

CAPITOLO 13 ESPERIMENTI E QUASI ESPERIMENTI

(1)

Molto diffusi in altre discipline ma interessanti anche in economia (valutazione dei programmi...)

- Utile studiarli perché:
- ① riferimento importante dal punto di vista attuale
 - ② sono influenti; quindi è bene capire i loro limiti e potenzialità
 - ③ quasi-esperimenti.

13.1 ESPERIMENTI IDEALI

In un esperimento controllato casualizzato prendiamo a caso entità della pop. di riferimento e, sempre a caso, li assegnano ad un gruppo di trattamento e ad uno di controllo.

In un esperimento ideale prendiamo 2 individui assolutamente identici; ma questo è un disegno sperimentale difficilmente realizzabile.

Perciò se il trattamento è assegnato in modo casuale, il livello del trattamento è indipendente da altri fattori, eliminando i rischi di endogenetità.

Esempio: programma di formazione professionale. Individui diversi hanno esperienze e caratteristiche diverse, ma la ^{lotta} distribuzione è la stessa nei gruppi di trattamento e di controllo.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$$

↳ TRATTAMENTO. Può essere

binario { 1 aspirina
 0 placebo }
 → ricevere più valori (g. di aspirina)

Se X_i è assegnato casualmente

$$X_i \perp\!\!\! \perp u_i \Rightarrow E(u_i | X_i) = 0 \text{ nessun problema di endogenetità.}$$

Effetto del trattamento: differenza delle aspettative condizionate

$$E(Y | X=x) - E(Y | X=0)$$

↑ trattamento ↑ nessun trattamento
 x

Se X_i è binario e stimiamo con gli OLS, $\hat{\beta}_1$ è detto STIMATORE DELLE DIFFERENZE
È facile vedere che $\hat{\beta}_1$ stimma proprio l'effetto del trattamento e
Se X_i è assegnato casualmente, è non distorto e consistente.

13.2 POSSIBILI PROBLEMI

Validità interna: * Inuccesso della casualizzazione (avviene AL-MZ con differenze etniche nei seguaci)

* Inuccesso nel seguire il protocollo di trattamento. Non tutti fanno ciò che viene richiesto. Esempio: soggetti del gruppo di tratt. che saltano la formazione o del gruppo di controllo che la seguono.

Trattamento assegnato ≠ ricevuto

Adesione parziale $\begin{cases} \text{nota (foglio presenze)} \\ \text{ignota (pazienti non prendono il farmaco)} \end{cases}$

* Attrito. Soggetti che escono dall' studio.

$\begin{cases} \text{non legato al trattam.} \\ \text{nessun problema} \\ \text{(abbandono perché si ammalia la nonna)} \end{cases}$

$\begin{cases} \text{legato al trattamento} \\ \text{genera endogenetità} \\ \text{(abbandono perché trovo lavoro)} \end{cases}$

* Effetti sperimentali. Effetto Hawthorne, incentivo a fare andare bene la sperimentazione (in seguito al corso di formazione rischiano di perdere il lavoro se fra i risultati insoddisfacenti) Se possibile, usare un protocollo "alla cieca" può aiutare

* Dimensioni campionarie ridotte. A volte è costoso o difficile avere un campione grande.

Validità esterna

* Campione non rappresentativo. Volontari, oppure ex carcerati per un programma di riqualificazione.

* Programma o politica non rappresentativi. Scala troppo piccola, durata limitata ...

* Effetti di equilibrio generale. L'ambiente economico potrebbe cambiare in modo da rendere non generalizzabili i risultati dell'esperimento. Programma di formaz. potrebbe sostituire la formazione fornita dai datori di lavoro. Classi piccole aumentano domande di insegnanti).

* Effetti di trattamento ed effetti di idoneità. La partecipaz. ad un programma effettivo è di solito volontaria. Formaz poco efficace su persone prese a caso.

13.3 STIMATORI DI EFFETTI CAUSALI CON DATI Sperimentali

Se il trattamento è assegnato in modo casuale, lo stimatore delle differenze non è disforo, ma non è detto che sia preciso (efficiente).

Come possiamo fare per aumentarne l'efficienza?

STIMATORE DELLE DIFFERENZE CON REGRESSORI ADDIZIONALI (CONTROLLI)

X ebbiamo informazioni su altre caratteristiche dei soggetti possiamo aggiungerle allo stimatore delle differenze

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 W_{1i} + \dots + \beta_{t+2} W_{ti} + u_i$$

È importante notare che in questo caso, la prima ipotesi dei minimi quadrati $E(u_i | X_i, W_{1i}, \dots, W_{ti}) = 0$ non è strettamente necessaria

APX 13.3 INDEPENDENZA IN MEDIA CONDIZIONATA

Questa ipotesi è che ~~è~~ la media condizionata dell'errore u_i può dipendere dalle caratteristiche pretrattamento $W_{1i} \dots W_{ti}$, ma non da X_i .

$$E(u_i | X_i, W_{1i}, \dots, W_{ti}) = Y_0 + Y_1 W_{1i} + \dots + Y_t W_{ti} \quad \text{perché}$$

Le W_i insomma possono essere endogene, non importa, ~~basta~~ che X_i sia ~~è~~ casuale e non è correlata con loro.

Questa ipotesi può valere in 3 casi:

- ① vale l'esogenità per tutte le variabili come nel caso della prima ipotesi sui minimi quadrati.
- ② quando X_i è assegnato casualmente, come appena detto
- ③ X_i è assegnato in modo casuale condizionatamente a W_i (CASUALIZZAZIONE A BLOCCHI). Qui la media di u_i non dipende da X_i perché, data W_i , il trattamento è assegnato casualmente.
Esempio: somministriamo il corso al 30% dei diplomatici e al 70% dei non diplomatici.

⚠ Attenzione, è importante che i regressori W_i non siano assolutamente risultati sperimentali, altrimenti finirebbero per essere correlati con X_i , rendendola endogena.

Ad esempio, non possiamo usare $W_i = \text{dummy}$ perché si attiva se il candidato trova un lavoro dopo il caso di formazione.

Motivi per usare regressori ~~o~~ addizionali:

- 1) Efficienza
- 2) verifica della causalità (se il trattamento dipende approssimativamente dai controlli)
- 3) aggiustamento per la causalità condizionata (se dipende implicitamente)

STIMATORE DELLE DIFFERENZE NELLE DIFFERENZE

Se abbiamo dati panel, cioè osservazioni sugli stessi soggetti prima e dopo l'esperimento, possiamo usare lo stimatore delle differenze nelle differenze.

$\bar{y}_{t,b}$ media nel gruppo di trattamento prima

$\bar{y}_{t,a}$ " " dopo

$\bar{y}_{c,b}$ " controllo prima

$\bar{y}_{c,a}$ " " dopo

Lo stimatore diff-in-diff è la variazione media di Y per gli appartenenti al gruppo di trattamento meno quelle degli appartenenti al gruppo di controllo

$$\hat{\beta}_1^{\text{diff-in-diff}} = (\bar{y}_{t,a} - \bar{y}_{t,b}) - (\bar{y}_{c,a} - \bar{y}_{c,b}) = \\ = \Delta \bar{y}^t - \Delta \bar{y}^c$$

Si può stimare facilmente anche con una regressione

$$\Delta Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$$

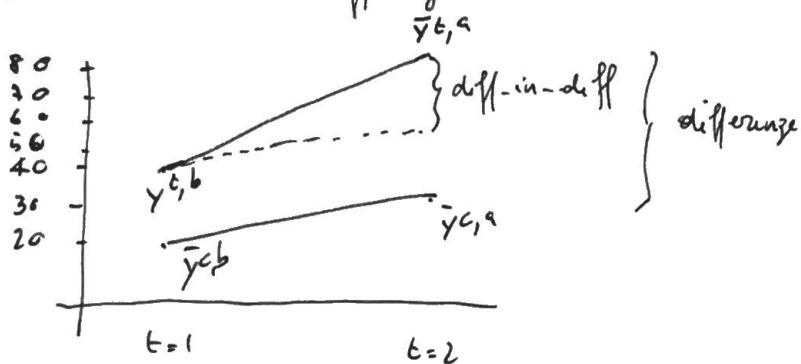
Ragioni per usare lo stimatore diff-in-diff:

Lo stimatore diff-in-diff ha dei vantaggi rispetto allo stimatore delle differenze

(5)

Efficienza: si guadagna in precisione delle stime se alcune delle determinanti osservate di Y_i passano nel tempo

Eliminazione delle differenze pretrattamento: se il trattamento è correlato con il livello iniziale di Y_i prima dell'esperimento, ma $E(u_i | X_i) = 0$, allora lo stimatore delle differenze è distorto mentre il diff-in-diff no.



Possiamo aggiungere regressori addizionali? Certo! Per gli stessi motivi visti per le differenze.

$$\Delta Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 W_{1i} + \dots + \beta_{k+2} W_k + u_i$$

Qui bisogna fare attenzione a una cosa però: data che la variabile dipendente qui è ΔY_i , i regressori addizionali controllano per differenze nella variazione di Y_i nel corso dell'esperimento, e non per il suo livello finale.

Possiamo estendere lo stimatore diff-in-diff a più periodi? Certo, vediamo l'APP 13.2

Se non usiamo regressori addizionali il modello possiamo scrivere sfruttando quello che conosciamo dei dati panel

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it} + \underbrace{\gamma_2 D2_i + \dots + \gamma_n DN_i}_{\text{effetti individuali}} + \underbrace{\delta_2 B2_t + \dots + \delta_t BT_t}_{\text{effetti temporali}} + v_t$$

i - individuo
t - periodo

Se vogliamo aggiungere regressori addizionali, debbiamo farli interagire con le variabili binarie per l'effetto tempo

Qui vediamo per un solo controllo

(6)

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it} + \beta_2 (B2_t \cdot W_i) + \dots + \beta_T (BT_t \cdot W_i) + \left\{ \begin{array}{l} \text{questa parte si può} \\ \text{ripetere se ci sono vari-} \\ \text{controlli} \end{array} \right.$$
$$Y_2 D2_i + \dots + Y_n DN_i +$$
$$\delta_2 B2_t + \dots + \delta_T BT_t + \varepsilon_t$$

Che cosa succede se abbiamo gruppi diversi?

L'effetto causale può differire da un soggetto all'altro, a seconda delle caratteristiche individuali (esempio: grado di formazione può avere effetti diversi su ♂ e ♀). Più in generale, l'effetto può dipendere dal valore di una o più variabili

osservabili W_i ,
faciamo interagire il trattamento
 X_i con W_i .

non osservabili
Vediamo più avanti.

Possiamo correggere in caso di adesione parziale?

Qui il livello del trattamento effettivo X_i può essere correlato con alcune caratteristiche inosservate u_i dell'individuo (es. motivazione a seguire il corso di formazione). Insomma, è un problema di endogeneità che possiamo tentare di risolvere con una variabile strumentale.

[SE] osserviamo il trattamento effettivo X_i , possiamo usare come strumento Z_i : il valore del trattamento assegnato

correlato con
 X_i \ incorrelata con
 u_i perché casuale

Test per la ricezione casuale del trattamento

Se il trattamento è stato ricevuto casualmente dovrebbe essere incorrelato con le caratteristiche inosservabili dell'individuo. Si può testare facendo una regressione (o un probit/logit) di X_i sulle W_i e testando che i loro coefficienti siano nulli.

Test per la somministrazione casuale del trattamento

Stessa cosa, segnalandi usando questa volta il trattamento assegnato Z_i come variabile dipendente.

13.4

STIME Sperimentali dell'effetto della riduzione della dimensione delle classi

(7)

Leggere attentamente questo paragrafo sul progetto STAR.

13.5

QUASI ESPERIMENTI

Per ragioni di costi, etiche e pratiche, gli esperimenti controllati casudiggiati sono rari in economia.

In quasi-esperimento (esperimento naturale) la casualità è introdotta attraverso variazioni delle circostanze individuali che fanno apparire come se il trattamento fosse assegnato casualmente.

Due tipi di quasi-esperimenti: 1) il trattamento è come se fosse ricevuto casualmente
2) la variazione "quasi" casuale è solo una determinante parziale del trattamento (questo produce una variabile strumentale)

Esempi: 1) Effetto dell'immigrazione sul mercato del lavoro. Card (1990) studia il Marin Beatlift di 10 anni prima
2) Effetto del servizio militare sulle retribuzioni. Augest (1990), lotteria per il servizio militare in Vietnam come variabile strumentale.
3) Cateterizzazione cardiaca.

MODelli ECONOMETRICI¹⁴

Sono gli stessi visti prima, con la differenza che tra gruppo di tratt. e di controllo possono esserci differenze sistematiche. È quindi importante usare misure delle caratteristiche pretrattamento (W) a patto che non hanno "cattivi controlli".

DATI SEZIONALI RIPETUTI

Sono una collezione di dati cross-section corrispondenti a diversi periodi temporali.

Esempio: 400 obs per il 2001 e 500 obs su individui diversi per il 2002
tipico dei sondaggi elettorali:

Se gli individui sono estratti a caso dalla stessa distribuzione, possono essere usati come suffragati degli individui nei gruppi di tratt. e di controllo.

Esempio: allargamento di un programma di formazione a sud ma non a nord.
Abbiamo dati prima e dopo l'estensione.

Qui il trattamento sono i meridionali e il controllo sono i settentrionali. (8)

- Non abbiamo però i dati: pretrattamento sui meridionali effettivamente trattati (non sono dati panel).

Possiamo però usare - i dati sezionali sui meridionali nel primo periodo come surrogato delle osserv. pretrattamento sul gruppo di trattamento $\bar{y}_{t,b}$
- i dati sezionali nei settentrionali per il pretrattam. sul gruppo di controllo $\bar{y}^{c,b}$

Con 2 periodi, il modello lineare è

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it} + \beta_2 G_i + \beta_3 D_t + \beta_4 W_{1,it} + \dots + \beta_{3+T} W_{rit} + u_i$$

$\nearrow \quad \uparrow \quad \searrow$

tratt. effettivo
nei dati sezionali
del periodo t 1. se l'individuo
 è nel gruppo di
 tratt. (o nel gruppo
 di tratt. surrogato
 se $t=1$) 1 se $t=1$
 0 se $t=2$

Qui l'individuo riceve il trattamento se si trova nel gruppo di trattamento nel secondo periodo, ovvero $X_{it} = G_i \cdot D_i$

Se ci sono più di due periodi, basta introdurre $T-1$ effetti temporali.

13.6 PROBLEMI POTENZIALI CON I QUASI ESPERIMENTI

- * Insuccesso della casualizzazione. Si può tentare di verificare confrontando X sulle caratteristiche individuali i e testando che siano irrilevanti.
- * Insuccesso nel seguire il protocollo. Nei quasi esperimenti avviene quando la casella quasi-casualizz. influenza ma non determina in modo univoco il livello di trattamento. In questo caso possiamo usare k come variabile strumentale.
- * Attrito
- * Effetti sperimentali. Rari nei quasi-esperim.

9

• Validità dello strumento. Qui il problema è dato dalla esogenicità soprattutto.

Esempio: abitare vicini o lontani ad un ospedale che pratica la cateterizzazione cardiaca potrebbe essere correlato con la salute in generale (in sé) perché l'ospedale potrebbe essere generalmente migliore.

Minacce alla validità esterna

Sono più o meno le stesse con l'aggiunta del fatto che gli eventi speciali che creano la "quasi" casualizz. sono, appunto, speciali.

Esempio: I cubani del Medical Boatlift o lo studio di Augrist fatto durante in tempo di guerra

13.7 POPOLAZIONI ETEROGENEE

È possibile che per individui diversi il trattamento abbia effetti diversi.

Il modello diventerebbe

$$y_i = \beta_0 + \boxed{\beta_{1i} X_i} + u_i$$

↑ effetti diversi, ma impossibile da stimare

Possiamo concentrarci sull'effetto medio del trattamento $E(\beta_{1i})$

OLS

Se X_i è assegnato casualmente, lo stimatore OLS di β_{1i} è consistente per l'effetto medio.

$$\hat{\beta}_1 = \frac{S_{xy}}{S_x^2} \xrightarrow{r} \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x^2} = \frac{\text{cov}(\beta_0 + \beta_{1i} X_i + u_i, X_i)}{\text{var}(X_i)} = \frac{\text{cov}(\beta_{1i} X_i, X_i)}{\text{var}(X_i)} =$$

perché $\beta_{1i} \perp \!\!\! \perp X_i$
dato che X_i è randomizz.

$$\rightarrow = \frac{E(\beta_{1i}) \text{var}(X_i)}{\text{var}(X_i)} = E(\beta_{1i})$$

IV

- Supponiamo che ci siaeterogeneità nel primo studio

$$X_i = \pi_0 + \pi_{1i} z_i + v_i$$

si può dimostrare che

$$\hat{\beta}_1^{\text{TSLS}} = \frac{S_{zy}}{S_{zx}} \xrightarrow{P} \frac{\sigma_{xz} \sigma_{zy}}{\sigma_{zx}^2} = \frac{E(\beta_1; \pi_{1i})}{E(\pi_{1i})}$$

e qui rischiamo
di incarrarci

Qui non stiamo più l'effetto medio

ma una media ponderata degli effetti causali β_1^i

ponderata sul
grado in cui lo strumento
influenza il trattam. effettivo

Il paragrafo espande sull'argomento e consiglio di leggerlo.

Implicazione principale: due variabili strumentali entrambe valide (esogene e rilevanti) portano a stime diverse dell'effetto causale,
anche in grandi campioni.