### Principi di Econometria

lezione 4

OLS inferenza

assunzioni OLS

distribuzione campionaria d $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 

## Principi di Econometria

lezione 4

AA 2016-2017

Paolo Brunori

- abbiamo individuato la regressione lineare semplice (OLS) come modo immediato per sintetizzare una relazione fra una variabile dipendente (Y) e una indipendente (X)
- i parametri  $\beta_0$  e  $\beta_1$  che consideriamo migliori sono quelli tali per cui la somma degli errori di interpilazione al quadrato è minima:  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_1$
- ma le stime che otteniamo sono variabili casuali che dipendono dal campione osservato
- sotto alcune assunzioni però possiamo stare tranquilli, le stime che otteniamo hanno valore atteso pari ai veri parametri nella popolazione (in media ci azzecchiamo)

### retta dei minimi quadrati

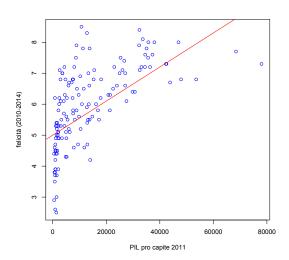
#### Principi di Econometria

lezione 4

OLS inferenza

assunzioni OLS

distribuzione campionaria di  $\hat{eta}_0$  ,  $\hat{eta}_1$ 



fonte: elaborazione su dati World Bank



#### assunzioni ${\it OLS}$

distribuzione campionaria di  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 

- 1) la distribuzione di  $u_i$  condizionata a  $X_i$  ha media nulla
- 2) X, Y sono indipendentemente e identicamente distribuite
- 3) valori estremi (outlier) devono essere improbabili

# $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ sono stimatori non-distorti

- $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$  sono variabili casuali: il loro valore dipende dal campione selezionato
- se valgono le condizioni il loro valore si distribuisce attorno al vero valore  $(\beta_0, \beta_1)$
- come accade per la media di un campione: la media campionaria è uno stimatore non distorto della vera media della popolazione
- così accade per i parametri  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$  se si verificano le condizioni

- se le assunzioni 1-3 si verificano sono non distorti:  $E(\hat{\beta}_0) = \beta_0$  e  $E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$
- inoltre se n è abbastanza grande la loro distribuzione è ben approssimata da una normale bivariata
- si può applicare il teorema del limite centrale:

$$\hat{\beta}_0 \sim (\beta_0, \sigma_{\beta_0})$$

$$\hat{\beta}_1 \sim (\beta_1, \sigma_{\beta_1})$$

- il teorema del limite centrale ci consente di sfruttare le informazioni contenute nel campione per quantificare l'incertezza delle stime ottenute
- quanto è probabile che la relazione che osservo fra Y e X sia veramente positiva?
- è possibile, ammettendo un certo grado di incertezza, individuare una stima minima e massima per il valore del coefficiente?

 il grado di incertezza delle nostre stime è quantificabile guardando alla varianza dei due stimatori:

$$var(\hat{\beta}_0) = \frac{1}{n} \frac{var(H_i u_i)}{[E(H_i^2)]^2}$$
 dove  $H_i = 1 - \left[\frac{\mu_x}{E(X_i^2)}\right] X_i$  
$$var(\hat{\beta}_1) = \frac{1}{n} \frac{var[(X_i - \mu_x) u_i]}{[var(X_i)]^2}$$

dove  $\sigma^2$  è la varianza del termine errore u

- il grado di incertezza delle nostre stime è quantificabile guardando alla varianza dei due stimatori:

$$var(\hat{\beta}_0) = \sigma^2 \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i^2}{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2}$$
$$var(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma^2}{n \sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2}$$

$$var(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma}{n \sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2}$$

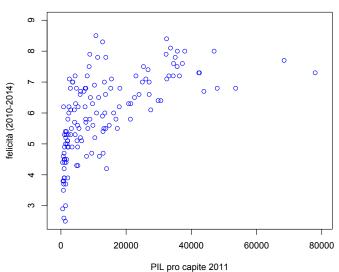
dove  $\sigma^2$  è la varianza del termine errore u

- tanto maggiore  $\sigma^2$  tanta più alta è l'incertezza riguardo ai coefficienti
- tanto minore la variabilità di X tanto più alta l'incertezza riguardo ai coefficienti



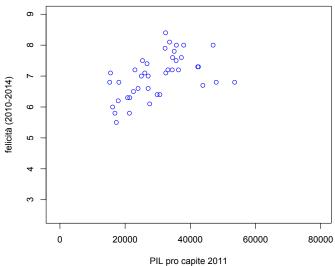
assunzioni OLS

distribuzione campionaria di  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 



assunzioni OLS

distribuzione campionaria di  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 



- se è valido il teorema del limite centrale sarà anche possibile effettuare test delle ipotesi
- "con quale grado di confidenza possiamo affermare che un aumento del PIL si traduce in un aumento della felicità?"
- ciò equivale a testare l'ipotesi:

$$H_0: \beta_1=0$$

contro l'ipotesi:

$$H_1: \beta_1 \neq 0$$

# test delle ipotesi

- per effettuare il test si deve costruire la statistica  $\hat{t}$ :

$$\hat{t} = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1^{H_0}}{\sqrt{var(\hat{\beta}_1)}}$$

- rifiutiamo l'ipotesi nulla  $(H_0)$  se  $\hat{t}$  è significativamente diversa da zero
- l'ipotesi  $H_0$  può essere rigettata se:

$$|\hat{t}| > t^*$$

- t\* è il valore critico che dipende dal numero di osservazioni (gradi di libertà) e dal livello di confidenza
- nel nostro caso 139 gradi di libertà e 95%  $\rightarrow 1.96$



 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1$ 

- allo stesso modo possiamo individuare l'intervallo nel quale al 95% si trova il vero parametro  $\beta_1$
- se l'intervallo vero al 95% include la nostra ipotesi nulla (in questo caso  $\beta_1 = 0$ ) non possiamo rifiutarla
- l'intervallo si ottiene con la formula:

$$\left[\hat{\beta}_1 - \sqrt{var(\hat{\beta}_1)} \times |t^*|, \quad \hat{\beta}_1 + \sqrt{var(\hat{\beta}_1)} \times |t^*|\right]$$

- ci possiamo anche chiedere quale sia la probabilità che l'ipotesi nulla sia vera dato il valore  $\hat{t}$  che osserviamo
- il valore p si ottiene confrontando la statistica  $\hat{t}$  con la probabilità di osservare un valore così estremo nella distribuzione della t
- con 139 gradi di libertà un p-value pari a 0.05 si associa a una statistica  $t^*=1.96$
- se osserviamo un  $\hat{t}=9.314$ la probabilità che  $\beta_1$ sia pari a 0.000000000000000% !
- se n è maggiore di qualche decina possiamo abbandonare la t e usare i valori critici della normale standardizzata z

- una volta stimato un modello di regressione OLS possiamo valutare il livello di certezza che si associa alle nostre stime che dipende:
  - 1 dalla numerosità campionaria
  - 2 dalla variabilità dell'errore
  - 3 dalla variabilità di X
- la stima della statistica  $\hat{t}$  ci consente di:
  - testare ipotesi sul parametri
  - stimare intervalli di confidenza per i parametri
  - calcolare la probabilità che il vero parametro sia zero dato il campione che osserviamo

	coefficiente	se	t	p-value
$\beta_0$	5.197	0.1184	43.893	0.0000
$PIL(\beta_1)$	0.00005	0.0000	9.314	0.0000

- ▶ gradi di libertà: 139 (141 osservazioni uno per ogni parametro stimato)
- ▶ errore standard dei residui: 1.031
- $R^2 = 0.3843$