

Statistical Modeling

1 Errori eteroschedastici

Affinché il nostro modello lineare classico ottenga delle stime efficienti abbiamo bisogno di verificare che gli errori siano omoschedastici. In virtù del fatto che ogni errore ε_i è a media nulla $E(\varepsilon_i) = 0$ vale la relazione $E(\varepsilon_i^2) = \text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$, e quindi gli errori sono detti omoschedastici quando la loro varianza è costante al variare del valore dei regressori. Se ciò non accade gli errori si dicono eteroschedastici, ovvero la $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma_i^2$; questo incide sulle proprietà degli stimatori OLS: in particolare continuano a valere correttezza e consistenza ma viene meno l'efficienza (Vedi Appendice per una dimostrazione) (lo stimatore non è più **BLUE**, **B**est **L**inear **U**nbiased **E**stimator). Inoltre le stime campionarie tendono a sottostimare il vero valore della varianza e non esiste più un'unica varianza costante su tutta la diagonale della matrice delle varianze e covarianze, ma ce ne sono molteplici, ovvero ogni varianza sulla diagonale è diversa dalle altre. Come conseguenza la statistica T di Student ha valori erroneamente elevati ed anche i relativi intervalli di confidenza risulteranno più stretti mentre la regione di rifiuto del test T risulterà erroneamente più ampia; verranno quindi ritenuti significativi i parametri anche quando in realtà non lo sono, lo stesso ragionamento vale anche per la F di Snedcor sui singoli parametri. Per individuare questa caratteristica, che ci porta ad un'inaffidabilità delle stime, possiamo ricorrere a diversi metodi (grafici o analitici).

Per quanto riguarda i metodi grafici:

1. Scatter plot dei valori osservati della variabile target (y) contro le variabili esplicative x_j . Ovviamente bisognerà effettuare uno scatterplot per ogni variabile x_j ;
2. Scatter plot dei valori predetti (\hat{y}) contro i residui stimati ($y - \hat{y} = \varepsilon$);
3. Scatter plot dei residui al quadrato (ε^2) contro i valori predetti di y (\hat{y});
4. Scatter plot dei valori osservati (y) contro quelli predetti (\hat{y});
5. Scatter plot dei residui (ε) contro le variabili esplicative x_j . Ovviamente bisognerà effettuare un grafico per ogni variabile esplicativa.

Possiamo ricorrere anche ad alcuni test (metodo analitico):

- **Test di White:** questo test si basa sull'assunzione di omoschedasticità dei residui; viene perciò definita l'ipotesi nulla come $H_0 : \text{Var}(\varepsilon_i) = (\sigma^2)$ e l'ipotesi alternativa come $H_1 : \text{Var}(\varepsilon_i) = (\sigma_i^2)$. Il test sfrutta la regressione *OLS* del quadrato dei residui ε_i^2 sui regressori x_j , i regressori al quadrato x_j^2 e le loro interazioni. Attraverso l'indice di determinazione R^2 di tale regressione, ricavato dal rapporto tra la variabilità

spiegata dalla regressione

$$SSE = \sum_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

e la variabilità totale

$$TSS = \sum_i (y_i - \bar{y})^2$$

si calcola la statistica $LM = nR^2$ che si distribuisce come una χ^2 con gradi di libertà uguale a $k - 1$ (k è il numero di regressori). L'ipotesi nulla verrà rigettata se LM risulterà maggiore del valore soglia della distribuzione χ^2 (ovvero con p-value basso); infatti se R^2 è oltre ad un certo valore significa che le variabili esplicative sono ancora significative nello spiegare la variabilità dei residui, ovvero che i residui (al quadrato) dipendono dai valori delle variabili esplicative x_j , come accade tipicamente in presenza di eteroschedasticità.

- **Test di Breusch-Pagan:** anche in questo test l'ipotesi nulla è quella di omoschedasticità $H_0 : Var(\varepsilon_i) = \sigma^2$. Si basa su una regressione di ε_i^2/s^2 dove s^2 è uguale a $Var(\varepsilon)$:

$$\sum_i \frac{\varepsilon_i^2}{n}$$

La somma dei quadrati dei regressori e quella degli scarti si distribuiscono come χ^2 indipendenti. Essendo ε distribuita normalmente, la sua versione al quadrato ε_i^2 si distribuisce come una χ_{k-1}^2 ; s^2 allo stesso modo in quanto somma di normali al quadrato assume una distribuzione χ_{n-k-1}^2 . A questo punto il loro rapporto si distribuisce quindi come una F di Snedecor (con $k - 1$ gdl al numeratore e $n - k - 1$ al denominatore), in quanto rapporto tra due χ^2 . L'ipotesi nulla verrà rigettata quando la statistica F è superiore ad un valore soglia.

Per risolvere il problema di eteroschedasticità si può procedere attraverso il metodo di stima WLS (Weighted Least Squares).

2 Errori autocorrelati

Affinché il nostro modello lineare classico ottenga delle stime efficienti abbiamo bisogno di verificare che gli errori non siano correlati tra di loro. Accade spesso infatti, soprattutto in serie storiche o territoriali, che esista una correlazione tra errori in momenti successivi o territori vicini.

La condizione di incorrelazione degli errori è data dall'equazione

$$Cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = E(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0 \quad i \neq j$$

Gli errori correlati si possono scindere in due componenti: $\rho\varepsilon_{i-1}^\#$ (errore ritardato di un tempo) e η_i (errori omoschedastici IID, ovvero indipendentemente ed identicamente distribuiti in modo normale). Si nota infatti che l'errore è legato al suo valore ritardato. Possiamo classificare l'autocorrelazione in base al suo *grado*: si dice autocorrelazione di

primo grado quando gli errori sono correlati con il loro valore ritardato di un tempo; allo stesso modo si dice autocorrelazione di i -esimo grado quando gli errori sono correlati con il loro valore ritardato di i gradi. Gli errori autocorrelati non incidono sulle proprietà di correttezza e consistenza degli stimatori OLS (analogamente agli errori eteroschedastici), ma solo sull'efficienza (non sono più BLUE). Come nel caso dell'eteroschedasticità la stima della varianza dei parametri e la relativa inferenza non sono più corretti e affidabili (la statistica T di Student ottiene dei valori erroneamente più elevati; gli intervalli di confidenza tendono ad essere più stretti e l'area di rifiuto del test anomalamente più ampia). Per individuare la caratteristica di autocorrelazione si può ricorrere a rappresentazioni grafiche o a metodi analitici.

Per quanto riguarda le rappresentazioni grafiche:

1. Scatter plot dei valori osservati (y_i) sui valori delle variabili esplicative (x_j). Ovviamente si costruiranno tanti scatter plot quante sono le variabili esplicative;
2. Scatter plot dei residui (ε_i) sulle variabili esplicative (x_j), ovviamente si costruiranno tanti scatter plot quante sono le variabili esplicative;
3. Scatter plot dei residui (ε_i) sui residui ritardati (ε_{i-1}) (a seconda del grado);
4. Correlogramma: in questo grafico vengono mostrate le correlazioni a diversi gradi con relativa barra di confidenza; analizzando acf (funzione di autocorrelazione dei residui) e pacf si riesce a determinare il tipo di modello autoregressivo.

Per quanto riguarda i test invece:

Test di Durbin-Watson: questo test si può effettuare per verificare la presenza di autocorrelazione a diversi gradi. Prendiamo in esame il test per il primo grado. Esso si basa sull'assunzione di non correlazione degli errori (in particolare errori con differenza temporale): l'ipotesi nulla è quindi

$$H_0 : \rho = \text{Corr}(\varepsilon_i; \varepsilon_{i-1}) = 0$$

contro l'ipotesi alternativa di autocorrelazione degli errori che può essere:

1. Unidirezionale destra
2. Unidirezionale sinistra
3. Bidirezionale

La statistica DW per l'autocorrelazione dei residui è definita come

$$DW = \sum_i \frac{(\varepsilon_i - \varepsilon_{i-1})^2}{\varepsilon_i^2}$$

e si dimostra sotto ipotesi di omoschedasticità di ε che $DW = 2(1 - \rho)$.

Si può infatti notare che:

- La distribuzione di DW è centrata su 2: se infatti DW è uguale a 2 gli errori sono incorrelati poichè $\rho = 0$;
- DW tende a 0 quando i residui sono correlati positivamente dato che $\rho = 1$;
- DW tende a 4 quando i residui sono correlati negativamente con $\rho = -1$;

- I valori critici cambiano di caso in caso ma convenzionalmente se non specificati sono 1 e 3.

Nel caso di autocorrelazione, il teorema di Aitken stabilisce che nella classe degli stimatori lineari per il modello di regressione *generalizzato* lo stimatore GLS è efficiente in quanto caratterizzato dalla minima varianza.

3 Metodo di stima WLS, per soluzioni correlate, GLS

Errori eteroschedastici e incorrelati: modello WLS

Per errori eteroschedastici si intende quando la varianza dell'errore non rimane costante al variare del valore delle variabili esplicative, violando quindi una delle ipotesi della regressione lineare classica. Per tale motivo gli stimatori OLS non possono essere usati (in quanto non più efficienti); al contrario si possono utilizzare gli stimatori Weighted Least Squares (WLS) che permettono di stimare un modello per la varianza degli errori condizionata ai regressori. Si tratta di definire le seguenti nuove variabili che danno luogo al modello trasformato dividendo ogni variabile contenuta nel modello di partenza per la radice di $h(i)$ (corrispondente alla varianza di ε^* , ovvero l'errore eteroschedastico). Infatti si tratta di stimare i parametri del modello trasformato con il metodo OLS regredendo y^* su X^*B riportando così la varianza degli errori ad una costante ottenendo la forma

$$y^* = X^*B + \varepsilon$$

Errori omoschedastici e correlati: modello GLS

Nel caso invece ci si trovi davanti ad errori autocorrelati come accade in serie storiche e territoriali è ragionevole ipotizzare che esista correlazione fra errori in momenti successivi o territori vicini. Si parla di autocorrelazione se al variare di X c'è fluttuazione dei valori di Y con lo stesso segno (autocorrelazione *positiva*), o segno alternato (autocorrelazione *negativa*) oltre un certo intervallo di confidenza. Si possono ricavare stime per errori correlati in modo più semplice tramite una stima dei parametri in una equazione che tenga conto della struttura di autocorrelazione seriale (metodo proposto da Durbin). Bisogna innanzitutto stimare il coefficiente di autocorrelazione di primo ordine attraverso un modello avente come variabile risposta gli errori $\varepsilon_t^\#$ e come esplicative quelle già considerate più l'errore ritardato di un tempo $\varepsilon_{t-1}^\#$ e procedere alla stima del coefficiente di correlazione ρ . Una volta ottenuta la stima di ρ si procede a moltiplicare ogni elemento dell'equazione ritardata per ρ stesso:

$$\rho y_{t-1} = \rho \beta_0 + \rho \beta_1 x_{t-1} + \rho \varepsilon_{t-1}^\# .$$

Infine si procede a sottrarre l'equazione ritardata moltiplicata per ρ all'equazione nella forma normale $y_t - \rho y_{t-1}$ ottenendo un modello OLS per i parametri trasformati

$$y_t^\# = \beta_0^\# + \beta_1 x_t^\# + w_t$$

dove

$$\begin{aligned}y_t^\# &= y_t - \rho y_{t-1} \\ \beta_0^\# &= \beta_0(1 - \rho) \\ x_t^\# &= x_t - \rho x_{t-1} \\ w_t &= \varepsilon_t^\# - \rho \varepsilon_{t-1}^\#\end{aligned}$$

che rispetta tutte le classiche proprietà di correttezza, consistenza ed efficienza.

In alternativa è possibile utilizzare un modello *autoregressivo* (proprio del software SAS) per inserire nell'equazione iniziale un errore ritardato che tenga conto dell'autocorrelazione di ordine 1 (o anche ordini superiori):

$$y_i = b_0 + b_1 x_i + AR1_i + \varepsilon_i.$$

con

$$\begin{aligned}AR1 + \varepsilon_i &= v_i \\ Corr(v_i, v_{i-1}) &= 0\end{aligned}$$

Errori eteroschedastici e correlati: stimatore GLS

Nel caso in cui gli errori non siano sferici in quanto eteroschedastici e correlati si utilizzano gli stimatori dei minimi quadrati generalizzati (*GLS*) interpretabili in modo analogo al modello classico in quanto stimatori *OLS* basati su variabili trasformate per mezzo delle proprietà degli autovettori e autovalori ricavati dalla matrice dei residui Σ_ε . Nello specifico si procede ad effettuare una *decomposizione spettrale della matrice degli errori*

$$\Sigma_\varepsilon = VV'$$

con

$$V = \sigma(A\sqrt{L})A'$$

dove A è la *matrice degli autovettori* e L è la matrice diagonale degli autovalori di Σ_ε .

A questo punto moltiplicando per V^{-1} il modello si ottiene un nuovo modello nelle variabili trasformate ottenendo Σ_ε omoschedastica ed incorrelata:

$$\begin{aligned}V^{-1}y &= y^\circ \\ V^{-1}X\beta + V^{-1}\varepsilon^\circ &= X^\circ\beta^\circ + \varepsilon \\ y^\circ &= \beta^\circ X^\circ + \varepsilon\end{aligned}$$

Lo stimatore risulta godere delle tre proprietà:

1. Correttezza;
2. Consistenza;
3. Efficienza in quanto il teorema di Aitken stabilisce che nella classe degli stimatori lineari per il modello di regressione *generalizzato* lo stimatore *GLS* è caratterizzato dalla minima varianza, che risulta comunque maggiore di quella ottenuta attraverso il modello *OLS* per i modelli lineari ma, condizionatamente ai modelli lineari generalizzati è il migliore. Infatti $\sigma^2(X^{\circ'}X^\circ)^{-1} > \sigma^2(X'X)^{-1}$, e la differenza tra le due risulta essere una matrice semidefinita *positiva*;

4. Lo stimatore assegna un peso maggiore alle osservazioni caratterizzate da una minore varianza da considerarsi più “affidabili”.

Tutto questo è possibile assumendo come nota la matrice di varianze e covarianze dei residui Σ_ε . Nel caso in cui questa non fosse conosciuta allora è possibile ricorrere alla matrice campionaria S_ε in modo che rispetti la condizione

$$\lim_{n \rightarrow \infty} S_\varepsilon = \Sigma_\varepsilon$$

A questo punto si possono utilizzare gli stimatori FGLS (Feasible Generalized Least Squares). Spesso la soluzione di applicare i FGLS viene intrapresa anche in caso di semplice eteroschedasticità o semplice autocorrelazione, o sospette tali, poichè vige il principio di precauzione.

4 Multicollinearità

Se la matrice $(X'X)$ non è invertibile oppure ha determinante prossimo allo 0 le stime non esistono (coefficienti sotto identificati, poiché non si dispone di sufficiente informazione per stimarli) o non sono stabili (coefficienti empiricamente sotto identificati).

Tale problema si verifica quando almeno una delle variabili è correlata linearmente alle altre e quindi si ha multicollinearità. In questo caso la matrice $(X'X)$ è detta singolare e le soluzioni non sono uniche.

Esistono due tipi di collinearità:

1. **Perfetta:** sussiste quando almeno una variabile esplicativa è una combinazione lineare perfetta delle altre. Essa viola le proprietà del modello lineare classico. Solitamente ciò si verifica per un errore nella definizione dei regressori o per una stranezza nei dati o ancora per la presenza di due variabili che sono direttamente dipendenti una dall'altra (ad esempio *titolo di studio* e *anni di studio*).
2. **Imperfetta:** sussiste quando 2 o più regressori sono fortemente correlati e il determinante della matrice dei coefficienti tende a 0. Questa condizione non provoca l'impossibilità della stima dei coefficienti come per la collinearità perfetta ma dà origine a coefficienti fortemente distorti e caratterizzati da una varianza molto alta.

Le principali conseguenze sono:

1. Un aumento della varianza delle stime dei coefficienti $\hat{\beta}$;
2. Gli intervalli di confidenza al cui interno sta il valore vero del parametro con *confidenza* $1 - \alpha$ risultano essere più grandi di quanto non siano in realtà mentre la regione di accettazione del test si amplia notevolmente, ciò implica che i parametri vengano ritenuti non significativi anche quando in realtà lo sarebbero;
3. Con due variabili fortemente correlate se aggiungo la seconda, l'incremento di R^2 è inferiore all'incremento che avrei aggiungendo una seconda variabile debolmente correlata con la prima. Quindi, siccome le due variabili hanno molta varianza in comune, non posso dire quale delle due è più influente rispetto all'outcome.

Esistono tre metodi analitici per verificare la presenza di multicollinearità:

1. **Indice di tolleranza** che misura il grado di interrelazione di una variabile indipendente rispetto alle altre. Nella pratica, $TOL = 1 - R_j^2$ dove R_j^2 è calcolato dalla regressione della variabile esplicativa X_j (usata come risposta) in funzione di tutte le altre esplicative. Per questo può assumere valori compresi tra 0 (che indica la massima *collinearità*) e 1 (che indica la massima *indipendenza* tra le variabili);
2. **Varianza multifattoriale** o **VIF**, ovvero il reciproco della tolleranza. Valori di tale indice variano tra 0 e ∞ perciò se superiori a 20 indicano uno stretto rapporto tra la variabile considerata e le altre ovvero un eccessivo grado di *multicollinearità*. Vanno considerate con attenzione anche quelle variabili con valori di VIF maggiori di 10;
3. **L'indice di condizione** è dato dalla radice del rapporto tra l'autovalore massimo della matrice $(X'X)$ e ogni autovalore. Quando risulta essere maggiore di 30 si ritiene esistere *collinearità*. Tale convinzione viene rafforzata se un autovalore con condition index maggiore di 30 contribuisce a spiegare elevate quote di varianza di due o più variabili.

Oltre all'utilizzo di queste misure analitiche è buona norma, in prima istanza, generare una *matrice di correlazione* tra tutte le variabili così da identificare rapidamente possibili variabili collineari. Auspicabilmente infatti vorremmo forte correlazione tra y e le singole x_j con bassa correlazione tra le singole x_j .

5 Linearità

La relazione ipotizzata tra la nostra variabile dipendente y e le singole variabili esplicative x è di tipo: $y = f(x)$, con f lineare.

L'approssimazione lineare non è sempre la migliore. Per validare la presenza di ciascun regressore all'interno dei diversi modelli dobbiamo quindi verificare la linearità di tale relazione. Dunque, la variabile risposta deve essere una combinazione lineare di variabili esplicative e di parametri lineari.

Se una relazione tra y e X è non lineare, allora l'effetto su y (Δy) di una variazione in X (ΔX) dipende puntualmente dal valore di X poiché l'effetto marginale di X non è costante.

In questo caso, una regressione lineare è mal specificata: la forma funzionale è errata e lo stimatore dell'effetto su y di X non è corretto nemmeno sulla media. Può capitare ad esempio che l'indice R^2 sia elevato ma che non ci sia linearità perchè c'è sia una componente lineare sia una non lineare.

Per verificare la presenza (o meno) di linearità è possibile ricorrere ad alcuni grafici:

1. Scatter plot della variabile risposta (y_i) in funzione di ogni esplicativa (x_j) presente nel modello;
2. Scatter plot dei residui (ε_i) in funzione dei valori osservati (y_i) della variabile dipendente; non deve essere un andamento sistematico;
3. Scatter plot dei residui (ε_i) in funzione dei valori previsti (\hat{y}_i); deve esserci un andamento regolare.

È da notare che la non linearità potrebbe dipendere anche solo da una o da alcune variabili esplicative e non necessariamente da tutte. Quando è presente non linearità dei parametri, potrebbe esistere una trasformazione che li renda lineari (caso linearizzabile) oppure che questi siano espressi in una forma intrinsecamente non lineare.

Nel primo caso si procede innanzitutto alla linearizzazione del parametro (o della variabile) *non lineare* con una trasformazione che lo renda *lineare*, poi si procede alla stima OLS ed infine si applica la trasformazione inversa ricavando la stima del parametro originale. Nel caso invece di componenti intrinsecamente non lineari si procede allora alla stima attraverso gli stimatori NLS (minimi quadrati non lineari) che sfruttano algoritmi numerici nei software per affrontare il problema di minimizzazione non lineare.

Volendo utilizzare funzioni di variabili indipendenti non lineari in X possiamo riformulare una vasta famiglia di funzioni di regressione lineare come regressioni multiple.

Tra le funzioni non lineari le più utilizzate sono le polinomiali e le trasformazioni logaritmiche.

Tra la trasformazioni logaritmiche esistono tre modelli principali:

1. **Linear-log**, in cui ad un incremento percentuale della variabile indipendente corrisponde un incremento nominale β della variabile dipendente.
2. **Log-linear**, in cui ad un incremento nominale dell'esplicativa corrisponde un incremento percentuale β della risposta.
3. **Log-log**, in cui entrambi gli incrementi sono percentuali.

6 Non normalità

Quando gli errori ε_i sono indipendenti e identicamente distribuiti come $N(0, \sigma^2)$ si possono ricavare la distribuzione degli stimatori, i test statistici, gli intervalli di confidenza e le proprietà ottimali (inoltre stima di massima verosimiglianza ML coincide con stima dei minimi quadrati OLS). Nel caso in cui gli errori non siano normali, se tuttavia i campioni sono sufficientemente larghi per il **teorema del limite centrale** la distribuzione degli errori tende *asintoticamente* alla normalità. Se ciò non accade non è possibile applicare test e intervalli di confidenza perchè essi sono basati tutti sull'ipotesi di normalità degli errori.

Conseguenze della violazione della normalità:

1. I parametri β possono essere espressi come combinazione lineare degli errori, per cui se gli errori non sono normali anch'essi non sono più normali;
2. Non è più possibile ricavare test basati sulla normale standardizzata;
3. Non è più possibile ricavare intervalli di confidenza per i parametri basati sulla normale standardizzata;
4. Le stime OLS non coincidono con le stime ML ottenute attraverso il metodo della massima verosimiglianza, quindi gli stimatori OLS non sono più gli stimatori corretti a minima varianza *fra tutti gli stimatori corretti* cioè non sono più **VUE**. Il fatto che le stime ML ed OLS non coincidano più rende meno affidabili le stime attraverso software statistici, che comunemente effettuano la stima attraverso il metodo della massima verosimiglianza. Nonostante gli stimatori OLS non siano più **VUE**,

conservano le proprietà di correttezza, consistenza ed efficienza condizionatamente ai dati. Essendo i dati affetti da un bias sulla distribuzione dei residui ε anche le stime OLS ereditano tale bias ma, proprio in virtù di ciò, possono essere ancora considerati gli stimatori a minima varianza *tra tutti gli stimatori lineari* e perciò sono considerati **BLUE**.

Per individuare casi di non normalità è opportuno:

- Osservare indici descrittivi;
- Effettuare rappresentazioni grafiche;
- Effettuare test non parametrici (ovvero realizzati con lo scopo di testare la distribuzione del parametro sotto osservazione).

Tra gli indici descrittivi possiamo, in prima istanza, osservare indicatori quali **moda**, **media** e **mediana**. Banalmente quando queste corrispondono possiamo affermare che la distribuzione dei residui ε_i è normale. Questi indicatori sono anche visualizzabili in maniera diretta utilizzando un box-plot.

Tra la rappresentazioni grafiche utili rientrano:

- Plot della distribuzione dei residui, per cui se la media risulta maggiore della mediana allora sarà possibile visualizzare una distribuzione caratterizzata da asimmetria *positiva* (a destra), mentre in caso di media inferiore alla mediana sarà possibile visualizzare una distribuzione affetta da asimmetria *negativa* (a sinistra).
- Plot della distribuzione cumulata dei residui, che è possibile ispezionare alla ricerca di evidenti irregolarità.
- P-P plot che mette a confronto la distribuzione cumulata dei residui (sulle ascisse) con la distribuzione cumulata della normale (sulle ordinate). Il risultato di ciò è che in caso di distribuzione normale allora i punti si distribuiranno in modo ordinato lungo la *bisettrice*.
- Q-Q plot, molto simile al precedente, mette a confronto i quantili della distribuzione normale (sulle ascisse) con i residui ε (sulle ordinate). Anche in questo caso la distribuzione dei punti lungo la *bisettrice* indica il soddisfacimento dell'assunzione di normalità dei residui. La diversa forma assunta dai punti sulla bisettrice può inoltre indicare una distribuzione leptocurtica, platicurtica oppure asimmetrica (a destra o a sinistra a seconda della forma assunta).

Esistono, infine, alcuni test non parametrici che non si basano su ipotesi sulla distribuzione ma che sono appunto detti non parametrici poichè testano la distribuzione dei parametri. Per questo motivo sono molto utili per analizzare problemi di normalità dei residui.

1. **Test di Shapiro-Wilk**, che assume valori compresi tra 0 e 1 e gli estremi corrispondono rispettivamente al rifiuto e all'accettazione dell'ipotesi di normalità. Il test parte dell'ipotesi $H_0 : \varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$. In ogni caso, il test W essendo caratterizzato da una forte asimmetria potrebbe comunque portare ad un rifiuto dell'ipotesi di normalità.

$$W = \frac{\sum_i (\beta_i \varepsilon_i)^2}{\sum_i \varepsilon_i^2}$$

2. **Test di Kolmogorov Smirnov**, in cui $H_0 : \varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ e si basa sul calcolo della statistica test D come la somma in valore assoluto della differenza tra le frequenze cumulate della distribuzione empirica da testare e quelle della normale, una volta definite delle classi di eguale ampiezza. D viene poi messa a confronto con le apposite tavole (essendo una statistica tabulata) ed in caso di superamento del valore critico in base al livello di significatività scelto comporterà il rifiuto o l'accettazione di H_0 ;
3. **Skewness test** (test di asimmetria), ovvero un test direzionale basato sul fatto che la distribuzione della normale è simmetrica; si basa perciò su un indice di simmetria; rigettando H_0 si rigetta la normalità, non rigettandola, invece, si dice solo che la distribuzione è simmetrica, ma non per forza normale.

$$S = \frac{(E[X - \mu]^3)^2}{(E[X - \mu]^2)^3}$$

Sinteticamente si tratta di mettere a rapporto il quadrato del momento terzo intorno alla media di X con il cubo della varianza.

Quando l'ipotesi di normalità è rispettata allora $E(S) = 0$;

4. **Test della Kurtosis**, simile nella forma a quello per l'asimmetria

$$K = \frac{E(X - \mu)^4}{(E[X - \mu]^2)^2}$$

Anche in questo caso sinteticamente si tratta di mettere a rapporto il momento quarto intorno alla media di X con il quadrato della varianza.

Sotto l'ipotesi di normalità $E(K - 3) = 0$, poichè la curtosi della normale è appunto uguale a 3.

I problemi di non normalità possono essere risolti usando una *trasformazione* della variabile dipendente Y . La trasformazione può migliorare la relazione lineare tra la variabile dipendente e le variabili indipendenti.

Tra le trasformazioni disponibili vi sono:

- $\log(Y)$ quando S_ε cresce con y o quando la distribuzione dell'errore ha asimmetria *positiva*;
- Y^2 quando S_ε è proporzionale a $E(y)$ o quando la distribuzione dell'errore ha asimmetria *negativa*;
- \sqrt{Y} quando S_ε è proporzionale a $E(y)$;
- Y^{-1} quando S_ε cresce significativamente al crescere di y .

7 Outlier

I valori cosiddetti **outlier** possono essere distinti in:

1. Valori anomali: valori che si discostano in modo rilevante dall'andamento generale.

2. **Punti influenti:** punti che influenzano in misura rilevante le stime.

Non sempre un valore anomalo è anche influente; per contro esistono punti non anomali che influiscono in misura rilevante sul risultato.

Come identificare gli outlier:

- Rappresentazioni grafiche per mezzo di box-plot e scatter-plot.
- Indicatori

Tra questi **indicatori** è possibile distinguere tra:

1. **Leverage values:** Definita $H = X(X'X)^{-1}X'$, nota come matrice di proiezione, gli elementi h_{ii} sulla diagonale, chiamati leverage, possono essere usati per verificare l'impatto dell'osservazione i -esima sulla capacità del modello di predire tutti i casi.

Si dimostra che il valor medio del leverage è:

$$\frac{(k-1)}{n}$$

con $k = n^\circ$ variabili esplicative ed $n = n^\circ$ osservazioni.

Può dunque essere considerato

$$h_{ii} > \frac{2(k-1)}{n}$$

come valore soglia per individuare osservazioni potenzialmente anomale con un'eccessiva influenza sulla stima complessiva di tutte le osservazioni

2. **Residui standardizzati:** Assumendo per i residui ε

$$\varepsilon = (I - H)y$$

allora è possibile scrivere la varianza esplicitata come

$$Var(\varepsilon_i) = (1 - h_{ii})\sigma^2$$

Come conseguenza di ciò i residui *standardizzati* sono definiti come

$$\varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{\sigma\sqrt{(1 - h_{ii})}}$$

In un campione distribuito normalmente il 95% dei valori dei residui standardizzati ε_i^* dovrebbe assumere valori compresi tra -2 e $+2$ mentre il 99% dovrebbe assumere valori compresi tra -2.5 e $+2.5$; nel caso in cui il valore del residuo standardizzato fosse maggiore di 3 probabilmente l'osservazione corrispondente sarà un outlier.

3. **Residui studentizzati:** è la versione dei residui standardizzati ma relativamente al campione. Di conseguenza le forme analitiche saranno le medesime facendo però riferimento non alla varianza σ^2 ma alla varianza campionaria s^2 .

$$\varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{s_{\varepsilon i}\sqrt{(1 - h_{ii})}}$$

Sono utilizzati per verificare la presenza di osservazioni anomale in campioni di non elevata numerosità. La versione dei residui studentizzati cosiddetta *jackknife* è ricavata calcolando il rapporto dei residui sulla deviazione standard dei residui ottenuta eliminando dal dataset l' i -esima osservazione, così per ogni residuo studentizzato.

4. **Covrati:** indica la variazione nel determinante della matrice delle covarianze delle stime eliminando la i -esima osservazione. Eliminando infatti il valore i -esimo provo una variazione nel determinante che vado a quantificare.

$$\text{COVRATIO} = \frac{\det(\sigma_i X_i' X_i^{-1})}{\det(\sigma^2 (X_i' X_i)^{-1})}$$

Il valore di soglia è determinato da

$$1 \pm 3 \sqrt{\left(\frac{(k+1)}{n}\right)}$$

5. **Dfitts:** misura l'influenza dell' i -esima osservazione sulla stima dei coefficienti di regressione e sulla loro varianza, eliminandola dal dataset. Osservazioni con valori elevati di Dfitts sono associati a punti influenti. Con $\hat{y} - \hat{y}_{(i)}$ verifico infatti l'impatto che la rimozione dell' i -esima osservazione ha sul valore finale dell'output del modello.

$$\text{DFITTS} = \frac{\hat{y} - \hat{y}_{(i)}}{S_{e(i)} \sqrt{h_{ii}}}$$

con valore soglia

$$\pm 2 \sqrt{\left(\frac{(k+1)}{n}\right)}$$

6. **Dfbetas:** misura l'influenza dell' i -esima osservazione sulle stime di ogni coefficiente di regressione separatamente, eliminandola dal dataset. Ancora una volta valori elevati indicano che l'osservazione influisce molto sulla stima dei parametri. Per questo indice infatti un valore è ritenuto anomalo non se cambia il valore previsto ma se cambia anche solo uno dei coefficienti, per sua natura è quindi un indice molto più stringente rispetto al precedente.

$$\text{DFBETAS} = \beta - \beta_{(i)} = X_{(i)} (X' X)^{-1} \frac{\varepsilon_i}{1 - h_{ii}}$$

con valore soglia 2 oppure $2\sqrt{n}$ in caso si voglia tenere conto della numerosità delle osservazioni.

7. **Distanza di Cook:** misura l'influenza dell' i -esima osservazione sulla stima dei coefficienti di regressione *nel loro complesso*, in termini di capacità del modello di predire tutti i casi quando la singola osservazione viene rimossa dal dataset, per questo motivo è molto simile al Dfitts. Valori superiori a 1 (o eventualmente a $4/n$, essendo n il numero di osservazioni) indicano che il punto è influente.

$$D_i = \frac{(\beta - \beta_{(i)}) (X' X) (\beta - \beta_{(i)})}{k \sigma_{(i)}^2}$$

8 Modello lineare classico multivariato

Consideriamo l'estensione multivariata (con più di una variabile dipendente) della regressione lineare multipla (con più di un regressore) che modella la relazione fra un insieme di r variabili esplicative z_1, \dots, z_r , ed m variabili dipendenti y_1, \dots, y_m . Ognuna delle m variabili dipendenti è legata a una particolare regressione multipla.

Per l' i -esimo individuo abbiamo:

$$\begin{aligned} y_i &= [y_{i1}, \dots, y_{ij}, \dots, y_{im}] \\ z_i &= [1, z_{i1}, \dots, z_{ik}, \dots, z_{ir}] \\ \varepsilon_i &= [\varepsilon_{i1}, \dots, \varepsilon_{ij}, \dots, \varepsilon_{im}] \end{aligned}$$

Mentre la matrice dei parametri β ($m, r+1$) per le m equazioni è:

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{10} & \dots & \beta_{1k} & \dots & \beta_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{j0} & \dots & \beta_{jk} & \dots & \beta_{jr} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{m0} & \dots & \beta_{mk} & \dots & \beta_{mr} \end{bmatrix}$$

In sintesi ogni *riga* della matrice dei parametri β si riferisce ad una variabile risposta $y_{1, \dots, m}$ mentre ogni colonna si riferisce ad una variabile esplicativa $z_{1, \dots, r}$.

Nel suo complesso perciò il modello multivariato appare come

$$Y_{(m,n)} = B_{(m,r+1)} Z_{(r+1,n)} + E_{(m,n)} \quad \text{ovvero}$$

$$\forall j \in [1, m] \quad y_j = \beta_{j0} + \beta_{j1}z_1 + \dots + \beta_{jr}z_r + \varepsilon_j$$

Con il contenuto della matrice delle variabili dipendenti interpretabile come:

- Ogni colonna rappresenta un individuo con i valori assunti dalle y_m variabili dipendenti per quell'individuo.
- Ogni riga rappresenta il valore assunto dalla singola variabile dipendente y_i su tutti gli individui.

Le ipotesi del modello sono analoghe a quelle formulate per il modello univariato ma, essendo applicate su più variabili dipendenti risultano molto più stringenti:

1. Parametri lineari;
2. Valori attesi degli errori casuali sono nulli $E(\varepsilon_{ij}) = 0$;
3. Gli errori casuali all'interno di ogni equazione e *anche tra diverse equazioni* sono omoschedastici e incorrelati. La matrice di varianze e covarianze dei residui assume infatti la forma

$$\Sigma_E = \begin{bmatrix} \sigma^2 I_n & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \sigma^2 I_n & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \sigma^2 I_n \end{bmatrix}$$

Con dimensione (nm, nm) poichè ogni matrice Σ_ε relativa ad ogni singola equazione è di dimensione (n, n) ed essendo m il numero di variabili dipendenti y otteniamo appunto una matrice di varianze e covarianze di questa dimensionalità. Mentre gli elementi diagonali di questa matrice rappresentano gli errori relativi alla medesima equazione, le matrici 0 che non si trovano sulla diagonale, racchiudono le correlazioni fra gli errori relativi ad equazioni diverse. Per le matrici 0 infatti abbiamo sulla diagonale la correlazione di *ogni individuo* con sè stesso relativamente alle diverse variabili dipendenti y (ovvero le scelte dell' i -esimo individuo riguardo una determinata y_i non influenzerebbero le scelte dello stesso individuo riguardo un'altra y_j , ipotesi molto forte) mentre per gli elementi non diagonali abbiamo la correlazione di ogni individuo *con un altro* (questa ipotesi molto meno forte rispetto alla precedente) ;

4. Le variabili esplicative Z sono non stocastiche: per ogni osservazione, il valore delle Z è una costante mentre il corrispondente valore di ogni y è una variabile casuale influenzata dagli errori casuali;
5. Le Z variabili esplicative sono non collineari con rango $(z = r + 1)$, contrariamente la matrice $Z'Z$ non sarebbe invertibile e non sarebbe calcolabile lo stimatore dei minimi quadrati;
6. La numerosità della popolazione n è maggiore del numero degli r parametri stimati più l'intercetta ($n > r + 1$) per la stessa ragione, perciò per ogni equazione le stime dei minimi quadrati di $\hat{\beta}$ sono trovate in modo analogo al caso univariato:

$$\hat{\beta}_j = y_j Z' (Z Z')^{-1} \iff \hat{B} = Y Z' (Z Z')^{-1}$$

Di conseguenza **nel modello multivariato classico calcolare le soluzioni per ogni variabile dipendente y singolarmente oppure tutte insieme, dal punto di vista descrittivo, è identico.**

7. Gli errori E si distribuiscono come una normale multivariata:

$$E \sim N(0, s^2 I_{nm})$$

con 0 vettore delle medie e $s^2 I_{nm}$ matrice di varianze e covarianze della variabile casuale multivariata E . Permane la condizione di ortogonalità poichè i residui sono incorrelati sia con le variabili esplicative Z che con i valori predetti della variabile dipendente \hat{Y} .

Inoltre poichè

$$Y = \hat{Y} + \hat{E}$$

abbiamo che

$$(\Sigma_Y = Y Y') = (\hat{H} = \hat{B} Z Z' \hat{B}') + (\hat{\Sigma}_E = \hat{E} \hat{E}')$$

Con Σ_Y matrice di varianze e covariante di Y , \hat{H} matrice di varianze e covariante *spiegate* e Σ_E matrice di varianze e covariante *residue*.

La grossa differenza tra soluzione univariata e multivariata, però, sta nelle *covarianze*, poichè a differenza della soluzione univariata, varianze spiegate e residue non sono scalari ma, appunto, matrici; occorre quindi tenere conto delle correlazioni tra le soluzioni.

Nel caso multivariato classico infatti le parti non diagonali di Σ_Y e \hat{H} sono *identiche*.

$$(\Sigma_Y = YY') = (\hat{H} = \hat{B}ZZ'\hat{B}') + \sigma^2 I_{nm}$$

L' R^2 in quest'ottica è una media pesata degli R^2 delle singole equazioni (sempre tenendo conto della numerosità dei casi che per tipo di rilevazione e missing value può non essere uguale nelle diverse equazioni).

Osservazione.

- La dipendenza della variabile dipendente y_j da Z **non influenza** la dipendenza delle altre variabili y_m .
- Abbiamo le **stesse** variabili esplicative in tutte le equazioni del sistema.
- La correlazione simultanea tra i disturbi è **costante** nel tempo.

9 Inferenza nella Regressione Multivariata

Gli stimatori OLS sono corretti ed efficienti, poichè il teorema di Gauss-Markov vale anche per il caso multivariato. Infatti nell'ambito degli stimatori lineari e corretti del vettore dei parametri, lo stimatore β dei minimi quadrati è quello a *varianza minore*. Inoltre per il modello di regressione multivariata con rango pieno con errori E normalmente distribuiti anche le m variabili dipendenti Y sono distribuite secondo una normale multivariata

$$Y \sim N(BZ, \Sigma_Y)$$

come anche i parametri stimati β

$$\beta \sim N(B, \hat{H})$$

con \hat{H} matrice di varianze e covarianze spiegate della popolazione, positiva definita ed efficiente, e che si dimostra essere distribuita in modo indipendente da E matrice degli errori. È però il caso di notare che sia Σ_Y che \hat{H} sono entrambi matrici di varianza e covarianza *non diagonali* e, di conseguenza, sono influenzate dalle correlazioni.

Si definisce invece *varianza generalizzata* di \hat{H} il suo determinante. Decidiamo di utilizzare la varianza generalizzata di \hat{H} perchè ci è impossibile usare sia t che F in quanto misure univariate. A proposito di quanto detto riguardo la non diagonalità di \hat{H} , la sua varianza generalizzata è proprio una misura di variabilità che considera la correlazione tra le variabili.

La varianza generalizzata si dimostra infatti uguale a 0 in caso di presenza di:

- variabile costante nelle unità statistiche;
- variabile perfettamente correlata con un'altra;
- variabile combinazione lineare di altre variabili.

Analogamente si definisce *varianza generalizzata* di Σ_E il determinante della matrice di varianza-covarianza residua.

Considerando che \hat{H} si distribuisce come una variabile casuale di **Wishart** con r *gradi di libertà* e Σ_E sempre come una Wishart con $(r - n)$ *gradi di libertà* e considerando la Wishart una generalizzazione multivariata di χ^2 possiamo quindi definire come **test del rapporto di verosimiglianza Lambda di Wilks**:

$$\Lambda = \frac{|\Sigma_E|}{|\Sigma_E + \hat{H}|}$$

Che si distribuisce *asintoticamente* come una χ^2 con mr *gradi di libertà*.
Sempre da Λ , inoltre, si ricava una distribuzione asintotica di F

$$F = \frac{(1 - \Lambda)}{\Lambda}$$

che nel caso sia rispettata l'ipotesi di normalità dei residui

$$E \sim N(0, \sigma^2 I_{nm})$$

permette di costruire *test multivariati* per i parametri del modello analoghi a quelli costruiti utilizzando F nel caso univariato.

Il test del rapporto di verosimiglianza Lambda di Wilks assume come ipotesi nulla:

$$H_0 : \hat{B} = 0$$

per cui nel caso H_0 si rivelasse vera allora Λ tenderebbe ad 1 per la struttura stessa di F . Se infatti H_0 è vera il numeratore e il denominatore di Λ tenderanno a coincidere poichè \hat{H} tenderà a 0. Perciò la regione di accettazione di H_0 (nullità dei parametri \hat{B}) è per valori di Λ vicini all'1. Tenendo quindi conto di queste circostanze e per la struttura di F , per \hat{H} che tende a 0 anche F tenderà a 0, cadendo così nella *regione di accettazione* del test.

La regione di rifiuto di H_0 è per valori di Λ più piccoli di 1, in cui il numeratore è più piccolo del denominatore per la presenza di \hat{H} . Data la struttura della F , al crescere di Λ decresce il numeratore e cresce il denominatore. In sintesi, quindi, se H_0 falsa allora \hat{H} diventa più grande ed F tende ad infinito cadendo nella *regione di rifiuto* del test.

Perciò per il test basato su F asintotica: regione di accettazione di H_0 è per $p - value$ superiori ad $1 - \alpha$; regione di rifiuto di H_0 per $p - value$ inferiori ad $1 - \alpha$; analogamente si costruiscono intervalli di confidenza per i parametri e per i valori predetti delle Y .

Esistono inoltre altri test che possiedono la stessa distribuzione, impalcature ed H_0 della Lambda di Wilks:

- **Traccia di Lawney-Hotelling**

$$LH = \frac{|\hat{H}|}{|\Sigma_E|}$$

- **Traccia di Pillai**

$$P = \frac{|\hat{H}|}{|\hat{H} + \Sigma_E|}$$

- **Massimo autovalore di Roy**

$$\text{Max autovalore di } \frac{|\hat{H}|}{|\hat{H} + \Sigma_E|}$$

In modo analogo ad F , si possono costruire altri test con H_0 particolari:

- Test sulla non significatività di un gruppo di variabili esplicative rispetto a tutte le variabili dipendenti.

$$H_0 : \hat{B} = 0$$

- Test sull'uguaglianza dei parametri relativi a diversi gruppi di variabili esplicative nelle singole equazioni.

$$H_0 : B_{kj} = B_{gj}$$

- Test sull'uguaglianza dei parametri relativi alle stesse variabili in coppie di diverse equazioni.

$$H_0 : B_{cA} = B_{vA}$$

10 Modello lineare generalizzato

Il modello lineare multivariato generalizzato supera le ipotesi, molto stringenti, del modello lineare multivariato classico. Quando cambiano le ipotesi sugli errori si ha il modello lineare generalizzato:

$$Y = BZ + E$$

in cui la matrice di covarianza degli errori non è più necessariamente diagonale e gli errori potrebbero essere eteroschedastici. Quindi abbiamo che la stima diventa:

$$\hat{\beta}_j = y_j \Sigma_E^{-1} Z' (Z \Sigma_E^{-1} Z')^{-1}$$

Nell'ipotesi *classica* infatti abbiamo che:

1. Gli errori sono **omoschedastici** all'interno delle stesse equazioni: per ogni individuo rispetto alla medesima variabile dipendente la parte spiegata è uguale;
2. Gli errori sono **omoschedastici** tra equazioni diverse: per ogni individuo rispetto alle diverse variabili dipendenti la parte spiegata è uguale;
3. Gli errori sono **incorrelati** all'interno delle stesse equazioni: il comportamento di ogni individuo rispetto alla medesima variabile dipendente non è legato a quello degli altri individui;
4. Gli errori sono **incorrelati** fra equazioni diverse: il comportamento di ogni individuo rispetto a diverse variabili dipendenti non è legato al proprio e a quello degli altri individui.

Infatti ipotizzando 3 variabili dipendenti:

- Spesa viaggi
- Spesa partite
- Spesa concerti

La parte di variabilità non spiegata dalle variabili esplicative (Σ_E) è identica per tutti gli individui, per ognuna delle 3 variabili dipendenti (omoschedasticità). Inoltre la stessa Σ_E per l'individuo i -esimo non è influenzata dall'individuo k -esimo per ogni variabile dipendente. La parte non spiegata dalle variabili esplicative dell'individuo i -esimo rispetto alla spesa viaggi (ad esempio) non è influenzata dalla parte non spiegata dalle variabili esplicative per lo stesso individuo i rispetto alla spesa partite (incorrelazione).

Nell'ipotesi *intermedia*, invece:

1. Gli errori sono **omoschedastici** all'interno delle stesse equazioni: per ogni individuo rispetto alla medesima variabile dipendente la parte spiegata è uguale;
2. Gli errori sono **eteroschedastici** tra equazioni diverse: per ogni individuo rispetto alle diverse variabili dipendenti la parte spiegata è diversa;
3. Gli errori sono **incorrelati** all'interno delle stesse equazioni: il comportamento di ogni individuo rispetto alla medesima variabile dipendente non è legato a quello degli altri individui;
4. Gli errori sono **correlati** fra equazioni diverse: il comportamento di ogni individuo rispetto a diverse variabili dipendenti è legato al proprio e a quello degli altri individui.

Infatti facendo riferimento all'esempio precedente potremmo dire che:

- La parte di variabilità non spiegata dalle variabili esplicative è identica per tutti gli individui per spesa viaggi ad esempio (omoschedasticità nella stessa equazione);
- La parte di variabilità non spiegata dalle variabili esplicative per tutti gli individui è diversa per spesa viaggi, partite, concerti (eteroschedasticità fra diverse equazioni);
- La parte non spiegata dalle variabili esplicative per l'individuo i non è influenzata da quella dell'individuo k per ogni variabile dipendente e per le varie voci di spesa (incorrelazione fra individui diversi);
- La parte non spiegata dalle variabili esplicative dell'individuo i rispetto alla spesa è influenzata dalla parte non spiegata dalle variabili esplicative per lo stesso individuo i rispetto alla spesa partite ad esempio (correlazione per medesimo individuo).

Nell'ipotesi *estrema*:

1. Gli errori sono **eteroschedastici** all'interno delle stesse equazioni: per ogni individuo rispetto alla medesima variabile dipendente la parte spiegata è diversa;
2. Gli errori sono **eteroschedastici** tra equazioni diverse: per ogni individuo rispetto alle diverse variabili dipendenti la parte spiegata è diversa;
3. Gli errori sono **correlati** all'interno delle stesse equazioni: il comportamento di ogni individuo rispetto alla medesima variabile dipendente è legato a quello degli altri individui;

4. Gli errori sono **correlati** fra equazioni diverse: il comportamento di ogni individuo rispetto a diverse variabili dipendenti è legato al proprio e a quello degli altri individui.

Continuando l'esempio precedente avremo quindi tutto l'opposto dell'ipotesi classica:

- La parte di variabilità non spiegata dalle variabili esplicative è diversa per tutti gli individui per spesa viaggi ad esempio (eteroschedasticità nella stessa equazione);
- La parte di variabilità non spiegata dalle variabili esplicative per tutti gli individui è diversa per spesa viaggi, partite, concerti (eteroschedasticità fra diverse equazioni);
- La parte non spiegata dalle variabili esplicative per l'individuo i è influenzata dall'individuo k per ogni variabile dipendente come ad esempio fra spesa viaggi e spesa partite (correlazione fra individui diversi);
- La parte non spiegata dalle variabili esplicative dell'individuo i rispetto alla spesa è influenzata dalla parte non spiegata dalle variabili esplicative per lo stesso individuo i rispetto ad esempio alla spesa partite (correlazione per medesimo individuo)

Quindi occorre usare non le singoli sottomatrici di correlazione degli errori $\Sigma_{E(i)}$, ma la matrice Σ_E relativa all'intero modello.

11 Modello SURE

Nel modello **Seemingly Uncorrelated Regression Equation**, anche detto **SURE**, si segue un approccio più realistico: degli r regressori si usano solo i regressori effettivamente legati alle diverse variabili dipendenti, che potrebbero anche essere tutti, come nel caso classico del modello lineare multivariato, ma che in caso di non significatività potrebbero portare ad una differenziazione delle diverse equazioni. Inoltre questo modello permette di risolvere anche il problema di una numerosità diversa delle osservazioni tra le diverse equazioni.

In altre parole nel modello SURE abbiamo regressori diversi per ogni equazione all'interno dell'insieme complessivo dei regressori per l'insieme delle equazioni del modello.

Quindi la somma di tutti i regressori nelle diverse equazioni è uguale a

$$\sum_{j=1}^n r_j$$

Data n_j come la numerosità delle osservazioni per l'equazione j -esima allora il complesso delle numerosità è dato da

$$\sum_{j=1}^m n_j$$

La soluzione dei minimi quadrati per la stima dei coefficienti sembra simile a quella dei minimi quadrati generalizzati ma solo in apparenza:

- Il modello è caratterizzato dalla presenza delle variabili esplicative diverse da equazione ed equazione.

- Gli errori sono:
 - omoschedastici e incorrelati nella stessa equazione;
 - eteroschedastici fra diverse equazioni;
 - correlati per lo stesso individuo e incorrelati tra individui diversi fra diverse equazioni.

Considerando B^* come stimatore dei coefficienti del modello OLS e \hat{B}^* come lo stimatore del modello SURE, possiamo affermare che i due risultano identici ma per la costruzione del modello SURE \hat{B}^* possiede dei parametri uguali a zero proprio per permettere di ottenere equazioni differenziate nel numero delle variabili esplicative. La possibilità di differenziare il numero di covariate risiede infatti nel porre uguale a zero il valore della variabile non presente nell'equazione x così che questa, moltiplicata per il rispettivo coefficiente B generi un influenza nulla sulla stima di Y .

NB: Quando si omettono delle variabili, essendo i coefficienti di regressione parziali (influenzati, cioè, dalle altre variabili esplicative poichè stimati sulla totalità di esse) cambiano tutti i coefficienti di regressione in base all'equazione di riferimento. Infatti ipotizzando di avere una variabile X_j presente in 2 equazioni distinte il coefficiente β corrispondente sarà diverso proprio in virtù del fatto che le stime sono influenzate le une dalle altre.

12 Il problema dei dati gerarchici e uso di Regressione multilevel

I modelli statistici, di solito, si basano sull'assunzione di indipendenza delle osservazioni, ottenuta per mezzo di un *campionamento casuale semplice* da popolazione infinita o finita con reinserimento. In questo caso si dice che le osservazioni si distribuiscono come una variabile casuale e che sono **IID**, ovvero **I**denticamente ed **I**ndipendentemente **D**istribuite.

In molti casi, però i dati risultano essere raggruppati in cluster ovvero presentano una struttura gerarchica come ad esempio:

- Ospedale - Pazienti;
- Classi - Studenti;
- Imprese - Impiegati.

In tali casi il campionamento casuale semplice non risulta efficiente, ma appare preferibile effettuare un *campionamento a più stadi* perché si desidera analizzare le relazioni tra le variabili che possono essere misurate a livelli di raggruppamento diversi (livelli gerarchici della struttura dei dati). Questo tipo di campionamento implica infatti **dipendenza** tra le osservazioni appartenenti allo stesso gruppo. Ad esempio gli studenti appartenenti alla stessa scuola condividono stesso ambiente, stessi insegnanti, stesso quartiere di provenienza oltre a scambi e comunicazioni tra essi.

Quando i dati possiedono una struttura gerarchica significa che possono essere scomposti in dati *dell'unità* e dati *del gruppo*. La dipendenza tra le unità di primo livello (micro)

appartenenti alla stessa unità di secondo livello (macro) è cruciale per l'analisi. Cosa succede se si ignora la struttura gerarchica dei dati?

1. Potrei **aggregare** i dati micro (le unità) a livello macro (le sovrastrutture), ad esempio le condizioni di lavoro degli impiegati di un'azienda non possono essere attribuite ai singoli impiegati, così facendo si andrebbe incontro a quella che è definita **fallacia ecologica**: se vi è correlazione tra variabili a livello *macro* non può essere usata per fare asserzioni a livello *micro*.
2. Potrei **disaggregare**, ovvero utilizzare i dati *macro* a livello *micro* ignorando la variabilità tra i gruppi (ad esempio, le caratteristiche degli studenti non possono dire nulla sulla scuola se non è messa in luce esplicitamente la loro appartenenza all'una o all'altra scuola), andando incontro a quella che è definita **fallacia atomistica**: se vi è correlazione tra variabili a livello *micro* non può essere usata per fare asserzioni a livello *macro*.

Ipotizzando una **regressione Multilevel**, in cui la regressione di Y su X è la funzione lineare di x che meglio spiega y ed ipotizzando che i dati abbiano struttura ad un livello, nulla cambia rispetto al Modello lineare classico univariato, singolare o multiplo, infatti assume forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + r$$

Ipotizzando invece una struttura a più livelli con:

- j identificativo del gruppo;
- i identificativo dell'unità entro il gruppo;
- x_{ij} ed y_{ij} osservazioni di X e Y sulle unità micro del gruppo j ;
- $\bar{x}_{.j}$ e $\bar{y}_{.j}$ medie di gruppo j per X e Y .

ad esempio il soggetto 1 del primo gruppo sarà diverso dal soggetto 1 del secondo gruppo. In questo contesto la variabile dipendente Y , quindi, ha sia un aspetto individuale sia uno di gruppo; la variabile X pur essendo misurata a livello individuale contiene anche una quota di variabilità imputabile al gruppo, infatti la media di X in un gruppo può essere diversa dalla media di X in un altro gruppo poiché la composizione della X nei gruppi può essere diversa.

Le regressioni a livello *macro* considerano i dati aggregati dati dalla media di X ed Y

$$\bar{y}_{.j} = \beta_0 + \beta_1 \bar{x}_{.j} + r_{.j}$$

e sono quindi diverse dalle regressioni a livello *micro* tra X ed Y

$$y_{ij} + \bar{y}_{.j} = \alpha_1 (x_{ij} - \bar{x}_{.j}) + r$$

L'analisi delle relazioni entro i gruppi può portare a risultati molto diversi da quelli ottenuti considerando le relazioni tra i gruppi. In altri termini la struttura dei dati ed il loro

raggruppamento può avere effetto anche in un altro modo: facendo variare i coefficienti della regressione da gruppo a gruppo

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{ij}x_{ij} + r_{ij}$$

con diverse intercette β_{0j} e coefficienti di regressione β_{ij} per ciascun gruppo:

- Se i coefficienti β_{0j} e β_{ij} sono entrambi costanti allora la struttura gerarchica non ha effetto, ovvero non vi è differenza con una regressione OLS;
- Se i due coefficienti dipendono entrambe da j , ovvero dal gruppo di cui sono espressione, allora la regressione OLS non può essere utilizzata.

Nello specifico riguardo quest'ultimo punto:

1. Se varia solo β_{0j} con j allora si ha un modello **Random Intercept**;
2. Se anche β_{ij} varia con j allora il modello è detto **Random Coefficient**.

Ci sono diversi modi di approcciare lo studio della relazione tra Y ed X :

- **Relazione disegregata:** è una relazione in cui il raggruppamento delle unità (ovvero la sovrastruttura) viene ignorato

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 x_{ij} + r_{ij}$$

- **Relazione aggregata fra i gruppi:** si può infatti essere interessati alla relazione aggregata, ovvero a livello macro, fra i gruppi, quindi alla relazione tra $\bar{x}_{.j}$ e $\bar{y}_{.j}$

$$\bar{y}_{.j} = \beta_0 + \beta_1 \bar{x}_{.j} + r_j$$

- **Relazione entro ciascun gruppo:** poichè si può essere interessati alla relazione tra x_{ij} ed y_{ij} entro ciascun gruppo j , ovvero a livello micro. Questo avviene assumendo α_1 costante entro ciascun gruppo

$$y_{ij} - \bar{y}_{.j} = \alpha_1 (x_{ij} - \bar{x}_{.j}) + r$$

- **Relazione Multilevel:** data la struttura dei dati, si può pensare di porre assieme la *regressione tra i gruppi* e la *regressione entro i gruppi* per cui y_{ij} sarebbe funzione sia delle relazioni **entro** i gruppi, sia di quelle **tra** i gruppi.

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 \bar{x}_{.j} + \alpha_1 (x_{ij} - \bar{x}_{.j}) + r$$

13 Modello Multilevel: definizione e significato

Per effettuare l'analisi della **covarianza** (**ANCOVA**) occorre prima di tutto partire da quello che è definito modello **ANOVA**, ovvero il modello di analisi della varianza:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + u_j + r_{ij}$$

con:

- u_j uguale all'effetto dell'unità macro j , ovvero la differenza tra la media generale e la media del gruppo j ;
- r_{ij} residuo relativo all'unità micro i appartenente al gruppo j ;
- $\gamma_{00} + u_j$ media relativa al gruppo j ;
- γ_{00} media di y relativa all'intera popolazione.

Il modello di analisi della varianza ANOVA cerca di spiegare in che misura la variabilità della variabile dipendente y è dovuta a differenze delle medie fra i gruppi. E' infatti il modello utilizzato in caso di stima di y con sole covariate x_j di tipo qualitativo.

Nel complesso dato:

$$\begin{aligned} y_{(1,n)} &= [y_{1(1,n)}, \dots, y_{p(1,n_p)}] \\ r_{(1,n)} &= [r_1, \dots, r_p] \\ \text{con } (n_1 + \dots + n_p) &= n \end{aligned}$$

e costruendo A matrice *presenza-assenza*, composta solo di 0 e 1

$$A_{p,n} = \begin{bmatrix} 1_{(n_1,1)} & 0 & 0 \\ 0 & 1_{(n_2,1)} & 0 \\ 0 & 0 & 1_{(n_p,1)} \end{bmatrix}$$

possiamo procedere a calcolare

$$\begin{aligned} u_1 &= u_1 A_1 \\ u_2 &= u_2 A_2 \\ \dots &\dots \dots \\ u_p &= u_p A_p \end{aligned}$$

ottenendo così per il gruppo j -esimo

$$y_{j(1,n)} - \gamma_{00(1,p)} = u_{j(p,n)} + r_{j(1,n)}$$

$$(y - \gamma_{00})(y - \gamma_{00})' = [uA - e][uA - e]' = uAAu' + rr'$$

Per avere un'idea della variabilità nei gruppi, su tutti i gruppi j si considerano le devianze intra gruppo e, nell'ipotesi di omoschedasticità, essendo la varianza di ogni errore pari a σ^2 otteniamo che la devianza residua totale $SSR = n\sigma^2$.

Allo stesso modo la devianza tra i gruppi corrisponde alla devianza delle medie di gruppo perciò $SSE = \sum_{j=1}^p (u_j A_j)^2$.

Da cui devianza totale $SST = SSE + SSR$.

Definendo a questo punto

$$\tau^2 = \frac{uAA'u'}{n}$$

$$\sigma^2 = \frac{rr'}{n}$$

Otteniamo il **coefficiente di correlazione intraclass** ρ

$$\rho = \frac{\tau^2}{\tau^2 + \sigma^2}$$

ovvero il rapporto tra **devianze tra i gruppi** e **devianza complessiva**.

Questa struttura è fondamentale per ricondurre il modello ANOVA alla struttura del modello lineare con

$$u = \beta$$

$$A = X$$

$$y - \gamma_{00} = y$$

$$r = \varepsilon$$

Il **modello ANCOVA** è un modello di analisi della **covarianza**: se infatti le caratteristiche x delle osservazioni appartenenti ai diversi gruppi sono differenti tra gruppo e gruppo l'analisi della varianza viene distorta e si attribuiscono alla varianza fra i gruppi effetti che dipendono da tali caratteristiche. Occorre quindi prima di tutto eliminare l'effetto di queste caratteristiche sulla variabile dipendente attraverso regressione OLS e, successivamente, effettuare l'analisi della varianza depurata.

Ciò avviene attraverso 4 fasi:

1. Prima si procede al calcolo della devianza totale di Y ;
2. Si stimano i coefficienti di regressione;
3. Si calcola la devianza spiegata di X (SSE);
4. Infine si stima la devianza residua corretta di y uguale a $SSR_{yc} = SST_y - SSE_x$.

Successivamente, l'**analisi della varianza** (ANOVA) cattura la relazione aggregata fra i gruppi e quindi descrive la **varianza fra gruppi**.

Ciò avviene in 3 fasi:

1. Si effettua l'analisi della varianza su SSR_{yc} ;
2. Si calcola la devianza spiegata del **fattore sperimentale** corretta per l'effetto della covariata X , ottenuta come $SSE_{yc} = SST_{yc} - SSR_{yc}$;

3. Nel complesso quindi si ottiene

$$SST_y = SSE_x + SST_{yc} = SSE_x + SSE_{yc} + SSR_{yc}$$

Questo modello quindi spezza in due l'analisi mettendo insieme la covarianza:

1. Elimina gli aspetti individuali;
2. Analizza gli effetti di gruppo;
3. Attribuisce la varianza al gruppo di appartenenza.

Il modello ANOVA è specificabile anche in una versione ad *effetti casuali*, per cui abbiamo la stessa struttura citata in precedenza ma con U_j ipotizzata variabile casuale con distribuzione $N(0, \tau^2)$ di cui u_j è una particolare manifestazione e E_{ij} un'altra variabile casuale con distribuzione $N(0, \sigma^2)$. In questo caso il modello è definito ad *effetti misti*. Mentre quindi non cambia la forma, cambia la sostanza. Sotto il profilo interpretativo significa infatti che le medie parziali u_j sono determinazioni di una variabile casuale U_j . In questo caso il Test F serve a verificare H_0 che le medie parziali ottenute dal campione possano essere ritenute nel complesso equivalenti, ma per confrontare tra loro le strutture di secondo livello, non si utilizzano più i valori delle medie campionarie, ma i loro intervalli di confidenza; ciò significa probabilizzare la gerarchia.

Nel caso si consideri l'intera popolazione, oppure U_j ed E_j abbiano distribuzione non normale è meglio utilizzare l'analisi della varianza ad effetti fissi.

Per concludere, dopo le lunghe premesse, il modello ANCOVA ad effetti variabili è appunto definito **modello Multilevel**: restando valide tutte le considerazioni riguardo il modello ANOVA ad effetti casuali in prima istanza la **regressione lineare** (OLS) cattura la relazione disaggregata tra i dati, così da eliminare l'effetto distorsivo sulla varianza tra i gruppi e ricavare la varianza nei gruppi, mentre l'analisi della varianza cattura la relazione aggregata fra i gruppi e descrive quindi la varianza fra gruppi.

In un primo tipo di modelli (**Mixed Models**) la relazione disaggregata tra i dati e la varianza nei gruppi sono descritte mediante parametri fissi mentre la relazione aggregata fra i gruppi e la varianza fra gruppi sono descritte come variabili casuali.

In un secondo tipo di modelli (**Random Models**) anche la relazione disaggregata tra i dati e la varianza nei gruppi sono descritte come variabili casuali.

I modelli finora studiati possono essere visti come sottocasi del modello Multilevel:

1. Per $u_j = 0$ e nessuna gerarchia dei dati, abbiamo un **modello Lineare**:

$$y_i = \gamma_{00} + \sum_k \beta_k(x_{ik} - \bar{x}_{.k}) + \varepsilon_i ;$$

2. Per $u_j = 0$ otteniamo una **regressione Multilevel**:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \sum_k \beta_k(x_{ijk} - \bar{x}_{.k}) + \varepsilon_{ij};$$

3. Per $\sum_k \beta_k(x_{ik} - \bar{x}_{.k}) = 0$ e u_j fisso abbiamo un'ANOVA:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + u_j + \varepsilon_{ij};$$

4. Per $\sum_k \beta_k(x_{ik} - \bar{x}_{.k}) = 0$ e u_j stocastico otteniamo un'ANOVA ad effetti casuali:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + u_j + \varepsilon_{ij}.$$

14 Modello Multilevel: OLS, Empty, Mixed, Total Effects

La stima del modello Multilevel si compone di 4 step:

1. Si stima innanzitutto il modello lineare solitamente con il metodo di stima OLS;
2. Si propone poi l'Empty model (anche detto **Unconditional means model UMM**) vale a dire l'analisi della varianza a effetti casuali.
3. Random intercepts model (RIM) cioè l'analisi della covarianza a effetti casuali per l'analisi della varianza.
4. Random slopes and intercepts model (UGM) analisi della covarianza a effetti casuali sia per il modello lineare che per l'analisi della varianza.

1. Stima modello lineare con metodo di stima OLS

Si consideri un modello Multilevel in cui appare solo la parte del modello Lineare che viene stimata mediante metodo OLS con una sola variabile e ipotizzando che le variabili X e Y siano centrate

$$y_{ij} = \beta_0 + \sum_{jk} \beta_k x_{ijk} + \varepsilon_{ij}$$

In questo modo si vede quale sia l'effetto delle variabili esplicative sulla variabile dipendente se i dati non fossero centrati. Naturalmente gli errori si distribuiscono come una normale.

Si possono proporre anche regressioni Multilevel introducendo variabili esplicative Z misurate sui gruppi, e quindi rappresentanti il livello 2, invece che sugli individui. Questo aspetto inoltre può essere esteso anche all'interazione *cross-level*, ciò significa che nel modello si possono introdurre variabili prodotto originate dall'interazione tra variabili misurate sull'individuo e misurate sui gruppi cui gli individui appartengono $z_w x_k$. Per risolvere la regressione multilevel si può scomporre il coefficiente di regressione in parte *between* e parte *within*.

Il **modello di Cronbach** fa esattamente questo

$$y_{ij} = \alpha + \beta_{within}(x_{ij} - \bar{x}_{.j}) + \beta_{between}\bar{x}_{.j} + \varepsilon$$

dove il *contextual effect* δ è l'effetto della media dei gruppi che non è contemplato dal valore individuato

$$\delta = \beta_{between} - \beta_{within}$$

dove $\beta_{between} - \beta_{within}$ sono gli effetti dovuti alla sovrastruttura al netto degli effetti individuali.

2. Empty model

Nel modello ANOVA ad effetti casuali detto anche **Empty model** si ha che

$$y_{ij} = v_j + r_{ij}$$

In questo caso la variabile dipendente y dipende dagli effetti casuali:

- a livello di gruppo, V_j , distribuiti in modo normale $N(\gamma_{00}, \tau^2)$
- a livello individuale, dai residui R_{ij} , distribuiti in modo normale $N(0, \sigma^2)$

con V_j ed R_{ij} **indipendenti** e **mutualmente incorrelati**.

La variabilità all'interno di ogni gruppo è quindi dovuta solamente alla distribuzione casuale della variabile dipendente.

L'intercetta casuale a livello di gruppo può essere scomposta in due parti: l'intercetta fissa media tra tutti i gruppi γ_{00} e la misura della sua deviazione attorno alla media tra i gruppi di tipo casuale u_j

$$v_j = \gamma_{00} + u_j$$

Possiamo a questo punto riscrivere il modello nel seguente modo:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + u_j + r_{ij}$$

In questo modello quindi la variabilità totale di y può essere scomposta nella somma delle varianze ai due livelli, varianza fra i gruppi e varianza nei gruppi

$$Var(y) = Var(U_j) + Var(R_{ij}) = \tau^2 + \sigma^2$$

Si può quindi definire il coefficiente di correlazione intraclassa, come visto in precedenza

$$\rho = \frac{\tau^2}{\tau^2 + \sigma^2}$$

Il coefficiente di correlazione intraclassa ρ misura quindi la quota di varianza di y spiegata dall'appartenenza ai gruppi dei singoli individui. Se $\rho = 0$, ovvero tutti gli u_j sono nulli, allora il raggruppamento è irrilevante ed è inutile utilizzare altri modelli oltre il modello lineare semplice. Nel caso invece ρ fosse positivo, è necessario considerare un modello di tipo gerarchico.

Il Test F come in ogni analisi della varianza può essere utilizzato per verificare in termini inferenziali l'ipotesi che le intercette casuali u_j siano nel complesso tra loro equivalenti (nel caso non ci fosse differenza fra gruppi). In questo caso il Test F serve per capire se nel complesso vale l'ipotesi nulla H_0 che le medie parziali ottenute nel campione possano essere ritenute nel complesso equivalenti. Per confrontare tra loro le strutture di secondo livello (ad esempio scuole, ospedali, università) come nell'analisi della varianza casuale non si utilizzano i valori delle medie campionarie, non informative del vero valore di U_j ma i loro *intervalli di confidenza* che comprendono con una probabilità del 90%, 95%, 99% i valori veri ignoti di U_j . Ciò significa probabilizzare la gerarchia fra medie parziali in quanto, tanto più sono piccoli gli intervalli di confidenza, maggiore è la loro

capacità di fornire informazioni sui valori veri ignoti di U_j .

NB A differenza dell'analisi della varianza casuale, nel Modello Multilevel che è, come ricordato, un'analisi della *covarianza casuale*, tali intervalli di confidenza sono **al netto dell'influenza delle variabili X del modello lineare**. Questa probabilizzazione della gerarchia influenza e rende più robusto il confronto fra strutture di secondo livello in quanto una media parziale u_j di una struttura J si considera superiore a un'altra media parziale u_g di una struttura G se e solo se l'estremo inferiore del suo intervallo di confidenza è più grande dell'estremo superiore dell'altra in quanto, solo in questo caso, con un elevato grado di probabilità, il valore vero di J sarà più grande di G .

3. Random intercept model

Se si inserisce nel modello Empty una variabile esplicativa x_k il modello diventa il vero e proprio random intercept model (mixed model)

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \beta_1 x_{ij} + u_j + \varepsilon_{ij}$$

dove u_j è la determinazione della *variabile casuale* U_j distribuita normalmente $N(\gamma_{00}, \tau^2)$ a rappresentazione dei residui di secondo livello. Essi sono indipendenti e quindi incorrelati con i residui di primo livello ε_{ij} determinazioni della variabile casuale normalmente distribuita $E_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$

In questo caso la variabile dipendente y dipende:

- dalle variabili X e dai relativi parametri fissi β ;
- dall'effetto casuale a livello di gruppo u_j , che si distribuisce in modo normale $N(\gamma_{00}, \tau^2)$;
- dall'effetto casuale a livello individuale ε_{ij} , che si distribuisce in modo normale $N(0, \sigma^2)$.

La correlazione intraclassa ρ misura la quota di varianza di y spiegata dall'appartenenza ai gruppi dei singoli individui, **al netto della quota di varianza spiegata da x** (a differenza del modello Empty, in questa circostanza ho X che spiega una parte della variabilità non dovuta all'appartenenza a un gruppo di un individuo). Per questa ragione il suo valore può decrescere anche molto dal caso rispetto al caso del modello Empty.

Il modello comprende 4 parametri da stimare:

- i coefficienti di regressione γ_{00} e β ;
- le componenti della varianza σ^2 e τ^2 .

Il coefficiente di regressione β può essere interpretato come variazione di Y corrispondente ad una variazione unitaria di X . In un modello di regressione semplice la variabilità di Y non spiegata dalla regressione è semplicemente data dai residui ε_{ij} .

La variabilità in un modello multilevel, invece, fa riferimento a più popolazioni:

- La v.c. U_j può essere vista come la variabile casuale che descrive i residui a livello di gruppo, ovvero gli effetti di gruppo non spiegati da X ;

- La v.c. E_{ij} può essere vista come variabile casuale che descrive i residui a livello di individuo, ovvero gli effetti individuali non spiegati da X .

Rappresentazioni di un modello random intercept

- Micro model: $y_{ij} = \beta_1 x_{ij} + R_{ij}$
- Macro model: $\beta_{0j} = \gamma_{00} + U_{0j}$

Come unica equazione multilevel

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \beta_1 x_{ij} + U_{0j} + R_{ij}$$

Con

- parte fissa del modello $y_{ij} = \gamma_{00} + \beta_1 x_{ij}$
- parte casuale (random part) del modello $U_{0j} + R_{ij}$

e come varianze e covarianze al primo livello σ^2 , ed al secondo livello τ^2 .

NB Variabili esplicative relative al secondo livello possono essere misurate direttamente sulle unità di secondo livello o derivate dalle misurazioni effettuate sulle unità di primo livello. Inoltre spesso la numerosità dei vari gruppi è diversa da gruppo a gruppo, questo però non rappresenta un problema grazie all'**effetto shrinkage**, che tiene conto della diversa numerosità dei gruppi facendo pesare di più per la stima complessiva, i gruppi più numerosi.

4. Random slopes and intercepts model

La relazione tra variabile dipendente Y e variabili esplicative X_j può variare tra i gruppi in modi diversi: si può infatti avere un'eterogeneità delle regressioni tra i diversi gruppi (si parla anche di interazione gruppo – covariate).

Ad esempio nel caso dell'analisi delle performance degli studenti appartenenti alle scuole, si può assumere che l'effetto dello stato socio economico o dell'intelligenza individuale sulle performance possa essere diverso nelle singole scuole.

La struttura dei dati ed il loro raggruppamento può essere spiegato quindi anche facendo variare i coefficienti della regressione da gruppo a gruppo.

$$y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} x_{ij} + R_{ij}$$

A seconda del comportamento di β_{0j} e β_{1j} possiamo ottenere:

- Con diversi β_{0j} in base ai gruppi otteniamo un **modello Random Intercept**;
- Con anche diversi β_{1j} in base ai gruppi otteniamo un **modello Random Coefficient**;
- Se i coefficienti β_{0j} e β_{1j} sono entrambi costanti la struttura gerarchica non ha effetto ed otteniamo un **modello OLS**.

Considerando

$$y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}x_{ij} + R_{ij}$$

con β_{0j} e β_{1j} variabili, ognuno può essere scomposto in parte costante e deviazione dalla media a livello di gruppo:

$$\begin{aligned}\beta_{0j} &= \gamma_{00} + U_{0j} \\ \beta_{1j} &= \gamma_{10} + U_{1j}\end{aligned}$$

ottenendo quindi l'equazione completa

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}x_{ij} + U_{0j} + U_{1j}x_{ij} + R_{ij}$$

con effetti di gruppo dati da

- U_{0j} intercetta random;
- $U_{1j}x_{ij}$ interazione random tra i gruppi e la variabile esplicativa x_{ij} ;
- $\gamma_{00} + \gamma_{10}x_{ij}$ parte fissa del modello generale;
- $U_{0j} + U_{1j}x_{ij} + R_{ij}$ parte random del modello generale.

15 Metodi di stima e verifica di ipotesi

Specificazione del modello e stima dei parametri

La specificazione del modello comporta la scelta del modello più soddisfacente. Nel caso di modelli lineari gerarchici tutto ciò implica:

- Scelta delle variabili esplicative x_j e delle interazioni della parte fissa;
- Scelta dei coefficienti casuali con le strutture di covarianza per la parte random del modello.

I parametri da stimare nel modello random intercept sono:

- Coefficienti di regressione γ_{00} e β ;
- Componenti di varianza, σ^2 e τ^2 ;
- Gli effetti casuali U_{0j} non sono parametri ma variabili casuali latenti, ovvero non direttamente osservabili.

I metodi comunemente utilizzati per la stima dei parametri sotto l'assunzione che i residui U_{0j} e R_{ij} siano distribuiti normalmente sono il metodo del *maximum likelihood* (ML) ed il *restricted maximum likelihood* (REML).

Il metodo REML massimizza la verosimiglianza (likelihood) dei residui osservati ottenendo le stime degli effetti fissi usando metodi «non likelihood-like» come *ordinary least squares* (OLS) o *generalized least squares* (GLS) e, successivamente usa queste per massimizzare la verosimiglianza dei residui (sottraendo gli effetti misti) per ottenere le stime dei parametri della varianza.

Verifica di ipotesi

Test sui parametri fissi del modello

Per testare i parametri fissi del modello si utilizza la seguente ipotesi nulla (ipotesi di significatività) su ciascun parametro

$$H_0 : \gamma_h = 0$$

Questa ipotesi viene verificata con un Test t

$$T(\gamma_h) = \frac{\hat{\gamma}_h}{\text{s.e.}(\hat{\gamma}_h)}$$

noto come WALD TEST.

Sotto l'ipotesi nulla il test ha approssimativamente una distribuzione t con g.d.l. basati sulla struttura multilevel dell'analisi.

Test su più parametri della parte fissa del modello e parte random

Per testare più parametri (fissi e random) del modello invece viene utilizzato il deviance test.

Dalla stima del modello lineare con il metodo ML si ottiene la verosimiglianza del modello, da cui:

$$\text{DEVIANCE} = -2 \cdot \ln(\text{Likelihood})$$

misura della bontà di adattamento ai dati del modello.

Solitamente la deviance viene interpretata in termini differenziali, ovvero si calcola la differenza tra le deviance di modelli alternativi.

Si tratta di confrontare i valori osservati della variabile dipendente con i valori teorici di due modelli:

1. l'uno con le variabili esplicative di interesse e l'altro senza alcuna variabile (**empty-model**);
2. l'uno con le variabili esplicative di interesse e l'altro che contiene “tanti parametri quante sono le osservazioni” (**saturated model**).

Il confronto si basa sulla funzione di log-verosimiglianza: perciò indicate rispettivamente con D_0 , D_{mod} , D_{sat} le devianze calcolate per il **modello vuoto** (empty-model), il **modello considerato** e il **modello saturo**, valori di D_{mod} più prossimi a 0 che non a D_0 faranno propendere per ritenere “buono” il modello considerato.

Ognuna delle devianze ha distribuzione asintotica χ^2 (con j gradi di libertà pari al numero delle variabili esplicative). Le loro differenze avranno distribuzione χ^2 (con k gradi di libertà pari alla differenza del numero di variabili esplicative).

Se l'obiettivo è quello di sottoporre a verifica l'ipotesi che riguarda la nullità congiunta di tutti i coefficienti (esclusa l'intercetta),

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = 0$$

si può pensare a ragion veduta di operare un confronto fra due modelli: l'empty-model e il modello ipotizzato. Questo test può essere applicato sia alla parte fissa sia a quella random del modello.

16 Appendice

16.1 Dimostrazione Non Efficienza in Errori Eteroschedastici

Siano ε^* gli errori eteroschedastici, $E[b^*] = E(X'X)^{-1}X'y - b' = E(X'X)^{-1}X'(Xb + \varepsilon^*) - b' = (X'X)^{-1}X'E[\varepsilon^*(\varepsilon^*)']((X'X)^{-1}X')' =$

$(X'X)^{-1}X'\Sigma_{\varepsilon^*}((X'X)^{-1}X')'$ e abbiamo che Σ_{ε^*} varia al variare dell'indice. \square

16.2 Non collinearità dopo la trasformazione ritardata

Il modello trasformato è

$$y_t^\# = \beta_0 + \beta_1 x_t^\# + w_t$$

quindi abbiamo che

$$\begin{aligned} cov(w_t, w_{t-1}) &= cov(\varepsilon_t^\# - \rho\varepsilon_{t-1}^\#, \varepsilon_{t-1}^\# - \rho\varepsilon_{t-2}^\#) = \\ &= cov(\varepsilon_t^\#, \varepsilon_{t-1}^\#) - \rho cov(\varepsilon_{t-1}^\#, \varepsilon_{t-1}^\#) - \rho cov(\varepsilon_t^\#, \varepsilon_{t-2}^\#) + \rho^2 cov(\varepsilon_{t-1}^\#, \varepsilon_{t-2}^\#) = \\ &= \rho - \rho - \rho^3 + \rho^3 = 0 \end{aligned}$$

il risulta poteva anche essere intuitivo poiché ho eliminato la parte ritardata che era presente nella variabile e portava alla multicollinearità. \square