

DISEGNI LONGITUDINALI E PERSONALITÀ

Corso da 6 cfu

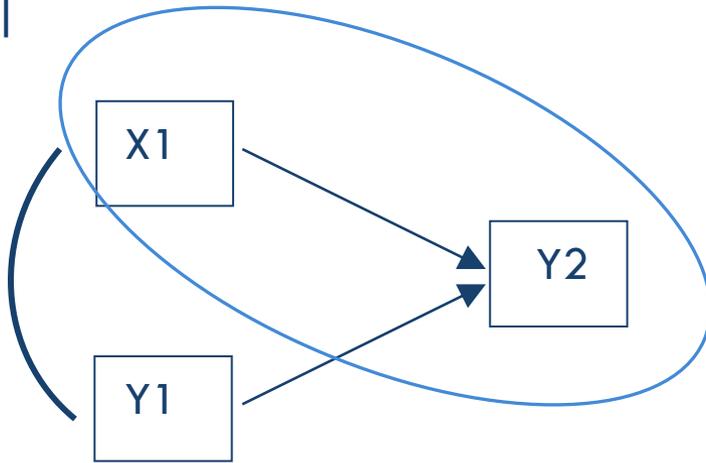
A.A. 2022/23

prof.ssa Lisa Di Blas

DISEGNI LONGITUDINALI CON 2 OCCASIONI DI MISURAZIONE

ANALISI DELLA REGRESSIONE MULTIPLA
PER PATTERN INCROCIATI

DATI LONGITUDINALI CON 2 MISURAZIONI: LONGITUDINAL CROSS-LAGGED PATTERN.



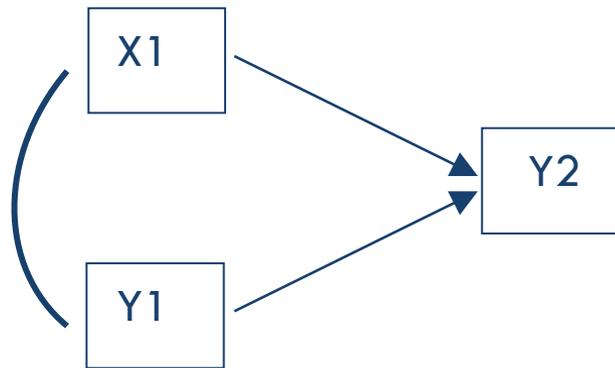
$$\hat{Y}_2 = a + b_1 X_1$$

NO!

$$\hat{Y}_2 = a + b_1 X_1 + b_2 Y_1$$

X1 rappresenta l'impatto unico della variabile antecedente (causale) su Y2, *al netto del peso di Y1* e pertanto X1 rappresenta l'impatto sul livello di cambiamento di Y da T1 a T2, in termini temporali (presumibilmente causali)

DATI LONGITUDINALI CON 2 MISURAZIONI: CROSS-LAGGED PATTERN.



Perché non usare semplicemente la differenza tra i punteggi $Y2 - Y1$ e poi correlare il livello di cambiamento con $X1$?

I punteggi $Y2 - Y1$ correlano con $Y1$

e pertanto se $Y1$ e $X1$ sono correlati, $(Y2 - Y1)$ correla con $X1$

non è depurata la relazione tra VD e VI

Perché non regredire $Y2$ su $Y1$ e usare i residui?

- non controllo la relazione tra $X1$ e $Y1$

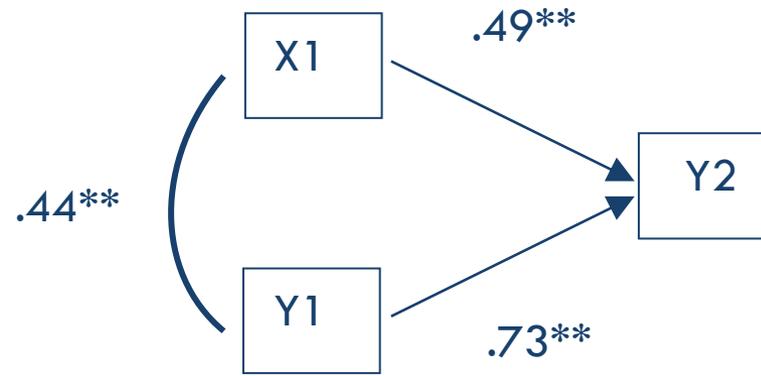
CROSS-LAGGED PATTERN: UN ESEMPIO

Correlazioni semplici

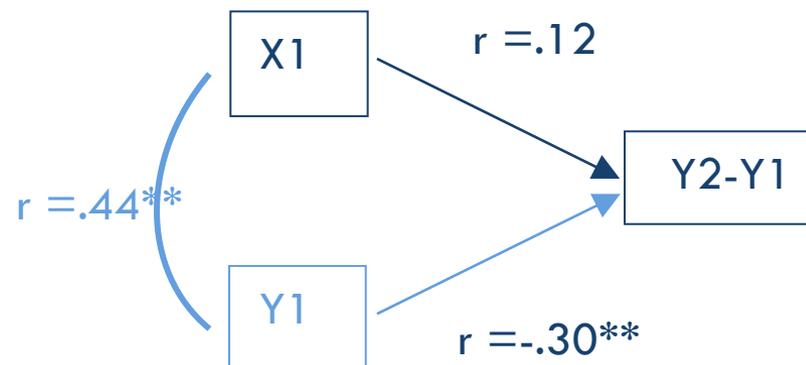
$N = 125$

$Y = \text{cbcl_EXT}$

$X = \text{trf_EXT}$



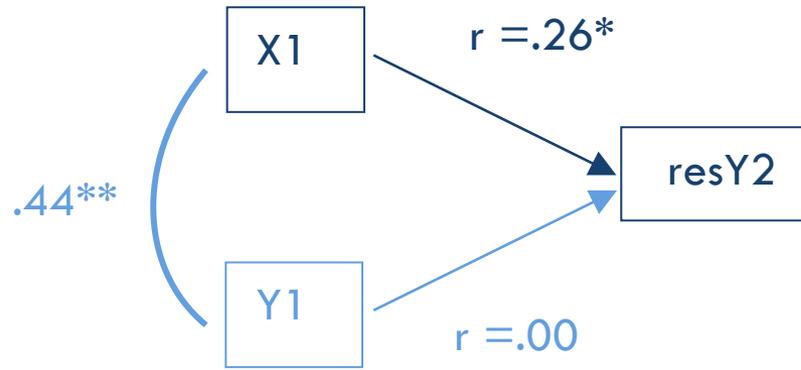
Differenza tra $Y_2 - Y_1$



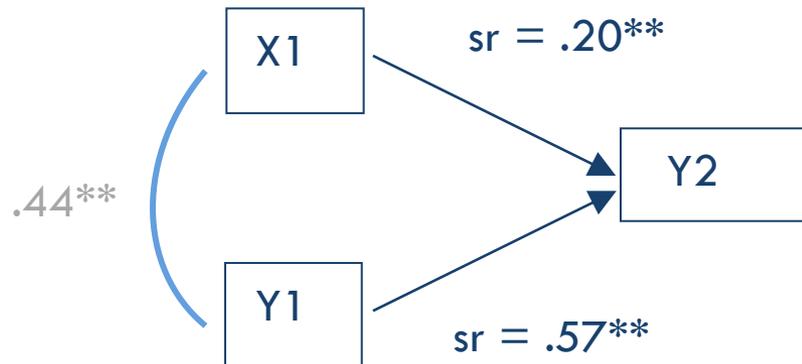
CROSS-LAGGED PATTERN: UN ESEMPIO

Residui di Y2 :

$$\hat{Y}_2 = a + b_1 Y_1$$



Pattern corretto:



1° ESEMPIO CON JAMOVI DATI ESERCITAZIONI (FILE C): ANTECEDENTE TEMPORALE

jamovi - Jamovi Lezione 7_2

Linear Regression

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.737	0.543
2	0.755	0.571

Model Comparisons

Model	Comparison	ΔR^2	F	df1	df2	p
1	- 2	0.0276	3.85	1	60	0.054

Model Specific Results Model 2

Omnibus ANOVA Test

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
t1_UCLA	1075	1	1075.1	30.93	<.001
t1_PHD_DEPRESSION	134	1	134.0	3.85	0.054
Residuals	2085	60	34.8		

Note. Type 3 sum of squares

Model Coefficients - t2_UCLA

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	9.495	2.8952	3.28	0.002	
t1_UCLA	0.513	0.0922	5.56	<.001	0.603
t1_PHD_DEPRESSION	0.423	0.2154	1.96	0.054	0.213

Grandezza dell'effetto

Sig dell'effetto

Direzione del legame

2° ESEMPIO CON JAMOVI DATI ESERCITAZIONI: ANTECEDENTE TEMPORALE

jamovi - Jamovi Lezione 7_2



Linear Regression

Factors

→

Model Builder

Predictors

t1_Body_Dissat
t1_UCLA

Blocks

Block 1
t1_Body_Dissat

Block 2
t1_UCLA

+ Add New Block

> Reference Levels

> Assumption Checks

> Model Fit

> Model Coefficients

Linear Regression

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.812	0.659
2	0.830	0.688

Model Comparisons

Comparison						
Model	Model	ΔR^2	F	df1	df2	p
1	- 2	0.0288	5.55	1	60	0.022

Model Specific Results Model 2 ▾

Model Coefficients - t2_Body_Dissat

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	5.719	2.0056	2.85	0.006	
t1_Body_Dissat	0.935	0.0833	11.22	< .001	0.890
t1_UCLA	-0.108	0.0456	-2.36	0.022	-0.187

DATI LONGITUDINALI CON 2 MISURAZIONI: CROSS-LAGGED PATTERN. CORRELARE I LIVELLI DI CAMBIAMENTO

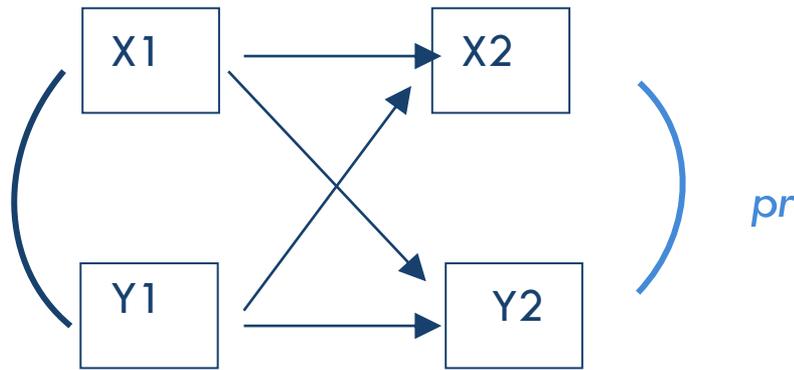
Se si correlano tra loro le differenze nei punteggi osservati $Y_2 - Y_1$ e $X_2 - X_1$

- gli scarti correlano con le rispettive variabili rilevate al T1
- e pertanto correlano anche con l'altra variabile al T1 in virtù del legame che c'è tra le variabili X e Y al T1
- non rappresentano così cambiamento puro
- la correlazione tra gli scarti è pertanto impura

Se si regredisce Y_2 su Y_1 solamente e X_2 su X_1 solamente

- non si controlla la relazione tra i residui di una variabile (Y) e l'altra variabile (X) al T1, relazione che dipende dal legame tra le due variabili (X e Y) al T1
- la correlazione tra i residui è pertanto impura

DATI LONGITUDINALI CON 2 MISURAZIONI: CROSS-LAGGED PATTERN. CORRELARE I LIVELLI DI CAMBIAMENTO



$$\hat{Y}_2 = a + b_1 X_1$$

$$\hat{Y}_2 = a + b_1 X_1 + b_2 Y_1$$

$$\hat{X}_2 = a + b_1 X_1 + b_2 Y_1$$

Il coefficiente b_3 e più precisamente la corrispondente correlazione parziale rappresenta l'intensità della relazione tra i livelli di cambiamento in X e in Y a T2 al netto del peso di entrambi (o tutti) gli antecedenti ovvero

$$\hat{Y}_2 = a + b_1 X_1 + b_2 Y_1 + b_3 X_2$$

1° ESEMPIO CON JAMOVI DATI ESERCITAZIONI (FILE C): CAMBIAMENTO CORRELATO

jamovi - Jamovi Lezione 7_2



Linear Regression

Model Builder

Dependent Variable: t2_KSE

Independent Variables: t2_Body_Dissat

Factors:

Predictors

t1_UCLA
t1_PHD_DEPRESSION
t2_PHD_DEPRESSION

Blocks

Block 1: t1_UCLA
Block 2: t1_PHD_DEPRESSION
Block 3: t2_PHD_DEPRESSION

- Reference Levels
- Assumption Checks
- Model Fit

Linear Regression

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.737	0.543
2	0.755	0.571
3	0.760	0.577

Model Comparisons

Comparison		Model	Model	ΔR^2	F	df1	df2	p
1	- 2	0.02758	3.854	1	60	0.054		
2	- 3	0.00638	0.890	1	59	0.349		

Model Specific Results

 Model 3

Model Coefficients - t2_UCLA

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	9.318	2.9040	3.209	0.002	
t1_UCLA	0.521	0.0927	5.619	< .001	0.6128
t1_PHD_DEPRESSION	0.173	0.3414	0.507	0.614	0.0872
t2_PHD_DEPRESSION	0.246	0.2611	0.943	0.349	0.1443

3° ESEMPIO CON JAMOVI DATI ESERCITAZIONI (FILE C): CAMBIAMENTO CORRELATO

jamovi - Jamovi Lezione 7_2



Linear Regression

Dependent Variable: t2_Body_Dissat

Covariates: t1_Body_Dissat, t1_RSE, t2_RSE

Factors:

Model Builder

Predictors: t1_Body_Dissat, t1_RSE, t2_RSE

Blocks:

- Block 1: t1_Body_Dissat
- Block 2: t1_RSE
- Block 3: t2_RSE

Linear Regression

Model Fit Measures

Model	R	R ²
1	0.800	0.641
2	0.809	0.655
3	0.825	0.680

Model Comparisons

Comparison		ΔR^2	F	df1	df2	p
1	- 2	0.0142	2.51	1	61	0.118
2	- 3	0.0251	4.70	1	60	0.034

Model Specific Results Model 3 ▾

Model Coefficients - t2_Body_Dissat

Predictor	Estimate	SE	t	p	Stand. Estimate
Intercept	3.026	3.6540	0.828	0.411	
t1_Body_Dissat	0.895	0.0841	10.645	< .001	0.851
t1_RSE	0.336	0.1282	2.619	0.011	0.265
t2_RSE	-0.362	0.1669	-2.168	0.034	-0.209

DISEGNI LONGITUDINALI: L'IMPATTO DEGLI EVENTI DI VITA SULLE DIFFERENZE INDIVIDUALI E SUL LORO CAMBIAMENTO

Un evento cambia la personalità?

come stimare l'impatto di un evento di vita

(nascita di un figlio, un nuovo lavoro, malattia, ...)

sulle differenze individuali di personalità?

Applichiamo ancora quanto abbiamo appreso tecnicamente
combinando 2 occasioni di misurazione con un effetto di moderazione

DISEGNI LONGITUDINALI: L'IMPATTO DEGLI EVENTI DI VITA SULLE DIFFERENZE INDIVIDUALI E SUL LORO CAMBIAMENTO

Metodi:

- Studi trasversali: confrontano i livelli medi di una variabile rilevati in individui che hanno esperito vs non hanno esperito un determinato evento di vita (ANOVA btw). Il disegno è pre-sperimentale.

Quale il limite metodologico? Possono risentire dell' «effetto selezione»

- Studi longitudinali: almeno una rilevazione pre-evento e una post-evento

Vediamo le differenze e implicazioni

DISEGNI LONGITUDINALI: L'IMPATTO DEGLI EVENTI DI VITA SULLE DIFFERENZE INDIVIDUALI E SUL LORO CAMBIAMENTO

Le differenze post-evento **tra 2 gruppi** (linea verde e linea blu)

sono le stesse nelle 2 figure, cambiano le differenze pre-evento.

QUANTE E QUALI VARIABILI ABBIAMO RAPPRESENTATE NELLA SINGOLA FIGURA?
CON QUALE RUOLO CIASCUNA?

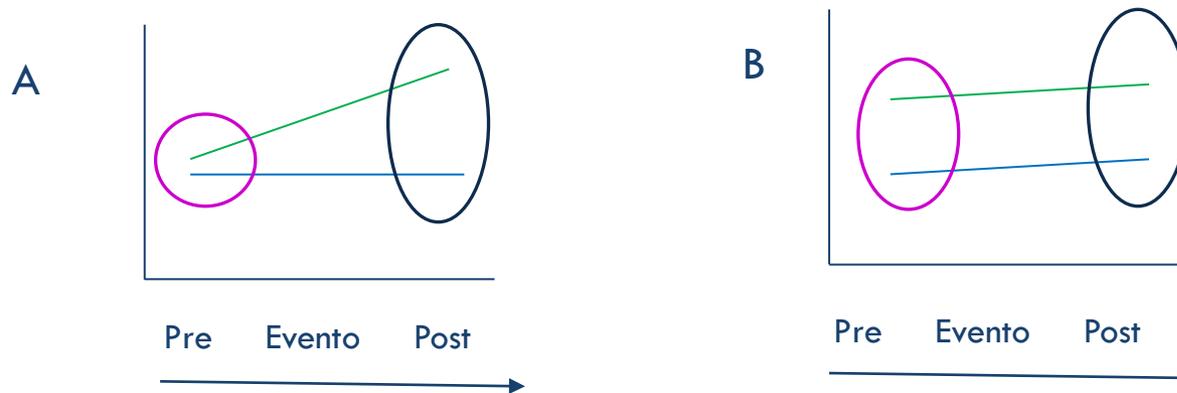


Figura A: Differenze sono solo post-evento

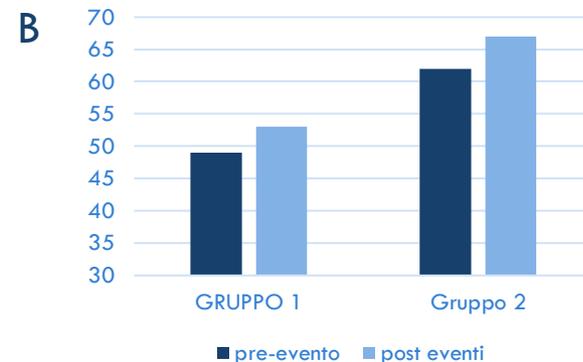
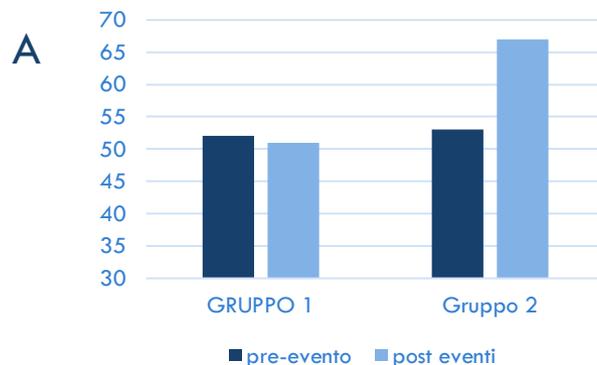
Figura B illustra **l'effetto selezione**: le differenze erano pre-esistenti e le differenze post evento non dipendono dall'evento stesso, anzi potrebbero avere favorito l'evento stesso con **«funzione anticipatoria»**

DISEGNI LONGITUDINALI: L'IMPATTO DEGLI EVENTI DI VITA SULLE DIFFERENZE INDIVIDUALI E SUL LORO CAMBIAMENTO

- Come verificare?
- ANOVA per disegni misti (1 fattore wth e 1 fattore btw) (effetto principale tempo, effetto btw e di interazione tempo * btw)
- (controllando effetti di cambiamento dovuti alla maturazione ossia controllando età dei partecipanti)

Interazione

Occasione x Gruppo rivela se l'andamento nel tempo dei due gruppi è lo stesso (effetto selezione, interazione non sig) oppure no (interazione sig)

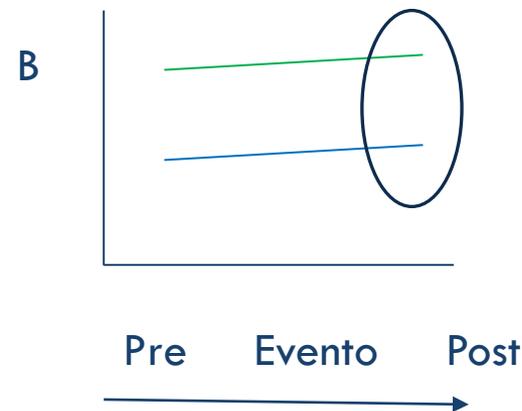
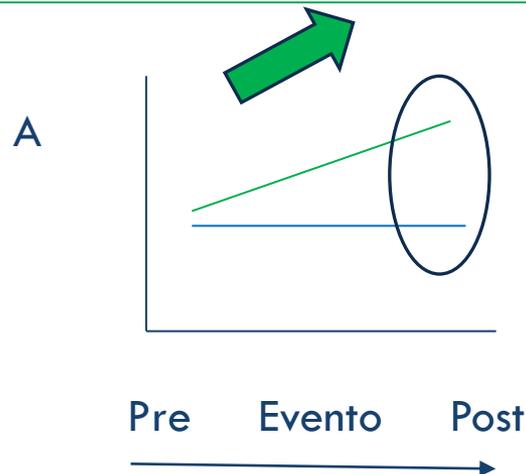


DISEGNI LONGITUDINALI: L'IMPATTO DEGLI EVENTI DI VITA SULLE DIFFERENZE INDIVIDUALI E SUL LORO CAMBIAMENTO

- Come verificare?
- **Analisi della regressione** ($Y'_{t2} = a + b_1 Y_{t1} + b_2 \text{Evento} + b_3 (Y_{t1} * \text{Evento})$)
- (controllando effetti di cambiamento dovuti alla maturazione ossia controllando età dei partecipanti)
- NB se le misurazioni sono 3 o più però possiamo osservare la traiettoria della variabile per i 2 gruppi

Interazione (b_3)

Occasione x Gruppo rivela se l'andamento nel tempo dei due gruppi è lo stesso (effetto selezione, interazione non sig) oppure no (interazione sig)



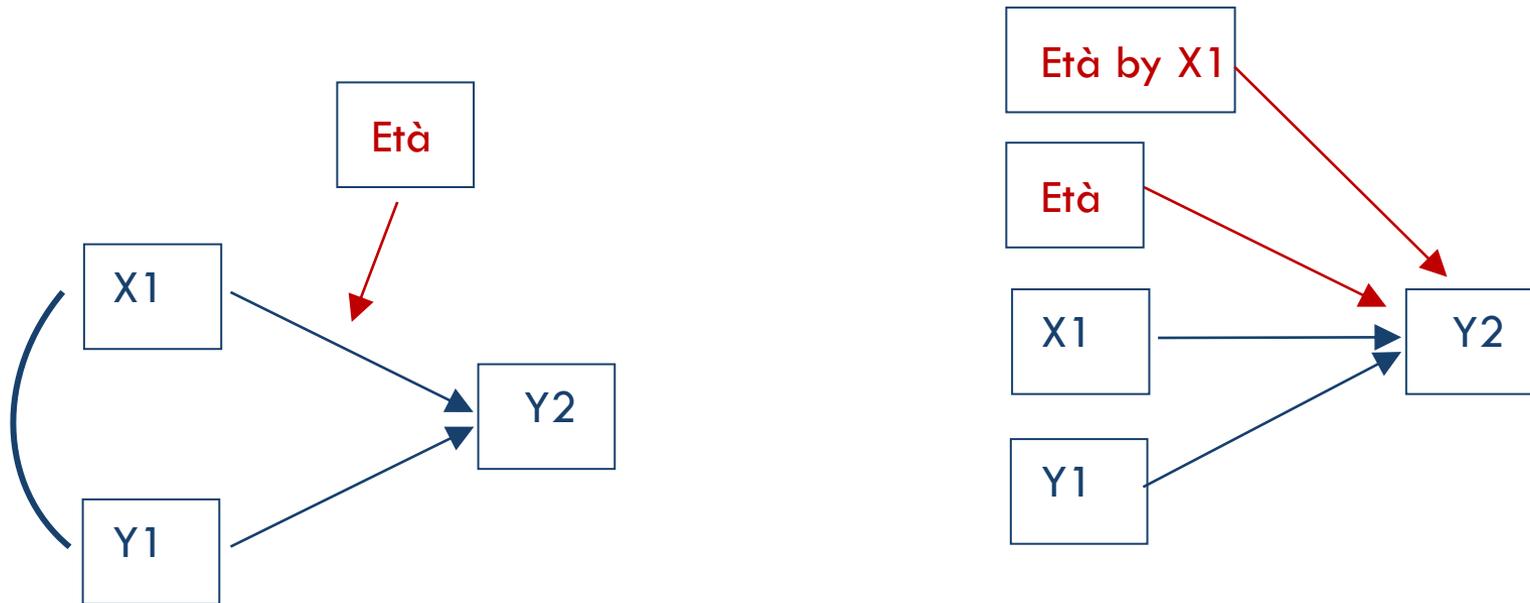
MODELLO LONGITUDINALE IN AMBITO (CLINICO-) SPERIMENTALE

Lo stesso modello di regressione permette di verificare se il cambiamento nel tempo di una variabile (anche di interesse clinico) vari in funzione di una variabile sperimentale

$$(Y'_{t2} = a + b_1 Y_{t1} + b_2 \text{VarSPER} + b_3 (Y_{t1} * \text{VarSPER}))$$

In letteratura si trova anche l'applicazione di tecniche ANCOVA nei disegni sperimentali, in cui la baseline della VD Y viene controllata statisticamente e si rileva se vi sono differenze in Y_{t2} (parzializzato da Y_{t1}) tra i livelli della VI sperimentale che, per definizione, non dovrebbe correlare con Y alla baseline

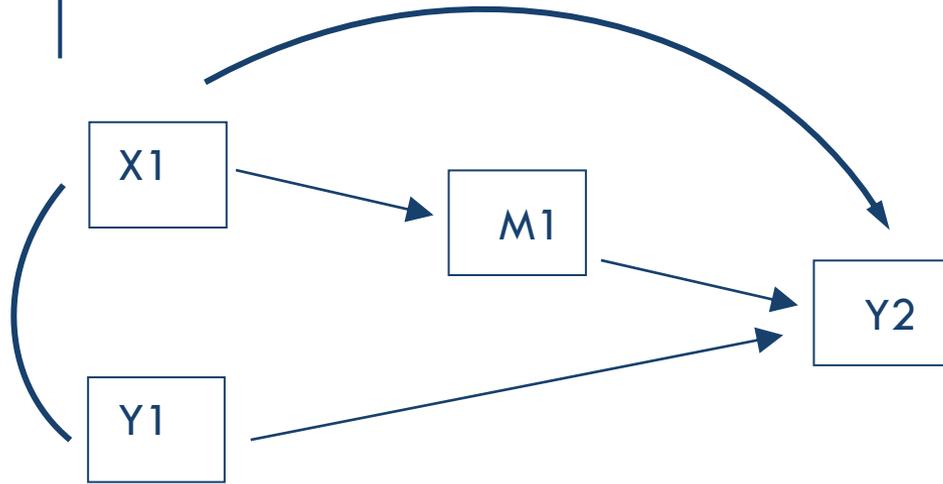
DATI LONGITUDINALI CON 2 MISURAZIONI: ANTECEDENTE TEMPORALE CON UNA VARIABILE MODERATRICE



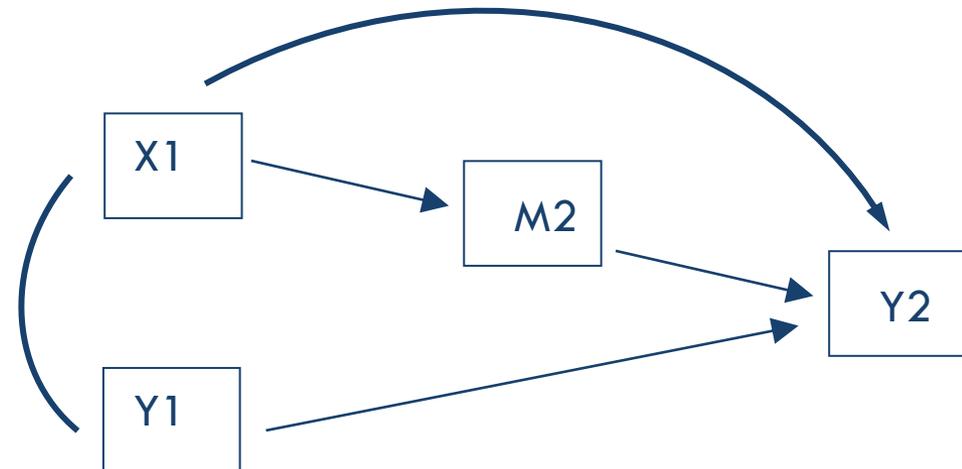
$$\hat{Y}_2 = a + b_1 X_{1.Y1} + b_2 VM_{1.Y1} + b_3 X_{1.Y1} VM_{1.Y1}$$

controllando anche la moderatrice per la sua relazione con Y1
(De Caro & Di Blas, 2016)

DISEGNI LONGITUDINALI (2 MISURAZIONI) ANTECEDENTE TEMPORALE CON UNA VARIABILE MEDIATRICE



In questo modello, X1 e M1 vanno depurate dal loro legame con Y1 prima di verificare il modello di mediazione che lega X1 a Y2



In questo modello, deve essere controllato anche M1

FINORA GRAZIE AL PROCESSO DI PARZIALIZZAZIONE DELLA RELAZIONI
TRA STIMATORI SIAMO RIUSCITI A IMPARARE

FOCUS SULLA VD

- SPIEGARE UNA VARIABILE: IMPATTO UNICO DI OGNI STIMATORE
($y' = a + b_1X + b_2Z$)
- PREVEDERE UNA VARIABILE: MODELLO DI STIMATORI OTTIMALE PER MASSIMIZZARE R QUADRO DI VD ($y' = a + b_1X + b_2Z$)

FINORA GRAZIE AL PROCESSO DI PARZIALIZZAZIONE DELLA RELAZIONI TRA STIMATORI SIAMO RIUSCITI A IMPARARE

FOCUS SULLA RELAZIONE TRA DUE VARIABILI, VD E VI

- DEPURARE LA RELAZIONE tra Y e X da VARIABILI INTERVENIENTI Z (ES., RELAZIONE SPURIA E RELAZIONE SOPPRESSA) ($y' = a + b_1X + b_2Z$)
- VERIFICARE UN MODELLO DI RELAZIONE tra Y e X MEDIATA da Z ($y' = a + b_1X + b_2Z$)
- STRATIFICARE UNA RELAZIONE tra Y e X INDAGANDO L'EFFETTO DI INTERAZIONE TRA STIMATORI X e Z ($y' = a + b_1X + b_2Z + b_3XZ$)
- LEGARE LE VARIABILI Y e X NEL TEMPO, IN TERMINI DI ANTECEDENTI TEMPORALI (modelli di vulnerabilità e modelli di complicazione) ($y'_{T2} = a + b_1X_{T1} + b_2Y_{T1}$) E DI CAMBIAMENTO CORRELATO ($y'_{T2} = a + b_1X_{T1} + b_2Y_{T1} + b_3X_{T2}$)
- Con possibili effetti di moderazione di W (btw, evento vita, condizione sperimentale) dell'andamento di Y nel tempo ($y'_{T2} = a + b_1W + b_2Y_{T1} + b_3WY_{T1}$)