

Il modello lineare generale, misto e generalizzato

Introduzione

Marcello Gallucci
Università Milano-Bicocca

Preludio

Preludio

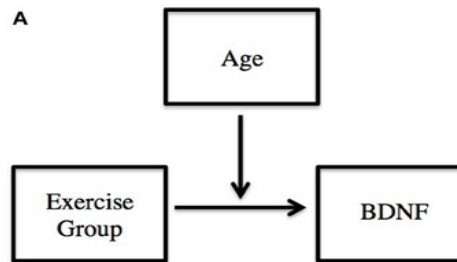
● Il corso ha come scopo di introdurre ed approfondire tre dei più importanti modelli statistici utilizzati in psicologia

- Il modello lineare generale (*regressione/anova*)
- Il modello lineare misto (*random coefficients models, multilevel models*)
- Il modello lineare generalizzato (*logistica, poisson, multinomiale*)

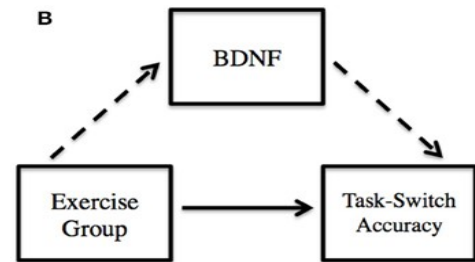
● Rivedremo insieme anche le caratteristiche di base di ognuno di questi modelli generali

Preludio

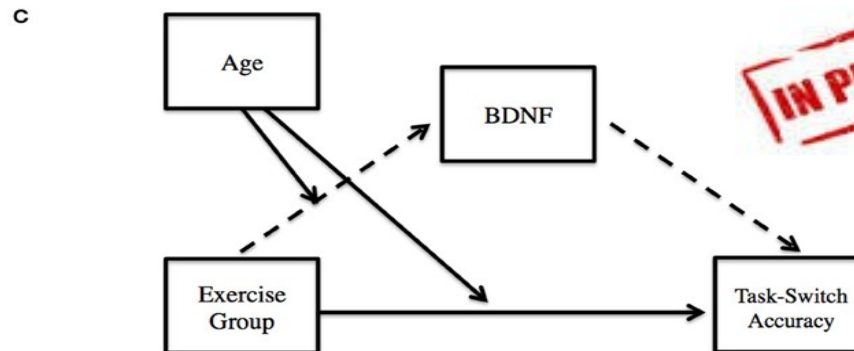
- Con particolare enfasi all'applicazione di tali modelli statistici nello studio della **mediazione** e della **moderazione**.



Moderation Model: Effect of exercise group on BDNF serum levels as a function of age



Mediation Model: Effect of exercise group on Task-Switch accuracy cost as a function of BDNF serum levels



Moderated Mediation Model: Mediating effect of BDNF serum levels on the effect of exercise group on Task-Switch accuracy cost as a function of age

Software

R

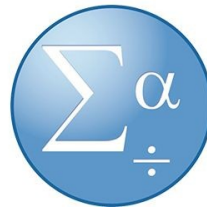


jamovi Stats.
Open.
Now.



SPSS

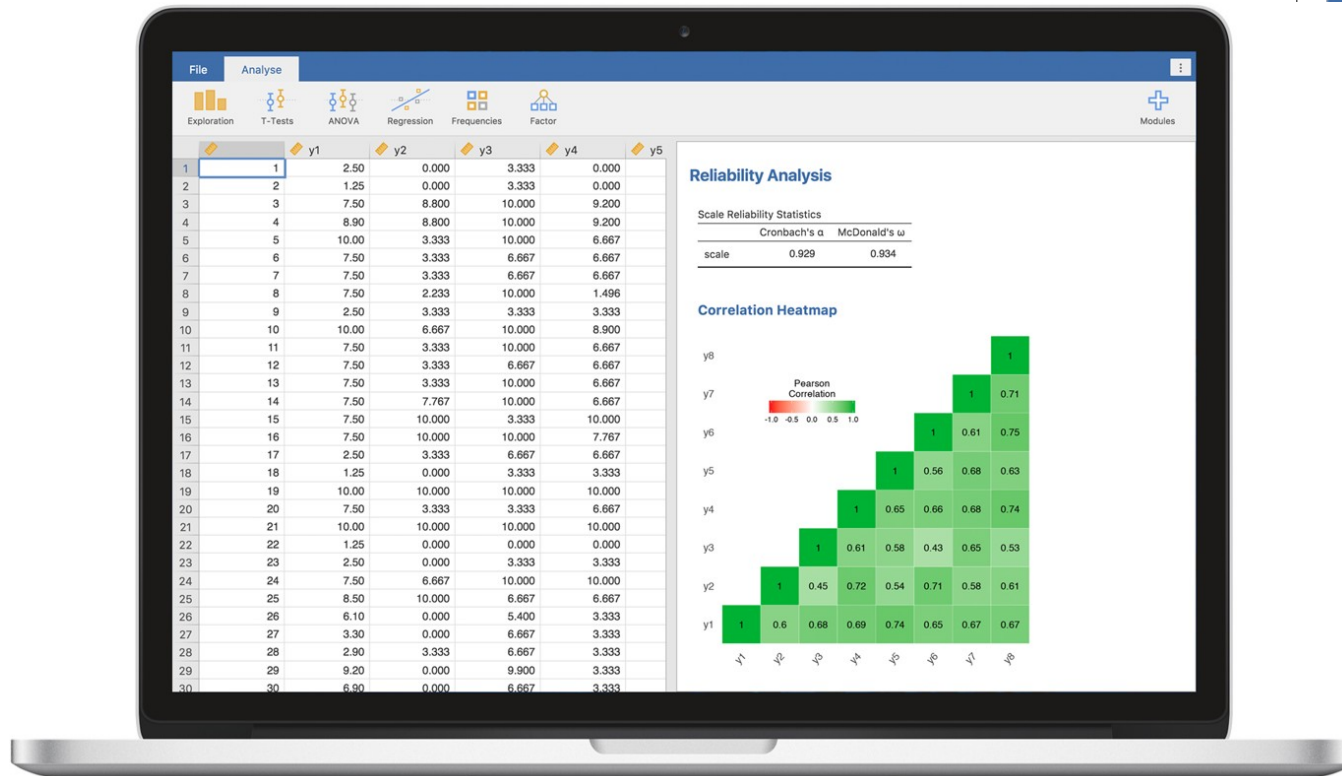
IBM®



jamovi

www.jamovi.org

iamovi Stats.
Open.
Now.



Dati e file

<https://github.com/mcfanda/binaries>

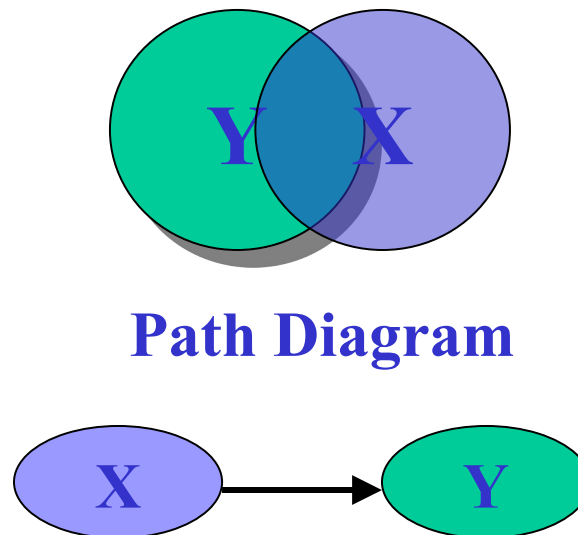
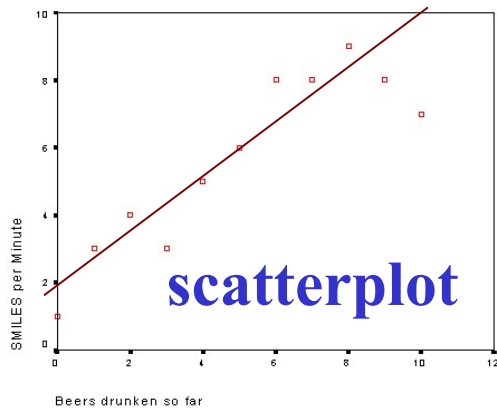
<https://github.com/mcfanda/binaries/Slides>

<https://github.com/mcfanda/binaries/data>

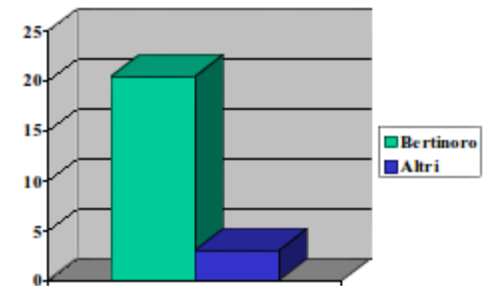
Introduzione

Introduzione

Un semplice **modello statistico** è una rappresentazione efficiente e compatta dei dati raccolti per descrivere un fenomeno empirico

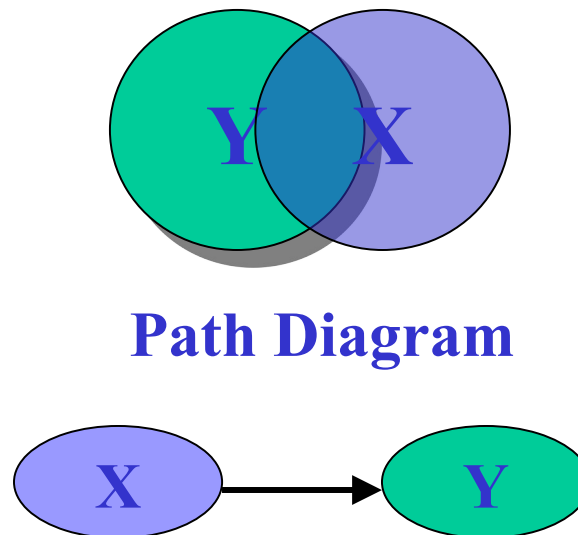
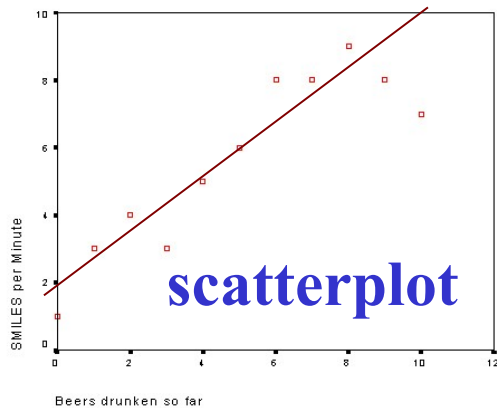


Differenze medie

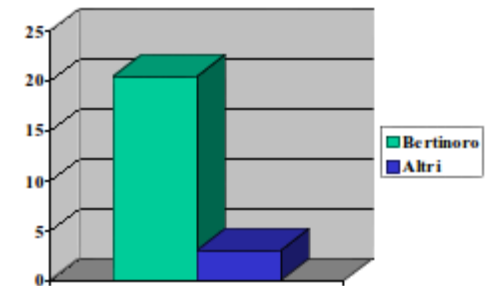


Introduzione

La maggior parte delle tecniche statistiche che conosciamo (e incontreremo) definiscono un **modello statistico** delle **relazioni** fra variabili di interesse



Differenze medie

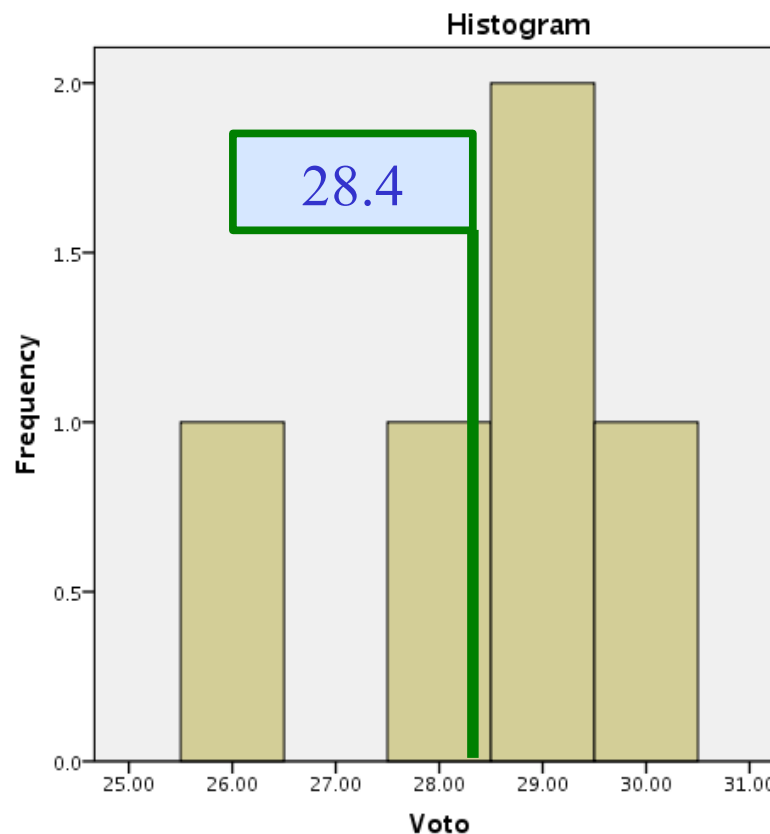


Esempio: la media

Q: “Come vanno gli studenti al mio corso?”

R: “Hanno una media del 28.4”

$$\frac{\sum_i X_i}{N} = \bar{X}$$

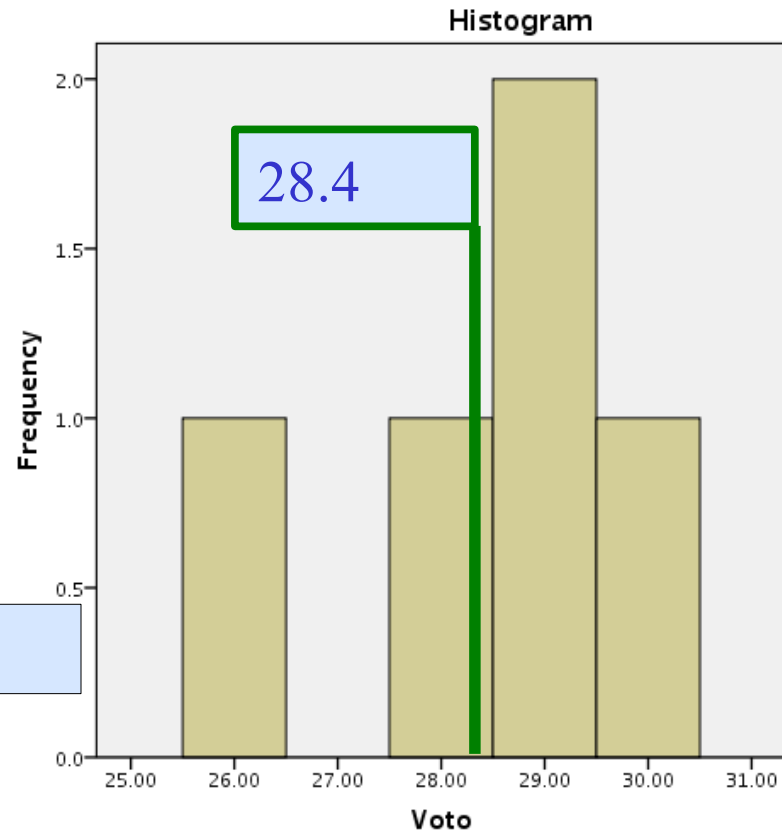


Introduzione

- Il modello statistico e la rappresentazione che ne facciamo serve (tra l'altro) a tre scopi:

- Descrizione efficiente e compatta
- Predizione del futuro
- Inferenza sulla popolazione

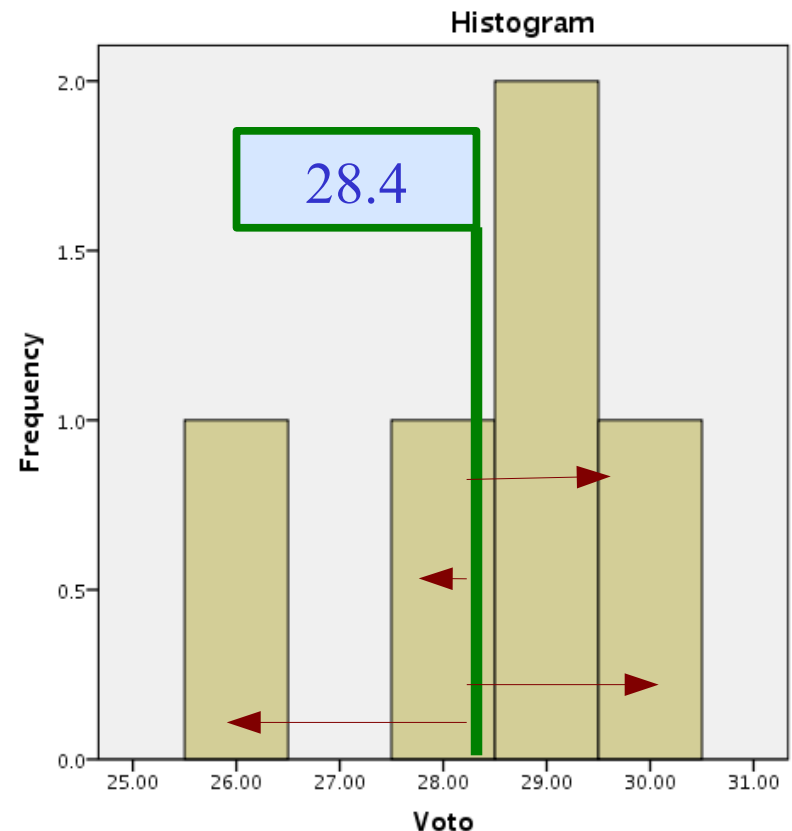
Cioè: comprensione del fenomeno



Errore di approssimazione

Come tutte le rappresentazioni compatte ed efficienti, anche quella statistica è una approssimazione dei dati rappresentati

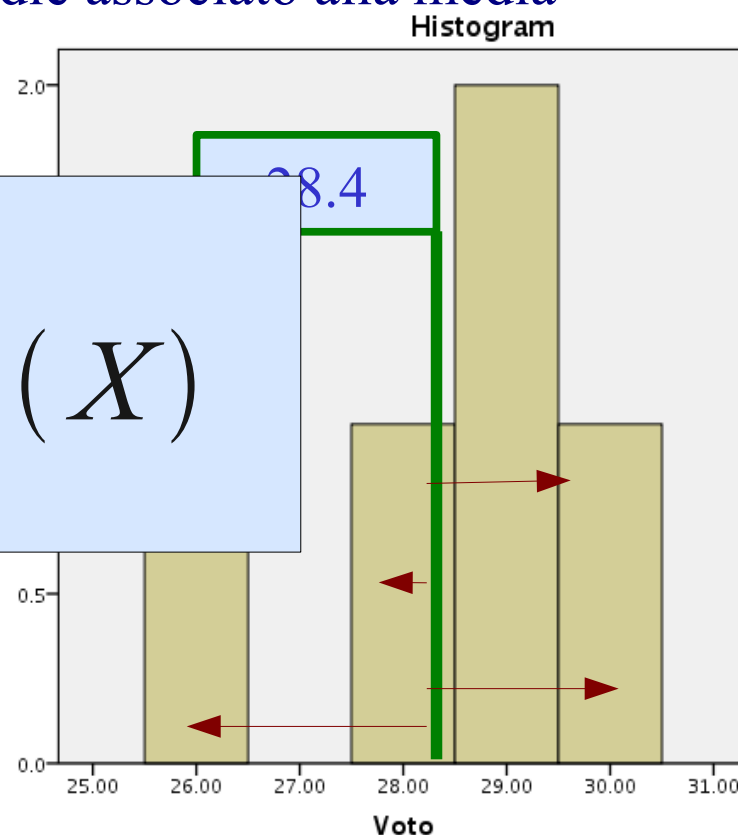
Se, per semplificare, diremo che la performance è di 28.4, mis-rappresenteremo alcuni dei voti effettivi



Errore di approssimazione

Calcolando questo errore per ogni caso (ogni studente), elevandolo al quadrato (sbagliare in più o in meno è uguale) e facendo la media per ogni caso, quantifichiamo l'errore medie associato alla media

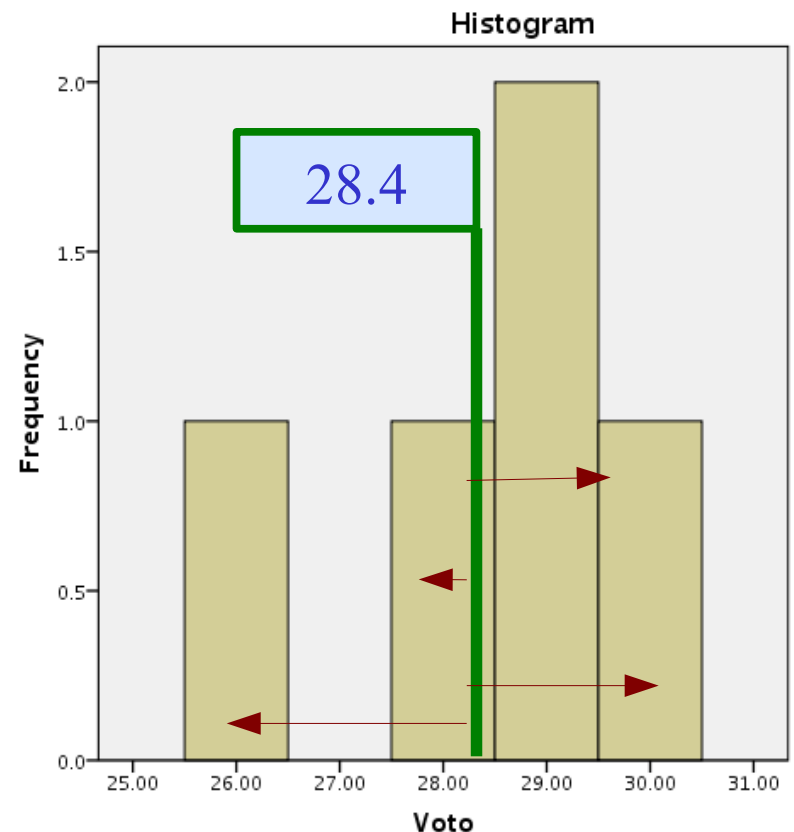
$$\frac{\sum_i (X_i - \bar{X})^2}{N - 1} = Var(X)$$



Inferenza statistica

Il modello statistico è associato ad una serie di test inferenziali che ci consentono di trarre conclusioni sulla popolazione di riferimento

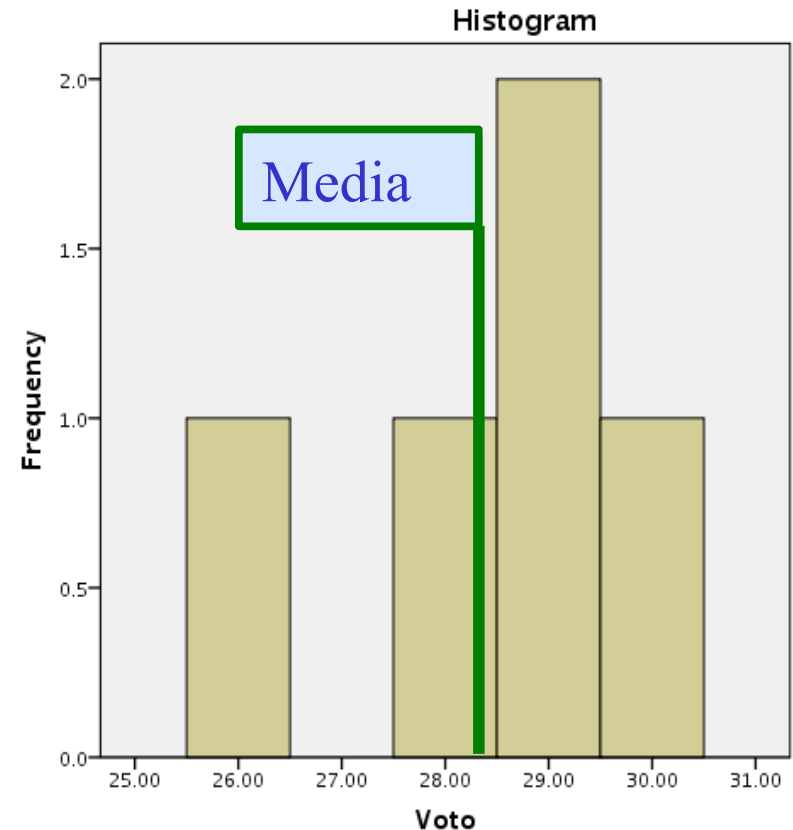
$$\frac{\bar{X} - \mu}{\sqrt{\frac{Var(X)}{N}}} = ttest$$



Modello statistico

Il modello statistico sarà una buona rappresentazione dei dati se:

- I parametri sono modellati correttamente
- Gli errori sono modellati correttamente
- La struttura dei dati è rispettata



Scegliere un modello statistico

Per costruire un corretto modello statistico dei nostri dati dobbiamo sapere una serie di cose:

- Cosa ci serve il modello (lo scopo dell'analisi)
- Che tipo di variabili abbiamo
- Che tipo di relazioni vogliamo studiare
- Quali sono le unità di misurazioni dei dati
- Come sono strutturati i nostri dati

Scegliere un modello statistico

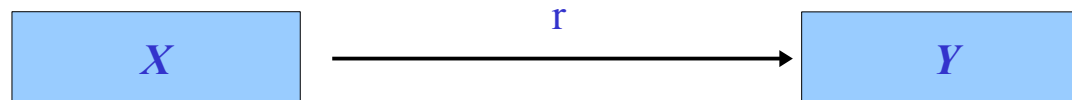
Per costruire un corretto modello statistico dei nostri dati dobbiamo sapere una serie di cose:

- Cosa ci serve il modello (lo scopo dell'analisi)
- Che tipo di variabili abbiamo
- **Che tipo di relazioni vogliamo studiare**
- Quali sono le unità di misurazioni dei dati
- Come sono strutturati i nostri dati

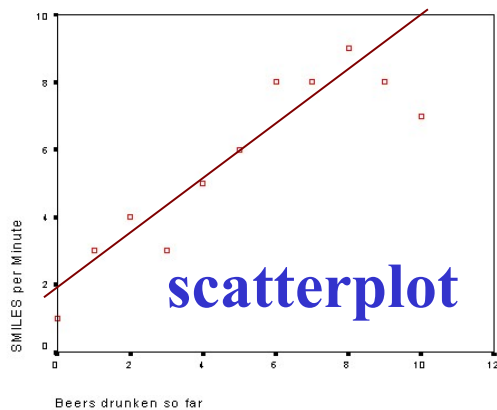
Struttura delle relazioni

- La relazione più semplice che conosciamo è la correlazione fra due variabili

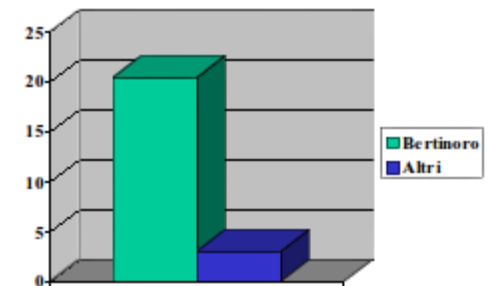
Modello 1



- In cui la X può essere o continua o categorica



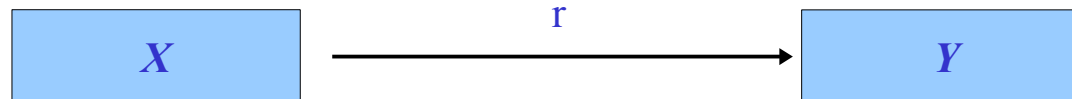
Differenze medie



Struttura delle relazioni

- Una relazione semplice tra X e Y indica che

Modello 1

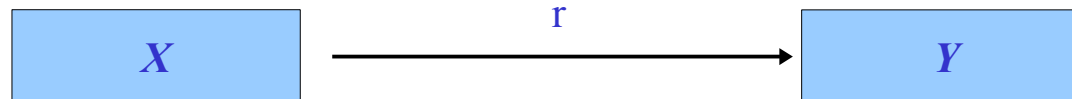


- Le due variabili si muovono insieme: al cambiare dei valori di X cambiano (in media) i valori di Y
- X è un predittore di Y : sapendo i valori di X possiamo stimare i valori di Y
- X ha un effetto su Y : modificando i valori di X possiamo modificare i valori di Y (*)

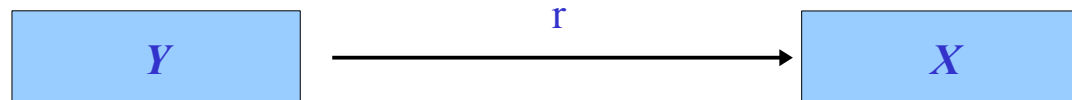
Struttura causale delle relazioni

- X ha un effetto su Y: modificando i valori di X possiamo modificare i valori di Y (*)

Modello 1



Modello 1b

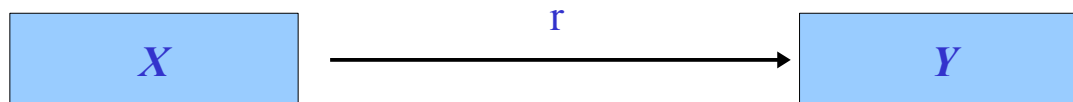


- Una relazione statistica **non prova mai una relazione causale**: l'ipotesi causale va giustificata con:

- Metodo sperimentale
- Metodi temporali (longitudinali)
- Teoria

Struttura delle relazioni

- Le relazioni possibili diventano più interessanti strutturalmente quando siamo in presenza di tre o più variabili

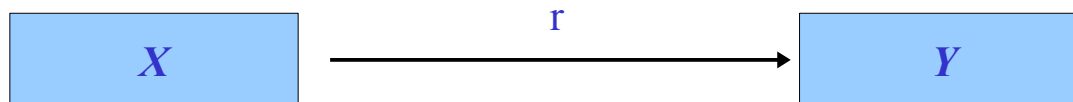


- Una terza variabile può intervenire in vari modi nella relazione tra una variabile indipendente (IV) ed una dipendente (DV)



Mediazione e Moderazione

- L'analisi della **mediazione** e della **moderazione** servono a comprendere come una (o più) terze variabili intervengono nella relazione tra due (o più) variabili.

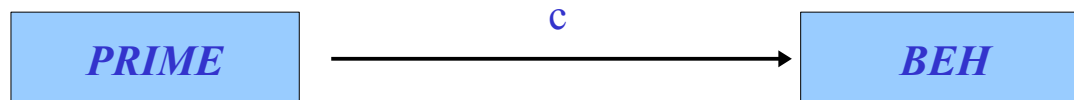


- Attengono cioè allo studio della struttura delle relazioni: come le relazioni tra X e Y sono influenzate da Z



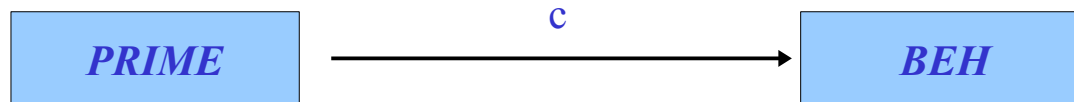
Esempio

- 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
- L'ipotesi iniziale è che il prime “morality” induca maggiore cooperatività



Capire meglio gli effetti

- Supponiamo di aver trovato una relazione tra PRIME e BEH.

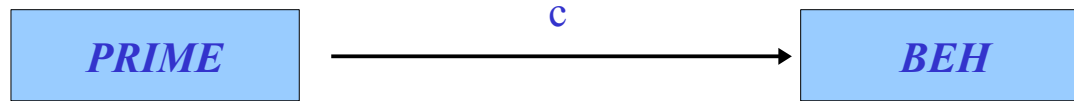


- L'analisi (logica per ora) della mediazione e della moderazione ci aiutano a capire meglio questa relazione grazie all'intervento di altre variabili, cioè EXP (aspettative di cooperazione) e SVO (il tratto di cooperatività)

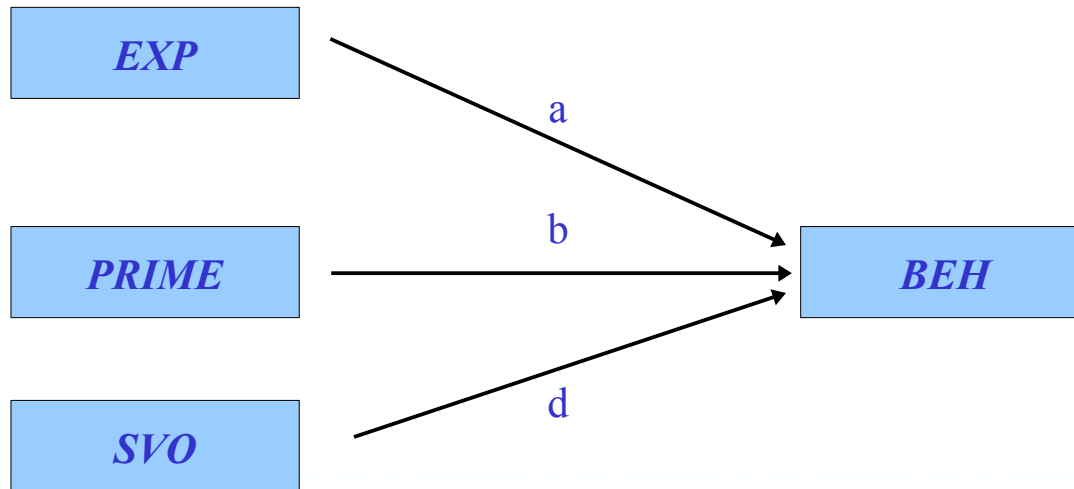


Esempio

- Una possibilità è studiare la relazione tra le nostre variabili nel **contesto** di altre variabili predittrici

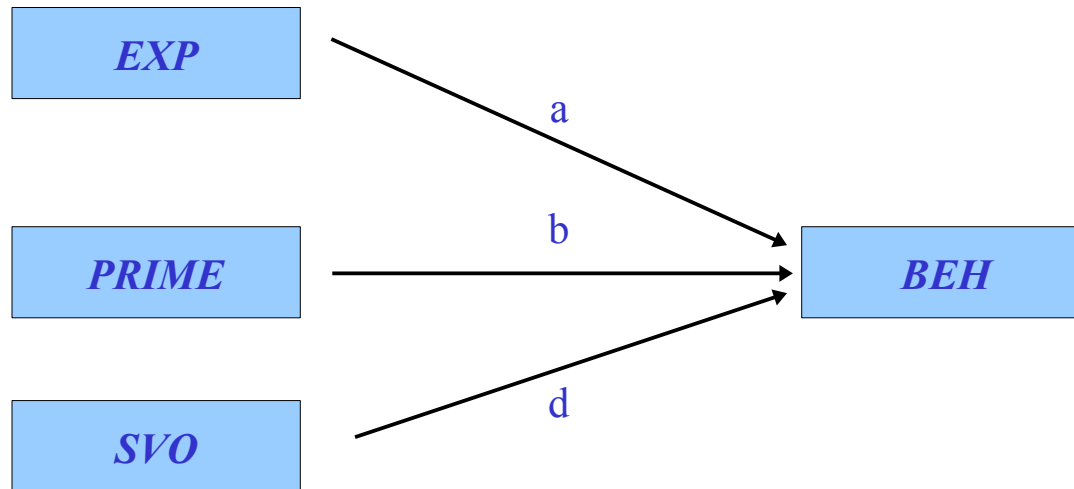


- E domandarci se e come le variabili indipendenti predicono/spiegano la dipendente **al netto degli effetti delle altre**



Modelli multipli

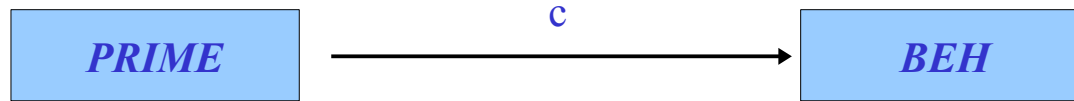
- In un **modello lineare multiplo** esaminiamo e stimiamo gli effetti di due o più variabili indipendenti, ogni effetto **al netto degli effetti** delle altre variabili



- Ogni variabile indipendente è una **covariata** allo stesso livello delle altre variabili indipendenti

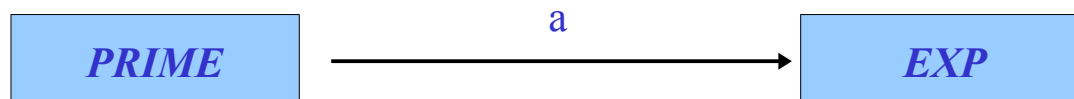
Esempio

- Supponiamo di aver trovato una relazione tra PRIME e BEH (comportamento cooperativo).



- Possiamo domandarci *perché* PRIME abbia un effetto su BEH

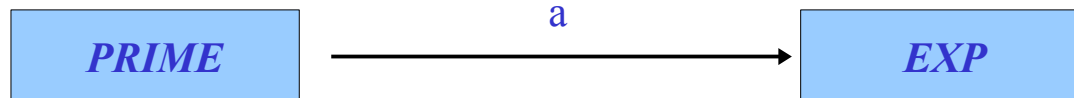
- Possiamo ipotizzare che coloro che sono *primed* con morality sviluppino delle aspettative più alte di cooperazione dell'altro rispetto a chi è *primed* con “might”



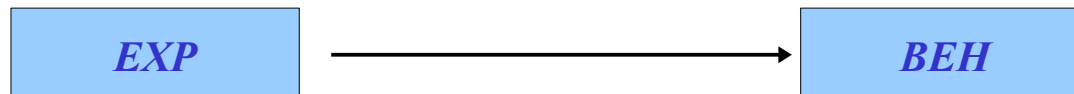
Quesito sul perchè

● Possiamo domandarci *perché* PRIME abbia un effetto su BEH

- Possiamo ipotizzare che coloro che sono *primed* con morality sviluppino delle aspettative più alte di cooperazione dell'altro rispetto a chi è *primed* con “might”

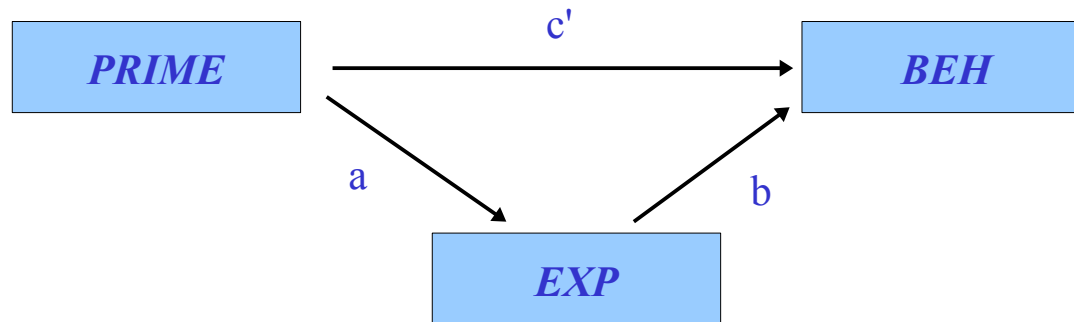


- E che avere delle aspettative di maggior cooperazione dell'altro porti a maggiore cooperazione nel partecipante



Esempio

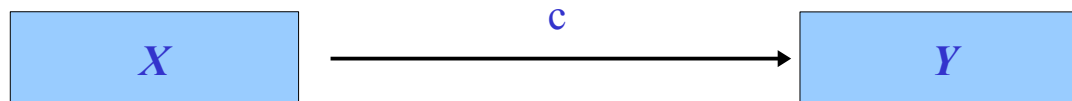
- E dunque, uno dei motivi per cui PRIME ha un effetto sul comportamento (BEH), è che PRIME aumenta le aspettative (EXP), e le aspettative aumentano la cooperazione (BEH)



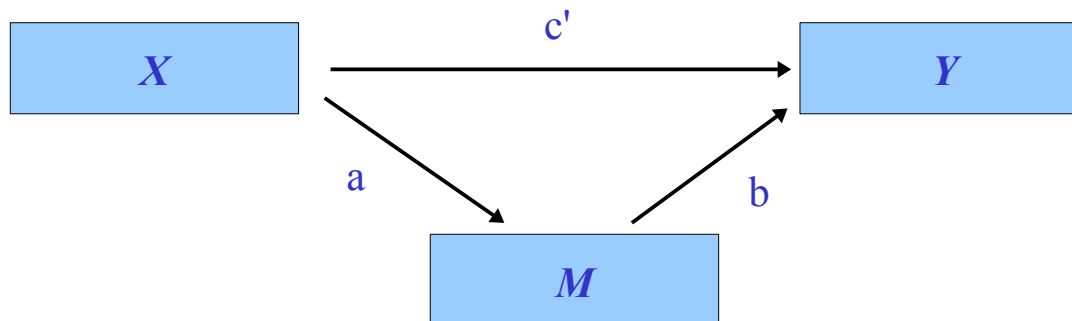
In generale

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

Modello 1



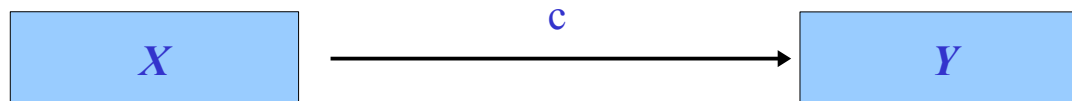
Modello 2



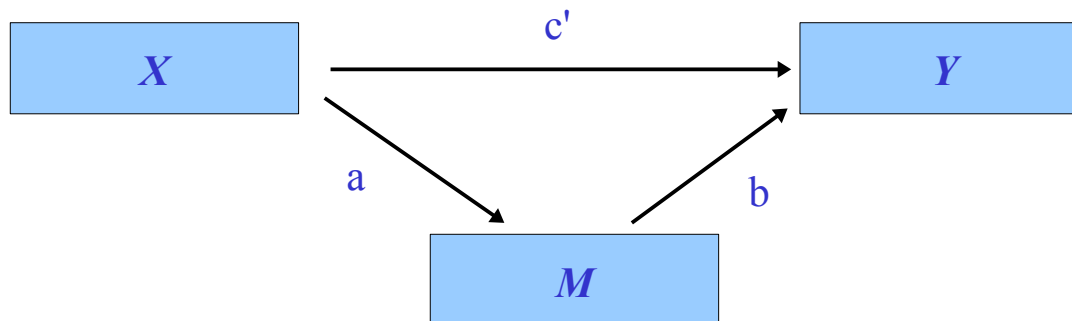
Modello di mediazione

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

Modello 1



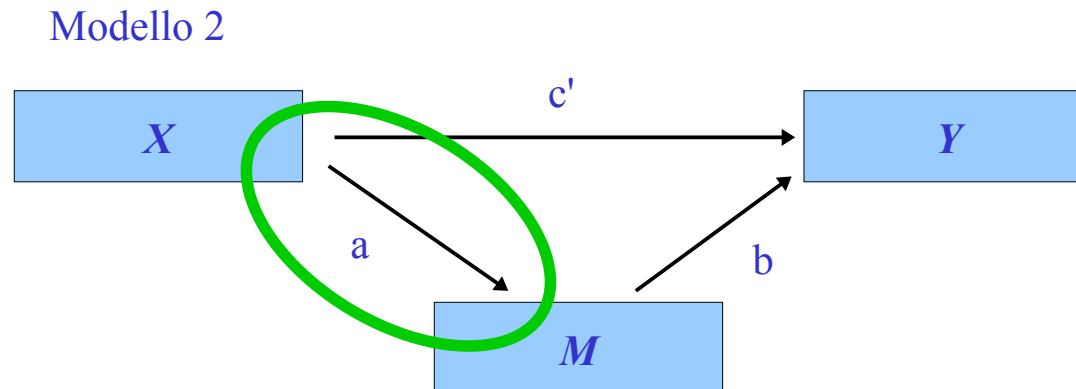
Modello 2



Caratteristiche del mediatore

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

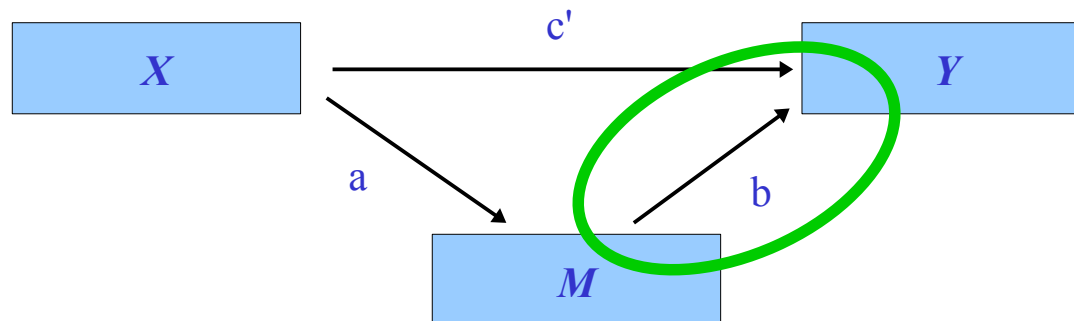
- **M deve poter essere causata (o almeno dipendere logicamente) da X**
Le aspettative devono poter essere influenzate dal prime



Caratteristiche del mediatore

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

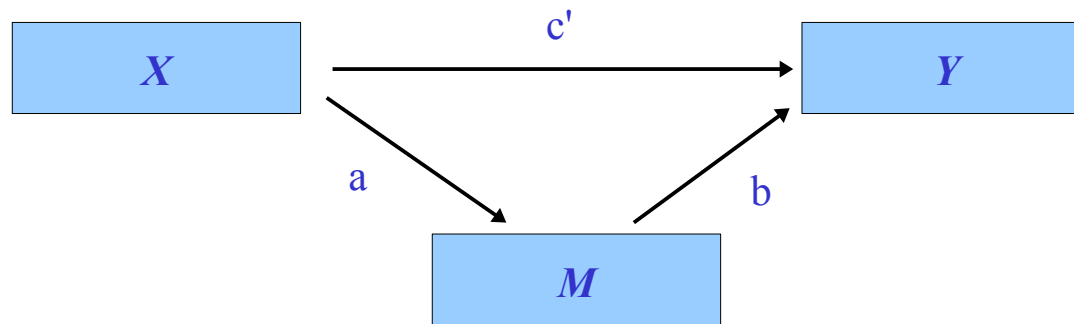
- **M deve poter causare (o almeno modificare logicamente) Y**
Le aspettative devono poter far cambiare il comportamento
 - **M deve poter causare Y indipendentemente da X**
Le aspettative devono poter far cambiare il comportamento anche in assenza di prime
- Modello 2



Mediazione

- Se queste caratteristiche sono rispettate (per ora solo logicamente), siamo in presenza di una variabile mediatore, e dunque di un valido modello di mediazione

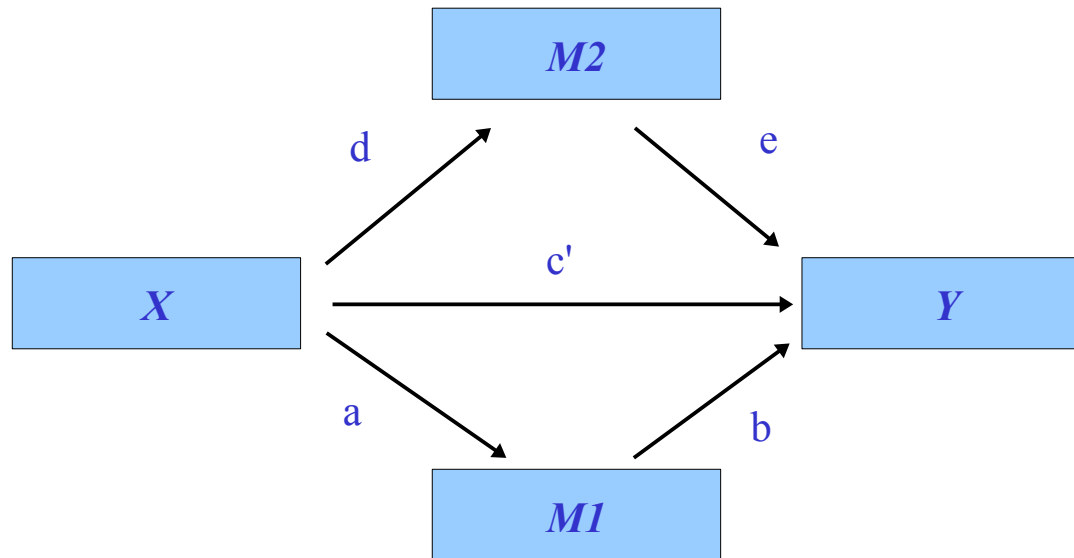
Modello 2



- L'effetto di mediazione sarà quella parte dell'effetto di X su Y che passa per M , cioè che è portato da X ad Y attraverso M

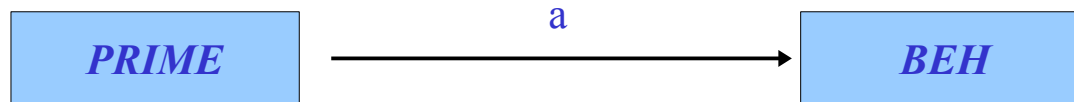
Path analysis

- Il modello logico di mediazione può essere ovviamente esteso a più variabili, dando luogo ad un modello di **path analysis**

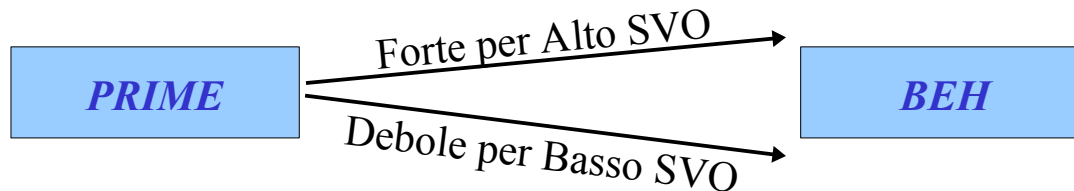


Quesito sul “chi”

- Possiamo anche domandarci *per chi, o in quali condizioni*, PRIME abbia un effetto su BEH



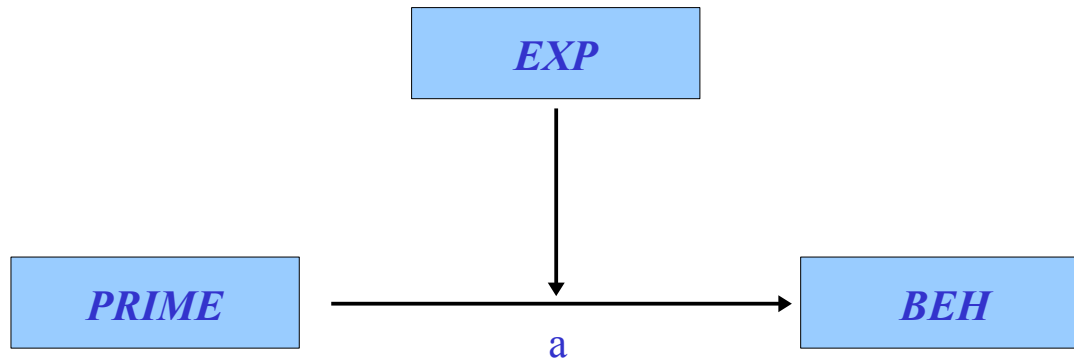
- Possiamo ipotizzare che l'effetto di PRIME non sia uguale per tutti, ma che sia più o meno forte a seconda del tratto di cooperatività
- Ad esempio che l'effetto di PRIME sia più forte se si è cooperativi di proprio, e più debole se si è individualisti.



Moderazione

- Cioè ipotizziamo che l'effetto di PRIME su EXP non sia uguale per tutti, ma la sua intensità cambi (e.g. cresca) al variare di SVO
- Ipotizziamo che l'effetto di X su Y varia per diversi livelli di M

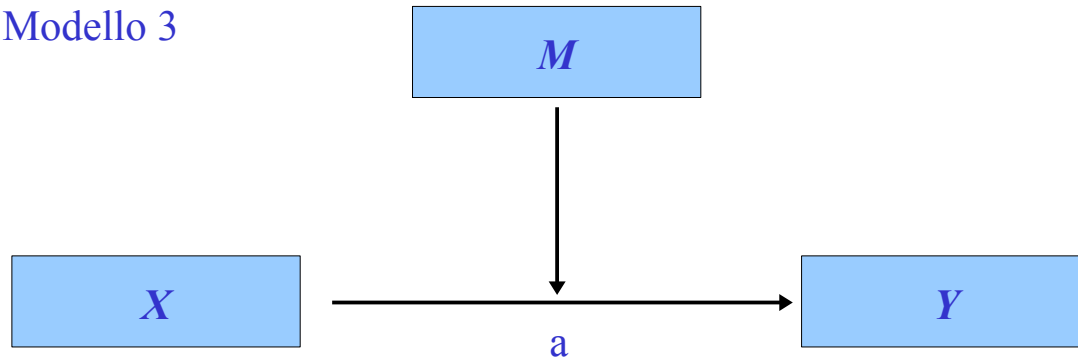
Modello 3



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

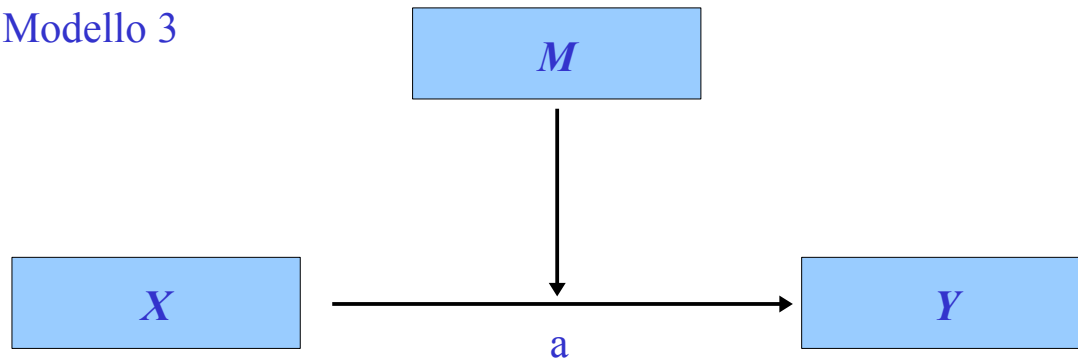


Caratteristiche del moderatore

● Il modello (logico) di moderazione regge se la variabile moderatore possiede alcune caratteristiche:

- **M deve poter cambiare l'intensità dell'effetto tra X e Y**
SVO descrive persone differenti che possono essere più o meno sensibili al PRIME
- **M non è generalmente causato da X**
SVO è un tratto e non dipende dal prime ricevuto

Modello 3



Modello Multiplo vs Mediazione vs Moderazione

- I tre modelli teorici sono molto differenti e rispondono a domande diverse

Covariata

Risponde alla domanda:
“al netto di ...”

I predittori sono tutti
allo stesso livello

Ogni effetto è calcolato
covariando gli altri

Mediatore

Risponde alla domanda:
“perchè”

Può essere causato da X

Non modifica l'effetto,
lo assorbe e lo trasferisce

Moderatore

Risponde alla domanda:
“chi”,
“in quali condizioni”

E' indipendente da X

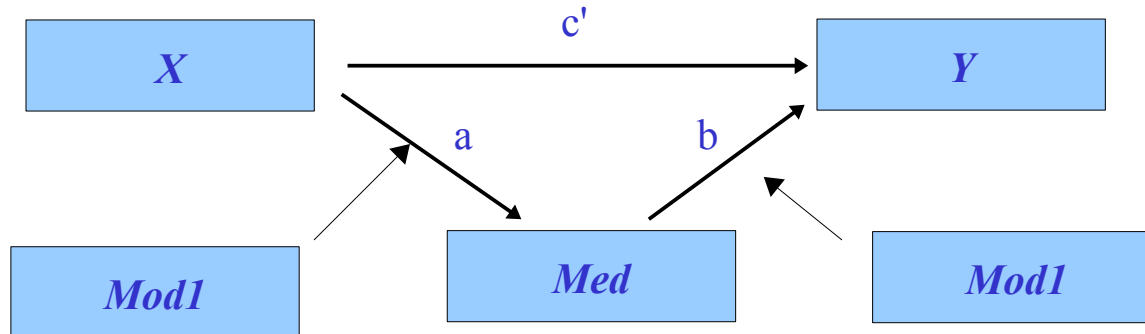
Modifica l'effetto

Mediazione e Moderazione

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

Mediazione condizionale o moderata

Modello 4



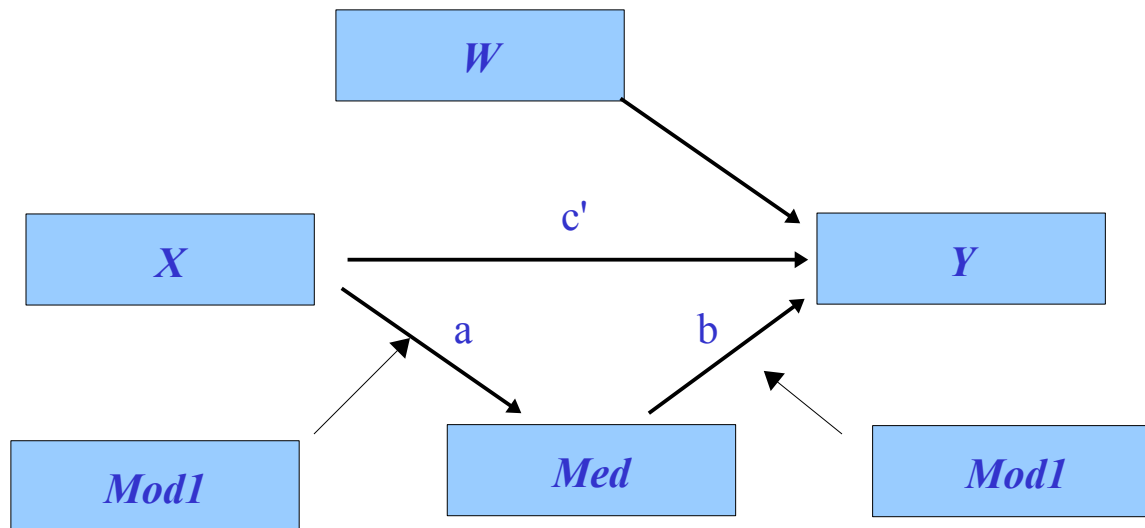
- Cioè alcuni effetti inerenti al modello di mediazione sono condizionali ai livelli di un'altra variabile moderatore. Il modello di mediazione cambia per diversi livelli del moderatore (i)

Mediazione e Moderazione

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

Mediazione condizionale o moderata con covariate

Modello 5



- Cioè alcuni effetti inerenti al modello di mediazione sono condizionali ai livelli di un'altra variabile moderatore. Il modello di mediazione cambia per diversi livelli del moderatore (i)

Applicazione ai Modelli Statistici Generali

Applicazione

- I modelli multipli, di mediazione e moderazione si possono stimare statisticamente mediante qualunque tipo di modello statistico **che quantifichi la relazione tra variabili mediante un coefficiente numerico**
 - Quale modello statistico utilizzare dipende dal **tipo di variabili** del disegno di ricerca (continue, categoriche) ed il **tipo di disegno di ricerca** (cross-sectional, longitudinale, a misure ripetute)
- Il modello lineare generale (*regressione/anova*)
 - Il modello lineare misto (*random coefficients models*)
 - Il modello lineare generalizzato (*logistica, poisson, multinomiale*)

GLM

- La maggior parte delle tecniche più usate (almeno in psicologia), come Regressione, correlazione, ANOVA, sottostanno ad un unico modello lineare generale

Modello Lineare Generale

$$y_i = a + b_1 \cdot x_{1i} + b_2 \cdot x_{2i} + \dots + b_k \cdot x_{ki} + e_i$$

**Variabile
dipendente**

Variabili indipendenti

Errore

Modello Lineare Generale

vantaggi

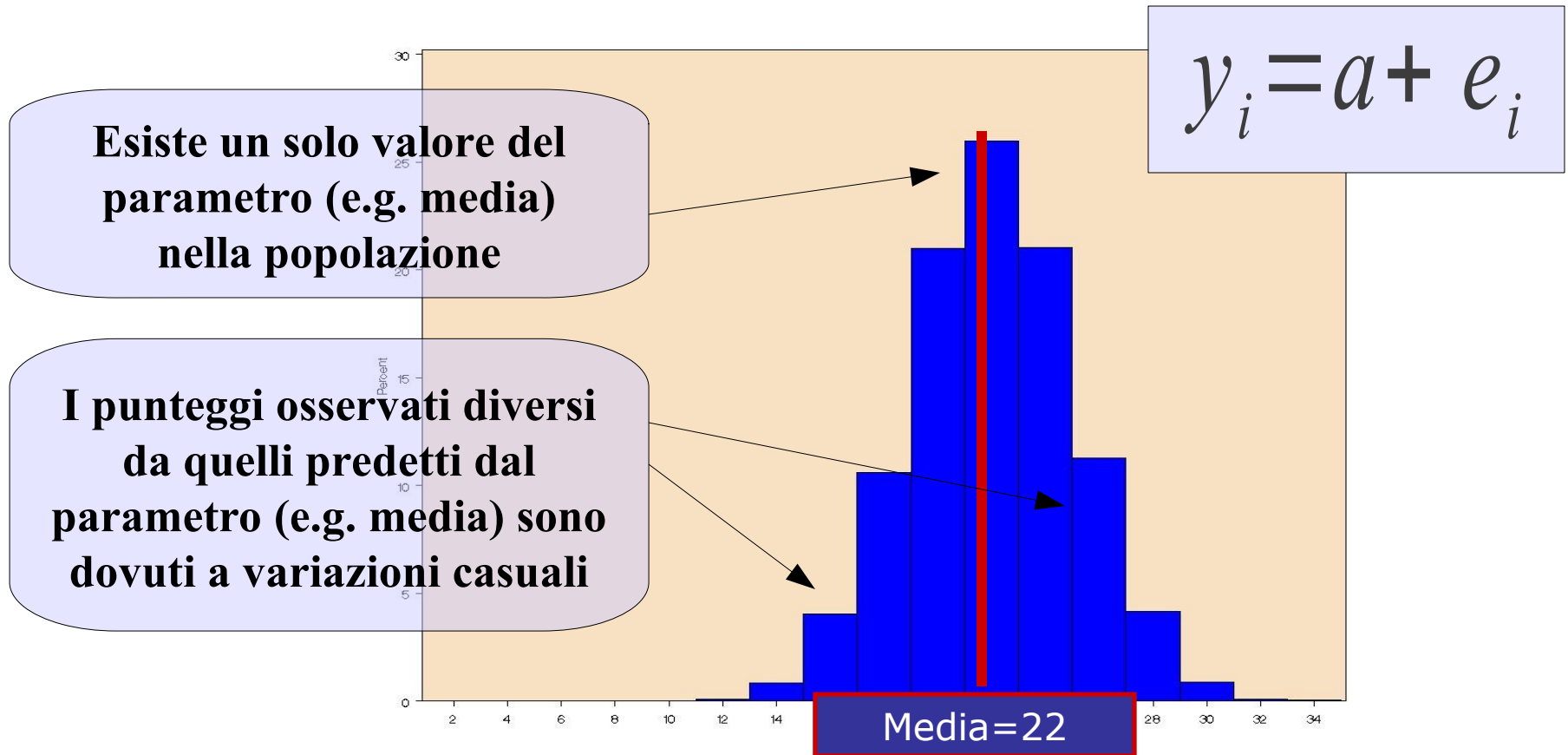
- Consente di stimare le relazioni fra due o più variabili
- Si applica ad una ampio spettro di tipi di dati
- Consente di stimare vari tipi di effetti

svantaggi

- Assume una struttura dei dati molto semplice
- Non consente di modellare una ampia serie di relazioni e dipendenza tra unità di misurazione

Assunzioni GLM

Modello Lineare Generale



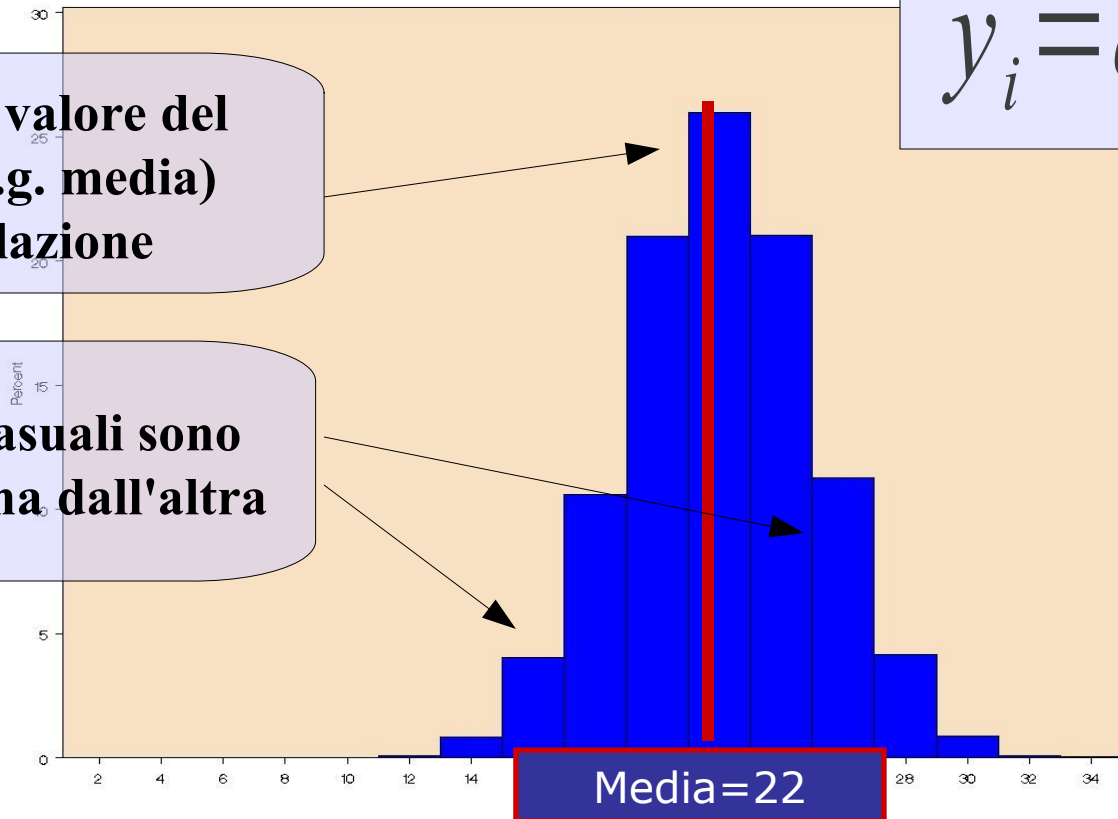
Assunzioni GLM

Modello Lineare Generale

Esiste un solo valore del parametro (e.g. media) nella popolazione

Le variazioni casuali sono indipendenti l'una dall'altra

$$y_i = a + e_i$$



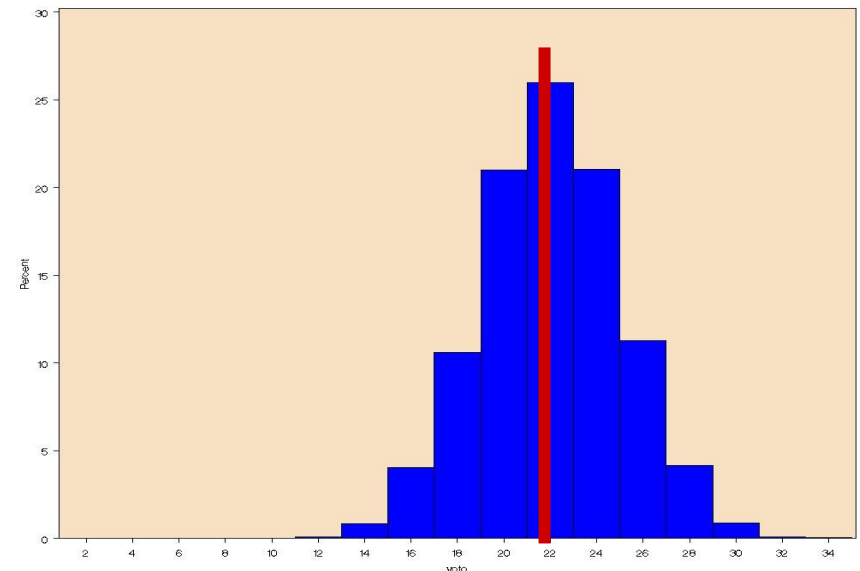
Assunzioni GLM

Modello Lineare Generale

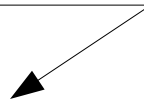
Il valore stimato della popolazione si definisce
FISSO (fixed parameter)



$$y_i = a + e_i$$
$$\text{corr}(e_i, e_j) = 0$$

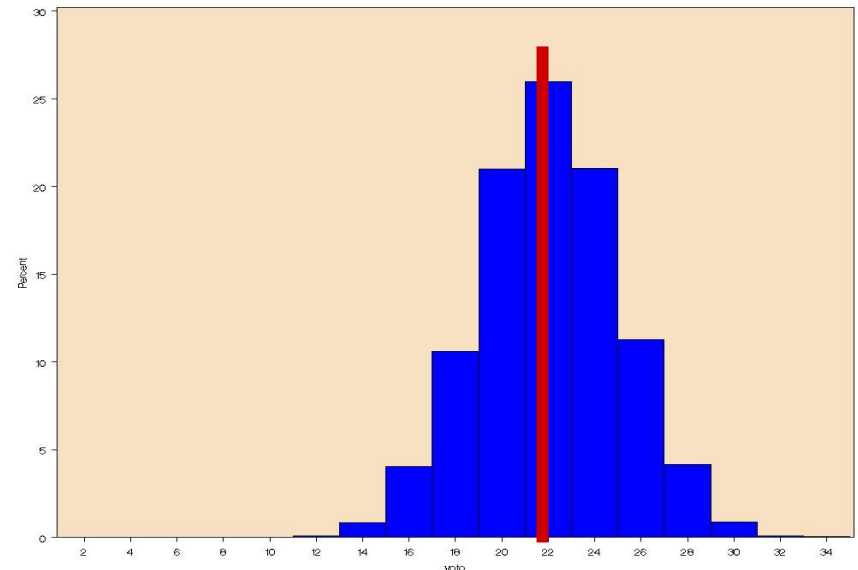


Le variazioni casuali sono
indipendenti l'una dall'altra



Assunzioni GLM

Modello Lineare Generale



$$y_i = a + e_i$$
$$e_i \sim N(0, \sigma^2)$$

I residui del modello sono distribuiti normalmente

Generalizzazioni

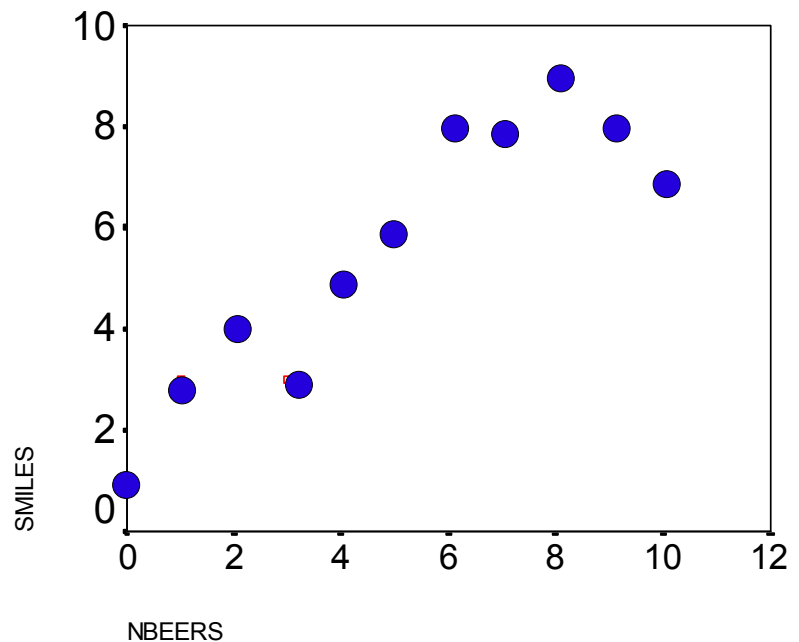
- Useremo il **Modello Lineare Misto** (*random coefficients models*) quando le assunzioni di **unicità degli effetti** e l'indipendenza dei residui non è rispettata (misure ripetute, dati clusterizzati)
- Useremo il **Modello Lineare Generalizzato** quando le assunzioni di normalità dei residui non può essere rispettata (variabili dipendenti categoriche)

Il modello di regressione

Concetti fondamentali

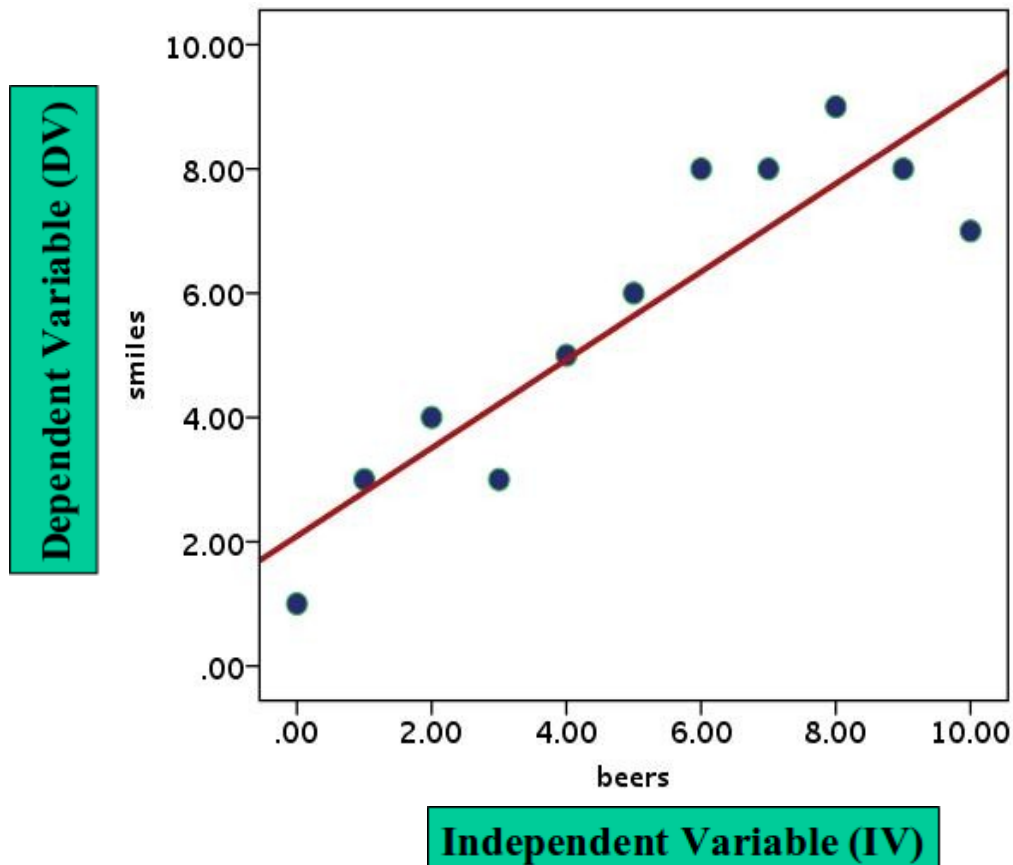
- Consideriamo ora questa ipotetica ricerca: siamo andati in un pub ed abbiamo contato quanti sorrisi le persone ai tavoli producevano (ogni 10 minuti) e quante birre avevano bevuto fino a quel momento

Birre	Sorrisi
0	1
1	3
2	4
3	3
4	5
5	6
6	8
7	8
8	9
9	8
10	7



Concetti fondamentali

- Lo scopo della retta di regressione è di rappresentare la relazione lineare tra la variabile indipendente e la dipendente



Nel caso più semplice, abbiamo una retta semplice

$$\hat{y}_i = a + b \cdot x_i$$

Concetti fondamentali

La retta può essere descritta mediante due coefficienti: il termine costante ed il coefficiente angolare (slope)

The diagram shows the linear regression equation $\hat{y}_i = a + b \cdot x_i$ centered on the slide. Two light blue rounded rectangular boxes with black outlines provide labels for the coefficients. An arrow points from the box labeled 'Termine costante (o intercetta)' to the variable a in the equation. Another arrow points from the box labeled 'Coefficiente B (o slope)' to the variable b in the equation.

$$\hat{y}_i = a + b \cdot x_i$$

Termine costante
(o intercetta)

Coefficiente B
(o slope)

Concetti fondamentali

Nel nostro esempio...usando SPSS

Termine costante
(o intercetta)

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	2.091	.684		3.057	.014
	NBEERS	.709	.116	.898	6.132	.000

a. Dependent Variable: SMILES

$$\hat{y}_i = a + b \cdot x_i$$

Coefficiente B
(o slope)

Concetti fondamentali

Nel nostro esempio... in R

Termine costante
(o intercetta)

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   2.0909     0.6841   3.057 0.013647 *
## beers         0.7091     0.1156   6.132 0.000172 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

$$\hat{y}_i = a + b \cdot x_i$$

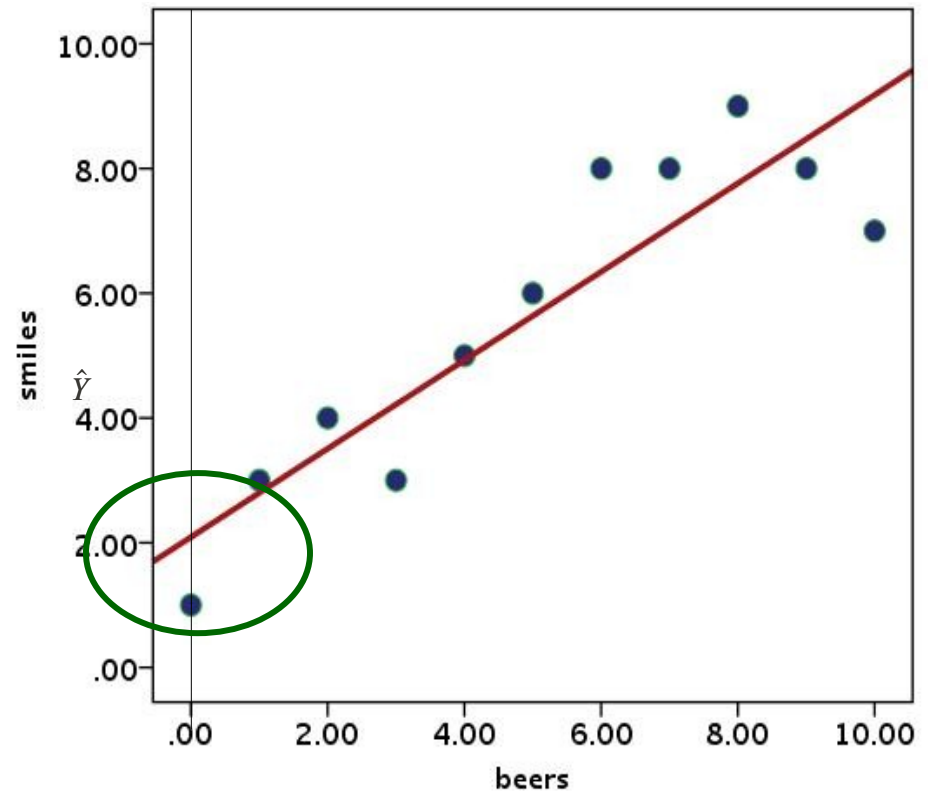
Coefficiente B
(o slope)

Costante o intercetta

a l'intercetta della retta: indica il valore atteso (medio) della VD per la VI=0

$$\hat{y} = a + b \cdot 0$$

Quando un partecipante ha bevuto zero birre, mostra (in media) 2.09 sorrisi

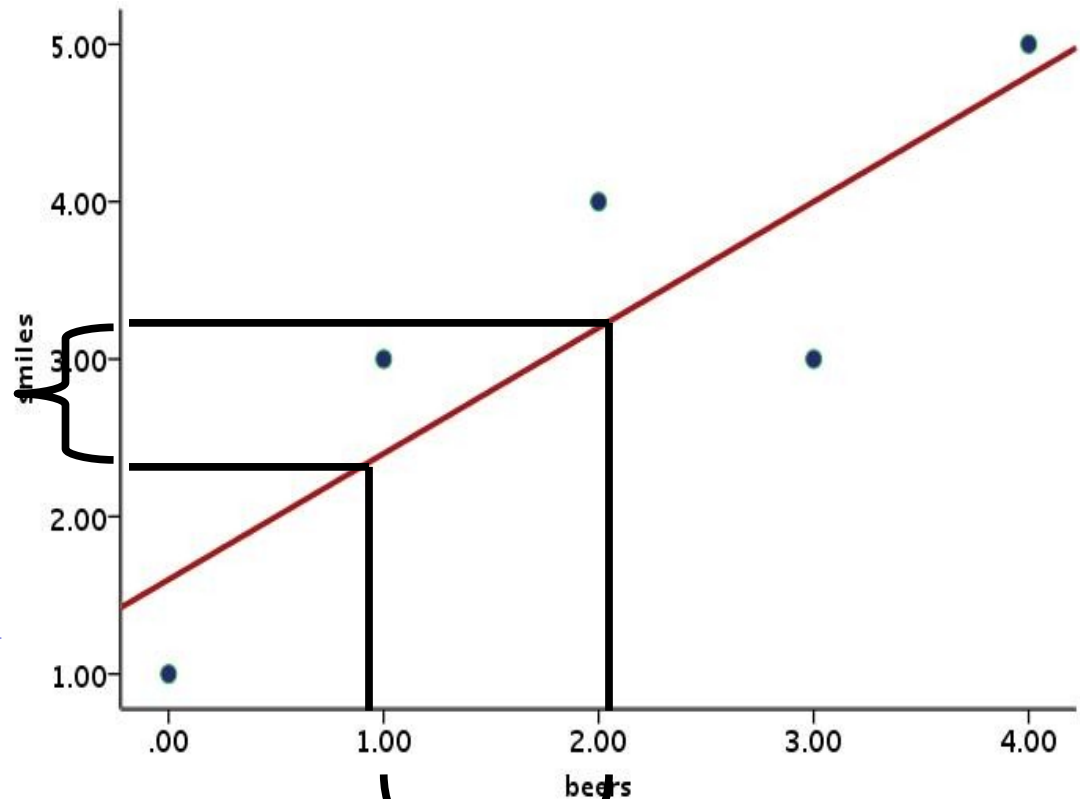


Coefficiente di regressione

B è il coefficiente angolare della retta: indica il cambiamento atteso nella VD al variare di una unità della VI

I sorrisi aumentano di B unità

Per ogni birra che si beve, i sorrisi aumentano in media di .709 unità



Per una unità in più della VI: una birra in più

Test inferenziale

I coefficienti vengono testati per la loro significatività statistica mediante il t-test **t test**

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   2.0909     0.6841    3.057 0.013647 *
## beers         0.7091     0.1156    6.132 0.000172 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Se $Pr. < 0.05$, diremo che B è significativamente diverso da zero

Soluzione standardizzata

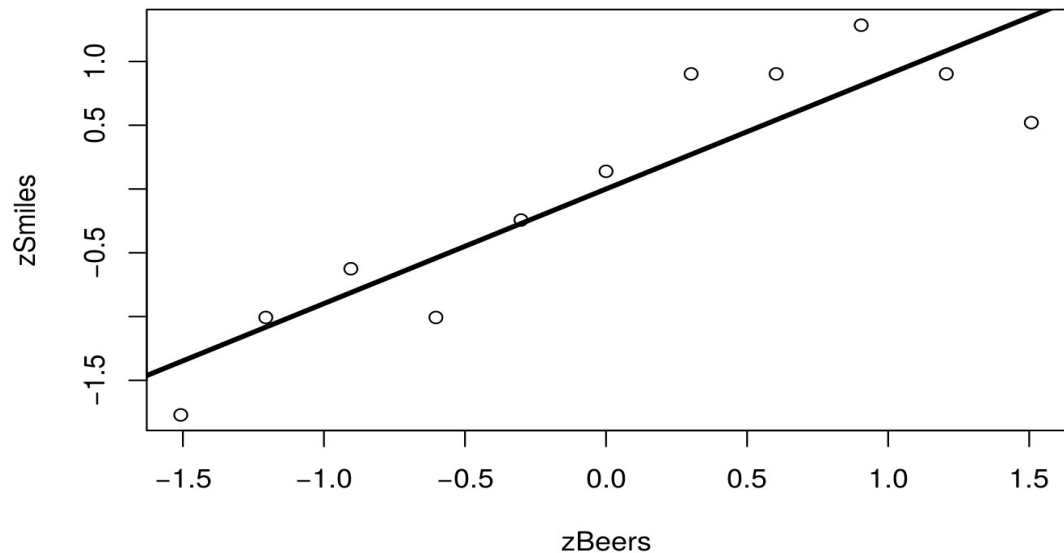
- A volte conviene ottenere un coefficiente che non dipenda dalle unità di misura, cioè un **coefficiente standardizzato** (beta)
- In qualunque modello lineare il coefficiente standardizzato si ottiene stimando il modello sulle **variabili standardizzate** (z-score)
 - Prima si standardizzano le variabili
 - Poi si ricalcola il modello

Soluzione standardizzata

- Il beta (nella regressione singola) altro non è che il coefficiente di correlazione r di pearson

```
## Coefficients:
```

##	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
## (Intercept)	0.000	0.140	0.00	1.00000
## zbeers	0.898	0.146	6.13	0.00017 ***
## ---				



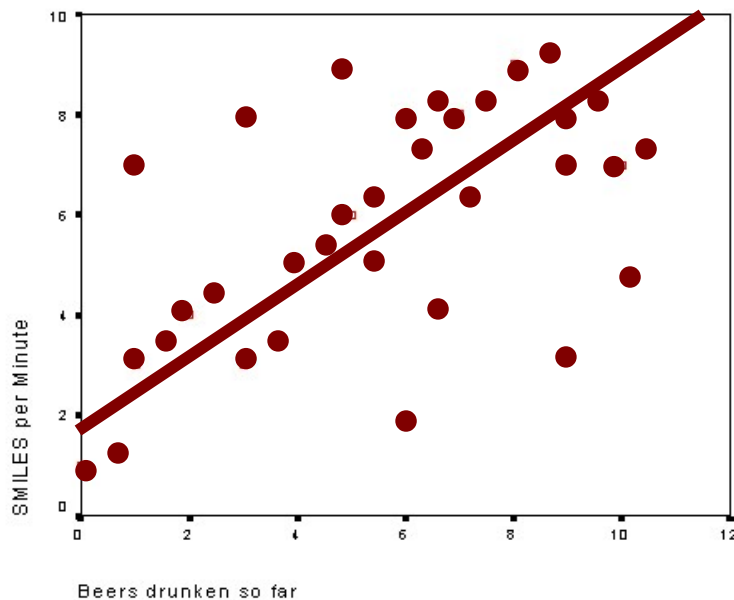
- Per tutti i modelli inerenti al modello lineare generale, la funzione R è sempre la stessa, assai semplice da ricordare

```
#stimo la regressione  
mod<-lm(smiles~beers,data=dat)
```

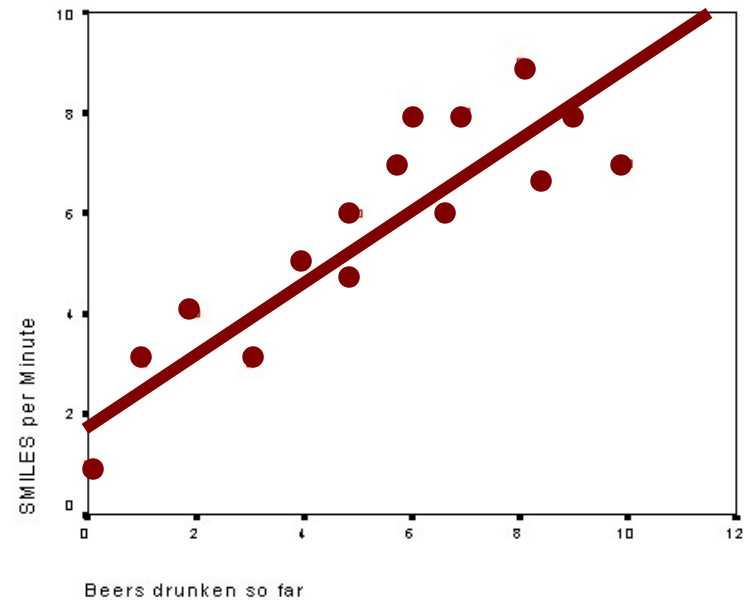

Bontà di adattamento

Non tutte le rette di regressione hanno lo stesso potere predittivo, cioè la stessa capacità di adattarsi ai dati osservati

bassa



alta



Errore di regressione

Notiamo che la predizione non corrisponde di norma ai valori osservati

$$\hat{y}_i = a + b_{yx} x_i$$

Predetti

Discrepanza

Errore

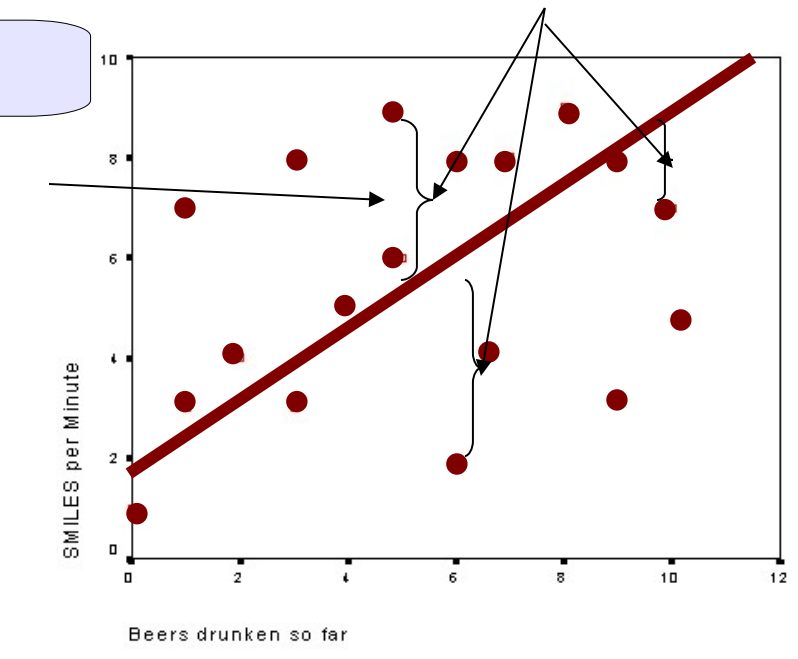
$$y_i - \hat{y}_i = y_i - (a + b_{yx} x_i)$$

I valore di Y sono decomposti in
predetti e residui

$$y_i = (a + b_{yx} x_i) + (y_i - \hat{y}_i)$$

retta

residui



Quanto e' grande l'errore di regressione

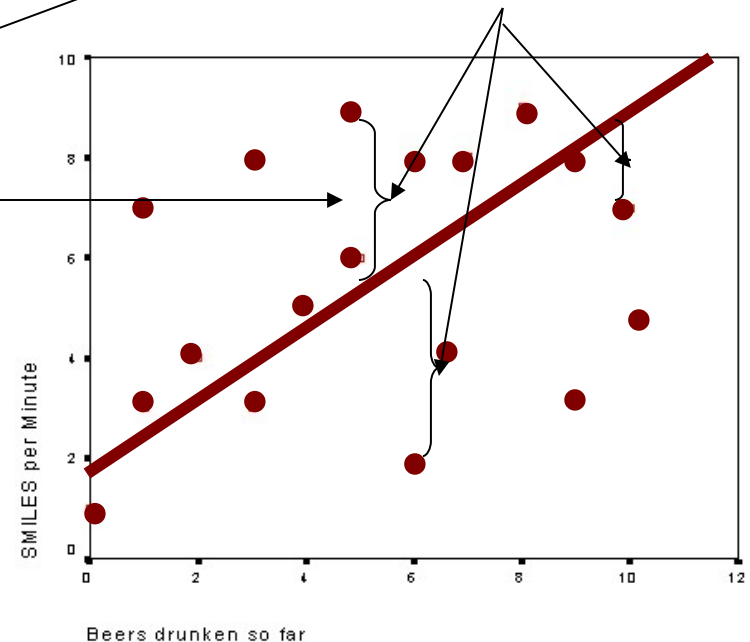
Calcoliamo la distanza media tra i punti osservati e la retta

Le distanze si calcolano mediante le
discrepanza al quadrato

$$\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n-1} = s_e^2$$

Notiamo che questa è una varianza
che chiameremo varianza di errore

discrepanze osservati-predetti



Proporzione riduzione errore

Il modello si adatterà ai dati tanto più riduce l'errore di predizione rispetto a non usare tale modello

- La logica è di confrontare due casi:
 - L'errore calcolato per la regressione data
 - L'errore associato alla media, cioè errore associato a non utilizzare la regressione

Proporzione riduzione errore

Senza regressione l'unica predizione plausibile di Y e' la media di Y

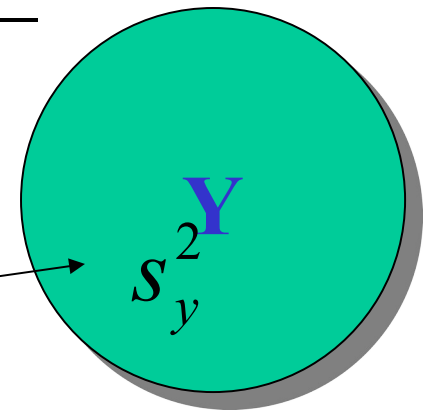
Predizione senza regressione

Varianza di errore senza predizione

$$\hat{y}_i = M_y$$

$$s_y^2 = \frac{\sum (y_i - M_y)^2}{n-1}$$

Le deviazioni dalla media (la varianza) non siamo in grado di spiegarle



Proporzione riduzione errore

- Con la regressione faremo una certa predizione

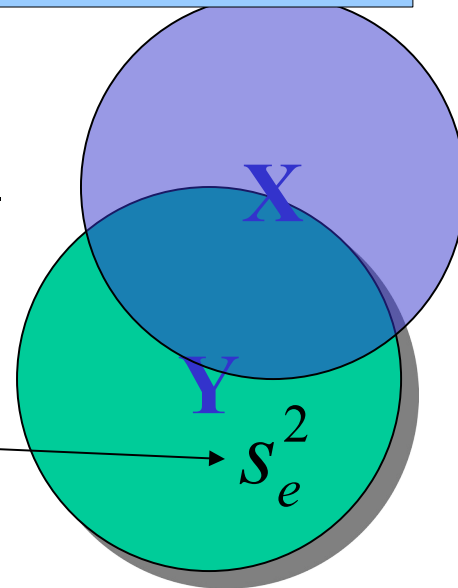
Predizione con regressione

$$\hat{y}_i = a + b_{yx}x_i$$

Varianza di errore con predizione

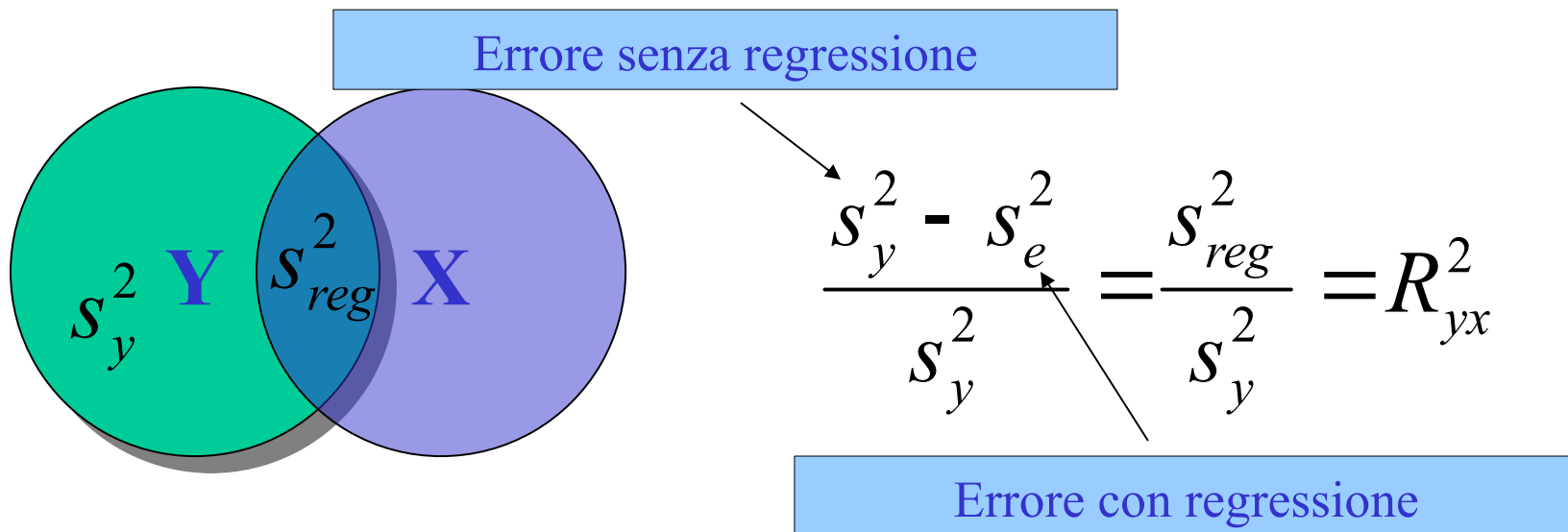
$$s_e^2 = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-1}$$

Le deviazioni dalla regressione (varianza di errore) non siamo in grado di spiegarle



R-quadro

- Dunque il fit della regressione è tanto buono quanto riesce a migliorare la predizione, cioè a diminuire l'errore



Il coefficiente R^2 indica la proporzione di errore ridotto dalla regressione, anche detta
Varianza Spiegata

R-quadro

- Nel nostro esempio...in SPSS

Tests of Between-Subjects Effects

Dependent Variable: smiles

Source	Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Corrected Model	55.309 ^a	1	55.309	37.607	.000
Intercept	13.740	1	13.740	9.343	.014
beers	55.309	1	55.309	37.607	.000
Error	13.236	9	1.471		
Total	418.000	11			
Corrected Total	68.545	10			

a. R Squared = .807 (Adjusted R Squared = .785)

- L'ipotesi nulla che R^2 sia zero viene testata con il F-Test

R-quadro

- Nel nostro esempio...in R

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   2.0909      0.6841   3.057 0.013647 *
## beers         0.7091      0.1156   6.132 0.000172 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.213 on 9 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8069, Adjusted R-squared:  0.7854
## F-statistic: 37.61 on 1 and 9 DF,  p-value: 0.0001723
```

- L'ipotesi nulla che R^2 sia zero viene testata con il F-Test

Output di un modello lineare

- Ogni modello lineare può essere interpretato sia in termini di varianze

Tests of Between-Subjects Effects					
Dependent Variable: smiles					
Source	Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Corrected Model	55.309 ^a	1	55.309	37.607	.000
Intercept	13.740	1	13.740	9.343	.014
beers	55.309	1	55.309	37.607	.000
Error	13.236	9	1.471		
Total	418.000	11			
Corrected Total	68.545	10			

a. R Squared = .807 (Adjusted R Squared = .785)

- Che in termini di coefficienti

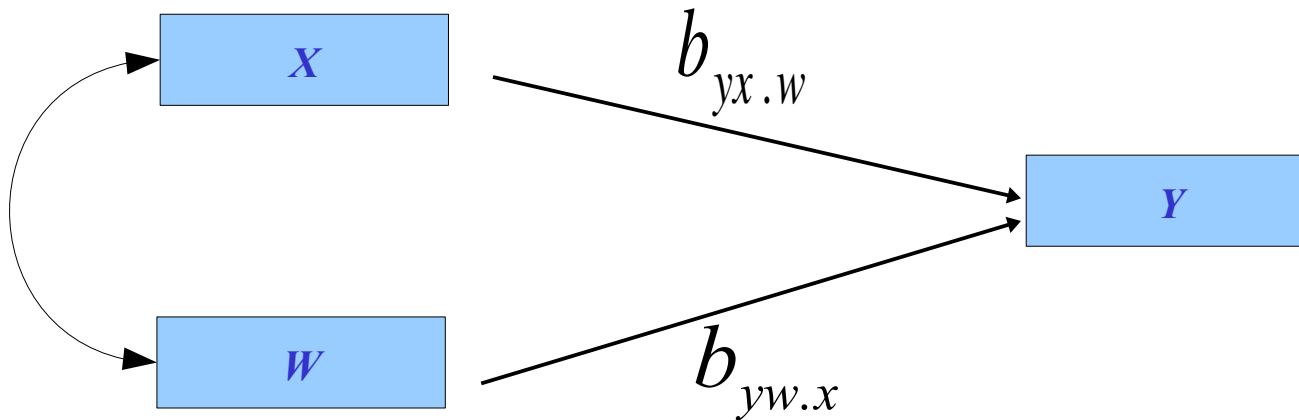
Coefficients ^a					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	2.091	.684		.014
	NBEERS	.709	.116	.898	.000

a. Dependent Variable: SMILES

Effetti multipli

- Consideriamo ora il caso in cui la variabile dipendente possa essere spiegata da più di una variabile

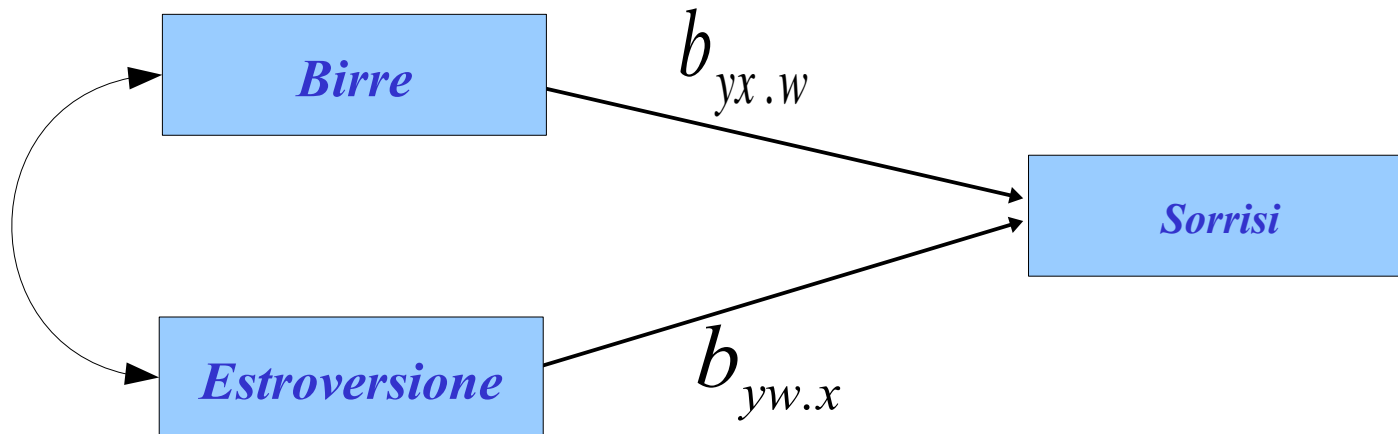
Regressione Multipla



Esempio Effetti multipli

- Vogliamo predire *il numero di sorrisi* sia con *il numero di birre* che con *il tratto “estroversione”* del soggetto

Regressione Multipla

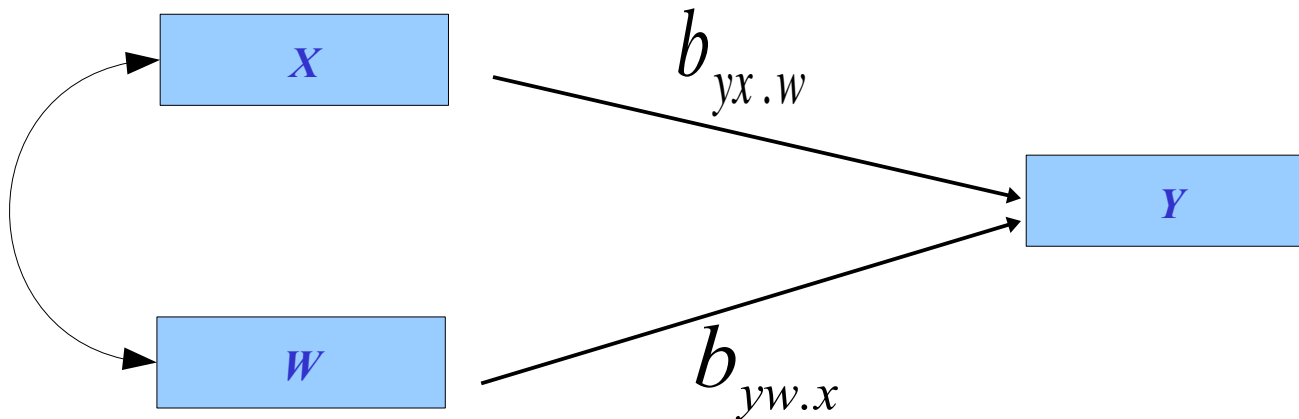


Effetti multipli

- La regressione aggiunge termini lineari per ogni variabile indipendente

Regressione Multipla

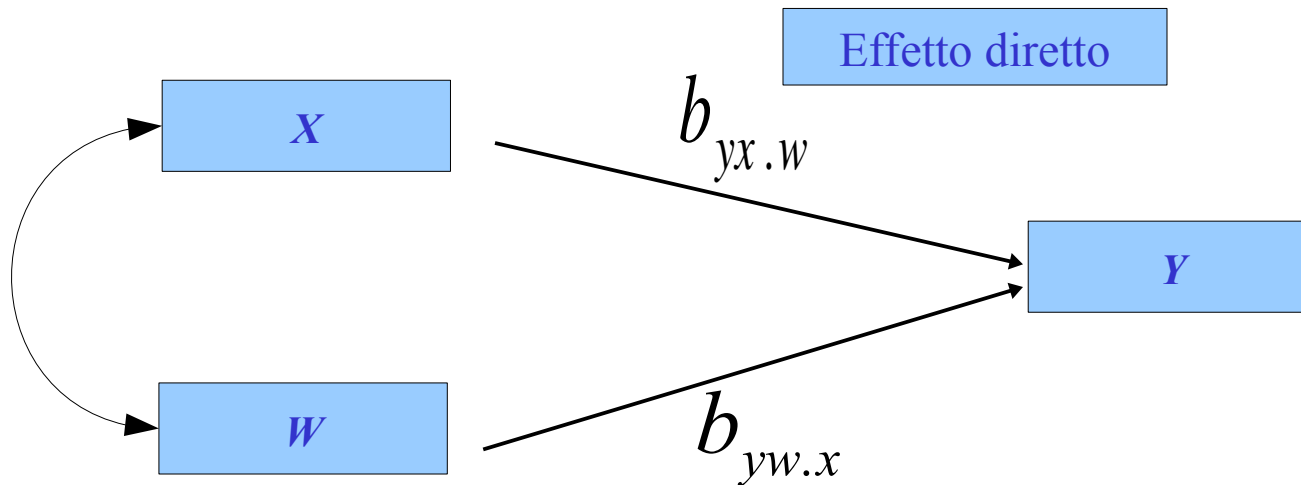
$$\hat{y} = a + b_{yx.w}x + b_{yw.x}w$$



Effetti multipli

- Ogni coefficiente di regressione esprime l'effetto diretto della IV su Y, togliendo l'effetto che passa indirettamente per l'altra VI

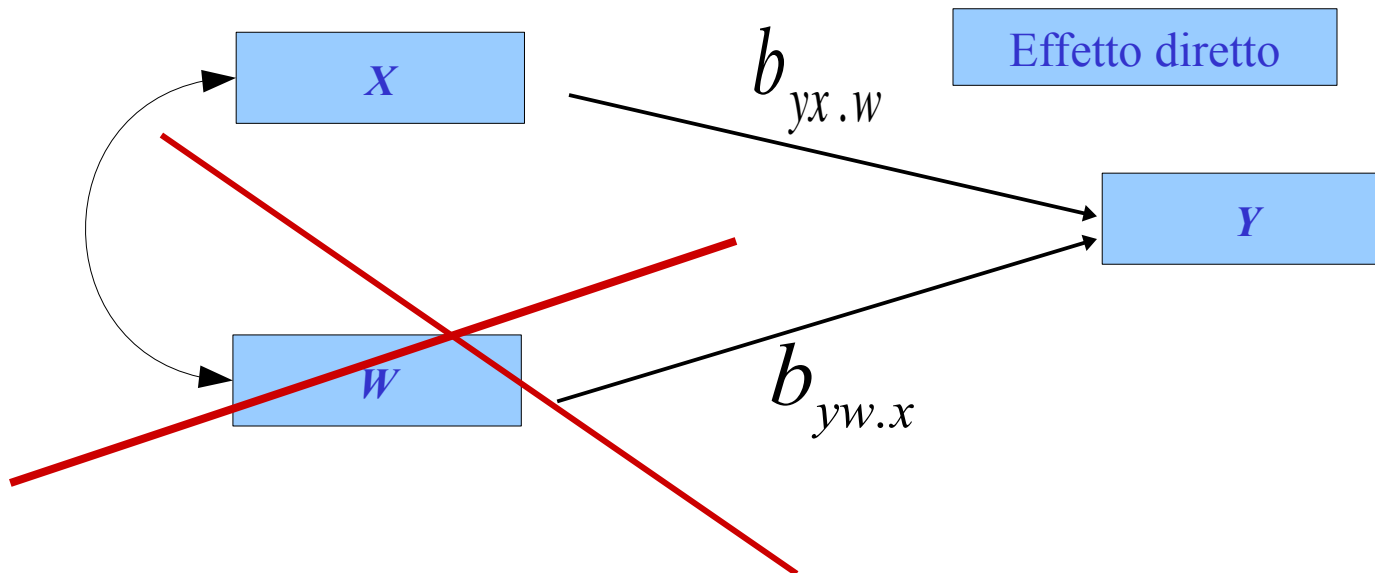
Effetti parziali



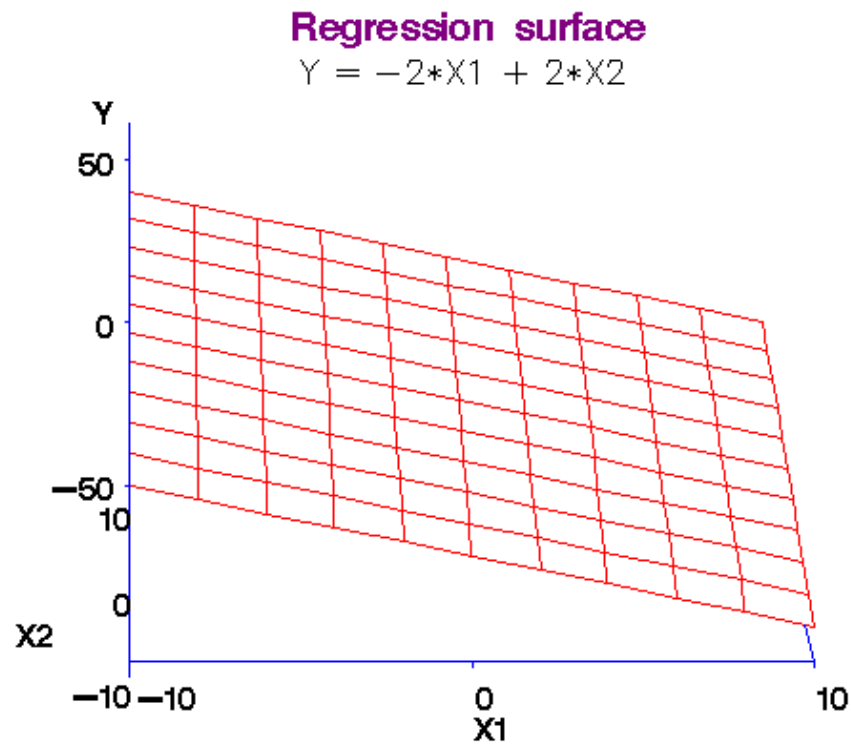
Effetti multipli

- Togliere l'effetto indiretto è equivalente a bloccare la possibilità che x vada su y mediante w : Il coefficiente viene dunque detto **coefficiente parziale**, cioè l'effetto di x parzializzando l'effetto di w

Effetti parziali



Rappresentazione geometrica

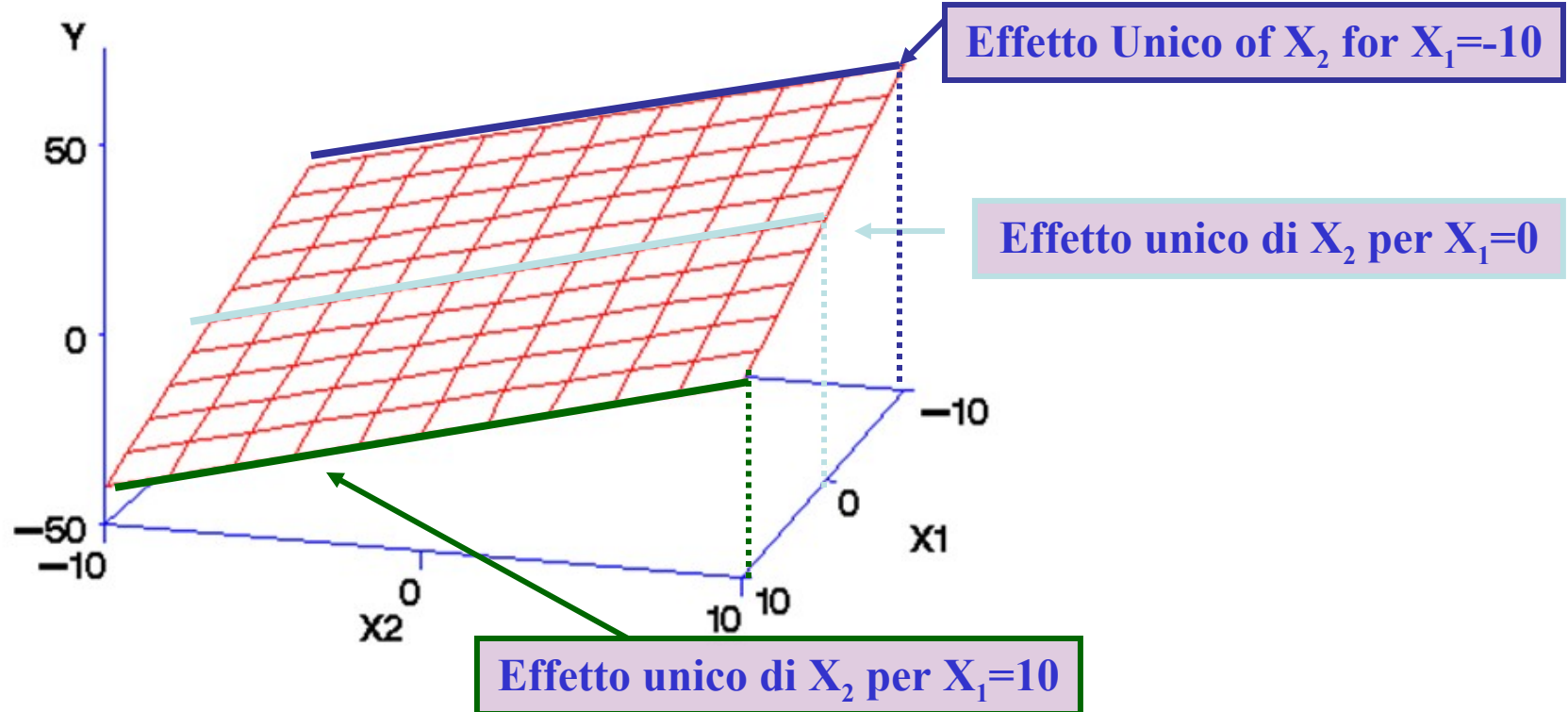


$$\hat{y} = a + B_{y1}x_1 + B_{y2}x_2$$

Interpretazione geometrica

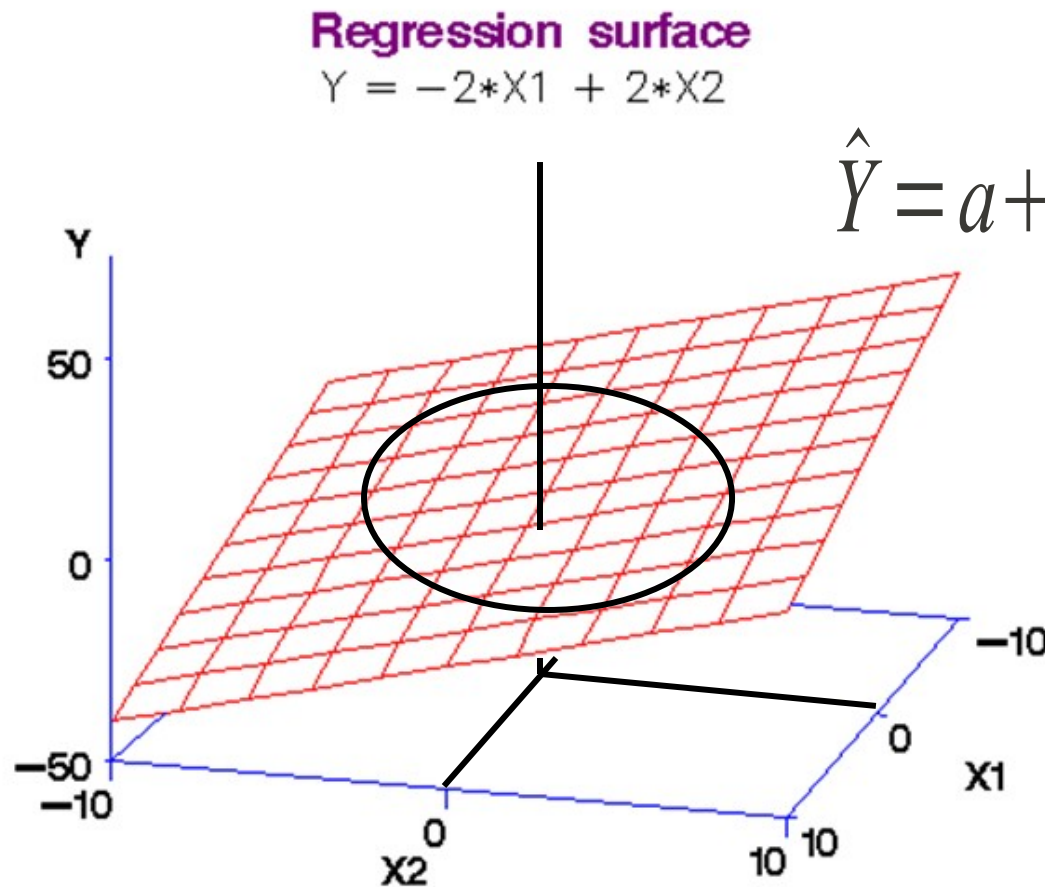
Regression surface

$$Y = -2 \cdot X_1 + 2 \cdot X_2$$



Intercetta (o costante)

- L'intercetta indica il valore atteso della VD per tutte le VI uguali a 0

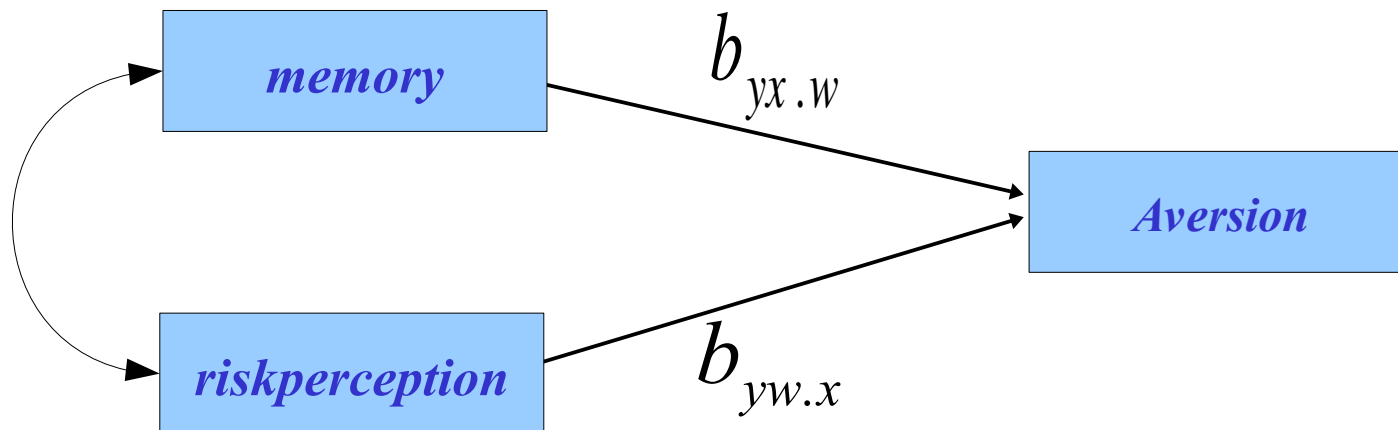


$$\hat{Y} = a + B_{y1.2} 0 + B_{y2.1} 0$$

$$\hat{Y} = a$$

Esempio

- 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 (*avversion*).
- Supponiamo di voler vedere se l'esposizione alla campagna abbia un effetto sull'avversione, considerando anche i rischi percepiti.



Esempio

- Effetti parziali delle VI sulle VD

```
## lm(formula = aversion ~ memory + riskperception, 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 ***
## memory         1.97548     1.90592    1.036    0.303
## riskperception  1.44118     0.08558   16.839   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 16.67 on 97 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7631, Adjusted R-squared:  0.7582
## F-statistic: 156.2 on 2 and 97 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Coefficienti B

t.test e p

Esempio

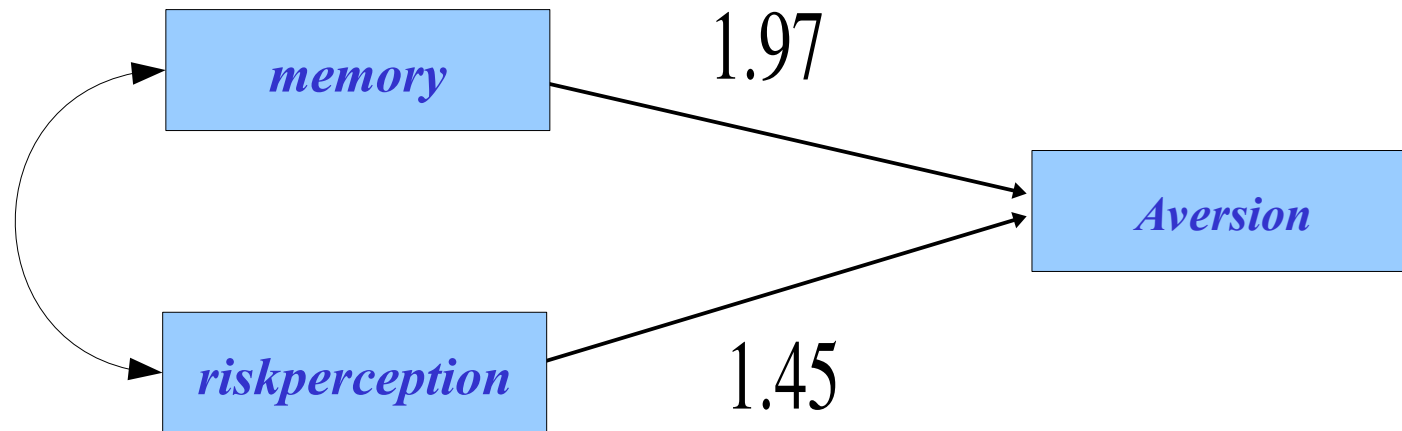
- Effetti parziali delle VI sulle VD

```
## lm(formula = aversion ~ memory + riskperception, 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 ***
## memory         1.97548     1.90592    1.036    0.303
## riskperception  1.44118     0.08558   16.839   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 16.67 on 97 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7631, Adjusted R-squared:  0.7582
## F-statistic: 156.2 on 2 and 97 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- Al netto di memory, riskperception ha un effetto di $B=1.44$, $t(97)=16.83$, $p<.001$ mentre al netto di riskperception, memory non ha un effetto, $B=1.97$, $t(97)=1.036$, $p=.303$

Esempio

● Modello finale



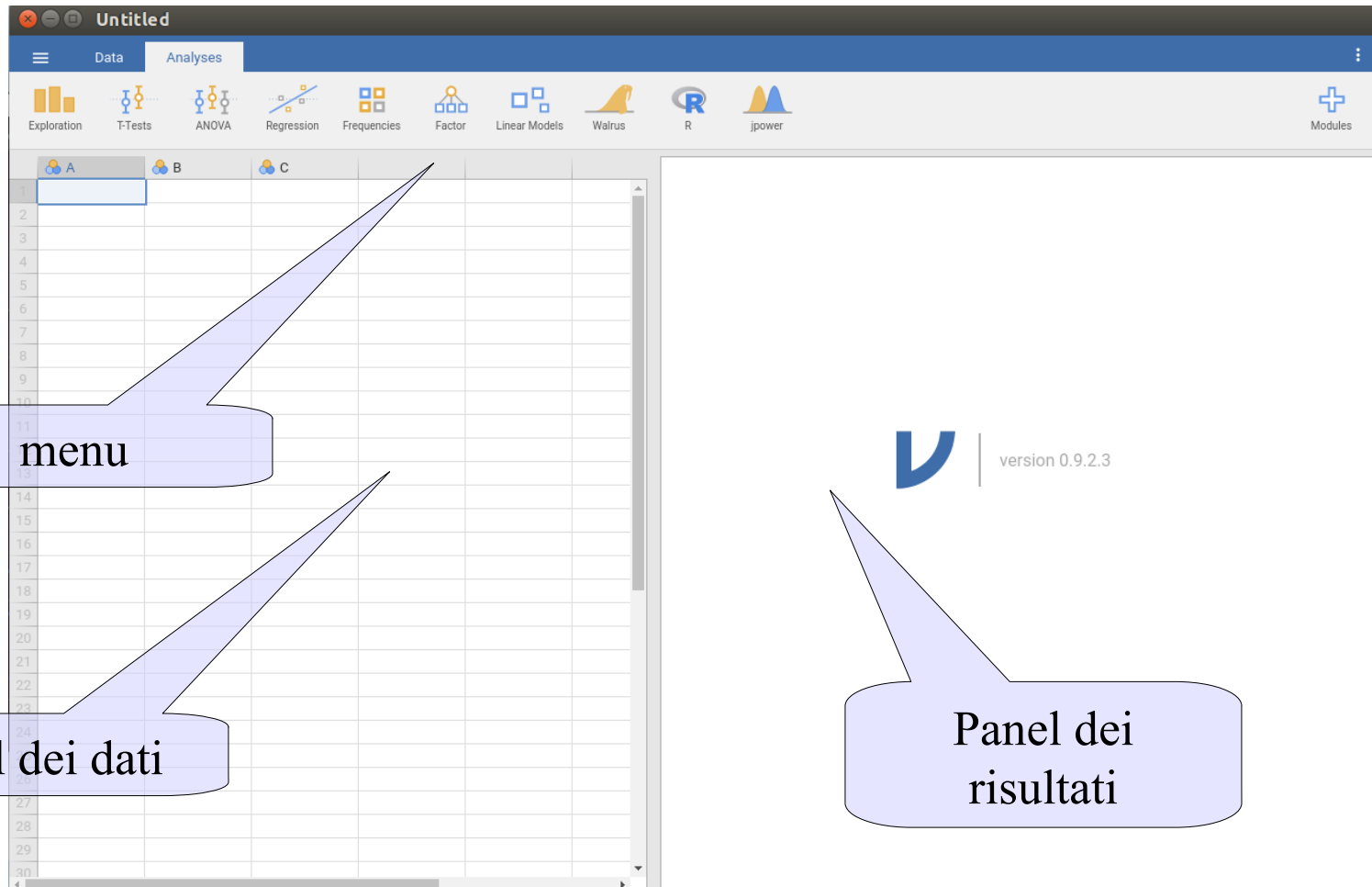
Esempio

- Facendo una regressione semplice tra *memory* e *aversion*, i risultati sono differenti

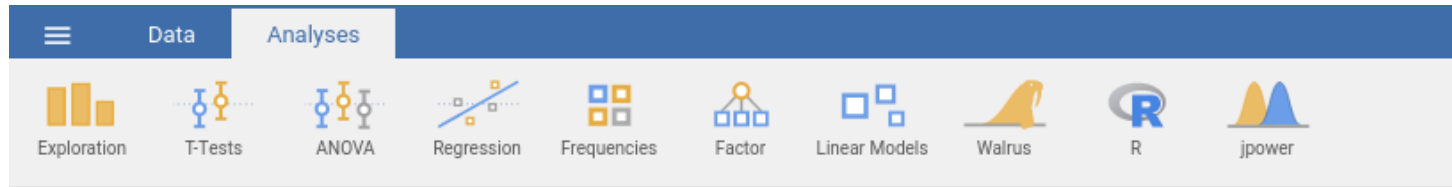
```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -25.943      11.697   -2.218  0.02887 *
## memory         9.933       3.639    2.730  0.00751 **
## ---
```

- L'effetto di *memory* (alto e significativo) si riduce a zero quando *riskperception* è tenuto costante. In altre parole, se tutti avessero lo stesso livello di *riskperception*, il ricordo della campagna non avrebbe effetto sull'avversione (possibile mediazione?)

- Facciamo queste semplici analisi in **jamovi**



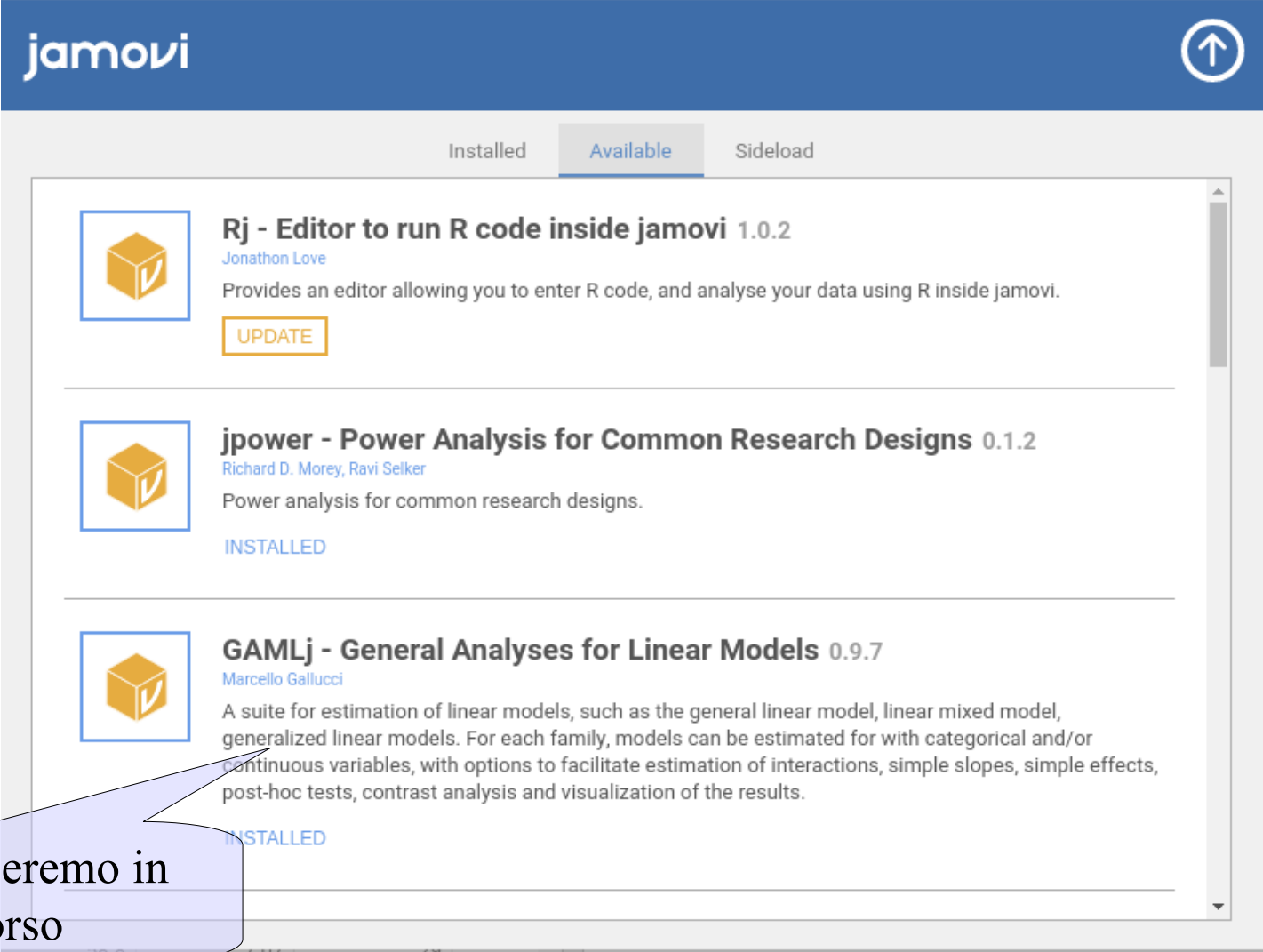
- Facciamo queste semplici analisi in **jamovi**



Menu di base

Moduli
aggiuntivi

- Libreria dei moduli aggiuntivi



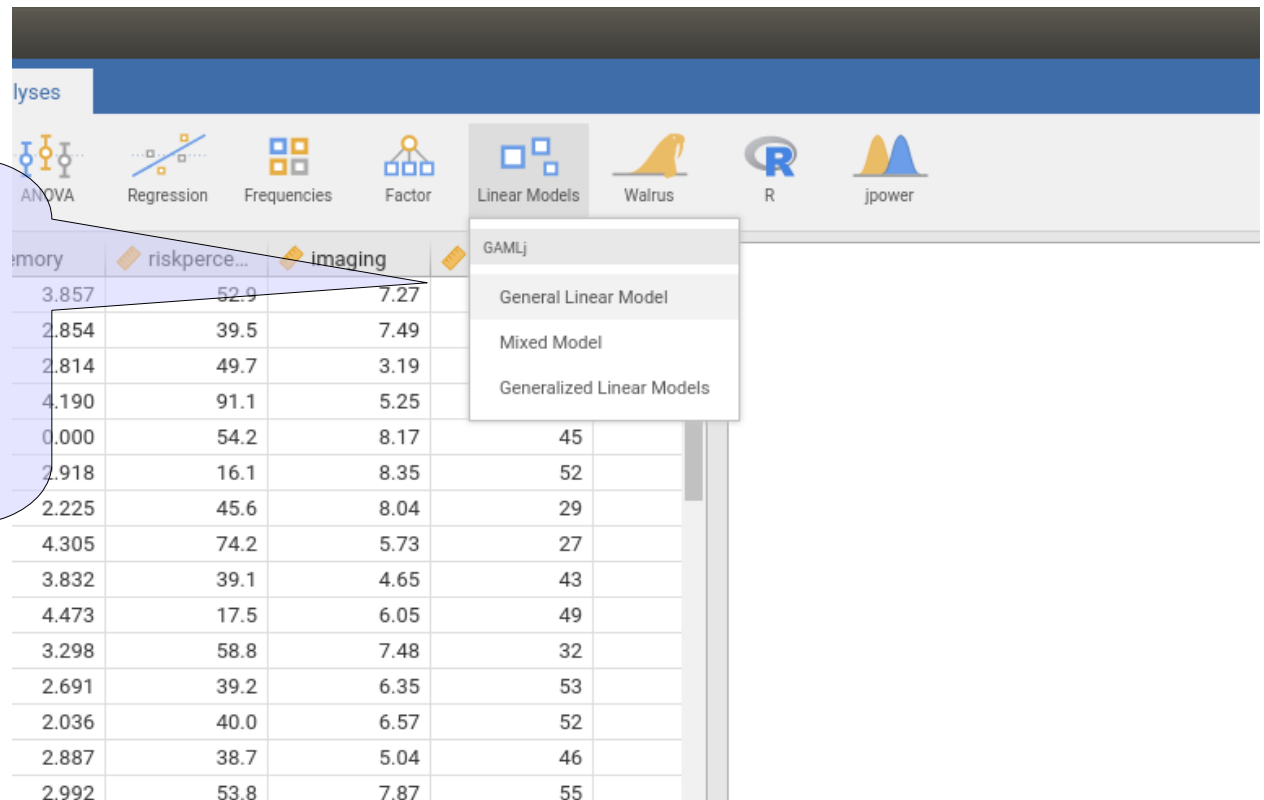
The screenshot displays the jamovi Add-on Library interface. At the top, there's a blue header with the 'jamovi' logo and a circular arrow icon. Below the header, three tabs are visible: 'Installed', 'Available', and 'Sideload'. The 'Available' tab is selected. The library lists three modules, each with a cube icon containing a checkmark:

- Rj - Editor to run R code inside jamovi 1.0.2**
Jonathon Love
Provides an editor allowing you to enter R code, and analyse your data using R inside jamovi.
An orange 'UPDATE' button is present.
- jpower - Power Analysis for Common Research Designs 0.1.2**
Richard D. Morey, Ravi Selker
Power analysis for common research designs.
The status 'INSTALLED' is shown in blue.
- GAMLj - General Analyses for Linear Models 0.9.7**
Marcello Gallucci
A suite for estimation of linear models, such as the general linear model, linear mixed model, generalized linear models. For each family, models can be estimated for with categorical and/or continuous variables, with options to facilitate estimation of interactions, simple slopes, simple effects, post-hoc tests, contrast analysis and visualization of the results.
The status 'INSTALLED' is shown in blue.

A light blue callout bubble points to the GAMLj module with the text: 'Modulo che useremo in questo corso'.

- Per la maggior parte dei modelli lineari possiamo usare il modulo GAMLj di jamovi

GLM
Modelli misti
Modelli generalizzati



memory	riskperce...	imaging	
3.857	52.9	7.27	
2.854	39.5	7.49	
2.814	49.7	3.19	
4.190	91.1	5.25	
0.000	54.2	8.17	45
2.918	16.1	8.35	52
2.225	45.6	8.04	29
4.305	74.2	5.73	27
3.832	39.1	4.65	43
4.473	17.5	6.05	49
3.298	58.8	7.48	32
2.691	39.2	6.35	53
2.036	40.0	6.57	52
2.887	38.7	5.04	46
2.992	53.8	7.87	55

jamovi: interfaccia

- Ogni modulo di jamovi ha la stessa struttura di interfaccia

The screenshot displays the 'General Linear Model' interface in jamovi, divided into an input section on the left and an output section on the right.

Input Section (Left):

- General Linear Model** (Title bar with a right arrow icon)
- Dependent Variable:** A text input field with a right arrow button.
- Fixed Factors:** A text input field with a right arrow button.
- Covariates:** A text input field with a right arrow button.
- Effect Size:** Radio buttons for β , η^2 , partial η^2 , and ω^2 .
- Confidence Intervals:** A checked checkbox for 'Confidence intervals' and a dropdown menu for 'Interval' set to '95 %'.
- Model List:** A vertical list of expandable sections: Model, Assumption Checks, Factors Coding, Covariates Scaling, Post Hoc Tests (highlighted with a purple arrow and the word 'input'), Plots, Simple Effects, and Means Tables.

Output Section (Right):

- General Linear Model** (Title bar)
- ANOVA:** A table with columns: Sum of Squares, df, Mean Square, F, and p.
- Model Coefficients (Parameter Estimates):** A table with columns: Contrast, Estimate, SE, Lower, Upper, t, and p.
- output** (A purple arrow points to the output area with the word 'output' written next to it).

jamovi: interfaccia

- Ogni modulo di jamovi ha la stessa struttura di interfaccia

The screenshot shows the 'General Linear Model' dialog box in jamovi. On the left, a list of variables includes 'imaging' (highlighted) and 'age'. On the right, the 'Dependent Variable' is 'aversion', 'Fixed Factors' is empty, and 'Covariates' are 'riskperception' and 'memory'. At the bottom, the 'Effect Size' section has checkboxes for β (checked), η^2 , partial η^2 , and ω^2 . The 'Confidence Intervals' section has a checked 'Confidence intervals' checkbox and a text field for 'Interval' set to '95 %'. A right-pointing arrow icon is in the top right corner.

Effect sizes

VI continue

jamovi: output

- Come in SPSS, otteniamo i risultati relativi alle varianze (F-test) e ai coefficienti (b, beta, t-test)

General Linear Model

ANOVA

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
Model	86820	2	43410	156.25	< .001
riskperception	78779	1	78779	283.56	< .001
memory	298	1	298	1.07	0.303
Residuals	26949	97	278		

Note. R-squared= 0.763 , adjusted R-squared= 0.758

Model Coefficients (Parameter Estimates)

		Estimate	SE	95% Confidence Interval		t	p	Beta
	Contrast			Lower	Upper			
(Intercept)	Intercept	4.70	1.6668	1.40	8.01	2.82	0.006	0.0000
riskperception	riskperception	1.44	0.0856	1.27	1.61	16.84	< .001	0.8590
memory	memory	1.98	1.9059	-1.81	5.76	1.04	0.303	0.0529

Varianze

Coefficienti

Variabili Indipendenti Categorie

ANOVA

Categoriche come IV

- In generale, ed per mediazione e moderazione, è importante capire come il GLM accomoda le variabili indipendenti categoriche
- Consideriamo prima le variabili dicotomiche, cioè con solo due valori (due gruppi)

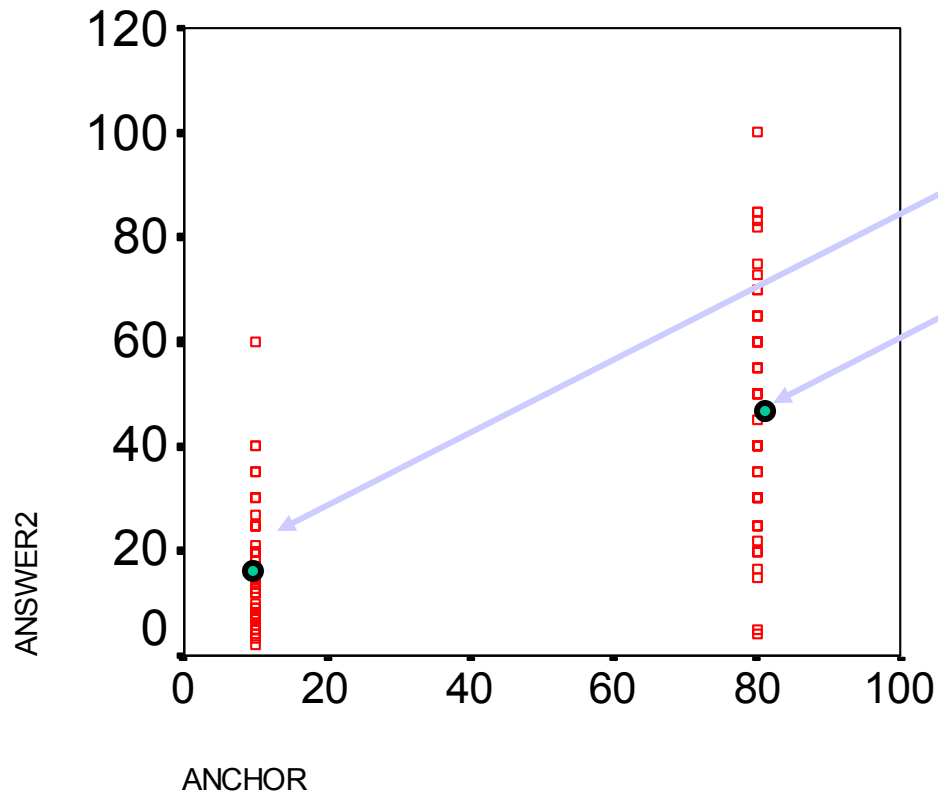
Esempio

Nel seguente esperimento testiamo l'effetto di un ancoraggio cognitivo sulla stima delle quantità numeriche:

- Domanda 1 a tutti i soggetti: Secondo te, le nazioni africane alle nazioni unite sono più o meno del X %.
- Domanda 2: Quante sono le nazioni africane in percentuale alle nazioni unite
- Gruppo 1: ancora 10%. Gruppo 2: ancora 80%

Scatter Plot

Variabile dipendente: percentuale attesa, variabile indipendente *ancora*
alta vs bassa



Medie per gruppo

##	0	1
##	17.045	44.829

Coefficients for dichotomies

- X= Anchor. Bassa=0 Alta=1

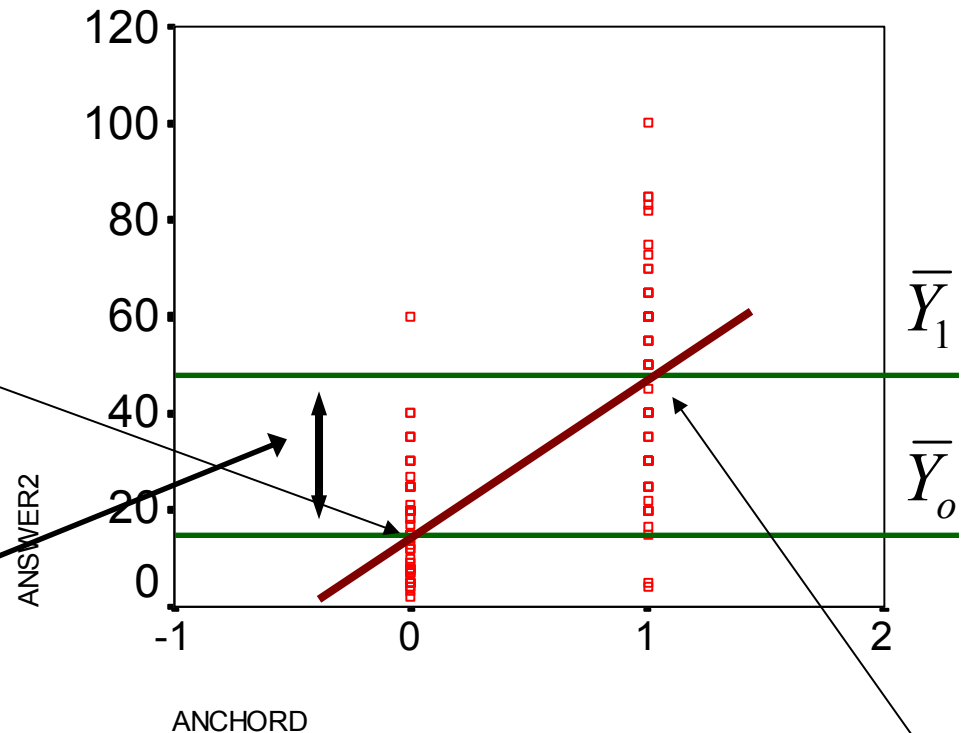
$$y_i = a + b \cdot x_i$$

Termine costante, X=0=media gruppo
bassa

$$y_i = a + b \cdot 0 = a = \bar{y}_0$$

b, muovendo X da 0 a 1

$$b = \bar{y}_1 - \bar{y}_0$$



Il B rappresenta la differenza fra le medie dei gruppi

$$y_i = \bar{y}_0 + b \cdot 1 = \bar{y}_1$$

Esempio

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   17.045      1.697   10.04  <2e-16 ***
## groups       27.784      2.400   11.58  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 15.64 on 168 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4438, Adjusted R-squared:  0.4405
## F-statistic: 134.1 on 1 and 168 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Media gruppo 0

differenza

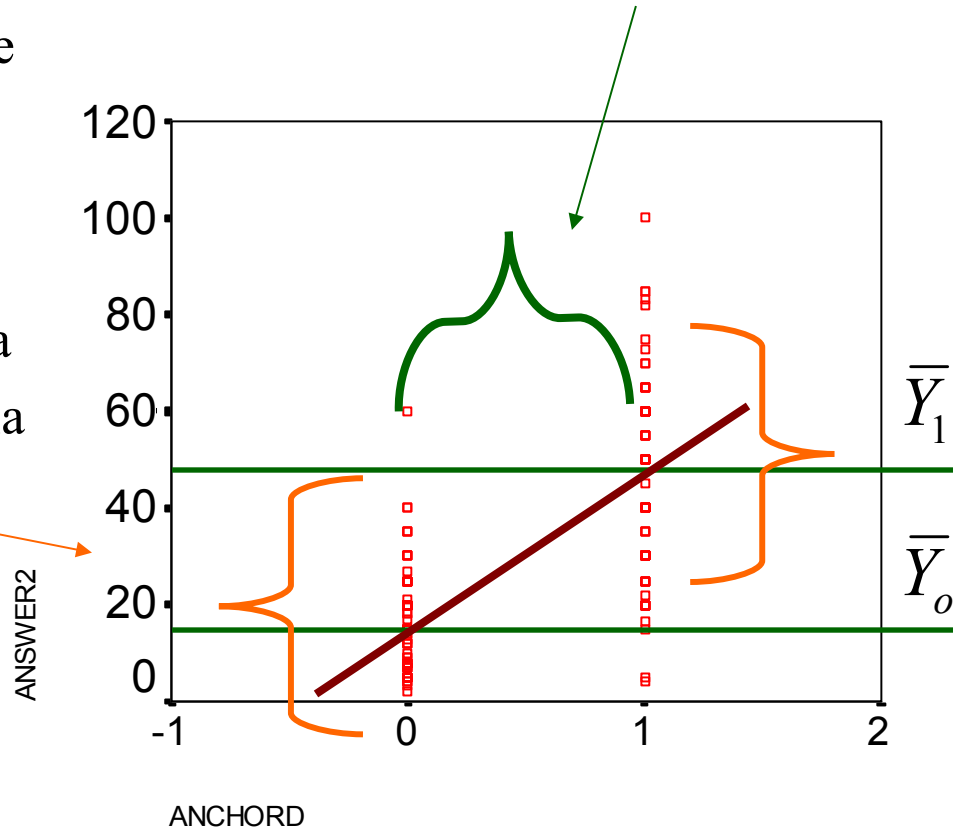
Medie per gruppo

```
##           0           1
## 17.045  44.829
```

R^2 per le dicotomiche

- L' R^2 è la varianza spiegata dalle differenze tra I gruppi (**between groups**), cioè tra le medie

- La varianza residua $1-R^2$ è la varianza non spiegata, cioè la varianza dentro i gruppi (**variance within groups**)



Test F per dicotomiche

- Il Test F, come per qualunque altro R^2 , p dato da...

$$F = \frac{R^2}{1 - R^2} \frac{df_{within}}{df_{between}}$$

$$F = \frac{\text{variance between}}{\text{variance within}} \frac{df_{within}}{df_{between}}$$

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   17.045      1.697   10.04  <2e-16 ***
## groups        27.784      2.400   11.58  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 15.64 on 168 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4438, Adjusted R-squared:  0.4405
## F-statistic: 134.1 on 1 and 168 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Test F per dicotomiche

- Possiamo anche chiedere direttamente il test F per l'effetto (utile quando ci sono più effetti), ottenendo così l'ANOVA

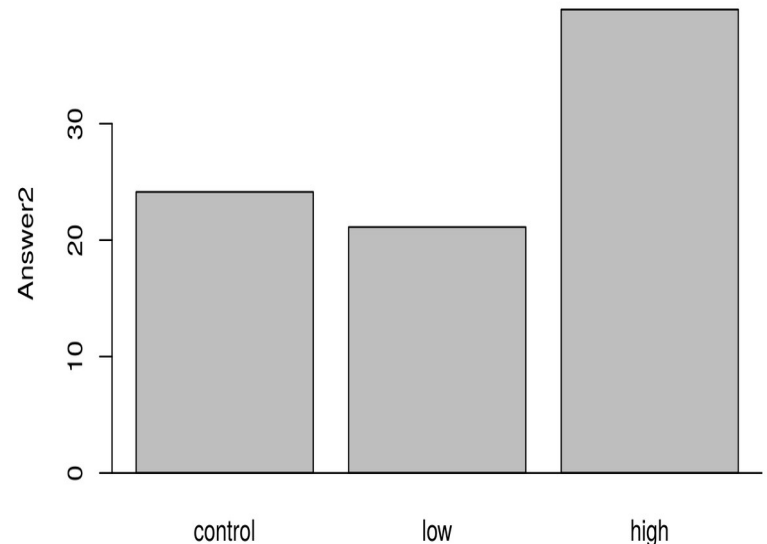
```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: answer2
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## groups      1  32808    32808   134.06 < 2.2e-16 ***
## Residuals 168  41113         245
## ---
```

Più di due categorie

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

Medie per gruppo

##	0	1	2
##	24.14	21.12	39.80



Più di due categorie

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

Queste variabili sono dette
dummies

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

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

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

Coefficienti per le dummies

- Se usiamo queste variabili in una regressione...

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

Cosa è il termine costante **a**?

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

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

Coefficienti per le dummies

- Cosa è il B associato a var1?

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

Control
Low
High

Cosa è il coefficiente B1?

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

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

Differenza tra Low e Control

Coefficienti per le dummies

- Cosa è il B associato a var2?

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

Control
Low
High

Cosa è il coefficiente B2?

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

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

Differenza tra High e Control

Dummies

- Chiameremo il gruppo che ha tutti zero nelle dummies (Control) il reference group
- La costante della regressione è la media della DV per il reference group
- Il B di ogni dummy rappresenta la differenza tra il gruppo con dummy=1 e il reference group
- Il test di significatività di ogni B testa che tale differenza sia diversa da zero

Esempio

- R codifica le variabili categoriche mediante il comando `factor()`.

Medie per gruppo

##	0	1	2
##	24.14	21.12	39.80

- Nel nostro esempio le dummy risultano

Dummies

##	groups1	groups2
## control	0	0
## low	1	0
## high	0	1

Esempio

- Chiamando il comando per il modello lineare otteniamo i risultati

```
## Call:
## lm(formula = answer2 ~ groups, data = anchor2)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -21.800  -7.800   0.030   6.625  30.200
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   24.140      1.539   15.683  < 2e-16 ***
## groups1       -3.020      2.177   -1.387    0.167
## groups2       15.660      2.177    7.194 2.97e-11 ***
## ---
```

Low vs Control

High vs Control

Dummies

##	groups1	groups2
## control	0	0
## low	1	0
## high	0	1

Esempio: Coefficienti (parametri)

- Chiamando il comando per il modello lineare otteniamo i risultati

```
## Call:
## lm(formula = answer2 ~ groups, data = anchor2)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -21.800  -7.800   0.030   6.625  30.200
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    24.140      1.539   15.683  < 2e-16 ***
## groups1        -3.020      2.177   -1.387    0.167
## groups2        15.660      2.177    7.194 2.97e-11 ***
## ---
```

Low vs Control

High vs Control

Medie per gruppo

##	control	low	high
##	24.14	21.12	39.80

Esempio: F-test

- Volendo, si può ottenere anche la F-test aggregata, cioè dell'effetto principale

```
## Analysis of Variance Table
##
## Response: answer2
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## groups      2  10055   5027.5   42.441 2.823e-15 ***
## Residuals 147   17413    118.5
## ---
```

Differenti codifiche

- E' possibile codificare le variabili dummies in molti modi diversi
- A seconda di come vengono codificate le dummies, l'interpretazione dei coefficienti cambia

Contrast (deviation) coding

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

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

Le dummies hanno tutte media 0: sono centrate sulla media

Coefficienti per contrast (deviation) coding

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

- Cosa è l'intercetta? La media di Y nel campione totale
- Cosa è B1? La differenza tra la media nel campione e la media del gruppo Low
- Cosa è B2? La differenza tra la media nel campione e la media del gruppo High

Coefficienti per contrast (simple) coding

$$Y = a + B_1 \cdot \begin{matrix} \text{var1} \\ \begin{bmatrix} -.333 \\ .666 \\ -.333 \end{bmatrix} \end{matrix} + B_2 \cdot \begin{matrix} \text{var2} \\ \begin{bmatrix} -.333 \\ -.333 \\ .666 \end{bmatrix} \end{matrix} \begin{matrix} \text{Control} \\ \text{Low} \\ \text{High} \end{matrix}$$

- Cosa è l'intercetta? La media di Y nel campione totale
- Cosa è B1? Il confronto tra gruppo Control e gruppo Low
- Cosa è B2? Il confronto tra gruppo Control gruppo e gruppo High
- “Simple” è come “dummy” ma centrato sullo zero

jamovi: ANOVA

- GAMLj di jamovi semplifica il tutto

The screenshot displays the 'General Linear Model' window in jamovi. On the left, the 'Input' section shows the dependent variable 'answer2' and the factor 'groups'. The 'Effect Size' section has checkboxes for β , η^2 , partial η^2 , and ω^2 , with 'partial η^2 ' selected. The 'Confidence Intervals' section has a checkbox for 'Confidence intervals' and a dropdown for 'Interval' set to '95 %'. The 'Model' section shows 'Model' and 'Factors Coding' options. The 'Output' section on the right shows the 'Info' tab with the linear model fit by OLS, and the 'Model Results' tab with ANOVA Omnibus tests and Fixed Effects Parameter Estimates.

General Linear Model

Dependent Variable: answer2

Factors: groups

Covariates:

Effect Size: ☒ β ☐ η^2 ☒ partial η^2 ☐ ω^2

Confidence Intervals: ☒ Confidence intervals Interval: 95 %

Model: > Model

Factors Coding: v Factors Coding

groups: simple

Info

Estimate: Linear model fit by OLS

Call: answer2 ~ 1 + groups

R-squared: 0.366

Adj. R-squared: 0.357

Model Results

ANOVA Omnibus tests

	SS	df	F	p	η^2p
Model	10055	2	42.4	< .001	0.366
groups	10055	2	42.4	< .001	0.366
Residuals	17413	147			
Total	27468	149			

Fixed Effects Parameter Estimates

Names	Effect	Estimate	SE	95% Confidence Interval		β	df	t	p
				Lower	Upper				
(Intercept)	(Intercept)	28.35	0.889	26.60	30.11	0.000	147	31.91	< .001
groups1	1 - 0	-3.02	2.177	-7.32	1.28	-0.222	147	-1.39	0.167
groups2	2 - 0	15.66	2.177	11.36	19.96	1.153	147	7.19	< .001

input

output

Jamovi: ANOVA

- GAMLj di jamovi semplifica il tutto

Model Results

ANOVA Omnibus tests

	SS	df	F	p	η^2p
Model	10055	2	42.4	< .001	0.366
groups	10055	2	42.4	< .001	0.366
Residuals	17413	147			
Total	27468	149			

Effetto principale

Fixed Effects Parameter Estimates

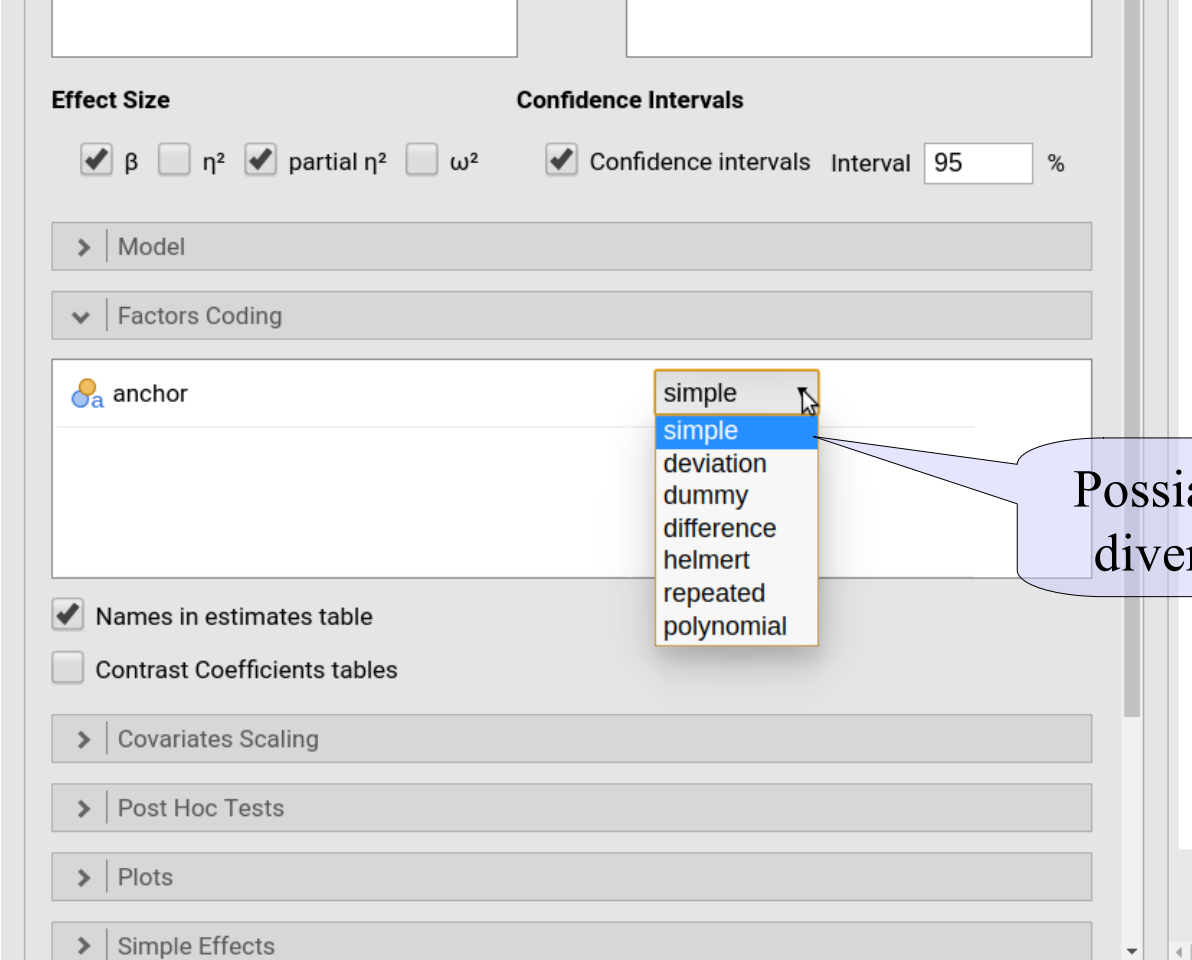
Names	Effect	Estimate	SE	95% Confidence Interval		β	df	t	p
				Lower	Upper				
(Intercept)	(Intercept)	28.35	0.889	26.60	30.11	0.000	147	31.91	< .001
groups1	1 - 0	-3.02	2.177	-7.32	1.28	-0.222	147	-1.39	0.167
groups2	2 - 0	15.66	2.177	11.36	19.96	1.153	147	7.19	< .001

Etichette dei
confronti

parametri

Jamovi: ANOVA

- GAMLj: differenti codifiche per i contrast



The screenshot displays the Jamovi ANOVA interface. At the top, there are sections for 'Effect Size' and 'Confidence Intervals'. Under 'Effect Size', the options β , η^2 , partial η^2 , and ω^2 are shown, with β and partial η^2 selected. Under 'Confidence Intervals', 'Confidence intervals' is selected, and the 'Interval' is set to 95%. Below these are expandable sections: 'Model', 'Factors Coding', 'Covariates Scaling', 'Post Hoc Tests', 'Plots', and 'Simple Effects'. The 'Factors Coding' section is expanded, showing a list of factors. The first factor, 'anchor', has a dropdown menu open, displaying the following contrast coding options: 'simple', 'simple', 'deviation', 'dummy', 'difference', 'helmert', 'repeated', and 'polynomial'. A callout bubble points to this menu with the text 'Possiamo scegliere diverse codifiche'.

Effect Size


☒ β ☐ η^2 ☒ partial η^2 ☐ ω^2

Confidence Intervals

☒ Confidence intervals Interval %

> Model

▼ Factors Coding

 anchor

☒ Names in estimates table

☐ Contrast Coefficients tables

> Covariates Scaling

> Post Hoc Tests

> Plots

> Simple Effects

simple
simple
deviation
dummy
difference
helmert
repeated
polynomial

Possiamo scegliere diverse codifiche

Jamovi: ANOVA

- GAMLj: grafici delle medie

The screenshot shows the 'Plots' panel in the Jamovi ANOVA GAMLj settings. The panel is divided into three sections: 'Covariates Scaling', 'Post Hoc Tests', and 'Plots'. The 'Plots' section is expanded, showing a large empty box for the plot area. To the right of the box are three settings: 'Horizontal axis' with a dropdown menu showing 'anchor', 'Separate lines' with a dropdown menu, and 'Separate plots' with a dropdown menu. Below the plot area are two columns of options: 'Display' and 'Plot'. The 'Display' column has three radio buttons: 'None', 'Confidence intervals' (selected), and 'Standard Error'. The 'Confidence intervals' option has a text input field set to '95' followed by a '%' symbol. The 'Plot' column has two checkboxes: 'Observed scores' and 'Y-axis observed range'.

> | Covariates Scaling

> | Post Hoc Tests

▼ | Plots

Horizontal axis
→ anchor

Separate lines
→

Separate plots
→

Display

☐ None

☒ Confidence intervals

Interval 95 %

☐ Standard Error

Plot

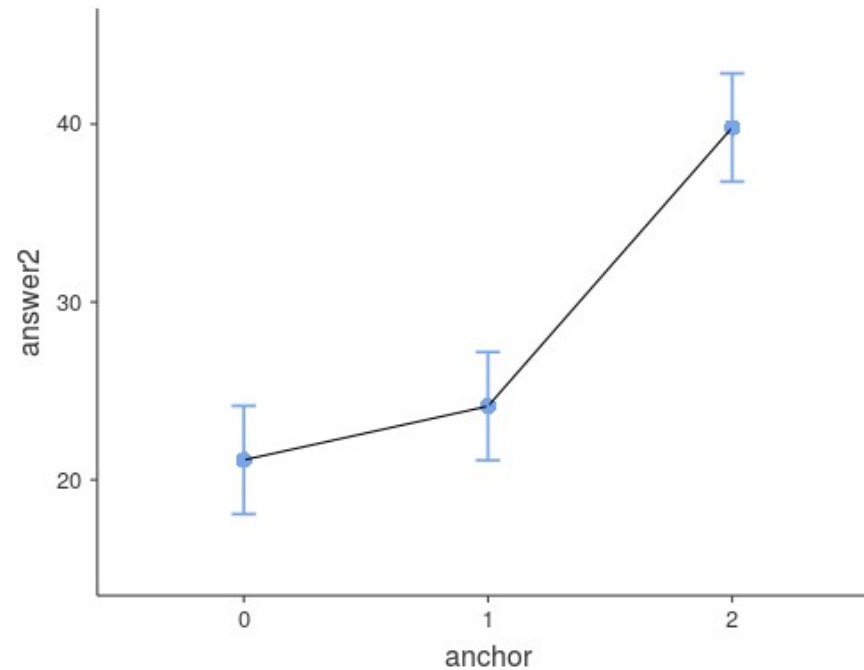
☐ Observed scores

☐ Y-axis observed range

Jamovi: ANOVA

- GAMLj: grafici delle medie (e intervalli di confidenza)

Effects Plots



- A questo punto:
- ogni cosa che si impara a fare con le variabili indipendenti continue può essere applicato alle categoriche (mediante dummies)
- Ogni cosa che si può fare con le VI categoriche si può fare con le VI continue

Morale

- Il modello lineare generale consente di stimare gli effetti tra variabili dipendenti continue e variabili indipendenti categorico o continue
- Sulla base di questi coefficienti è possibile modellare la stima del modello di mediazione e di moderazione, o di qualunque altra combinazione di modelli
- Ciò nelle prossime lezioni