PROBLEMI DI PREVISIONE

Si vuole prevedere il valore di Y_{n+1} per un insieme di valori X osservati.

Supponiamo però per X i valori

$$C = \{1 \quad X_{2,n+1} \quad X_{3,n+1} \;\ldots\; X_{k,n+1}\}$$

E' possibile fare una previsione puntuale o stimare un intervallo di previsioni.

$$Y_{n+1} = \beta_1 + \beta_2 X_{2,n+1} + \ldots + \beta_k X_{k,n+1} + u_{n+1}$$

$$= \underset{1\times k}{C'} \underset{k\times 1}{\beta} + \underset{1\times 1}{u_{n+1}}$$

$$E[Y_{n+1}] = C'\beta$$

Utilizzando le proprietà BLUE di $\hat{\beta}$ avremo il

PREVISORE PUNTUALE

$$\hat{Y}_{n+1} = C'\hat{\beta}$$ sarà BLUFF

Best Linear Unbiased Forecasting Function

Per ottenere un intervallo di previsione
è necessario individuare la distribuzione:

$$E\left[C'\hat{\beta}\right] = C'\beta$$

$$Var\left[C'\hat{\beta}\right] = E\left[\left(C'\hat{\beta} - C'\beta\right)\left(C'\hat{\beta} - C'\beta\right)'\right]$$

$$= E\left[C'\left(\hat{\beta} - \beta\right)\left(\hat{\beta} - \beta\right)'C\right] = C'\left(X'X\right)^{-1}\sigma^2 C$$

$$C'\hat{\beta} \qquad N\left(C'\beta, \sigma^2 C'\left(X'X\right)^{-1}C\right)$$

$$\frac{\dfrac{C'\hat{\beta} - C'\beta}{\cancel{\sigma}\sqrt{C'\left(X'X\right)^{-1}C}}}{\sqrt{\dfrac{e'e}{\cancel{\sigma}^2}\Big/\left(n-k\right)}} \qquad t_{n-k}$$

Quindi una stima intervallare con un livello

fiduciario del 100(1-ε)% :

$$\boxed{C'\hat{\beta} \pm t_{\varepsilon/2}\sigma\sqrt{C'\left(X'X\right)^{-1}C}}$$

$$C'\hat{\beta} - t_{\varepsilon/2}\sigma\sqrt{} < C\beta < C'\hat{\beta} + t_{\varepsilon/2}\sigma\sqrt{}$$

APPLICAZIONE

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X + u$$

Voglio prevedere Y da X_0. Per calcolare l'intervallo devo determinare

$$(X'X) = \begin{bmatrix} n & \sum X \\ \sum X & \sum X^2 \end{bmatrix}$$

$$C = \{1 \quad X_0\}$$

$$C'(X'X)^{-1}C = \frac{\sum X^2 - 2X_0 \sum X + u X_0^2}{u \sum X^2 - \left(\sum X\right)^2}$$

Infatti

$$\{1 \quad X_0\} \frac{1}{n\sum X^2 - \left(\sum X\right)^2} \begin{bmatrix} \sum X^2 & -\sum X \\ -\sum X & n \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ X_0 \end{pmatrix} =$$

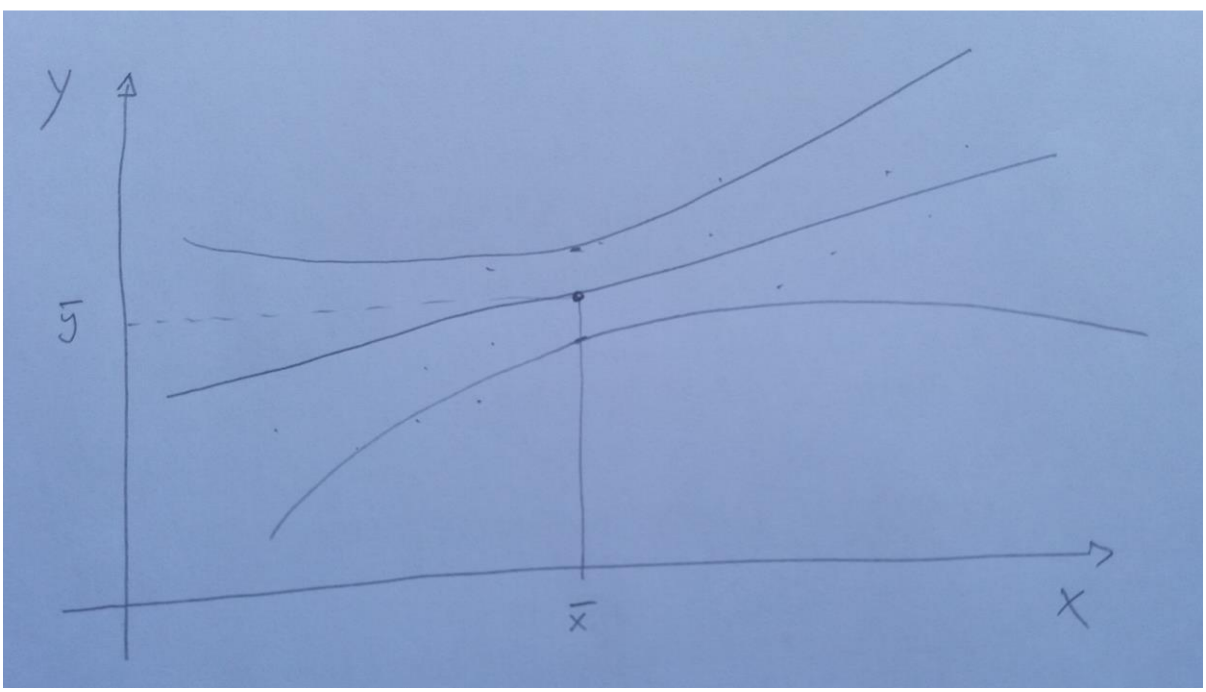
$$= \frac{1}{n\sum X^2 - \left(\sum X\right)^2} \left[\sum X^2 - X_0 \sum X \, , X_0 n - \sum X\right] \begin{pmatrix} 1 \\ X_0 \end{pmatrix} =$$

$$= \frac{\left(\sum X^2 - X_0 \sum X\right) + \left(X_0^2 n - X_0 \sum X\right)}{n\sum X^2 - \left(\sum X\right)^2} =$$

$$= \frac{\sum X^2 - 2X_0 \sum X + nX_0^2}{n\sum X^2 - \left(\sum X\right)^2} = \frac{1}{n} + \frac{\left(X_0 - \bar{X}\right)^2}{\sum X^2}$$

Lo standard error di *Y0* sarà

$$s.e.(\hat{Y}_0) = s\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2}}$$



A parità di dati osservati l'intervallo sarà tanto più largo quanto più X_0 è distante da $\bar{X}$

CENNI SULLE VARIABILI DUMMY
(Variabili di comodo)

Fino ad ora abbiamo assunto che nella equazione generale $Y = X\beta + u$

Le variabili X siano variabili cardinali date dalla teoria economica.

E' possibile introdurre variabili cosiddette "di comodo" che riescano a rappresentare diversi fattori :

- EFFETTI TEMPORALI
- EFFETTI SPAZIALI
- VARIABILI QUALITATIVE

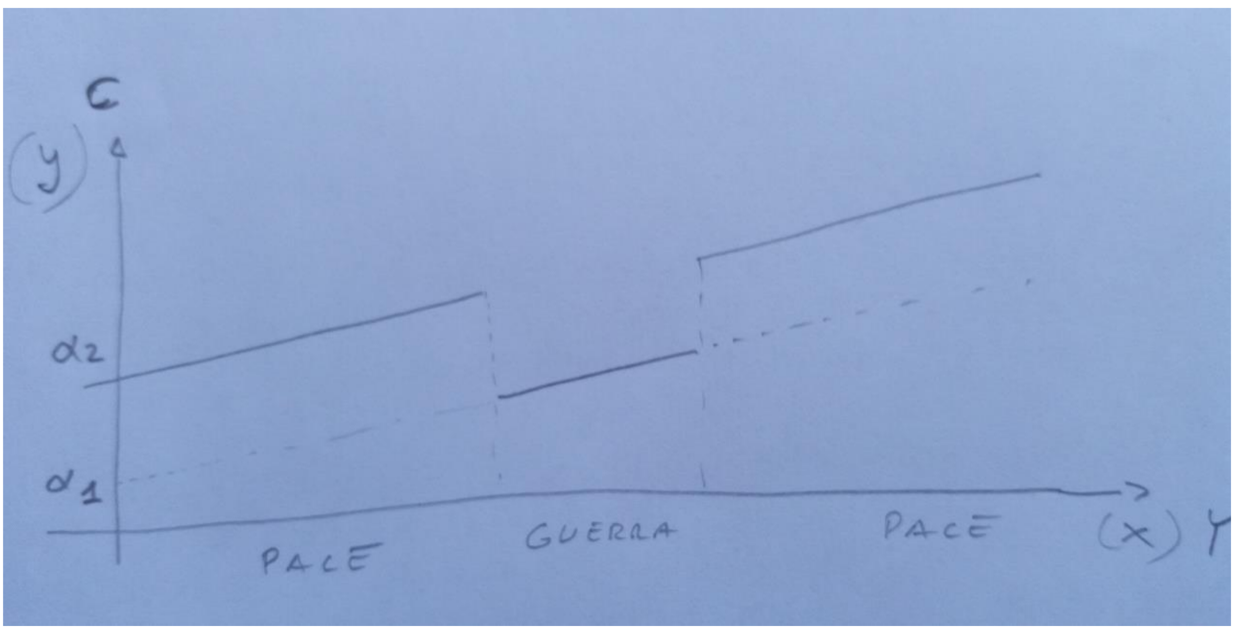
È possibile che un modello economico possa subire mutamenti strutturali :

FUNZIONE DI CONSUMO

$$\boxed{\begin{aligned} C &= \alpha_1 + \beta Y + u \\ C &= \alpha_2 + \beta Y + u \end{aligned}}$$

Tempo di guerra

Tempo di pace



Si ipotizza comunque che la propensione marginale al consumo $\frac{\partial C}{\partial Y} = \beta$ rimanga invariata in entrambi i periodi

Invece di considerare i due modelli separatamente (stime meno precise) vengono uniti in una sola relazione

$$\boxed{C = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \beta Y + u}$$

Dove X_1 e X_2 sono variabili dummy :

$$X_1 = \begin{cases} 1 & anni\ di\ guerra \\ 0 & anni\ di\ pace \end{cases}$$

$$X_2 = \begin{cases} 0 & anni\ di\ guerra \\ 1 & anni\ di\ pace \end{cases}$$

La matrice β dei coefficienti sarà $\beta = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \beta \end{pmatrix}$

e la matrice dei dati

$$X = \begin{pmatrix} X_1 & X_2 & Y \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & Y_1 \\ 0 & 1 & Y_2 \\ . & . & Y_3 \\ 0 & 1 & . \\ 1 & 0 & . \\ 1 & 0 & . \\ . & . & . \\ 1 & 0 & . \\ 0 & 1 & . \\ . & . & . \\ 0 & 1 & Y_n \end{bmatrix}$$

La trappola delle variabili di comodo

Quando utilizziamo le variabili dummy è necessariob fare attenzione a come viene costruito il modello, per non rendere la matrice (X'X) singolare .

Infatti se nel modello precedente lasciavamo una intercetta : $C = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \beta Y + u$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & Y_1 \\ 1 & 0 & 1 & Y_2 \\ . & . & . & . \\ 1 & 0 & 1 & . \\ 1 & 1 & 0 & . \\ 1 & 1 & 0 & . \\ . & . & . & . \\ 1 & 1 & 0 & . \\ 1 & 0 & 1 & . \\ . & . & . & . \\ 1 & 0 & 1 & Y_n \end{bmatrix}$$

$$\boxed{1 \times X_0 - 1 \times X_1 - 1 \times X_2 + 0 \times Y = 0}$$

Abbiamo che le 4 colonne di X sono linearmente dipendenti $rank(X) = rank(X'X) = 3 \neq k$

(X'X) non è invertibile

Volendo utilizzare una regressione con intercetta si utilizzerà così solo una dummy :

$$\boxed{C = \gamma_1 + \gamma_2 X_2 + \beta Y + u}$$

$$X_2 = \begin{cases} 0 & \textit{anni di guerra} \\ 1 & \textit{anni di pace} \end{cases}$$

β = PMC in entrambi i periodi

$\alpha_1 = \gamma_1$ = intercetta anni di guerra

$\alpha_2 = \gamma_1 + \gamma_2$ = intercetta anni di pace

$\alpha_1 - \alpha_2 = \gamma_2$ = differenza tra l'intercetta del periodo guerra e pace

- Cambiamento di coefficiente angolare

$$\boxed{C = \alpha + \beta_1 Y + (\beta_2 - \beta_1) X_2 Y + u}$$

$$X_2 = \begin{cases} 0 & \textit{anni di guerra} & C = \alpha + \beta_1 Y + u \\ 1 & \textit{anni di pace} & C = \alpha + \beta_2 Y + u \end{cases}$$

$\beta_2 - \beta_1$ = differenza propensione marginale al consumo nei due periodi

APPLICAZIONE (p.255 Maddala)

$$Y = \beta_1 + \beta_2 \text{ SVA} + u$$

Y = km / litro

SVA = Stima Vita Auto in anni

$$\underset{}{\hat{Y}} = \underset{(1.753)}{7.952} + \underset{(0.061)}{0.693}\, SVA$$

$$\bar{R}^2 = 0.74$$

$$Y = \beta_1 + \beta_2 W + \beta_3 \, {}^{S}\!/_{A} + \beta_4 \, {}^{G}\!/_{D} + \beta_5 SVA + u$$

W = peso in Kg

$${}^{S}\!/_{A} = \begin{cases} 0 & cambio\ standard \\ 1 & cambio\ automatico \end{cases}$$

$${}^{G}\!/_{D} = \begin{cases} 0 & gas \\ 1 & diesel \end{cases}$$

$$\hat{Y} = \underset{(5.349)}{22.008} - \underset{(0.001)}{0.002} W - \underset{(0.708)}{2.760} \, {}^{S}\!/_{A} + \underset{(1.413)}{3.28} \, {}^{G}\!/_{D} + \underset{(0.097)}{0.415} SVA$$

$$\bar{R}^2 = 0.82$$

MULTICOLLINEARITA'

Quando tra due o più variabili esplicative vi è perfetta collinearità o multicollinearità, la matrice (X'X) non è più a rango pieno e le stime OLS non possono essere calcolate.

Si può però facilmente fare una sostituzione di variabile

Es :

$$\boxed{\begin{aligned} Y &= \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + u \\ X_2 &= \gamma X_1 + \theta \\ Y &= \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 \theta + \beta_2 \gamma X_1 + u \end{aligned}}$$

$$= \lambda_1 + \lambda_2 X_1 + u$$

$$\lambda_1 = \alpha + \beta_2 \theta$$

$$\lambda_2 = \beta_1 + \gamma \beta_2$$

Il problema della multicollinearità esiste quindi quando due o più regressori sono quasi-collineari ovvero quando il coefficiente di correlazione tra i regressori è alto .

• MODELLO A 3 VARIABILI

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + u$$

$$Y = \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + u - \bar{u}$$

$$\hat{\beta} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_2 \\ \hat{\beta}_3 \end{pmatrix} = (X'X)^{-1} X' y$$

$$V(\hat{\beta}) = \sigma^2 (X'X)^{-1}$$
$$= \frac{\sigma^2}{\sum X_2^2 \sum X_3^2 - \left(\sum X_2 X_3\right)^2} \begin{pmatrix} \sum X_3^2 & -\sum X_2 X_3 \\ -\sum X_2 X_3 & \sum X_2^2 \end{pmatrix}$$

$$V\left(\hat{\beta}_2\right)=\frac{\sigma^2\sum X_3^2}{\sum X_2^2\sum X_3^2-\left(\sum X_2X_3\right)^2}=$$

$$=\frac{\sigma^2\sum X_3^2}{\sum X_2^2\sum X_3^2\,\frac{\left(\sum X_2^2\sum X_3^2-\left(\sum X_2X_3\right)^2\right)}{\sum X_2^2\sum X_3^2}}$$

$$=\frac{\sigma^2}{\sum X_2^2\left(1-r_{23}^2\right)}$$

$$V\left(\hat{\beta}_3\right)=\frac{\sigma^2}{\sum X_3^2\left(1-r_{23}^2\right)}$$

È facile vedere che valori molto alti di r_{23}^2 rendono le stime OLS molto imprecise.

Inoltre piccole variazioni nella matrice dei dati provocano o possono provocare grandi variazioni nella stima dei parametri.

ESEMPIO-APPLICAZIONE: instabilità delle stime

$$Y = \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + u - \bar{u}$$

Dati : $\sum X_{2i}^2 = 200$ $\qquad \sum X_{2i} X_{3i} = 150$

$\sum X_{3i}^2 = 113$ $\qquad \sum X_{2i} Y_i = 350$

$\sum X_{3i} Y_i = 263$

$$\hat{\beta}_2 = \frac{\sum X_3^2 \sum X_2 Y - \sum X_2 X_3 \sum X_3 Y}{\sum X_2^2 \sum X_3^2 - \left(\sum X_2 X_3\right)^2} =$$

$$\frac{113 \times 350 - 150 \times 263}{200 \times 113 - 150^2} = \frac{39550 - 39450}{22600 - 22500} = \frac{100}{100} = 1$$

$$\hat{\beta}_3 = \frac{52600 - 52500}{22600 - 22500} = \frac{100}{100} = 1$$

$$\boxed{r^2_{X_2 X_3} = \frac{\left(\sum X_2 X_3\right)^2}{\sum X_2^2 \sum X_3^2} = \frac{150^2}{200 \times 113} = 0.995}$$

Togliendo solo una osservazione:

$$\sum X_2^2 = 199 \qquad \sum X_2 X_3 = 149$$

$$\sum X_3^2 = 112 \qquad \sum X_2 Y = 327.5$$

$$\sum X_3 Y = 261.5$$

$$\hat{\beta}_2 = \frac{112 \times 347.5 - 149 \times 261.5}{199 \times 112 - 149^2} = \frac{-43.5}{87} = -\frac{1}{2}$$

$$\hat{\beta}_3 = \frac{199 \times 261.5 - 149 \times 347.5}{199 \times 112 - 149^2} = \frac{261}{87} = 3$$

Si modificano molto le stime

ETEROSCHEDASTICITA'

Avevamo ipotizzato che

$$E[uu'] = \sigma^2 I$$

tale assunzione è in molte situazioni non valida

dobbiamo quindi riformulare il problema nella forma

$$E[u] = 0$$
$$E[uu'] = \sigma^2 \Omega$$

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X' y$$

$$y = X\beta + u$$

$$E\left[\hat{\beta}\right] = \beta + (X'X)^{-1} X' E(u) = \beta$$

Sono ancora corretti ma non efficienti (ovvero non sono necessariamente a varianza minima)

$$V\left(\hat{\beta}\right) = (X'X)^{-1} X' E(uu') X (X'X)^{-1}$$
$$= (X'X)^{-1} X' \Omega X \, (X'X)^{-1} \sigma^2$$

GOLDFELD – QUANDT TEST

- Si ordinano le osservazioni secondo la variabile X_j che si ipotizza sia la causa dell'eteroschedasticità
- Si divide il campione in tre parti di numerosità n_1 n_2 n_3 .
- Dopo la stima OLS nei tre sottocampioni si calcola $e_1' e_1$ e $e_3' e_3$

$$F = \frac{e_1' e_1}{e_3' e_3} \qquad F_{n_1 - k,\, n_3 - k}$$

Sotto H_0 : omoschedasticità : (il valore di F è piccolo)

$$F_{empirico} > F_{teorico} \Rightarrow Rifiuto \quad H_0$$

RIMEDI

1. σ_i $\quad i = 1, \ldots, n$ siano valori noti.

si applicano i MINIMI QUADRATI PESATI (WLS)

ovvero si applica OLS al modello trasformato

$$y_i^* = \frac{y_i}{\sigma_i} \quad ; \quad x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\sigma_i} \quad ; \quad \varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{\sigma_i}$$

Ovvero $\quad y_i^* = \beta_1 x_{i1}^* + \beta_2 x_{i2}^* + \ldots + \beta_k x_{ik}^* + \varepsilon_i^*$

Dove $\quad Var(\varepsilon_i^*) = Var\left(\frac{\varepsilon_i}{\sigma_i}\right) = \frac{1}{\sigma_i^2} Var(\varepsilon_i) = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2} = 1$

2. $\exists$ relazione tra la componente stocastica e uno dei regressori

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_{i2} + \ldots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i$$

Es. $\quad Var\ \varepsilon_i = C\, x_{i2}^2$

Trasformiamo il modello

$$y_i^* = \frac{y_i}{x_{i2}} \quad ; \quad x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{x_{i2}} \quad ; \quad \varepsilon_i^* = \frac{\varepsilon_i}{x_{i2}}$$

$$\Rightarrow \frac{y_i}{x_{i2}} = \beta_1 \frac{1}{x_{i2}} + \beta_2 + \ldots + \beta_k \frac{x_{ik}}{x_{i2}} + \frac{\varepsilon_i}{x_{i2}}$$

Dove $\quad Var(\varepsilon_i^*) = Var\left(\frac{\varepsilon_i}{x_{i2}}\right) = \frac{1}{x_{i2}^2} Var(\varepsilon_i) = C$

Applico OLS

ESERCIZIO

La stima di un modello lineare sulla base dei valori del Reddito e del Consumo di 30 famiglie americane fornisce i seguenti valori :

$$\hat{C} = \underset{(3.29)}{1480} + \underset{(29.37)}{0.788}y \qquad R^2 = 0.97$$

La stima dello stesso modello sulle prime 12 e sulle ultime 12 osservazioni fornisce i seguenti valori:

$$\hat{C} = \underset{(0.74)}{846.7} + \underset{(9.91)}{0.837}y \qquad R^2 = 0.91$$

$$RSS = 1069000$$

$$\hat{C} = \underset{(0.79)}{2306.7} + \underset{(5.00)}{0.747}y \qquad R^2 = 0.71$$

$$RSS = 3344000$$

Verificare l'ipotesi di presenza di eteroschedasticità ed in caso affermativo indicare la procedura di correzione.

$$F = \frac{3344000}{1069000} = 3.12 \qquad F_{10,10} = 1.83$$

C'è presenza di eteroschedasticità

AUTOCORRELAZIONE DEI RESIDUI

Molto spesso la assunzione

$$E[uu'] = \sigma^2 I$$

cade perché gli errori sono autocorrelati, effetto molto usuale nelle serie storiche.

Per illustrare il problema consideriamo una semplice relazione a due variabili

$$\boxed{\begin{aligned} y_t &= \alpha + \beta X_t + u_t \\ u_t &= \rho u_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}}$$

$$|\rho| < 1$$

$$E[\varepsilon_t] = 0$$

$$E[\varepsilon_t \varepsilon_{t-s}] = \begin{cases} \sigma_\varepsilon^2 & s = 0 \\ 0 & s \neq 0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} u_t &= \rho u_{t-1} + \varepsilon_t \\ &= \rho(\rho u_{t-2} + \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t \end{aligned}$$

$$= \varepsilon_t + \rho\,\varepsilon_{t-1} + \rho^2\varepsilon_{t-2} + \ldots =$$

$$= \sum_{r:0}^{\infty} \rho^r \varepsilon_{t-r}$$

$$\boxed{E(u_t) = \sum_{r:0}^{\infty} \rho^r E(\varepsilon_{t-r}) = 0}$$

$$E(u_t^2) = E(\varepsilon_t^2) + \rho^2 E(\varepsilon_{t-1}^2) + \rho^4 E(\varepsilon_{t-2}^2) + \ldots$$

$$+ 2\rho\, E\overset{0}{[\varepsilon_t\varepsilon_{t-1}]} + 2\rho^2\, E\overset{0}{[\varepsilon_t\varepsilon_{t-2}]} + \ldots$$

$$+ 2\rho\, E\overset{0}{[\varepsilon_{t-1}\varepsilon_{t-2}]} + \ldots$$

$$= \sigma_\varepsilon^2\left(1 + \rho^2 + \rho^4 + \ldots\right)$$

$$= \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1-\rho^2} = \boxed{\sigma_u^2}$$

$$E[u_t\, u_{t-1}] = E\left[\left(\varepsilon_t + \rho\,\varepsilon_{t-1} + \rho^2\,\varepsilon_{t-2} + \ldots\right) \times \left(\varepsilon_{t-1} + \rho\,\varepsilon_{t-2} + \ldots\right)\right] =$$

$$= \rho\,\sigma_\varepsilon^2 + \rho^3\,\sigma_\varepsilon^2 + \rho^5\,\sigma_\varepsilon^2 + \ldots =$$

$$= \rho\,\sigma_\varepsilon^2\left(1 + \rho^2 + \rho^4 + \ldots\right) =$$

$$= \rho\,\frac{\sigma_\varepsilon^2}{1-\rho^2} = \rho\,\sigma_u^2$$

$$E[u_t\, u_{t-2}] = E\begin{bmatrix} \left(\varepsilon_t + \rho\,\varepsilon_{t-1} + \rho^2\varepsilon_{t-2} + \rho^3\varepsilon_{t-3}\right)\times \\ \times\left(\varepsilon_{t-2} + \rho\,\varepsilon_{t-3} + \rho^2\varepsilon_{t-4} + \ldots\right) \end{bmatrix} =$$

$$= \rho^2\sigma_\varepsilon^2 + \rho^4\sigma_\varepsilon^2 + \rho^6\sigma_\varepsilon^2 + \ldots =$$

$$= \rho^2\,\frac{\sigma_\varepsilon^2}{1-\rho^2} = \rho^2\sigma_u^2$$

$$\boxed{E[u_t\, u_{t-s}] = \rho^s\sigma_u^2}$$

$$E[u\,u'] = V = \sigma_u^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & . & \rho^{n-1} \\ \rho & 1 & \rho & . & \rho^{n-2} \\ \rho^2 & \rho & . & . & . \\ . & . & . & . & \rho \\ \rho^{n-1} & \rho^{n-2} & . & \rho & 1 \end{bmatrix}$$

CONSEGUENZE

1. Stime OLS di β corrette
2. Varianze di $\hat{\beta}$ molto grandi $\rightarrow$ ovvero
3. Sottostima di tali varianze inefficienti
4. Conseguente non validità dei test t ed F

Infatti si può dimostrare che

$$\boxed{E(e'e) \cong \sigma_u^2 \left[u - \frac{1+\rho^2}{1-\rho^2} \right]}$$

Solo se $\rho^2 = 0$

$$\boxed{E\left[\frac{e'e}{n-1}\right] = E\left[\hat{\sigma}^2\right] = \sigma_u^2}$$

Con N=20 ; $\rho = 0.5$:

$$E\left[\frac{e'e}{n-1}\right] = \frac{18.3}{19}\sigma_u^2$$

sottostima 4%

Con N=20 ; $\rho = 0.8$

$$E\left[\frac{e'e}{n-1}\right] = \frac{15.4}{19}\sigma_u^2$$

sottostima 19%

TEST DI DURBIN - WATSON

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n}(e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}$$

$\hat{e} = y - X\hat{\beta}$

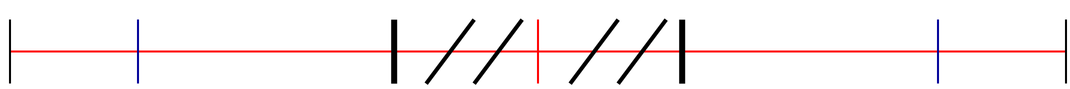
residui nella stima OLS

$$d = \frac{\left[\sum_{t=2}^{n} e_t^2 + \sum_{t=2}^{n} e_{t-1}^2\right] - 2\sum_{t=2}^{n} e_t\, e_{t-1}}{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}$$

per n grande

$$d \cong 2 - 2\frac{\sum e_t\, e_{t-1}}{\sum e_t^2} = 2\left[1 - \frac{\sum e_t\, e_{t-1}}{\sum e_t^2}\right] = 2(1 - r)$$

$$\boxed{0 \le d \le 4}$$



0 d_L d_H 2 4-d_H 4-d_L 4

autocorr.(+) ? No autocorr. ? Autocorr.(-)

Il limite tra la zona di accettazione e quella di rifiuto è funzione della matrice *X* .

D – W hanno costruito delle bande valide sempre.

METODI RISOLUTIVI

1. GLS : se ho una stima di ρ

$$\hat{\rho} = \frac{\sum e_t e_{t-1}}{\sum e_t^2} \qquad \Rightarrow \Omega = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho} & . & \hat{\rho}^{n-1} \\ \hat{\rho} & 1 & . & . \\ . & . & . & . \\ . & . & . & 1 \end{bmatrix}$$

Riesco a trovare la matrice $T : T'T = \Omega^{-1}$

e trasformo il modello in $Ty = TX\beta + Tu$

$$Var(Tu) = \sigma^2 I \Rightarrow$$

stima OLS

2. Procedura iterativa per stimare ρ

Avendo: $y_t = \alpha + \beta X_t + u_t \quad , \quad u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon_t$

E $\quad \rho y_{t-1} = \rho\alpha + \rho\beta X_{t-1} + \rho u_{t-1}$

$$\Rightarrow y_t - \rho y_{t-1} = \alpha(1-\rho) + \beta(X_t - \rho X_{t-1}) + \underbrace{u_t - \rho u_{t-1}}_{\varepsilon_t} \qquad (1)$$

$$\Rightarrow (y_t - \alpha - \beta X_t) = \rho(y_{t-1} - \alpha - \beta X_{t-1}) + \varepsilon_t \qquad (2)$$

Procedura:

- Da (1) stimo α e β con OLS $\Rightarrow \begin{pmatrix} \hat{\alpha} \\ \hat{\beta} \end{pmatrix} = (X'X)^{-1} X' y$
(partendo da un valore iniziale per ρ)
- Sostituisco $\hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$ in (2) $\Rightarrow \hat{\rho}$