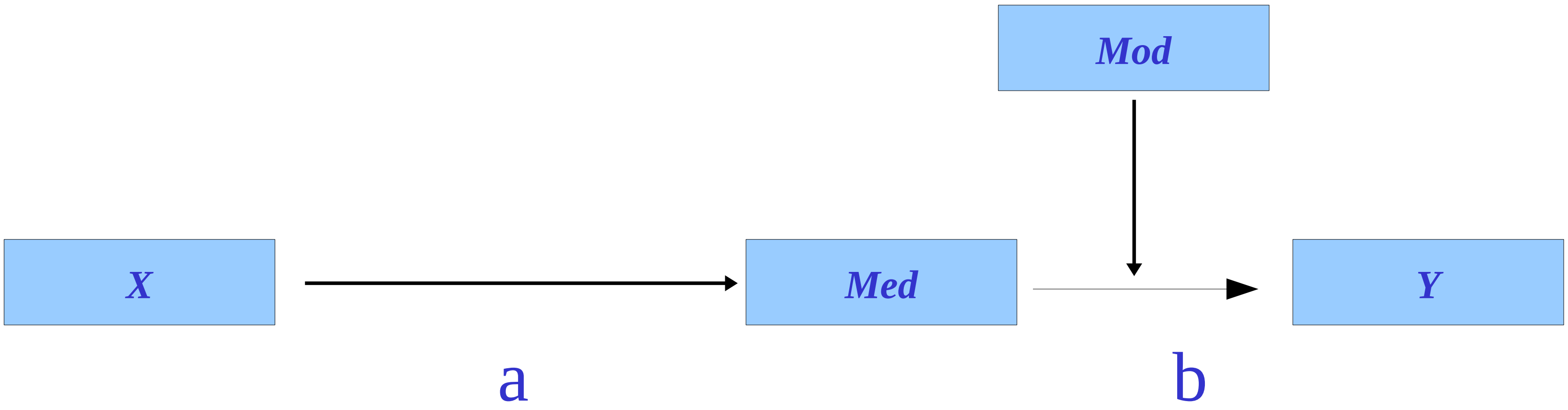



1) Effetto totale: Y~X+Mod+**X*Mod**

2) Effetto sul mediatore: Med~**X**+Mod+X*Mod

3) Effetto parziale mediatore:
Y~X+Mod+X*Mod+Med+Med*X+**Med*Mod**

# Caso B: effetto mediato




Simple slope di Med su Y

$$EM = a \cdot \left( b + B_{MedMod} \cdot Mod \right)$$

**L'effetto mediato varierà per diversi livelli di Mod**

# Dunque

- Qualsiasi sia il nostro modello, le regressioni necessarie sono sempre le stesse 3

1) Effetto totale: Y~X+Mod+X*Mod

2) Effetto sul mediatore: Med~X+Mod+X*Mod

3) Effetto parziale mediatore: Y~X+Mod+X*Mod+Med+Med*X+Med*Mod

# Dunque

- L'effetto mediato sarà dato dal prodotto dei coefficienti delle simple slopes (effetti di primo ordine)

- Al variare del moderatore, varierà anche l'intensità dell'effetto mediato

- Variando i livelli del moderatore, otteniamo l'effetto mediato a differenti livelli del moderatore

# Interpretazione dei risultati

- Nei risultati, guarderemo:
  - Se sono presenti (significative) le interazioni
  - Gli effetti mediati ai diversi livelli del moderatore