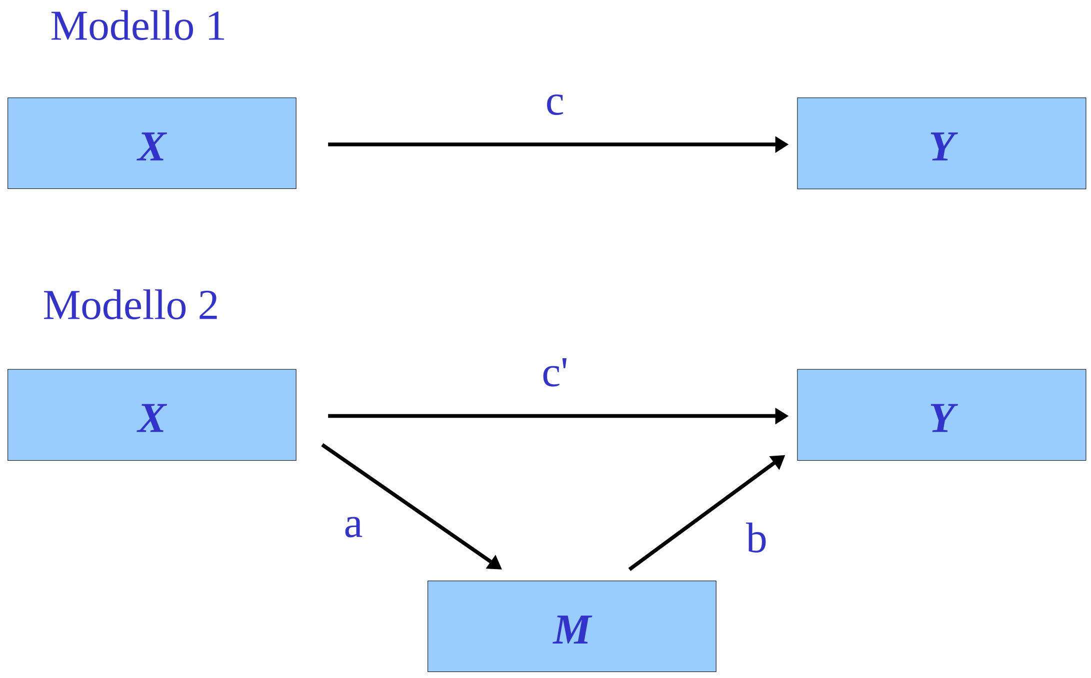
Seconda giornata

Mediazione

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

$$\textit{memory} \xrightarrow{\quad c \quad} \textit{aversion}$$

- 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*)

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

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*)

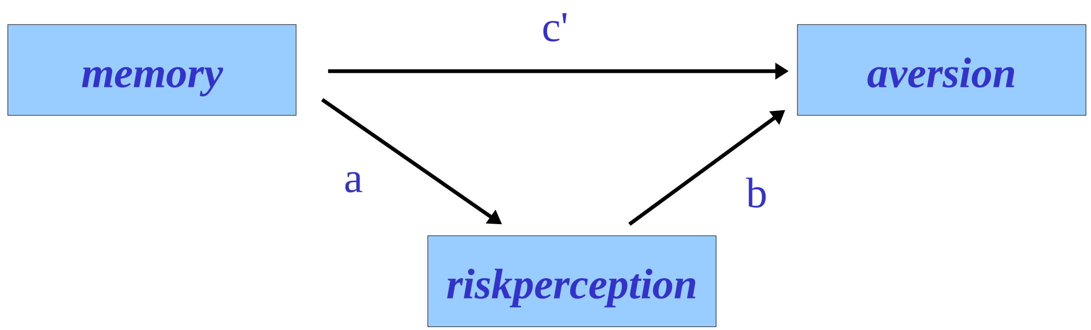
$$\textit{memory} \xrightarrow{\quad a \quad} \textit{riskperception}$$

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

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

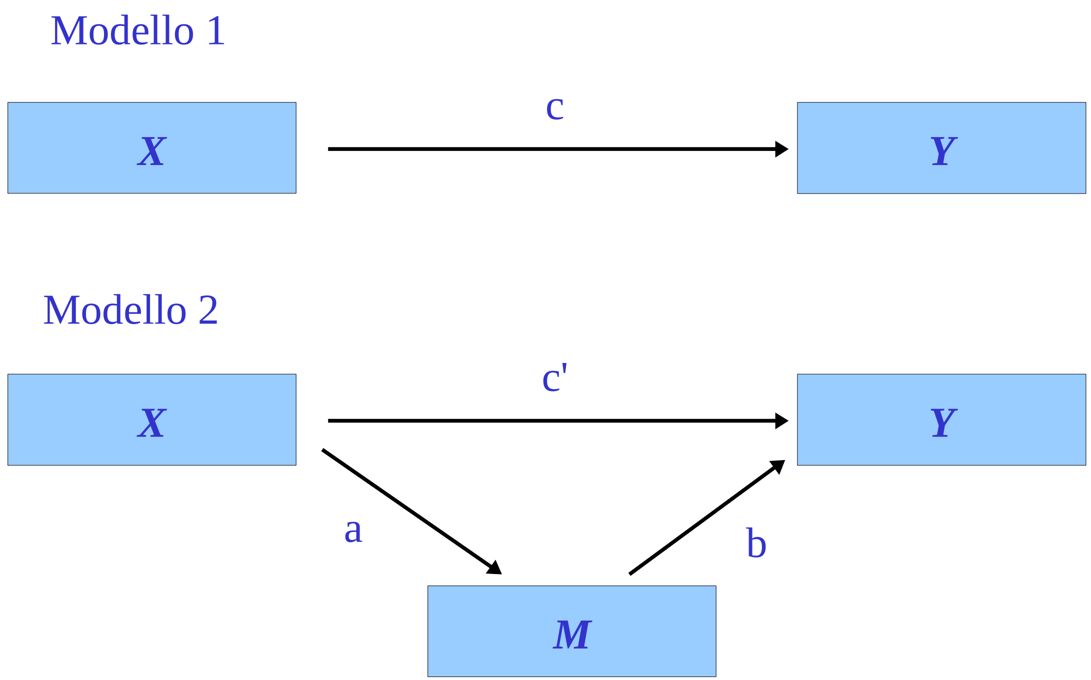
Esempio

- 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*)



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.

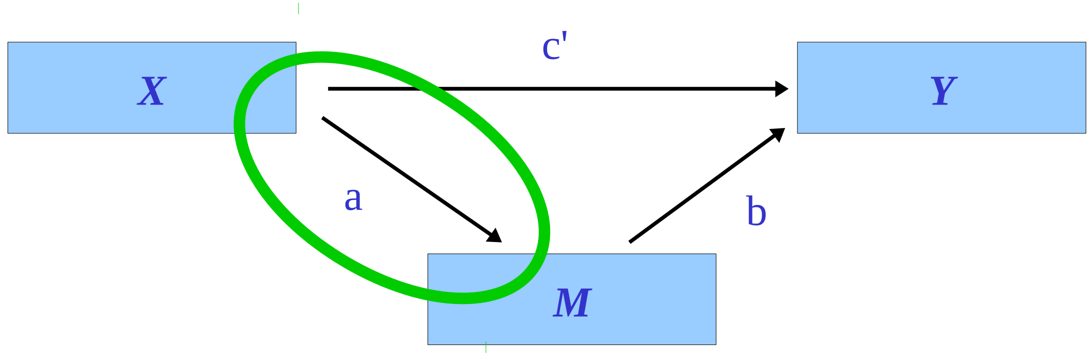


Caratteristiche del mediatore

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

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

Modello 2

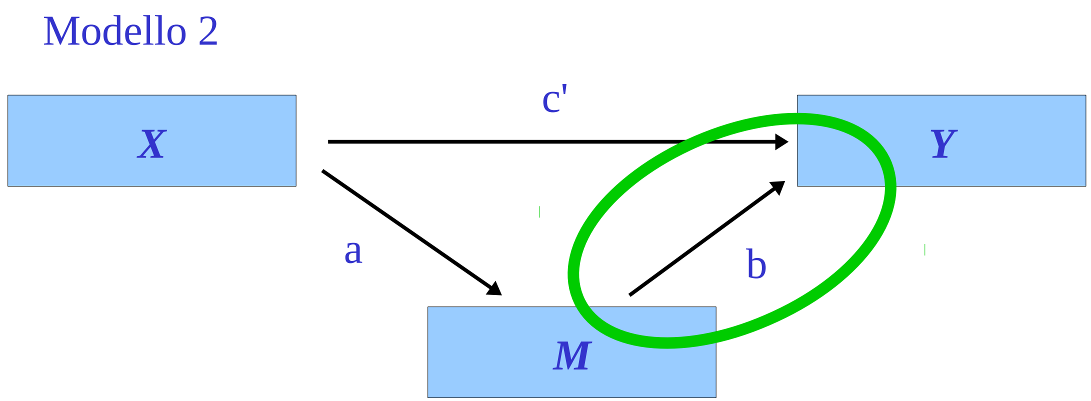


Caratteristiche del mediatore

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

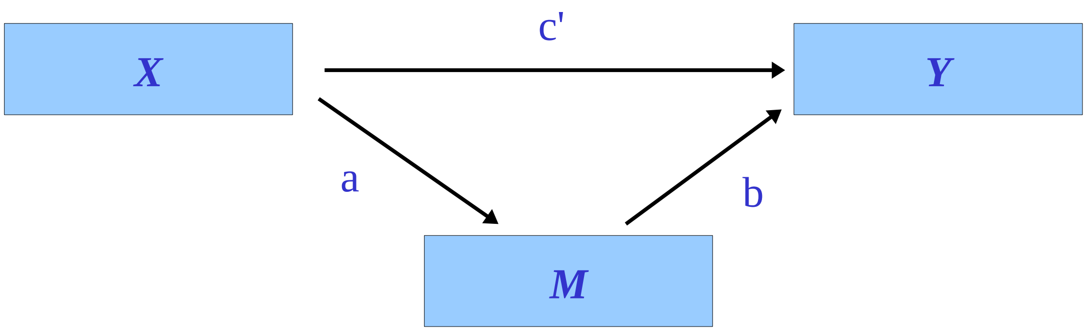
    - **M deve poter causare (o almeno modificare logicamente) Y**

    - **M deve poter causare Y indipendentemente da X**



Mediazione Statistica

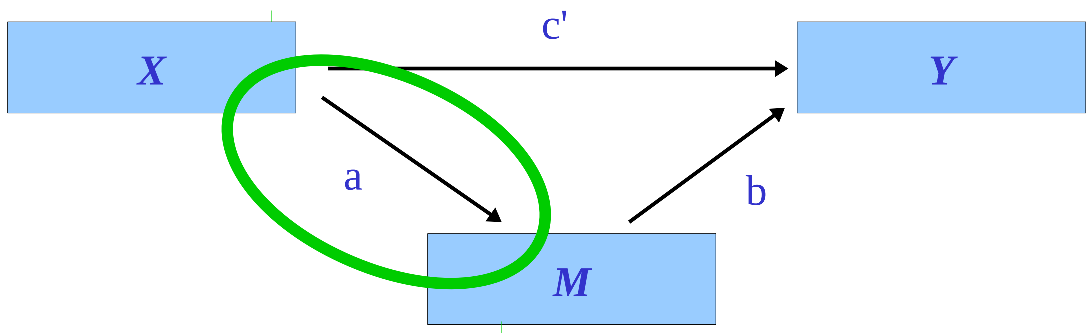
- Se queste caratteristiche sono logicamente, possiamo stimare gli effetti mediante una serie di modelli lineari generali (regressioni) e quantificare il modello



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

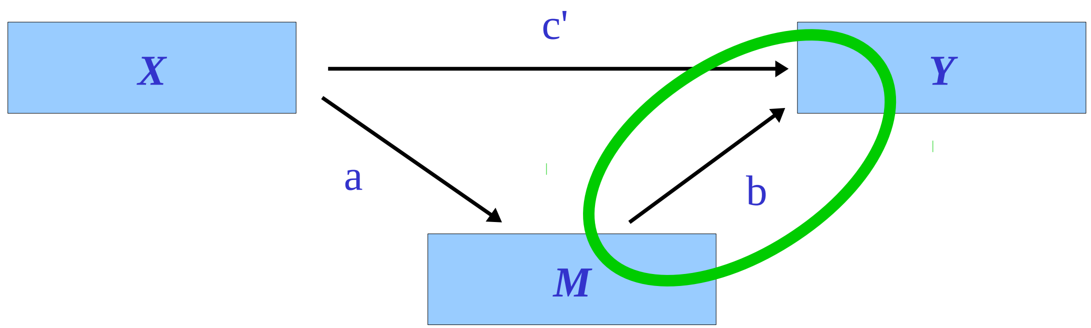
Condizioni statistiche

- 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



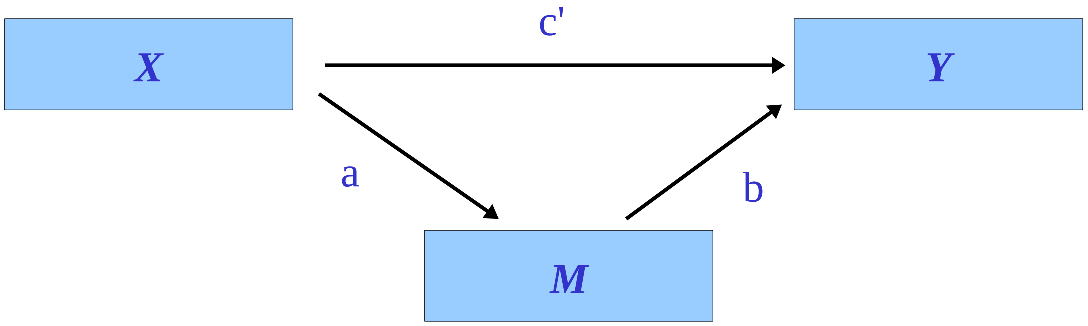
Condizioni statistiche

- 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

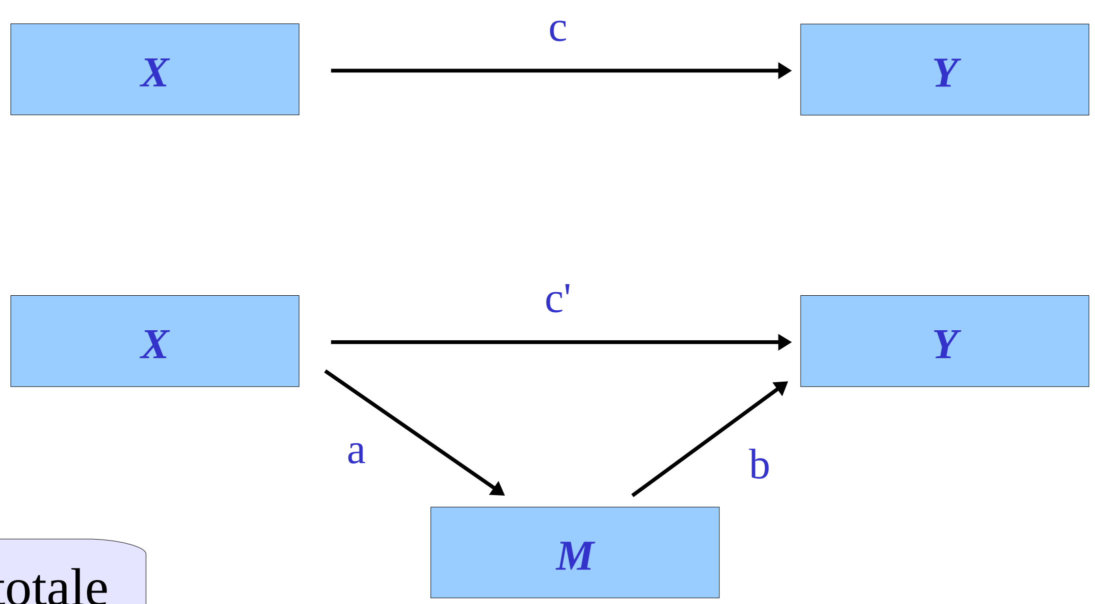
- L'effetto mediato da M rispetto all'effetto di X su Y sarà dato dal prodotto dei coefficienti relative alla parte mediazionale del modello



$$EM = a \cdot b$$

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

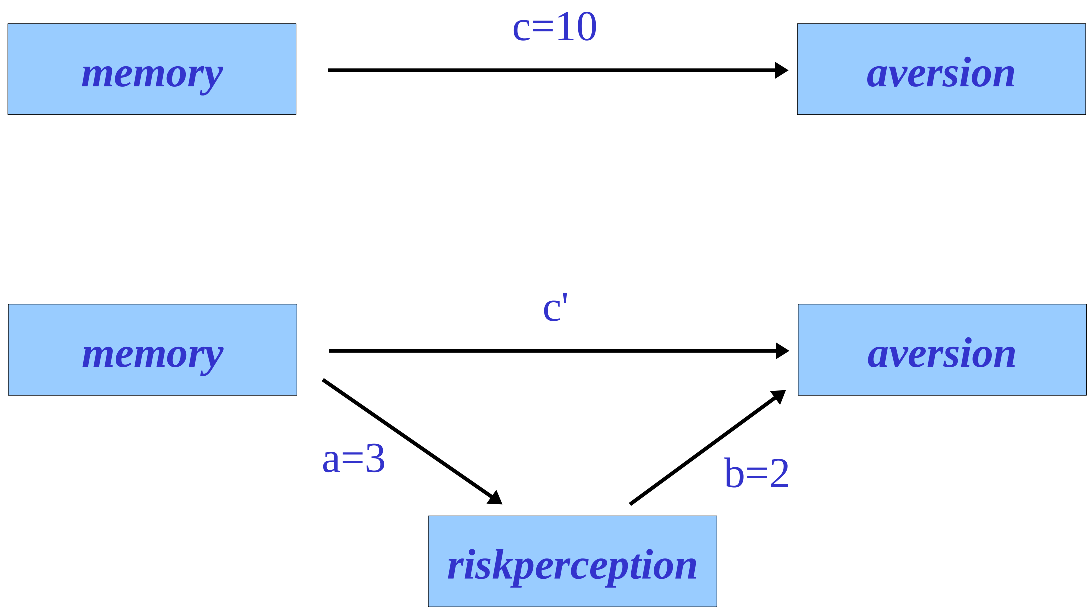
$$c = c' + a \cdot b$$

Effetto diretto

Effetto mediato

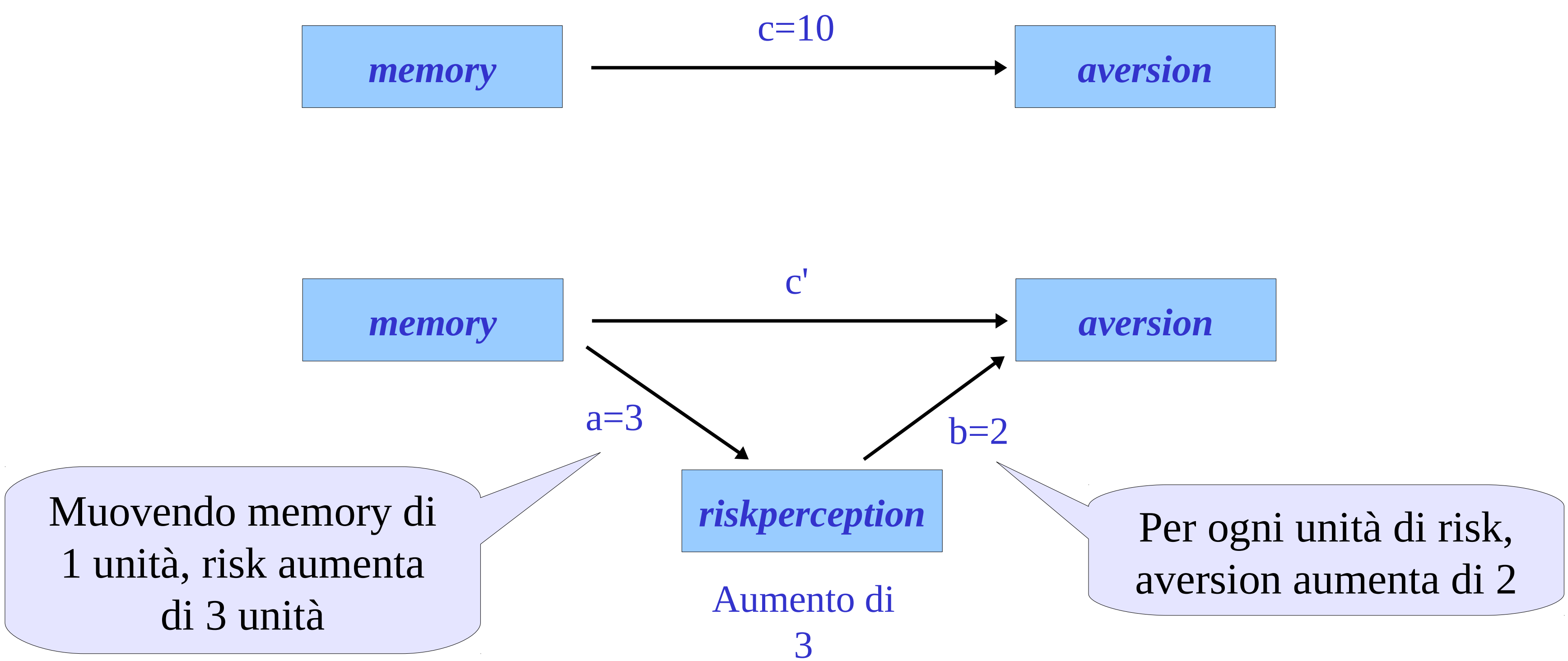
Esempio (dati inventati)

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



Decomposizione dell'effetto

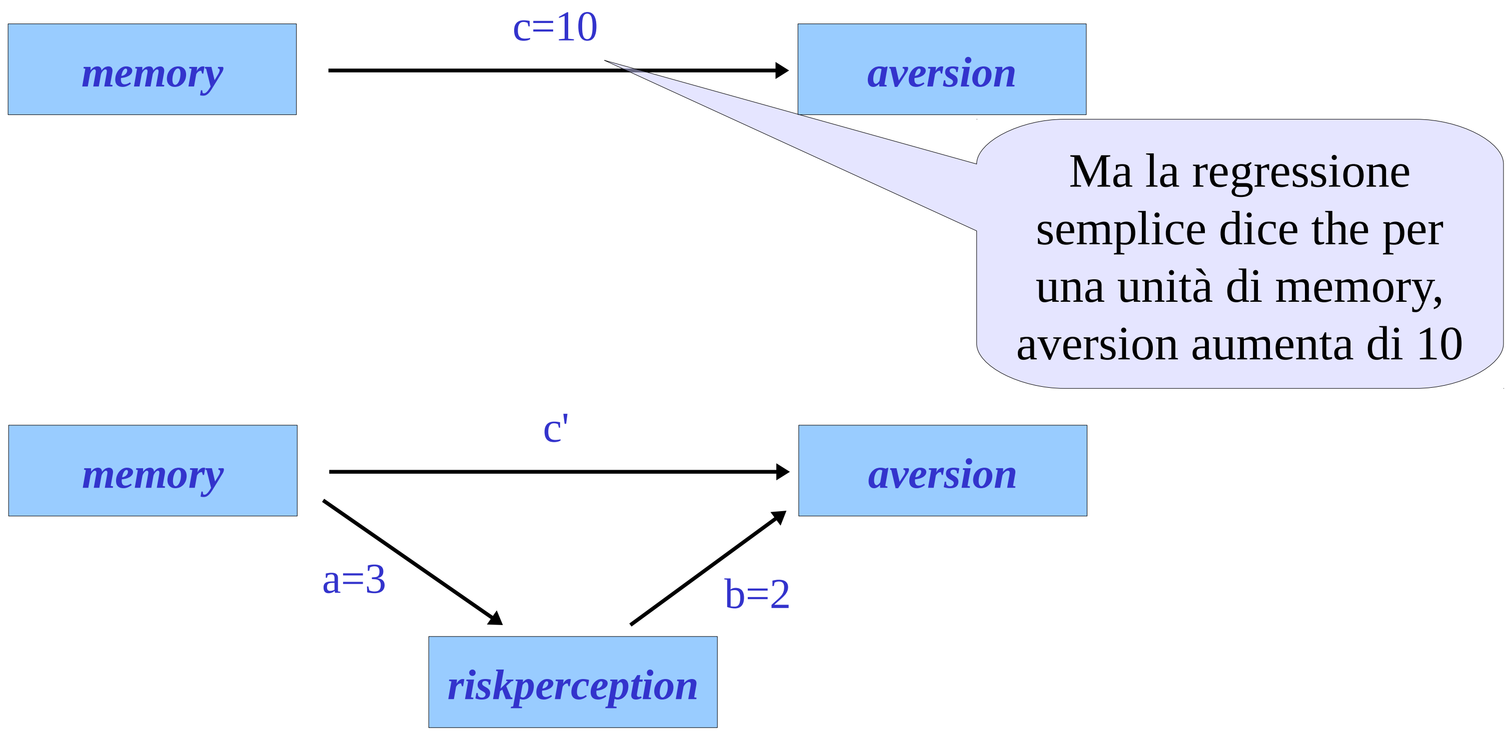
- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



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

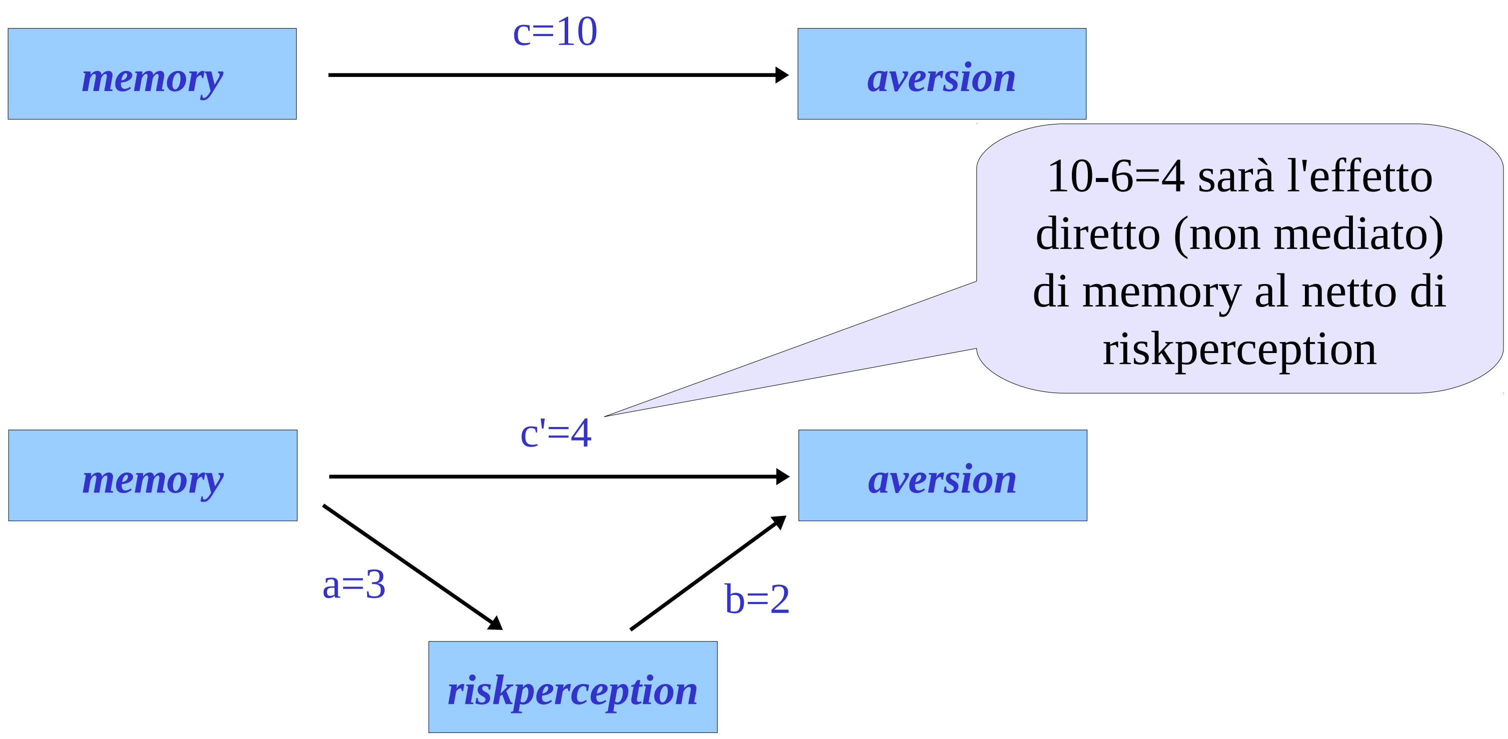
Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti



Decomposizione dell'effetto

- Supponiamo che i coefficienti delle regressioni siano i seguenti

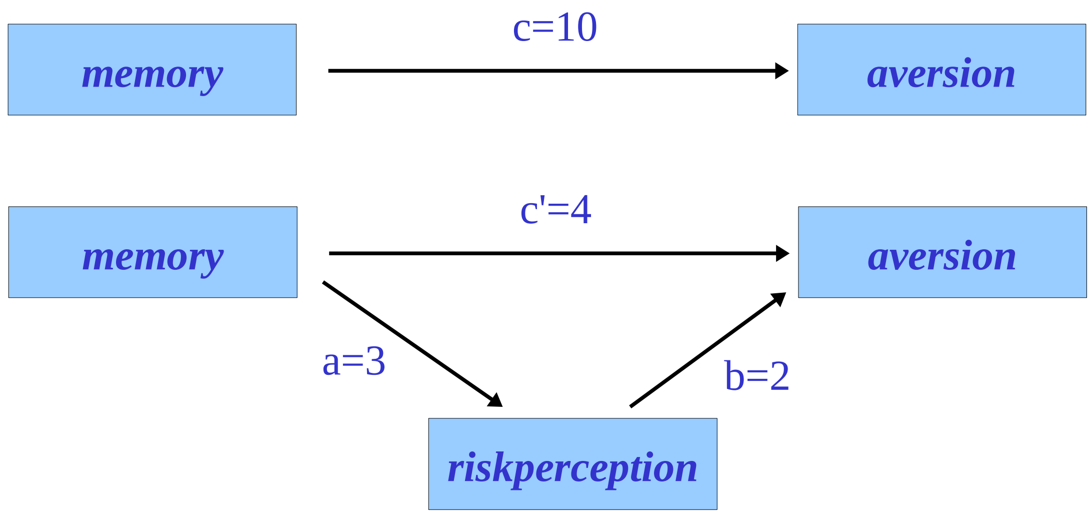


$$c = c' + a \cdot b = 4 + 3 * 2 = 10$$

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

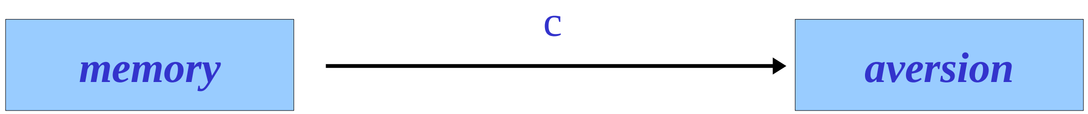
- Diremo che c'è un effetto mediato se il prodotto a*b è diverso da zero

$$a \cdot b \neq 0$$

- Vedremo che non è così semplice stabilirlo!

Esempio

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

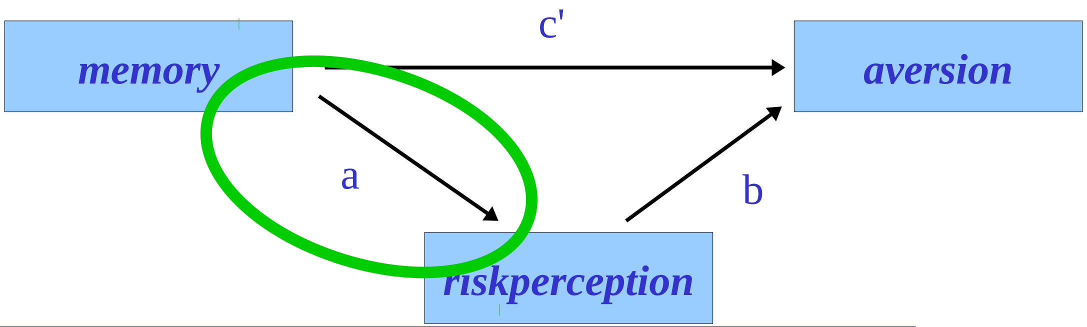



```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min      1Q  Median      3Q     Max
## -99.973 -16.213  -1.817  13.050  97.395
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   25.943     11.697  -2.218  0.02887 *
## memory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

Effetto totale 9.93

Esempio

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

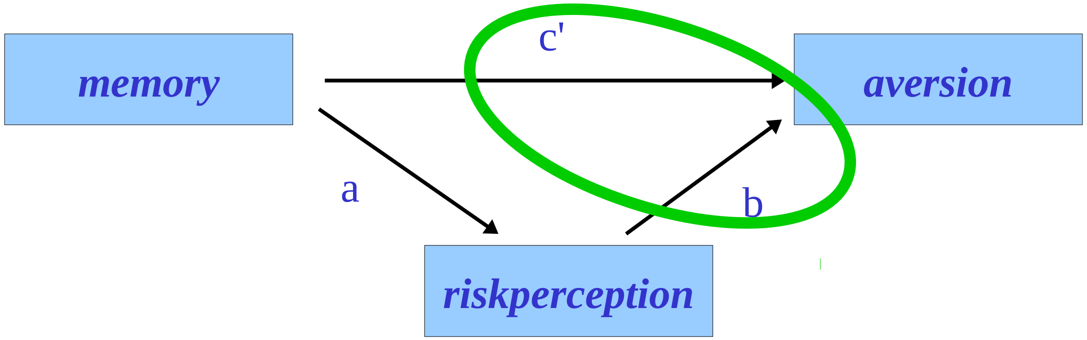



```
## Call:
## lm(formula = riskperception ~ memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q  Median      3Q     Max
## -40.313 -12.153  -0.719  10.278  51.016
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   33.115      7.006   4.727 7.64e-06 ***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

A=5.522

Esempio (dati veri)

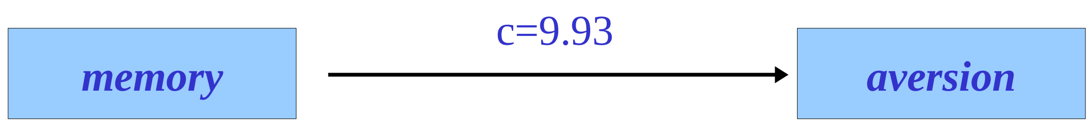
- Terza regressione, per stimare l'effetto di **c'** e **b**



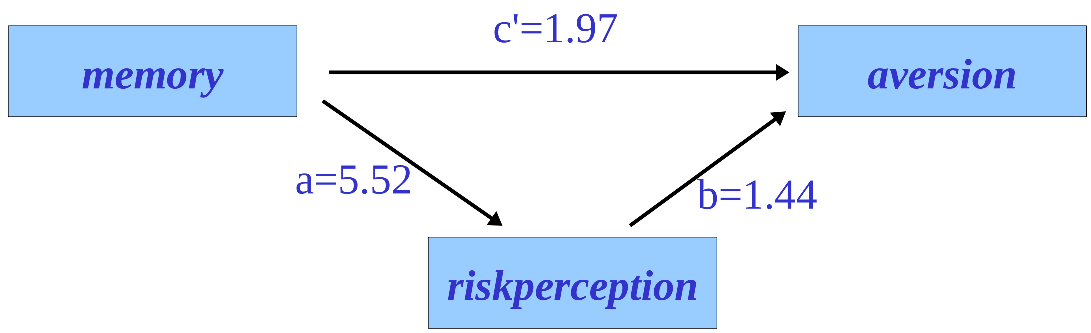

```
## Call:
## lm(formula = aversion ~ riskperception + memory, data = smoke)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -64.489  -6.869   1.276   8.542  38.694
##
## Coefficients:
##                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    -73.66753    6.57749 -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

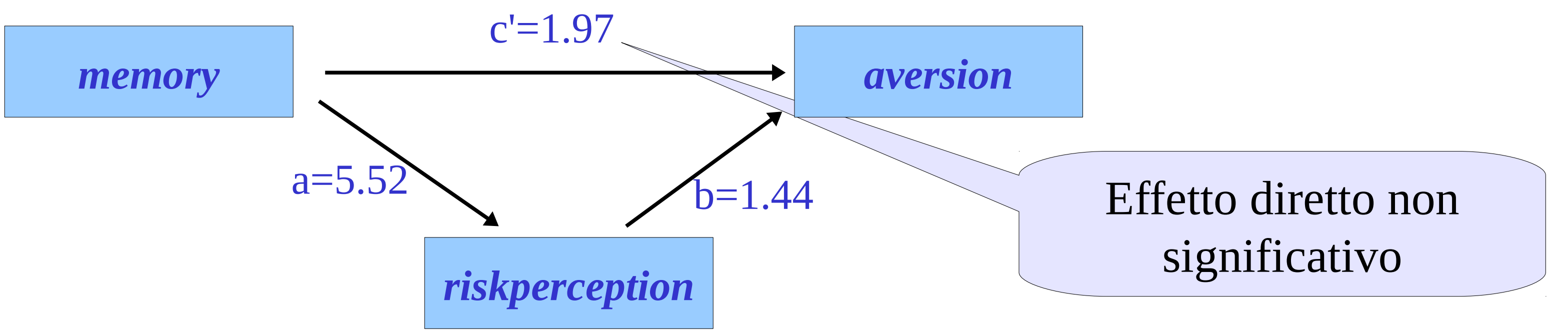
$$pEM = \frac{a \cdot b}{c}$$

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

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

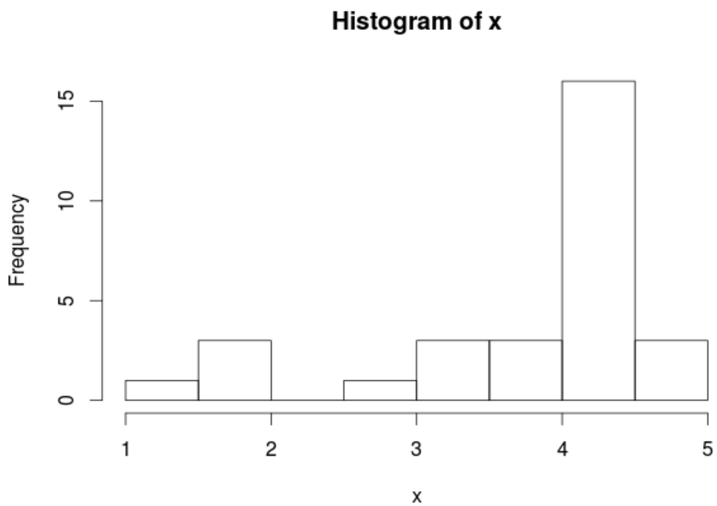
- Un'alternativa valida è usare il metodo bootstraap

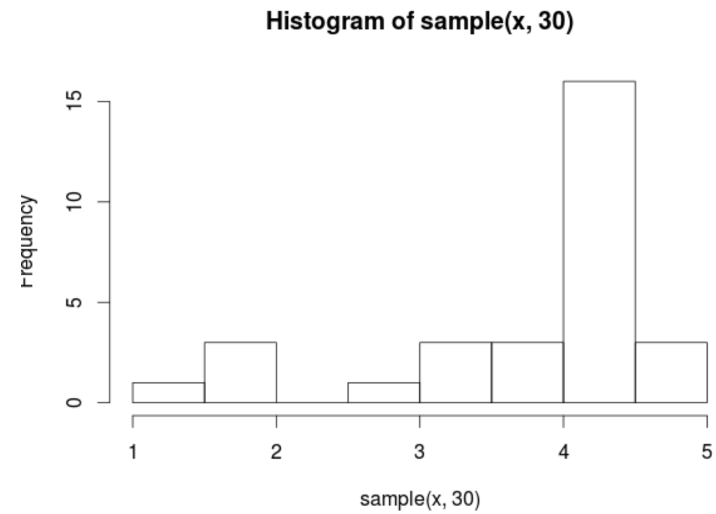
Logica Bootstrap

Campione originale

Campiona con reiserimento

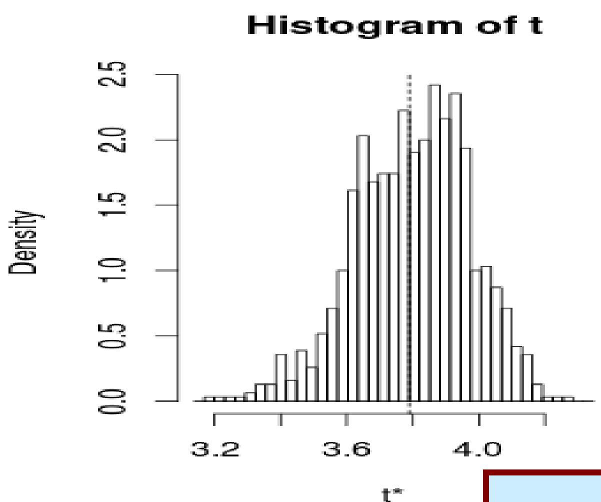
Bootstrap sample





Ricampiona

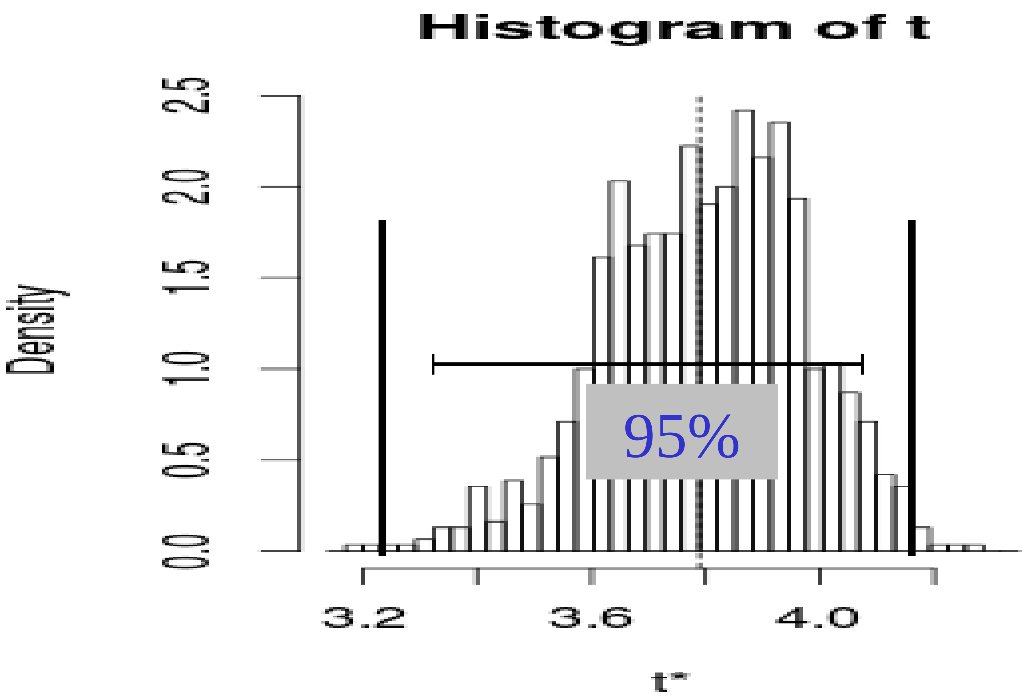
Calcola il coefficiente di interesse



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 in R. Nel package "bert17" ce ne sono 3:

  - "asymp" → calcola l'intervallo assumento una distribuzione normale. Equivalente al Aroian test, e molto simile al Sobel o Goodman test

  - "bca" → metodo bootstrap, con bias correction

  - "perc" → metodo bootstrap dei percentili (consigliato)

Esempio in R

- Nel package "bert17" tutti gli intervalli di confidenza possono essere calcolati semplicemente, altrimenti le funzioni di R sono abbastanza complesse

- Facciamo un esempio di intervalli di confidenza bootstrap molto più semplice. Vogliamo stimare l'intervallo di confidenza dei coefficienti di una regressione semplice

$memory \rightarrow aversion$

Esempio di bootstrap in R

```
# carico il package boot
library(boot)
# definisco una funzione che estrae il coefficiente
# usando i dati che verranno passati dalla funzione "boot"
get_coef<-function(bootdata, w) {
#stima la regressione
  reg<-lm(aversion~memory,data=bootdata[w,])
# estraggo dai risultati solo i coefficienti.
# saranno due i coefficienti (costante e b)
  coef(reg)
}

# se lanciassi la funzione con i dati originali otterrei

coef(mod1)
```

```
## (Intercept)      memory
##  -25.942657    9.933088
```

Esempio di bootstrap in R

```r
# chiamo la funzione boot specificando i dati originali,
# la funzione per estrarre il coefficiente
# e il numero di campionamenti da fare
# index=2 indica che voglio il CI per il secondo coefficiente
bootres<-boot(smoke,get_coef,1000)
# chiamo la funzione che calcola gli intervalli
# chiedendo il metodo bca e il percentile
boot.ci(bootres,index=2,type=c("bca","perc"))
```

```
## BOOTSTRAP CONFIDENCE INTERVAL CALCULATIONS
## Based on 1000 bootstrap replicates
##
## CALL :
## boot.ci(boot.out = bootres, type = c("bca", "perc"), index = 2)
##
## Intervals :
## Level      Percentile             BCa
## 95%   ( 4.279, 16.548 )   ( 3.796, 16.226 )
## Calculations and Intervals on Original Scale
```

Problemi

- Calcolare la mediazione e gli intervalli di confidenza in R (standard) è lungo e tedioso
  - Estrarre i coefficienti dai risultati per calcolare gli effetti mediati
  - Cambiare le funzioni di boot ogni volta
  - Cambiare le funzioni se si aggiunge una o più variabili
  - Prono ad errori e bug

Esempio con package bert17

- Ma noi possiamo usare "bert17" che facilità molti i calcoli
    - Richiede solo due funzioni: definire i modelli, e chiedere la “summary"
    - Tutti i risultati necessari appaiono in output
    - Calcola gli CI bootstrap senza dover definire nulla
- Bisogna comunque capire cosa si sta facendo

Esempio con package bert17

```r
# ...
# carico il package bert17
library(bert17)
# definisco la serie di modelli necessari per la mediazione
# invocando la funzione med.model()
# l'ultimo modello deve essere quello
# con tutte le variabili.
# Il primo (effetto totale) è opzionale

# metodo 1:
# elenco i modelli in una variabile testo e li
# passo in "input"
```

Esempio con package bert17

```
# metodo 1:
# elenco i modelli in una variabile testo e li
# passo in "input"

mymodels<-'
aversion~memory
riskperception~memory
aversion~riskperception+memory
'
model<-med.model(input=mymodels)

# metodo 2:
# elenco i modelli sotto alla funzione e chiudo con #

##  model<-med.model()
##   aversion~memory
##   riskperception~memory
##   aversion~riskperception+memory
##   #
```

Esempio con package bert17

```r
# la funzione capisce la struttura del modello mediazione
print(model)
```

```
## First Model
## aversion~memory
##
## Mediator models
## riskperception ~ memory
##
## Full models
## aversion~riskperception+memory
```

Esempio con package bert17

```
# Ora stimo la mediazione

mymed<-med.estimate(model,data=smoke)

# e chiedo la summary
summary(mymed)
```

Esempio con package bert17

```
##
##  ##### Mediation analysis summary #####
## First model:
##
## Call:
## "aversion~memory"

## 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 **
## ---
```

Esempio con package bert17

```
## Mediators model(s):
##
## Call:
## riskperception ~ memory
##
## 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 *
## ---
```

Esempio con package bert17

```
## Full model:
##
## Call:
## "aversion~riskperception+memory"
##
## 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
""
```

Esempio con package bert17

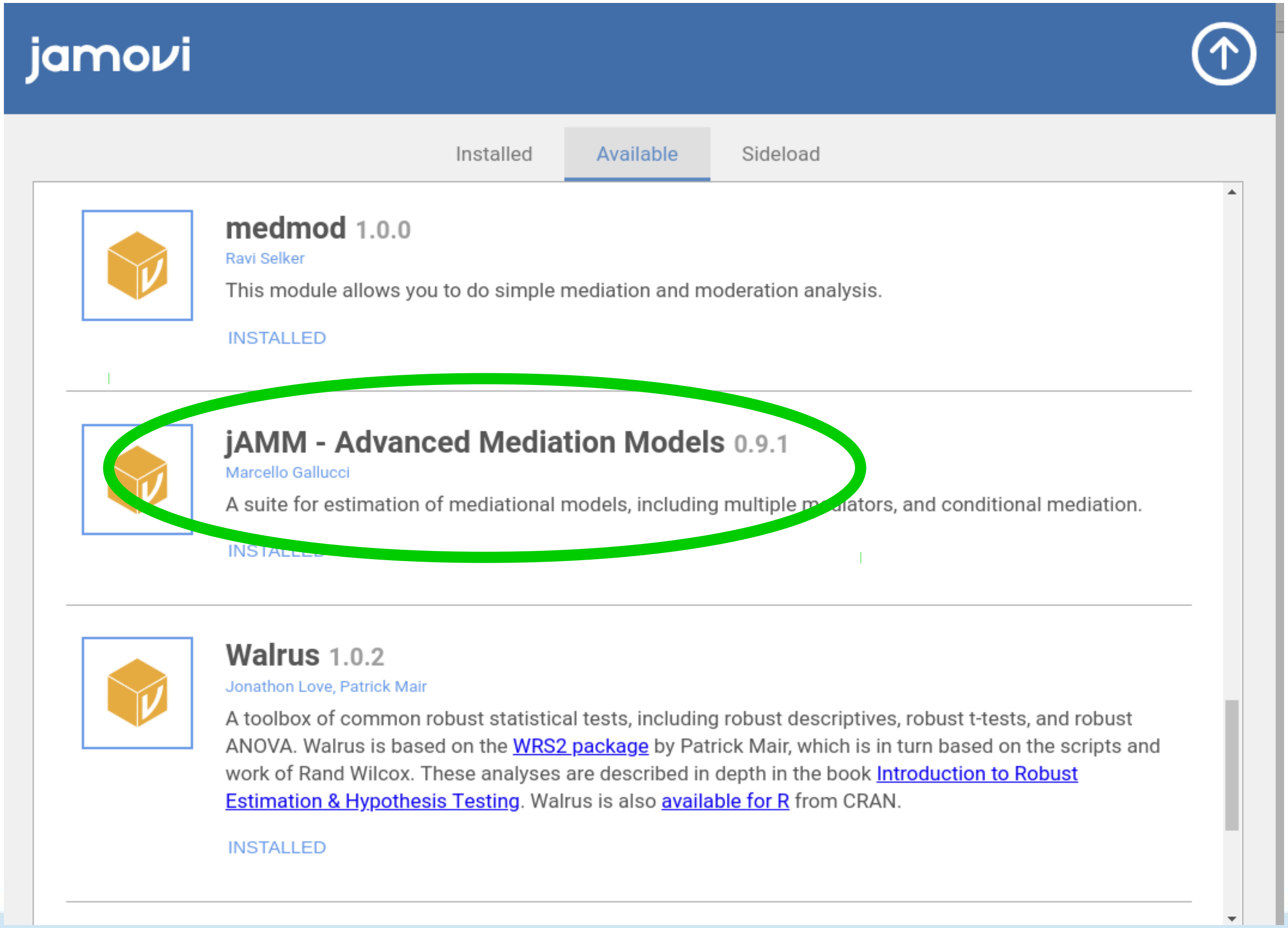
```
## Mediated effects
##
##  Effect mediated by riskperception
##         Estimate asymp_LCL asymp_UCL
## memory 7.957608  1.721817   14.1934
```

```
# di default calcola i CI sulla base dello z-test
# se vogliamo il bootstrap, bast scegliere ci.type="bca" (or "perc")
summary(mymed,ci.type="bca")
```

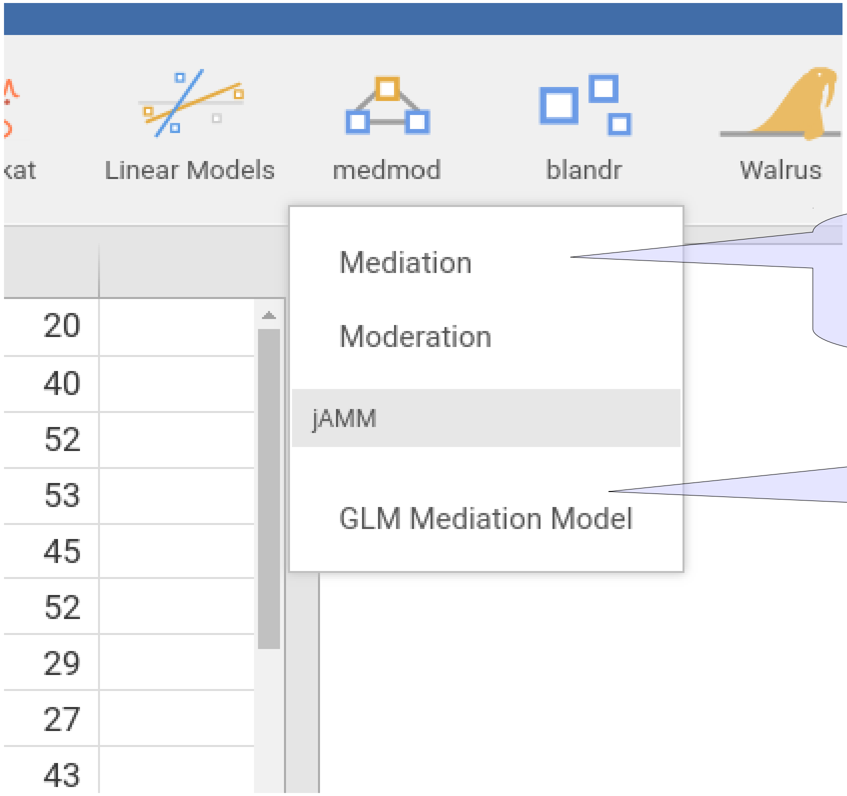
```
## Mediated effects
##
##  Effect mediated by riskperception
##         Estimate  bca_LCL  bca_UCL
## memory 7.957608 2.246912 15.05426
```

jamovi

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



- GLM mediation model

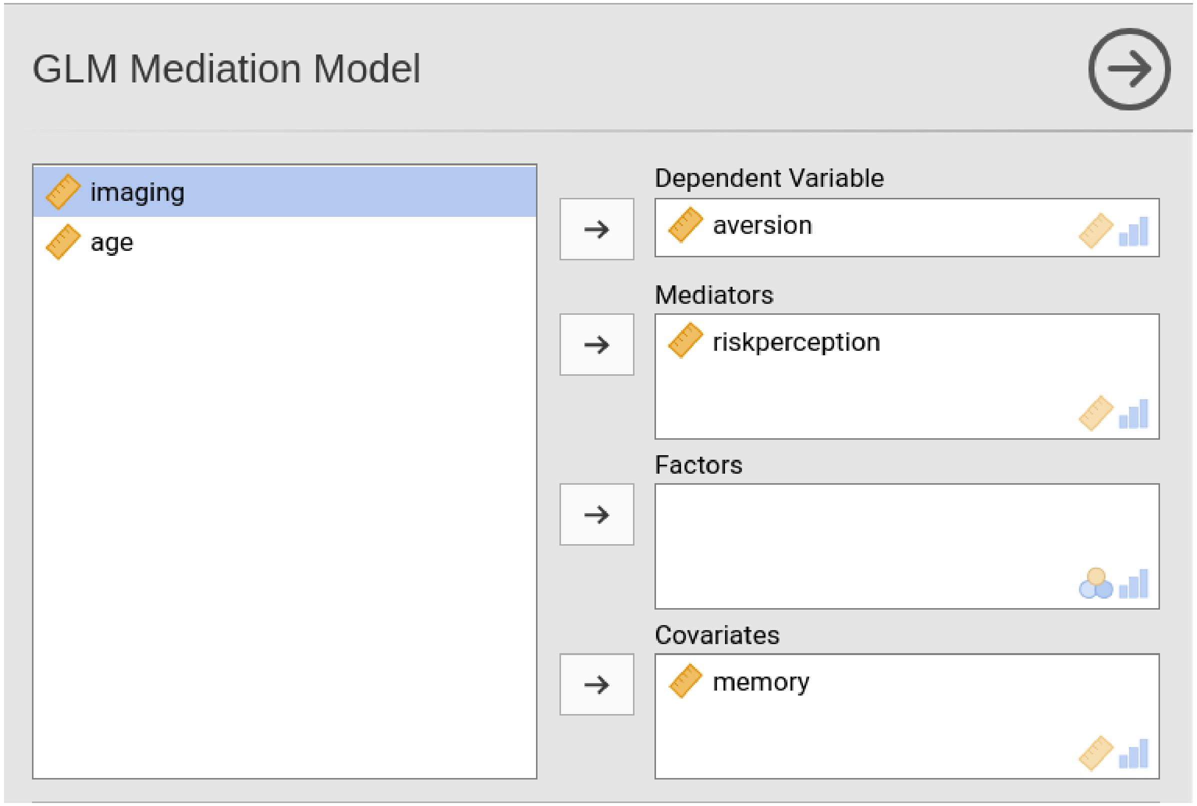


Modulo alternativo ma molto limitato

Modulo per mediazioni in generale

jAMM

- Semplicemente definiamo il ruolo delle variabili



jAMM

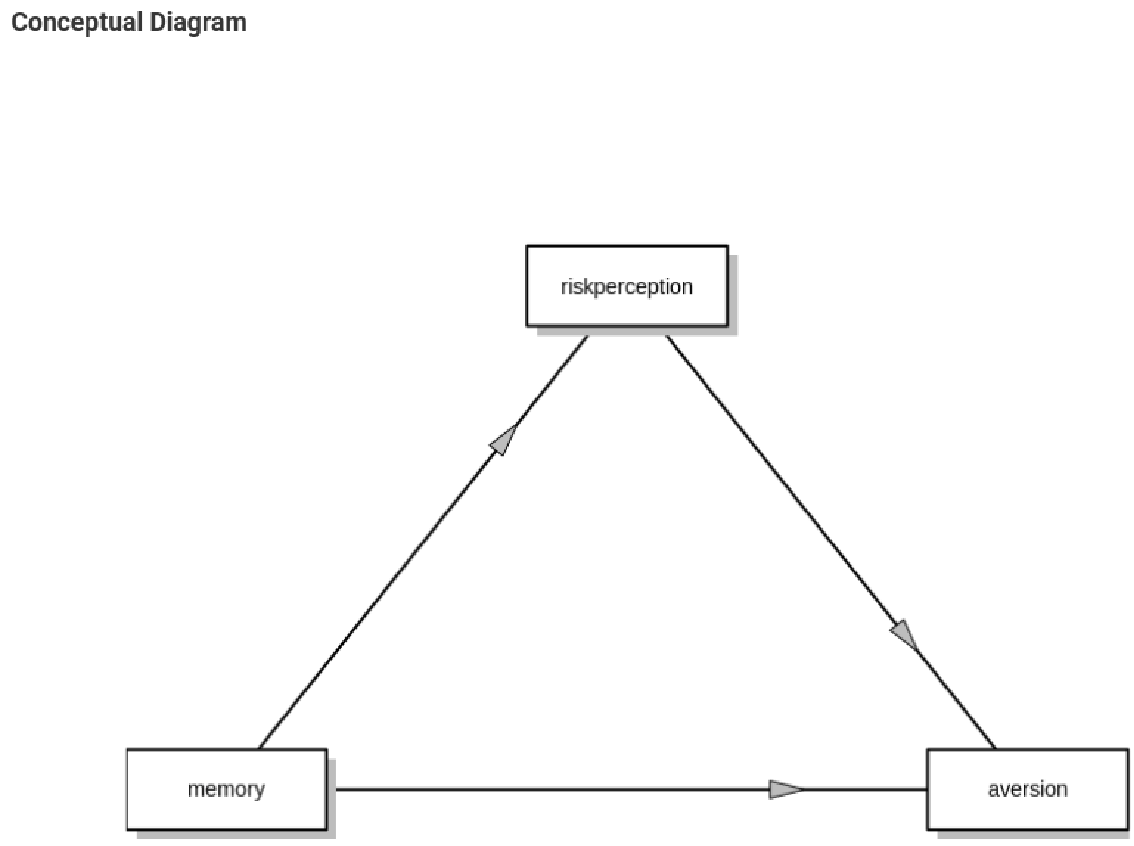
- Il software determina il modello da stimare e lo indica in una tabella informativa

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



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)

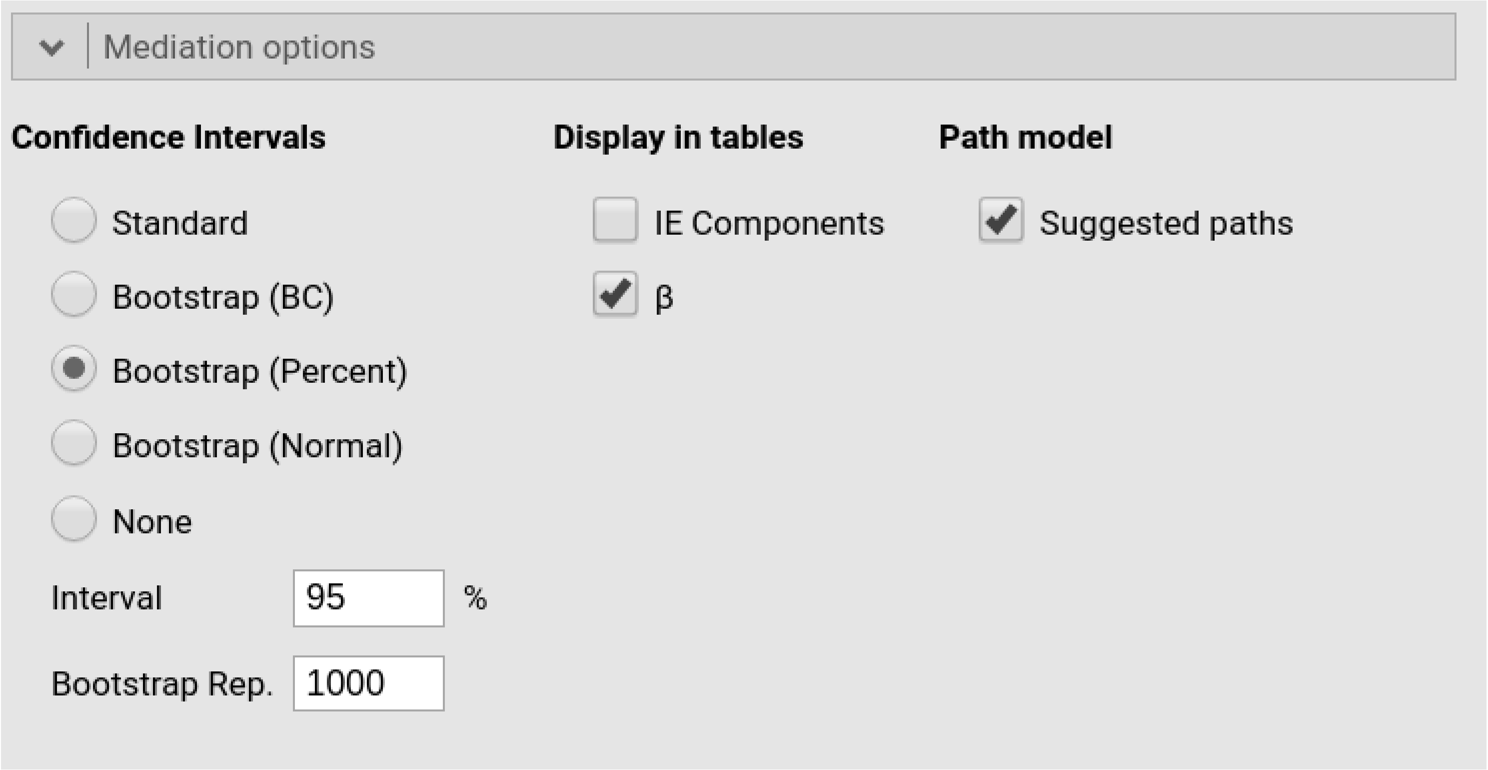
“Indirect” significa “mediato”

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' 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**

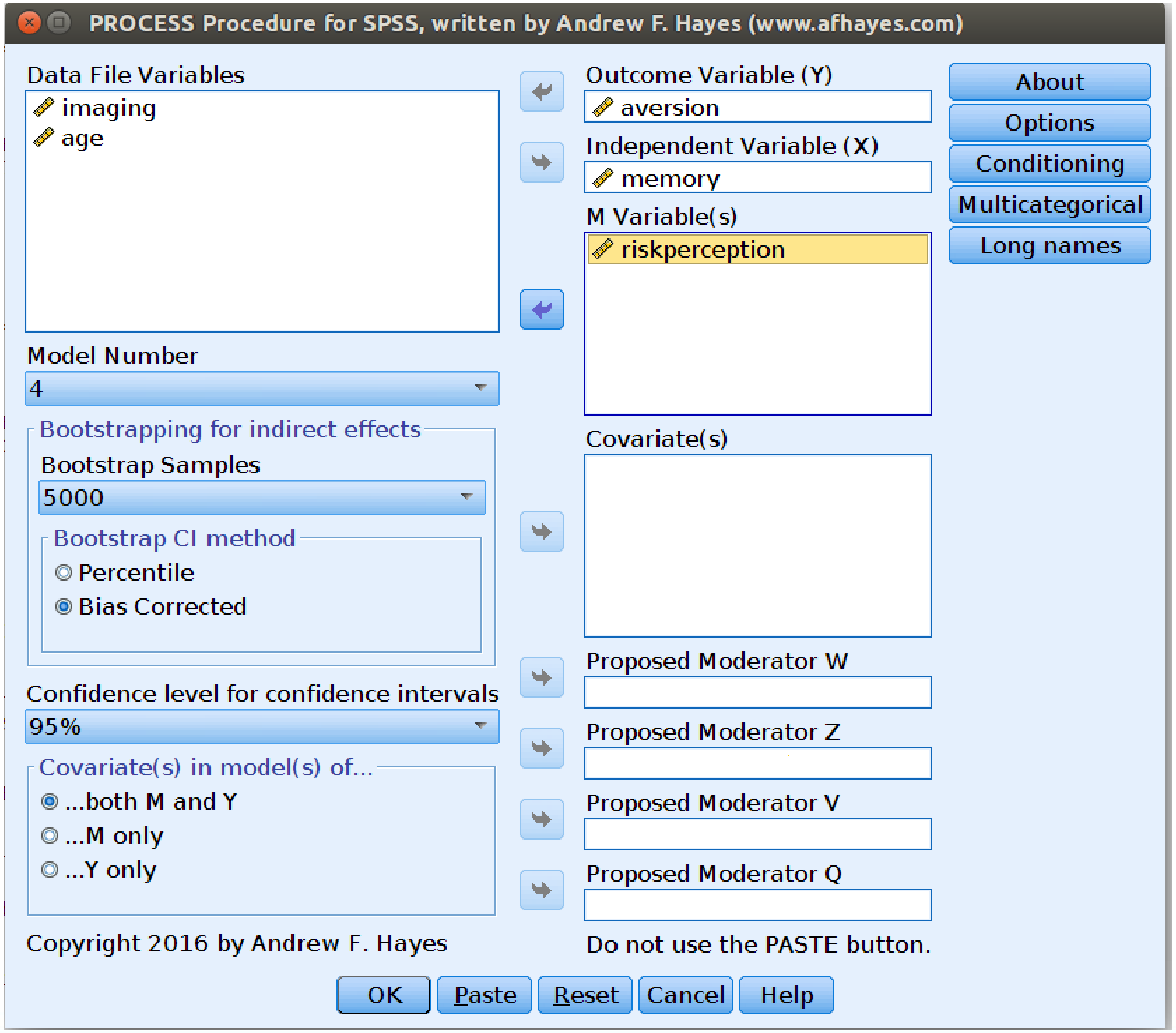
Esempio con SPSS

- 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

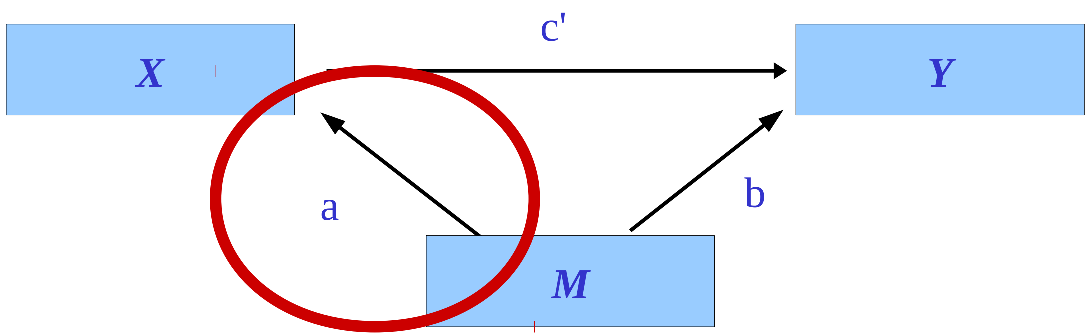
- Ci sono infatti dei modelli alternativi alla mediazione che potrebbero spiegare i dati altrettanto bene

    - **Confounder** model

    - **Collider** model

Confouder model

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

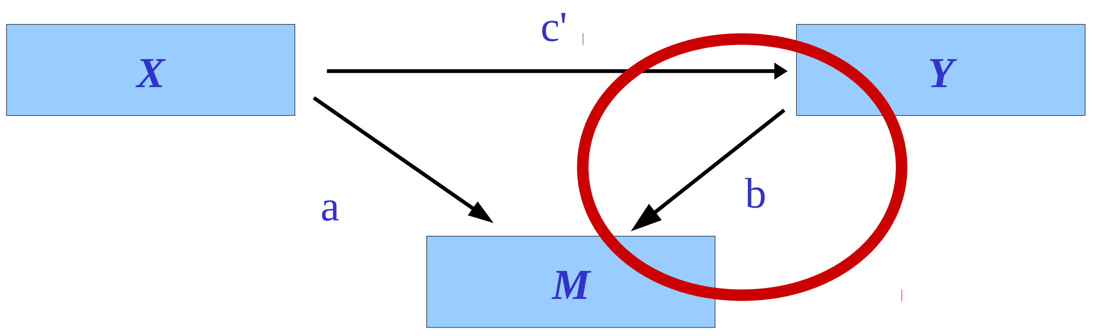


- Se noi stimiamo un modell X->M->Y, stiamo rappresentando non correttamente la stuttura relazionale delle variabili, a parità di coefficenti

- 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



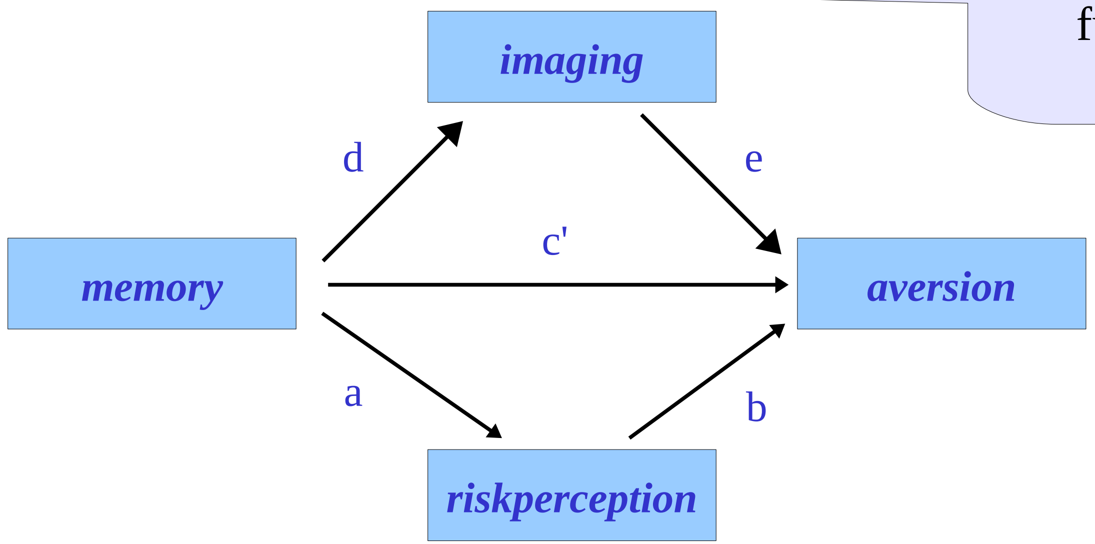
- Se noi stimiamo un modell X->M->Y, stiamo rappresentando non correttamente la stuttura relazionale delle variabili, a parità di coefficenti

- 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

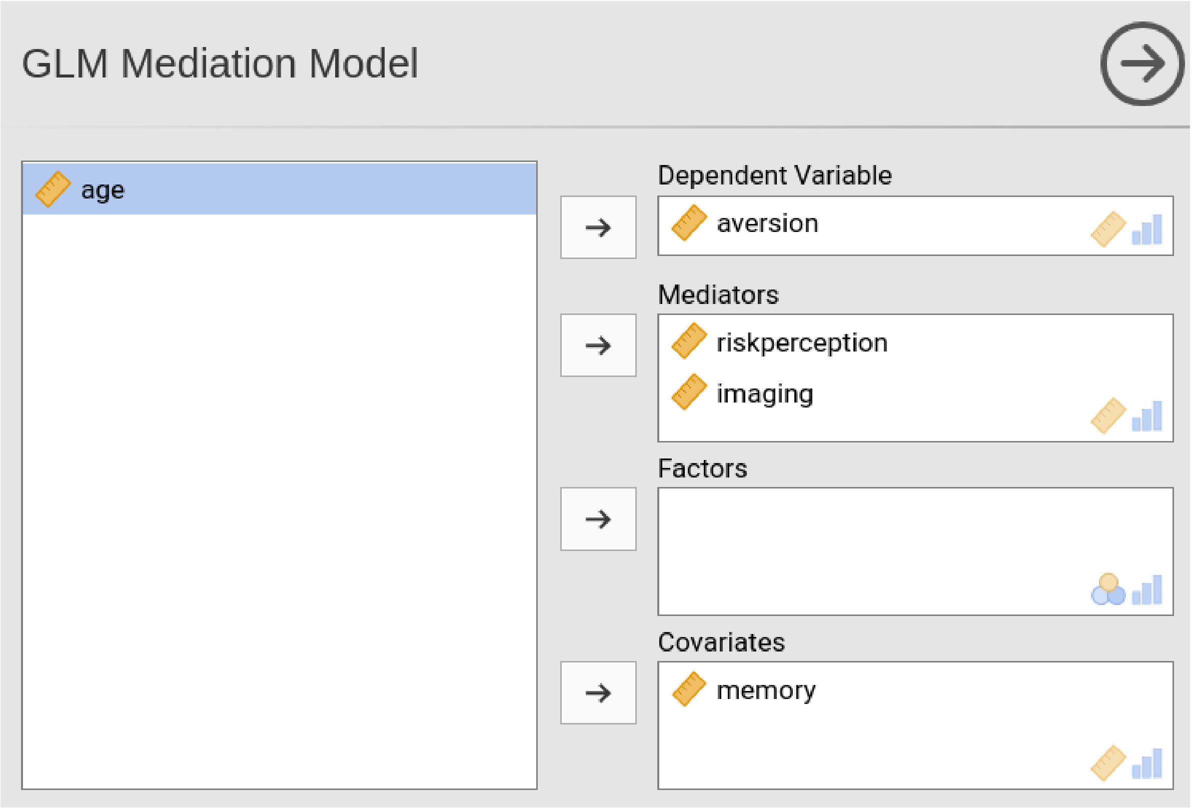


$$EM_{risk} = a \cdot b \qquad EM_{imag} = d \cdot e$$

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

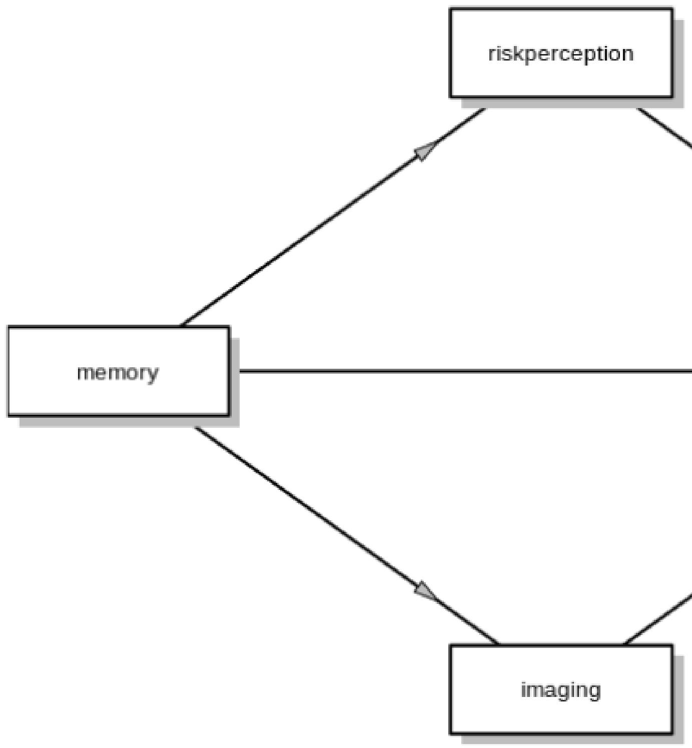
Esempio con jamovi jAMM

- 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

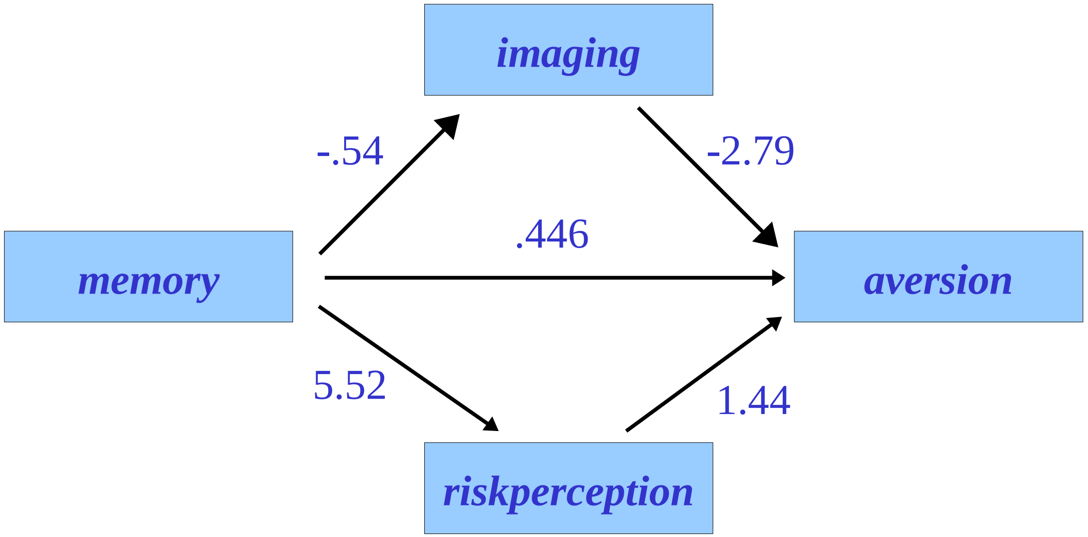
Indirect and Total Effects

Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a) Lower	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!



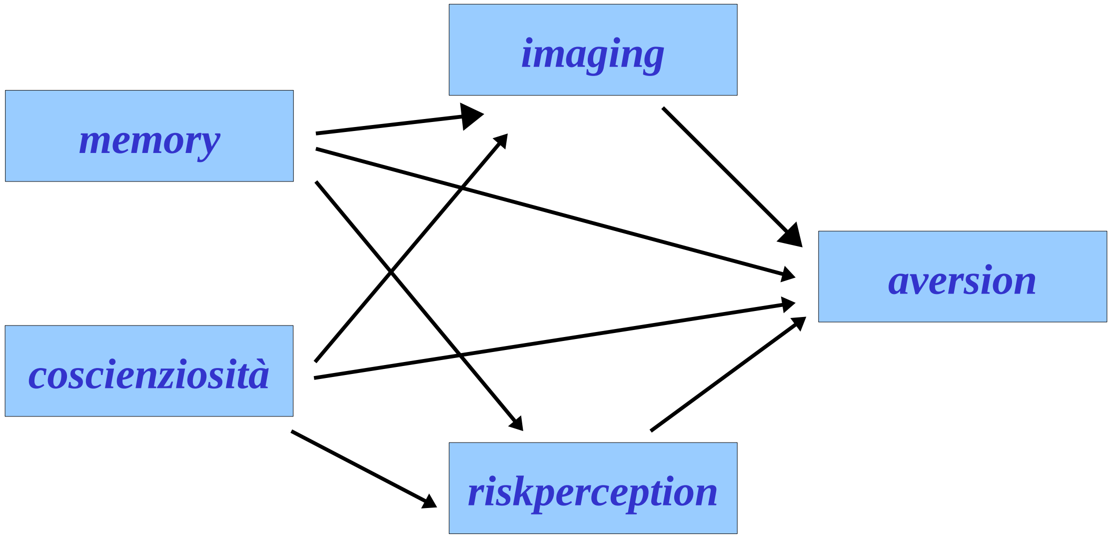
$$EM_{risk} = 7.96$$

$$EM_{imag} = 1.52$$

$$EM_{tot} = 9.48$$

Path analysis

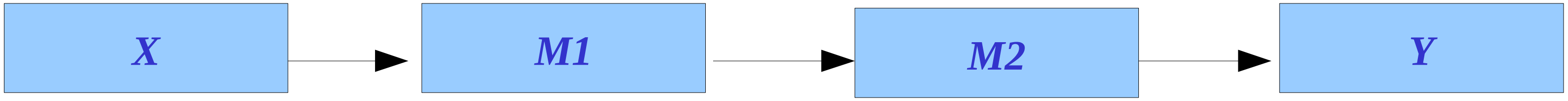
- Che può essere esteso facilmente



- 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 → Med e Med → DV

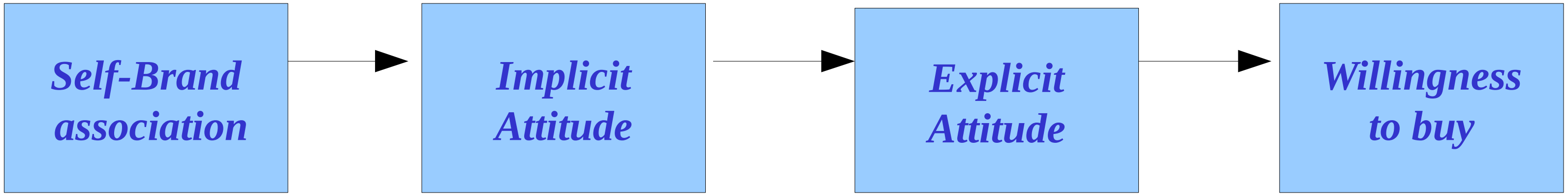
Mediazione sequenziale

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



Mediazione sequenziale

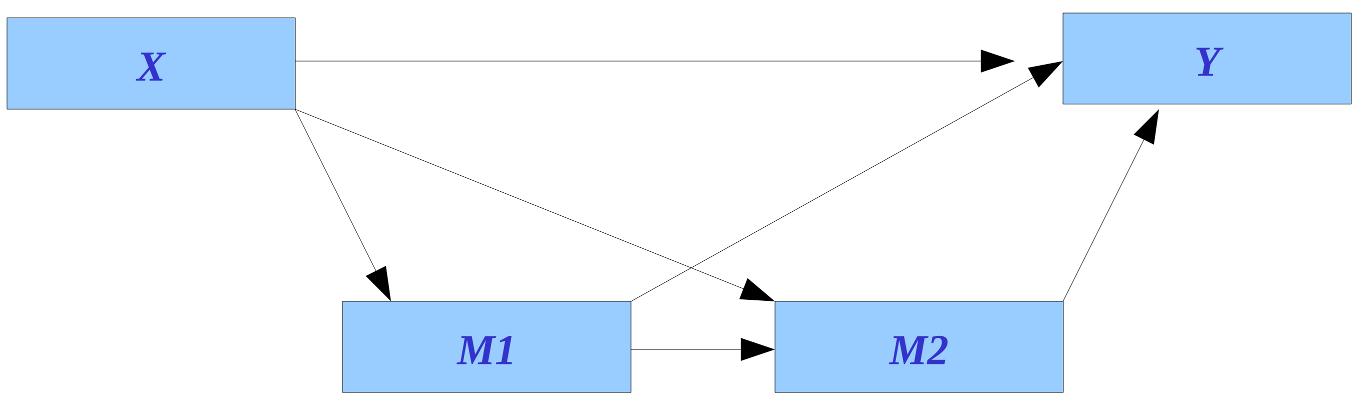
- In questo esampio abbiamo abbiamo che l'associazione tra sè e una marca di un prodotto è mediato dall'atteggiamento implicito, che a sua volta è mediato da quello espicito*



* 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

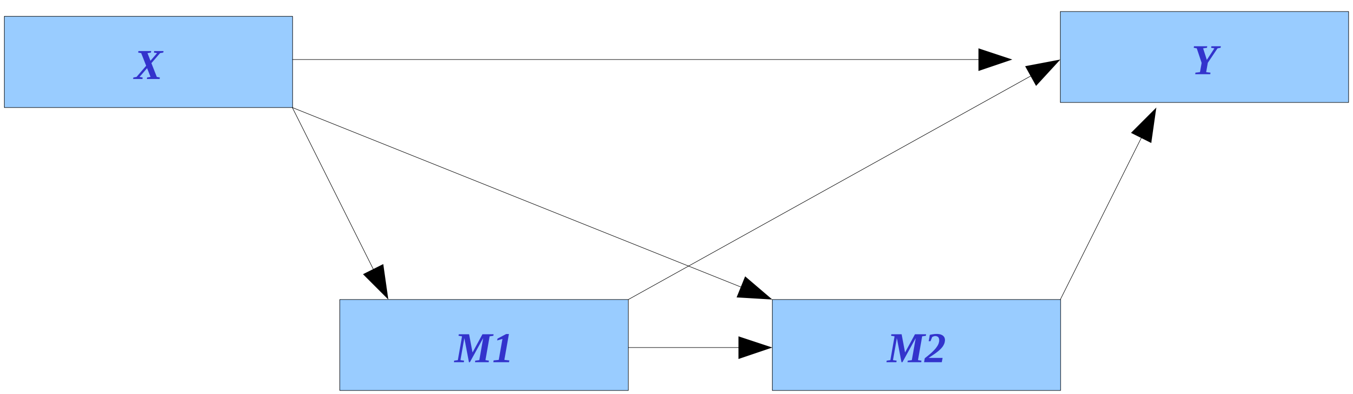


- In pratica, stimiamo ogni componente con una opportuna regressione

Mediazione sequenziale

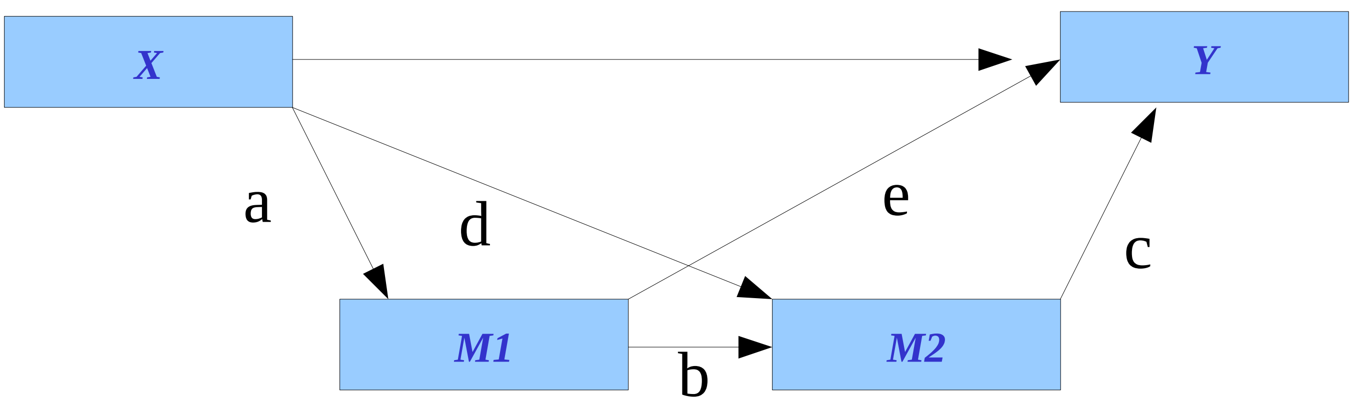
- Faremo una regressione per ogni variabile che riceve una freccia

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



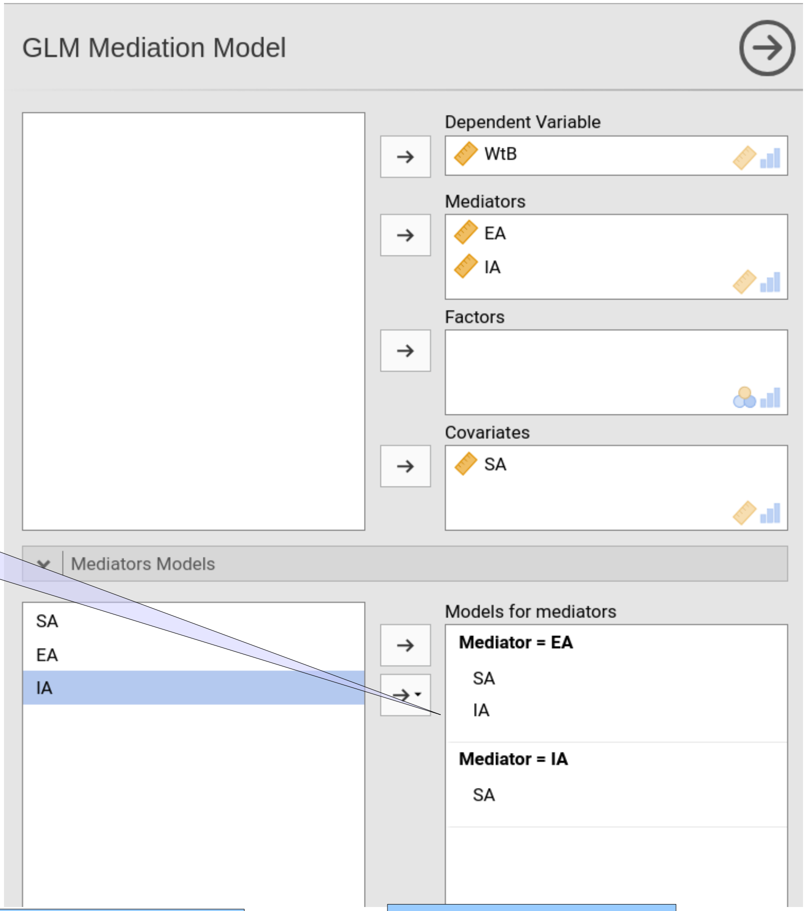
Effetto mediato

- 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

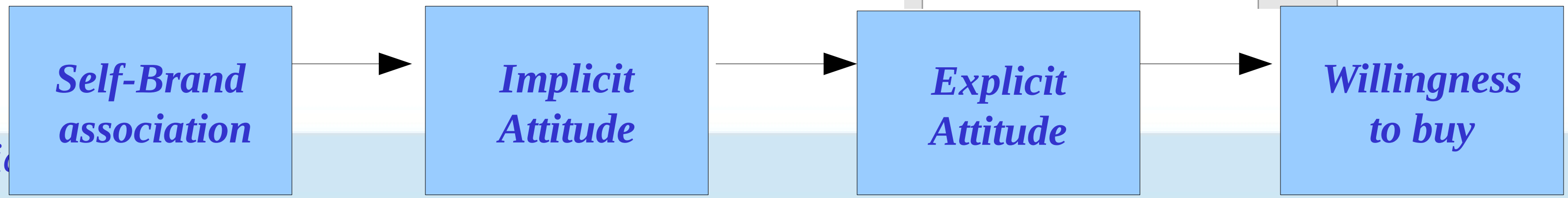


jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

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

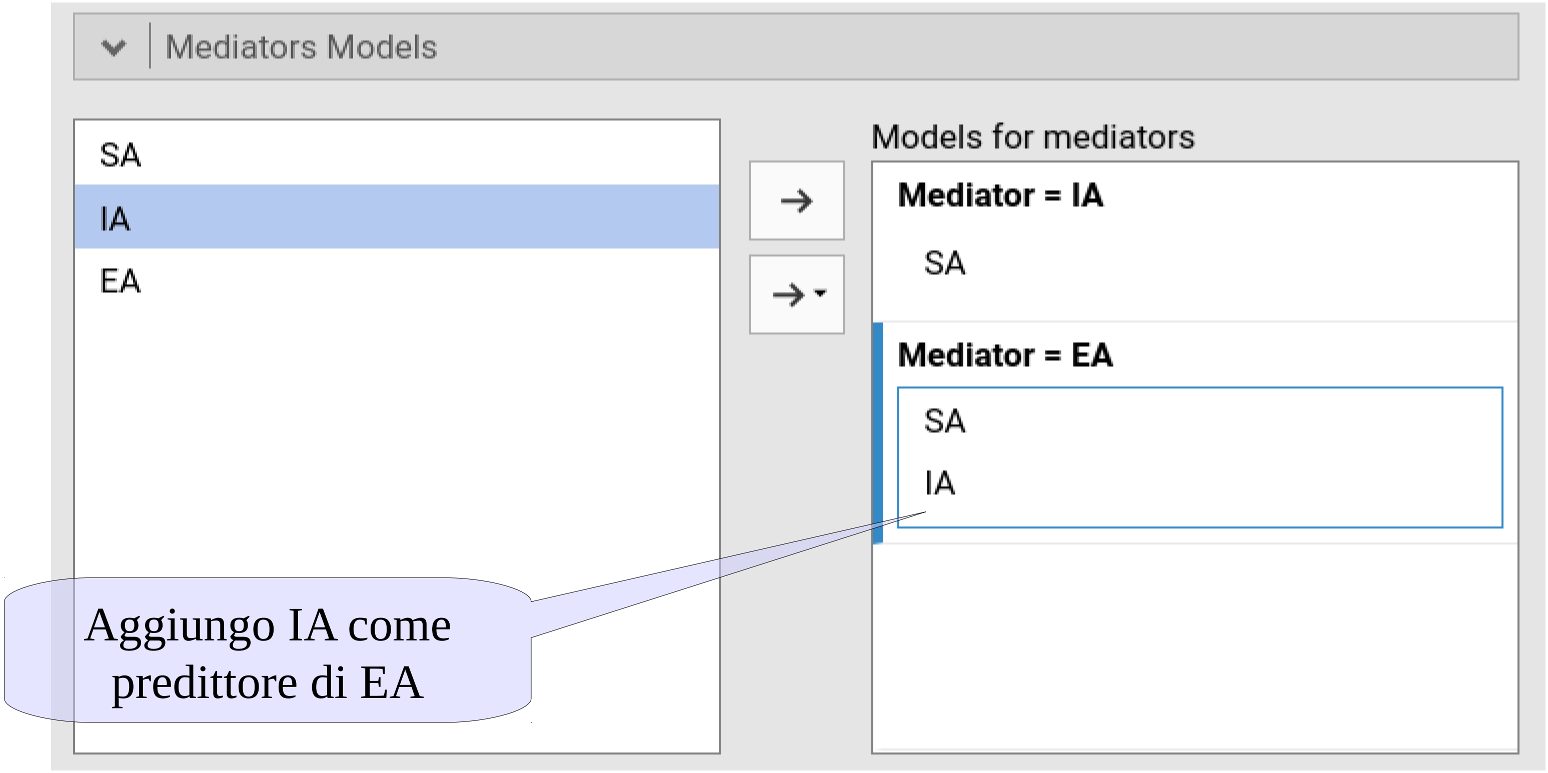


Aggiungo IA come predittore di EA



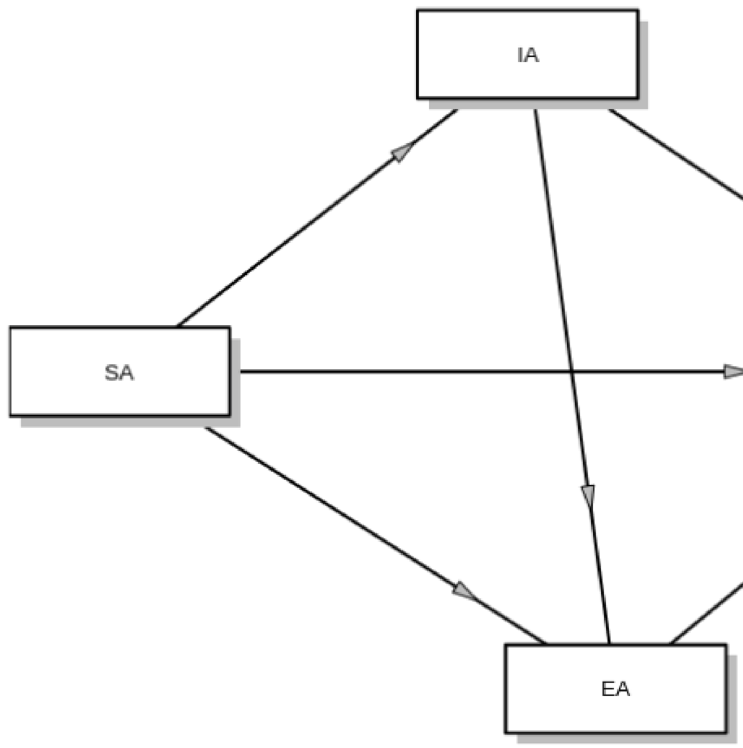
jamovi jAMM: Mediazione sequenziale

- 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 autimaticamente



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)

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

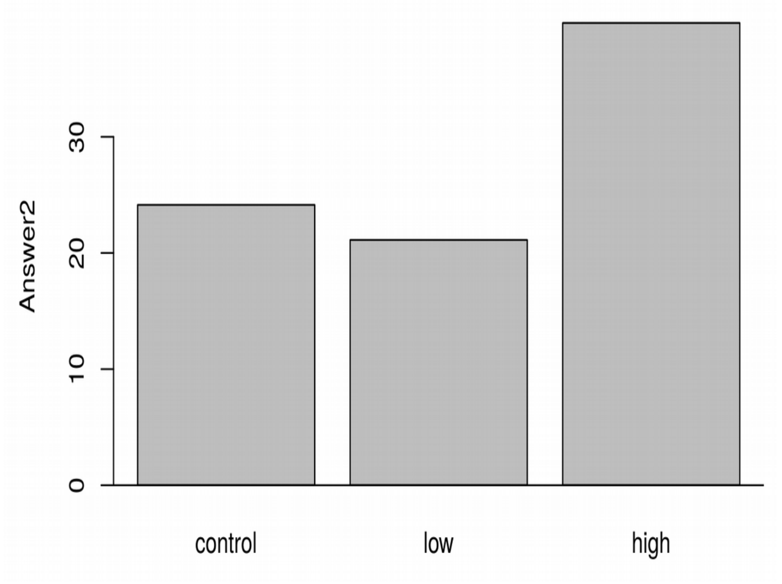
- Quando si hanno più di due categorie, si rappresentano le variabili mediante una serie di dummy variables

- 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

Coefficienti per le dummies

- Se usiamo queste variabili in una regressione…

$$Y = a + B_1 \cdot \begin{array}{c} \text{var1} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \end{array} + B_2 \cdot \begin{array}{c} \text{var2} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{array} \qquad \begin{array}{r} \text{Control} \\ \text{Low} \\ \text{High} \end{array}$$

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?

$$
Y = a + B_1 \cdot \overset{\text{var1}}{\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}} + B_2 \cdot \overset{\text{var2}}{\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}} \quad \begin{array}{r} \text{Control} \\ \text{Low} \\ \text{High} \end{array}
$$

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?

var1 var2

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

Control

Low

High

Cosa è il coefficiente B2?

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

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

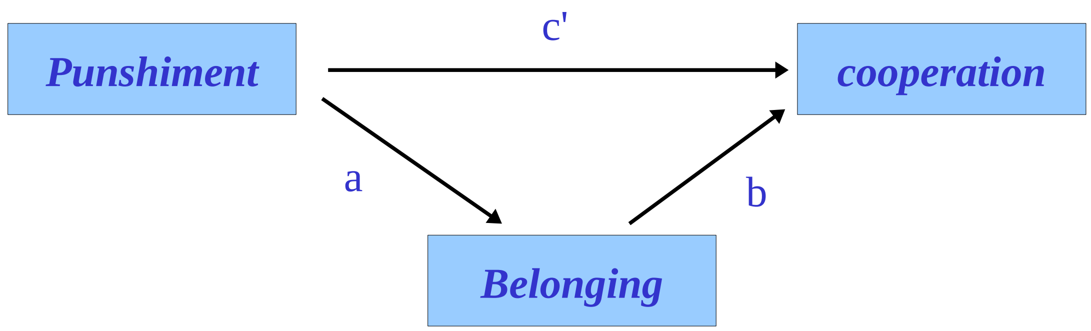
Differenza tra High e Control

Esempio

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

Modello logico

- Il modello logico sarebbe

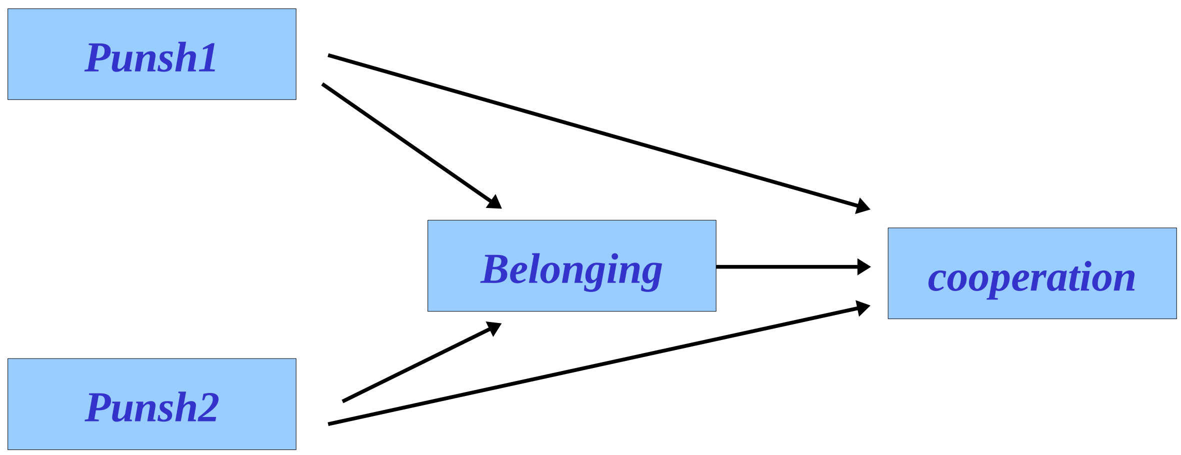


Modello Statistico

- Una variabile a tre gruppi viene rappresentata da due dummies

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

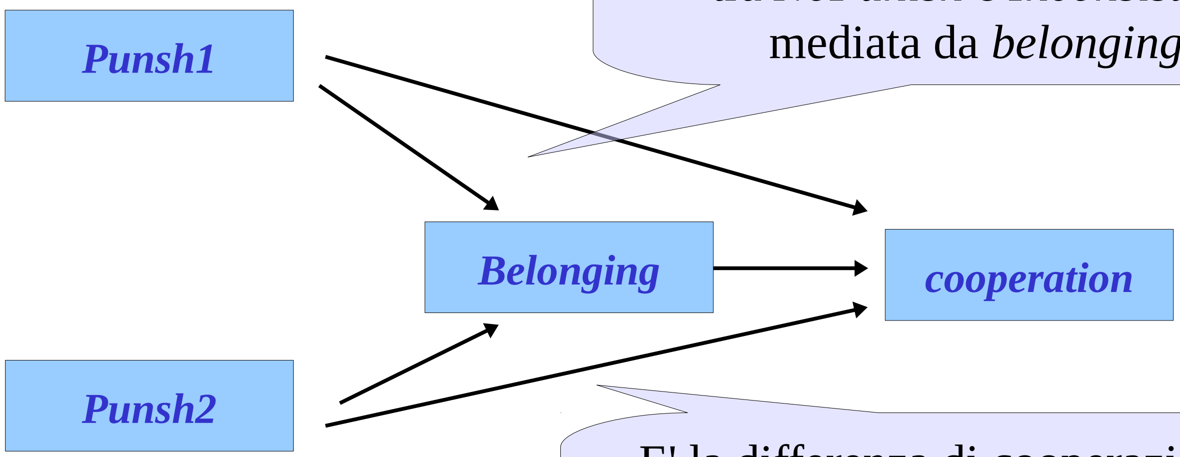
- E così sarà rappresentata nel modello di mediazione



Interpretazione

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

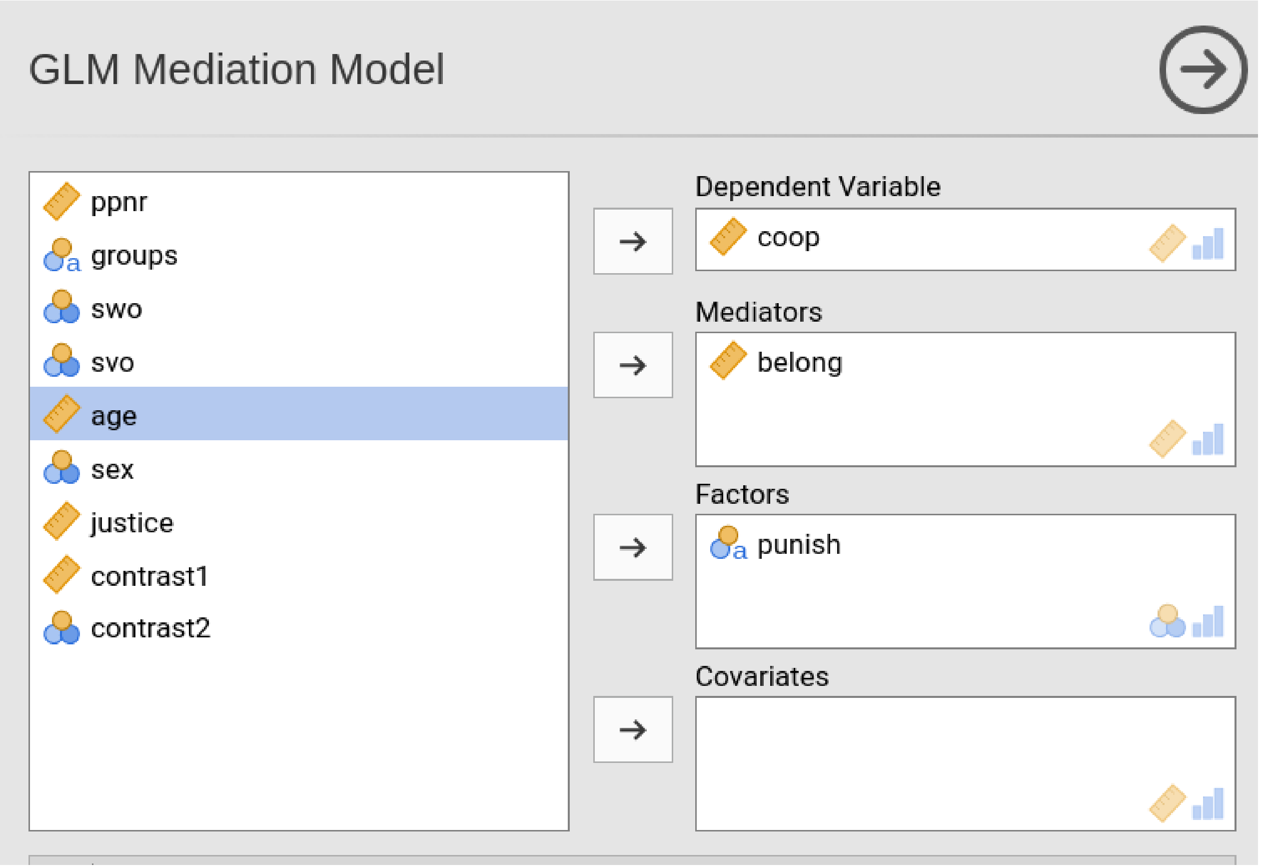
E' la differenza di cooperazione tra *NoPunish* e *Inconsistent* mediata da *belonging*



E' la differenza di cooperazione tra *NoPunish* e *Consistent* mediata da *belonging*

Stima: jAMM

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



Stima

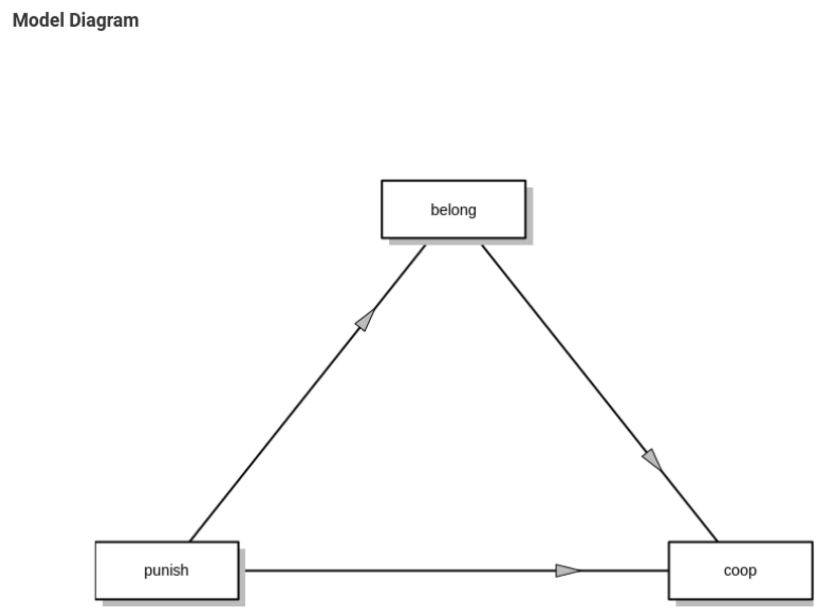
- Tabella informativa

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 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

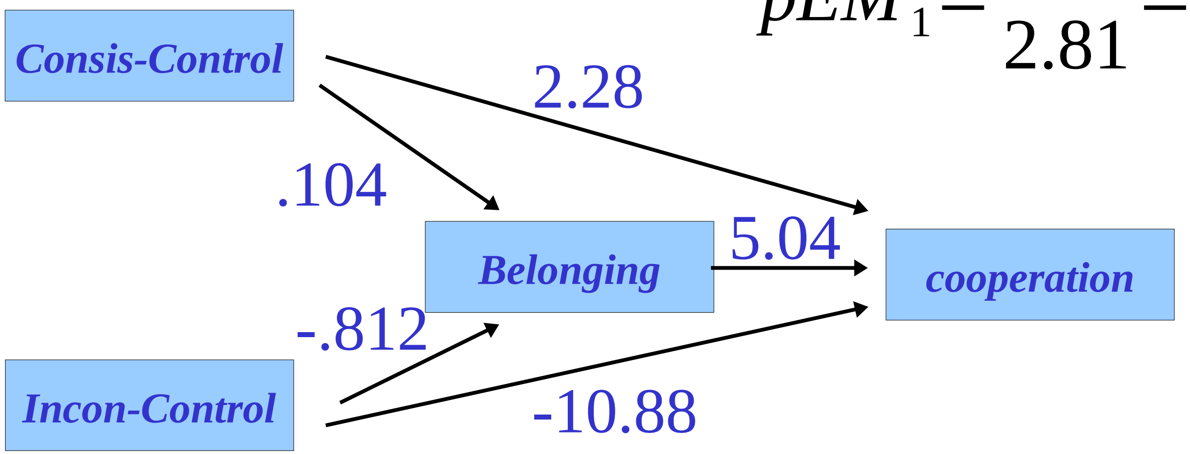
Type	Effect	Estimate	SE	95% C.I. (a) Lower	Upper	β	z	p
Indirect	punish1 ⇒ belong ⇒ coop	0.528	1.737	−2.877	3.932	0.0112	0.304	0.761
	punish2 ⇒ belong ⇒ coop	−4.102	2.015	−8.052	−0.153	−0.0864	−2.036	0.042
Component	punish1 ⇒ belong	0.105	0.343	−0.568	0.777	0.0320	0.305	0.761
	belong ⇒ coop	5.047	1.241	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

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



$$pEM_3 = \frac{-4.10}{-14.99} = .27$$

Morale

- E' dunque possibile stimare con semplicità anche modelli complessi che incorporano variabili indipendenti continue, categoriche, o entrambe