



**Università degli Studi di Pisa**  
**Dipartimento di Statistica e Matematica**  
**Applicata all'Economia**

---

**Report n. 225**

**Effetto dell'uso di carte Bancomat e carte di  
Credito sulla liquidità familiare:  
una valutazione empirica**

Andrea Mercatanti

Pisa, Maggio 2002

- Stampato in Proprio – Il lavoro rientra nell'attività svolta ai fini del programma di ricerca denominato "Modelli statistici per l'analisi dei dati di durata", e finanziato con relativo assegno di ricerca.

# Effetto dell'uso di carte Bancomat e carte di Credito sulla liquidità familiare: una valutazione empirica

Andrea Mercatanti

Dipartimento di Statistica e Matematica Applicata all'Economia  
Università di Pisa

## Abstract

Molteplici sono i motivi in base ai quali strumenti magnetici quali le carte Bancomat e le Carte di credito possono avere un'effetto sulla quantità di circolante necessaria alle famiglie per le necessità della vita quotidiana. Da un lato questi strumenti agiscono infatti come sostituti del circolante nei pagamenti comportando in teoria un minore bisogno di circolante. Alternativamente se visti come mezzi di prelievo, strumenti di incoraggiamento all'acquisto, o strumenti per il credito al consumo, l'effetto può essere di direzione contraria, cioè verso un'aumento della quantità di circolante detenuta dalle famiglie.

Lo scopo di questo lavoro è di fornire una quantificazione dell'effetto globale dell'uso di carte Bancomat e carte di Credito sulla quantità minima di circolante detenuta dalle famiglie Italiane. A tal fine vengono utilizzati due metodi statistici che consentono di misurare l'effetto di un trattamento in situazioni non-sperimentali: la metodologia basata sulla stima con supporto di variabili strumentali (I.V.), e un modello a equazioni simultanee con variabile endogena latente.

# 1 <sup>1</sup>Introduzione

L'oggetto di questo lavoro è rappresentato dalla valutazione dell'effetto dell'uso di carte Bancomat e Carte di credito sulla quantità minima di circolante detenuta dalle famiglie e al di sotto della quale si rende necessario un prelievo in banca. La giustificazione per un'analisi di questo tipo risiede nello studio e nella comprensione dei problemi generati dalla crescente diffusione di strumenti di pagamento alternativi al contante [*Report on electronic money*, E.C.B. (1998); Browne F.X., D. Cronin (1997)]. Più precisamente l'aspetto che viene qui preso in considerazione è costituito dal fatto che prodotti quali carte Bancomat e Carte di credito assumono le caratteristiche di sostituti del circolante nelle piccole transazioni economiche. Conseguente a questa rilevante caratteristica è allora l'interesse in una quantificazione dell'effetto che l'uso di questi strumenti di pagamento esercita sulla quantità di circolante necessaria alle famiglie per i bisogni quotidiani. Una prima semplice considerazione dettata dal concetto di sostituibilità, comporterebbe che all'utilizzazione di Carte di credito e carte Bancomat consegua necessariamente una diminuzione nella quantità di circolante necessaria per i pagamenti di modesto ammontare. Questa semplice considerazione viene però complicata dal fatto che oltre ad essere sostituti del circolante, gli strumenti di pagamento in considerazione agiscono anche come mezzi di incoraggiamento all'acquisto, come strumenti di prelievo di contanti e, limitatamente alle Carte di credito, come strumenti di credito al consumo. Quest'ultime caratteristiche possono agire in senso opposto rispetto alla sostituibilità, cioè verso un'aumento della quantità di circolante detenuta dai consumatori. Tutto ciò rende impossibile anche la sola determinazione a priori della direzione (aumento o diminuzione) dell'effetto sulla quantità di circolante detenuta dalle famiglie, e quindi necessaria l'utilizzazione di metodi scientifici che siano in grado di quantificare l'effetto nella sua globalità.

Dal punto di vista statistico il lavoro in oggetto assume le caratteristiche tipiche degli studi diretti alla quantificazione di una relazione di causa ad effetto. Si tratta infatti di valutare l'effetto che l'uso delle carte in questione esercita sulla quantità di circolante. Le metodologie utilizzabili a tal fine prendono il nome di metodi di *inferenza causale*, e basano le loro fon-

---

<sup>1</sup>Un sentito ringraziamento a Gilberto Ghilardi, Fabrizia Mealli, ed ai partecipanti ai seminari tenuti presso l'Università di Pisa e la 40-esima Riunione Scientifica S.I.S. per gli utili commenti e suggerimenti.

damenta su di un modello teorico filosofico di causalità denominato *Rubin Causal Model* [Rubin (1974), Holland e Rubin (1983), Holland (1986)], la spiegazione del quale necessita l'introduzione di due variabili: il risultato  $Y_i$ , e il trattamento  $D_i$ . L'idea alla quale il *Rubin Causal Model* fa riferimento per poter fornire una precisa definizione di effetto causale è costituita dalla cosiddetta situazione *controfattuale*, per la quale si rende necessario poter confrontare il risultato osservato a seguito del trattamento al quale l'unità statistica viene sottoposta con il risultato ipotetico che si sarebbe osservato nella stessa unità statistica ma a seguito di un trattamento alternativo<sup>2</sup>. Nel caso in cui l'analisi di causalità abbia come obiettivo la quantificazione dell'effetto di un trattamento rispetto ad una sola situazione alternativa, che può configurarsi sia come assenza di trattamento che come somministrazione di un trattamento alternativo, la variabile trattamento  $D_i$  risulta di tipo binaria,  $[D_i = 0, 1]$ , e l'effetto a livello individuale viene allora definito come differenza tra i due ipotetici risultati corrispondenti alle due situazioni alternative:

$$Y_i(D_i = 1) - Y_i(D_i = 0). \quad (1)$$

Ovviamente le due situazioni non sono contemporaneamente osservabili poichè il realizzarsi di una preclude necessariamente l'altra; è quello che Holland (1986) ha battezzato come il *problema fondamentale dell'inferenza causale*. La soluzione statistica a questo problema, Holland (1986), prevede il confronto di quantità stimabili della distribuzione della differenza (1) nella popolazione di riferimento. Usualmente si fa riferimento all'*Average Causal Effect*, cioè al valore atteso della differenza (1), che per le proprietà del valore atteso può anche essere scritto come differenza dei valori attesi delle distribuzioni marginali:

$$E \{Y_i(D_i = 1) - Y_i(D_i = 0)\} = E \{Y_i(D_i = 1)\} - E \{Y_i(D_i = 0)\}. \quad (2)$$

Date queste premesse, il metodo statistico ottimale per la valutazione di una relazione di causalità è costituito dal cosiddetto *studio randomizzato*, il quale si basa sulla creazione di due diversi gruppi di individui mediante campionamento casuale dalla popolazione di riferimento. Si tratta infatti di

---

<sup>2</sup>Per una interessante illustrazione delle problematiche connesse all'idea di situazione controfattuale nella valutazione delle relazioni di causalità, si può fare riferimento a Balke e Pearl (1995).

estrarre due campioni di unità che possiamo chiamare, mutuando la terminologia dalla scienza medica, *casi* (ossia il gruppo delle unità per le quali  $D_i = 1$ ) e *controlli* (ossia il gruppo delle unità per le quali  $D_i = 0$ ). Sulla base della definizione (2) la stima dell'effetto causale di un trattamento si può ottenere come differenza delle medie campionarie del risultato condizionate al valore del trattamento assunto dalle unità statistiche,  $\bar{y}_d$ :

$$\bar{y}_1 - \bar{y}_0 \tag{3}$$

dove  $\bar{y}_d = \sum_i (y_i \cdot I_{D_i=d})$ .

Questa procedura risulta però complicata dalla necessità di dover mantenere le assegnazioni stabilite. In altre parole, occorre garantire che le unità assegnate al gruppo dei *casi* siano effettivamente sottoposte al trattamento,  $D_i = 1$ , e che le unità assegnate al gruppo *controlli* siano effettivamente sottoposte al trattamento alternativo,  $D_i = 0$ . E' quindi evidente che lo *studio randomizzato* (anche se ottimale dal punto di vista scientifico) risulta improponibile sotto il profilo etico non essendo possibile agire coercitivamente sulle scelte personali.

L'alternativa classica allo studio randomizzato è costituita dall'insieme delle tecniche statistiche che prendono il nome di *studi osservazionali*, ed il cui obiettivo è la quantificazione di una relazione di causalità ricorrendo ai dati osservabili, quindi senza agire coercitivamente sui comportamenti individuali. Il problema metodologico più rilevante in questo tipo di studi è costituito dall'*autoselezione*, cioè dal fatto che la libera scelta di essere assoggettati al trattamento (in questo studio l'uso di Carte di credito o di Bancomat) fa sì che i due gruppi non siano omogenei per quanto riguarda le caratteristiche individuali pre-trattamento (a differenza di quel che accade in uno studio randomizzato). L'autoselezione produce serie distorsioni se la valutazione di una relazione di causalità viene prodotta come differenza delle medie campionarie condizionate come nella (3). Per questo motivo occorre ricorrere a metodologie più complesse che tengano quindi conto del procedimento di autoselezione del campione.

Ciò premesso il lavoro in questione assume le caratteristiche di un studio di tipo osservazionale, è infatti evidente che la detenzione di Carte di credito o di Bancomat rappresenta una libera scelta da parte degli individui e non il risultato di un'assegnazione di tipo sperimentale. Il problema dell'autoselezione in questo caso si traduce nella possibilità che gli individui di per se stessi più propensi a detenere gli strumenti di pagamento in questione siano

anche i meno (o i più) propensi a detenere circolante.

La popolazione di riferimento sarà costituita dall'insieme delle famiglie italiane che fanno uso di servizi bancari; l'unità statistica è quindi la famiglia. Il trattamento verrà definito come la presenza in famiglia di almeno una persona detentrica di Bancomat o di Carta di credito. Il risultato, cioè la variabile sulla quale deve essere valutata l'esistenza o meno di un effetto causale, è stata finora genericamente indicato come la quantità di circolante detenuta dalle famiglie, occorre però darne una definizione più precisa e operativa. La scelta, date le caratteristiche e l'informatività dei dati a disposizione è caduta sulla quantità minima di circolante detenuta dalle famiglie e al di sotto della quale si rende necessario un prelievo in banca. Gli elementi di base per l'analisi di causalità sono stati quindi definiti, il compito è quindi di quantificare il cambiamento della quantità minima di circolante detenuta dalle famiglie causato dall'uso di Carte di credito o Bancomat. A questo scopo verranno utilizzate due tra le principali metodologie di inferenza causale proposte in letteratura, cioè il modello a due stadi [Heckman (1978, 1979), Maddala (1983), Manski (1994)] ed il metodo di stima I.V. [Imbens e Angrist (1994); Angrist, Imbens e Rubin (1996)].

La prossima sezione è dedicata all'illustrazione della fonte dei dati e del dataset utilizzato nello studio, nella sezione 3 saranno esposti le due metodologie di inferenza causale utilizzate per produrre i risultati, i quali saranno esposti nella sezione 4.

## 2 I dati

I dati utilizzati per lo studio in questione provengono dall'indagine campionaria "I bilanci delle famiglie italiane nell'anno 1995" condotta dalla Banca d'Italia. Per quanto riguarda la struttura del campione, l'indagine ha riguardato 8135 famiglie estratte dalle liste anagrafiche di 310 comuni e composte di 23924 individui, di cui 14699 percettori di reddito. L'estrazione del campione è stata effettuata seguendo uno schema di campionamento a due stadi (comuni e famiglie), con stratificazione dei comuni secondo la regione e la classe di ampiezza demografica.

Il questionario relativo all'indagine si compone di sette sezioni, una prima relativa alla struttura socio-demografica della famiglia, più altre sei atte a mettere in evidenza un particolare aspetto del bilancio economico-patrimoniale familiare. In particolare, ai nostri fini, assumono una particolare importanza

le informazioni ottenibili dalla sezione "C : Strumenti di pagamento e forme di risparmio", sottosezione "Strumenti di pagamento".

Il campione completo costituito da 8135 famiglie è stato ridotto a 6586, cioè alle sole famiglie che hanno dichiarato di far uso dei servizi prestati dagli istituti di credito (domanda C01). La causa di questa riduzione del campione sta nel fatto che per le famiglie che non fanno uso di servizi bancari non è possibile definire la variabile "prossimità alla banca" necessaria, come sarà mostrato nella sezione 4, ai fini dell'utilizzazione della metodologia I.V.

Il questionario è stato pubblicato della Banca d'Italia in: "Supplementi al bollettino statistico, Note metodologiche e informazioni statistiche: I bilanci delle famiglie italiane nell'anno 1995, Anno VII, Numero 14".

### 3 Le metodologie

In questa sezione vengono illustrate le due metodologie utilizzate successivamente ai fini della quantificazione dell'effetto dell'uso di Carte di credito e Bancomat sulla liquidità familiare. Il paragrafo seguente è dedicato alla possibilità di impiego di un modello di regressione lineare per il quale la stima non-parametrica dei coefficienti si avvale del supporto di variabili strumentali, mentre quello successivo riporta la descrizione di un modello di tipo parametrico formalizzato da un sistema di equazioni simultanee con variabile endogena latente.

#### 3.1 Metodo I.V. (Instrumental Variable)

Lo studio di questa metodologia a fini di inferenza causale nasce in letteratura dal tentativo di proporre delle condizioni che garantiscano l'identificazione non-parametrica di effetti causali negli studi osservazionali, necessità suggerita ad esempio da Lalonde (1986) in una sua importante critica ai modelli identificativi parametrici. Se da una parte i modelli parametrici per l'identificazione di effetti causali negli studi osservazionali sono stati nel tempo accusati di basare l'inferenza su alcune condizioni che risultano essere troppo restrittive, dall'altra sono stati proposti altri metodi che producono *bounds* non-parametrici ma che rendono l'analisi eccessivamente imprecisa [vedi ad esempio Chamberlain (1986), Manski (1990), Heckman (1990), Balke e Pearl (1997)]. La chiave di svolta è stata fornita da Imbens e Angrist (1994) i quali hanno sfruttato la procedura di stima dei parametri di un modello di regres-

sione mediante l'uso di variabili strumentali, per risolvere il problema della correlazione esistente tra il trattamento e il termine di errore del modello di regressione lineare semplice (4), situazione tipica degli studi osservazionali e prodotta dal procedimento di autoselezione.

Da un punto di vista formale si tratta di stimare i coefficienti del modello:

$$Y_i = \alpha + \beta D_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

dove  $Y_i$  è il risultato e  $D_i$  è il trattamento (entrambi binari), in presenza di

$$\text{cov}(D_i, \varepsilon_i) \neq 0. \quad (5)$$

In tal modo viene ad essere violata l'ipotesi di incorrelazione tra covariate e termine di errore che renderebbe la stima O.L.S. dei coefficienti  $\alpha$  e  $\beta$  corretta e consistente. L'applicazione del metodo O.L.S. produce quindi stime distorte, è quella che viene comunemente chiamata *distorsione da autoselezione* in quanto la (5) è prodotta proprio dal processo di autoselezione del campione. Al contrario in situazioni sperimentali, il procedimento di assegnazione casuale delle unità al trattamento fa sì che

$$\text{cov}(D_i, \varepsilon_i) = 0$$

e quindi che la stima O.L.S. sia corretta e consistente. Tale stima corrisponde alla differenza tra le due medie campionarie della variabile risultato condizionate al valore del trattamento assunto dalle unità statistiche,  $\bar{y}_d$ :

$$\bar{y}_1 - \bar{y}_0,$$

dove  $\bar{y}_d = \sum_i (y_i \cdot I_{D_i=d})$ .

In letteratura il problema della presenza di correlazione tra le variabili esplicative ed il termine di errore è stato storicamente affrontato e risolto nell'ambito dello studio dei sistemi di equazioni simultanee. Una stima consistente dei coefficienti del modello lineare (4) è ottenibile introducendo una nuova variabile, che prende il nome di variabile strumentale  $Z_i$ , che sia incorrelata con il termine di errore,  $\varepsilon_i$ , ma correlata con la variabile esplicativa del modello di regressione,  $D_i$ .

E' possibile infatti dimostrare, come viene illustrato in Appendice, la consistenza dello stimatore  $\hat{\beta}_{IV}$ , cioè:



$$P \lim \hat{\beta}_{IV} = \beta,$$

dove

$$\hat{\beta}_{IV} = \frac{\text{cov}(Y_i, Z_i)}{\text{cov}(D_i, Z_i)}.$$

Sembrebbe che la semplice introduzione di una variabile strumentale debba risolvere il problema dell'autoselezione, e quindi fornire stime non-parametriche consistenti degli effetti del trattamento. In realtà Imbens e Angrist (1994), e successivamente Angrist, Imbens e Rubin (1996) hanno dimostrato (peraltro sotto una serie di ipotesi che vengono riportate in Appendice) che la stima  $\hat{\beta}_{IV}$  è consistente ma soltanto ai fini della valutazione dell'effetto del trattamento per sottogruppi e non per l'intera popolazione di riferimento. Si tratta di quello che gli autori hanno battezzato L.A.T.E. (*Local Average Treatment Effect*).

E' importante sottolineare che la variabile strumentale  $Z_i$  da introdurre ai fini della identificabilità di effetti causali, in base alla serie di ipotesi delineate dagli autori, assume le caratteristiche di una "assegnazione casuale al trattamento". Il trattamento alle quali le unità statistiche sono state realmente sottoposte è invece rappresentato dalla variabile  $D_i$ . Si tratta in sostanza di far riferimento ad un modello nel quale si permette alle unità statistiche di non essere sottoposte al trattamento al quale sono state assegnate, cioè ad un modello di cosiddetta *non-compliance*. Il punto fondamentale sta nel fatto che l'introduzione di una variabile strumentale soddisfacente le ipotesi delineate dagli autori, permette l'identificazione di effetti causali del trattamento soltanto per un sottogruppo particolare della popolazione: cioè per il gruppo degli individui che adottano il trattamento in accordo a quanto loro assegnato: i cosiddetti *compliers*. Rispetto all'approccio classico, basato sull'utilizzazione della procedura I.V. ai fini della stima di effetti causali riferiti a tutta la popolazione, i contributi di Imbens e Angrist (1994), e di Angrist, Imbens e Rubin (1996) assumono perciò una portata negativa. L'estensione del risultato dal gruppo dei *compliers* a tutta la popolazione è infatti giustificabile soltanto introducendo l'ulteriore ipotesi, non osservabile dai dati, che l'effetto medio per i *non-compliers* sia uguale all'effetto medio per i *compliers*.

Infine vi è da aggiungere che l'eventuale introduzione di covariate nel modello (4) comporta, [Angrist e Imbens (1995)] una diversa interpretazione

della stima I.V. In quest'ultimo caso infatti  $\hat{\beta}_{IV}$  è una media ponderata degli effetti del trattamento sui *compliers* calcolabili in base alla stratificazione indotta dall'insieme delle covariate.

### 3.2 Modello a due stadi per situazioni di autoselezione

Il modello a due stadi per situazioni di autoselezione presenta la forma del seguente sistema di equazioni simultanee con variabile endogena latente, Heckman (1976, 1978):

$$\begin{cases} D_i^* = \alpha_{1H} + \mathbf{X}'_{1i}\boldsymbol{\beta}_{1XH} + \gamma_i \\ Y_i = \alpha_{2H} + \beta_{DH}D_i + \mathbf{X}'_{2i}\boldsymbol{\beta}_{2XH} + \varepsilon_i. \end{cases} \quad (6)$$

Dove

$$\begin{aligned} D_i &= 1 \text{ se } D_i^* \geq 0, \\ D_i &= 0 \text{ se } D_i^* < 0, \end{aligned}$$

$$\text{cov}(X_i, \gamma_i) = \text{cov}(X_i, \varepsilon_i) = 0;$$

$$\begin{pmatrix} \gamma_i \\ \varepsilon_i \end{pmatrix} \sim N \left[ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & \sigma^2 \end{pmatrix} \right],$$

con

$$\begin{pmatrix} \gamma_i \\ \varepsilon_i \end{pmatrix} \perp \begin{pmatrix} \gamma_j \\ \varepsilon_j \end{pmatrix} \quad \forall i \neq j;$$

e dove si ipotizza che l'effetto a livello individuale sia costante per ogni unità statistica.

Per quanto riguarda la terminologia,  $Y_i$  è il risultato (continuo);  $D_i$  è il trattamento (binario);  $D_i^*$  è una variabile latente (continua);  $\mathbf{X}_{1i}$  e  $\mathbf{X}_{2i}$  sono vettori colonna di variabili esplicative pre-trattamento;  $\boldsymbol{\beta}_{1XH}$  e  $\boldsymbol{\beta}_{2XH}$  sono vettori colonna di parametri.

La prima equazione del sistema si riferisce alla scelta, da parte degli individui, di sottoporsi o meno al trattamento; infatti la variabile dipendente  $D_i^*$  in questo modello è latente, ed il valore assunto dal trattamento  $D_i$  è pari a zero o ad uno a seconda del fatto che la variabile latente assuma un valore

rispettivamente inferiore o superiore a zero. Dato poi che viene ipotizzata una distribuzione normale per  $\gamma_i$ , allora la prima equazione del sistema costituisce un modello di tipo Probit, sul quale per motivi di identificabilità si suppone uguale ad uno la varianza del termine stocastico.

In questo modello l'effetto medio del trattamento sulla variabile  $Y_i$  riferito a tutta la popolazione viene identificato dal parametro  $\beta_{DH}$  della seconda equazione. L'autoselezione del campione è dovuta alla correlazione  $\rho$  esistente tra i termini stocastici delle due equazioni;  $\rho$  esprime il fatto che unità aventi una più alta probabilità di sottoporsi al trattamento (al netto del contributo delle variabili esplicative) tendono ad avere valori più alti (o più bassi) di  $\varepsilon_i$  rispetto alle restanti unità. Ponendo  $\rho = 0$ , si ricade nel caso di un esperimento randomizzato per il quale la procedura O.L.S. sulla seconda equazione fornisce una stima consistente dell'effetto del trattamento.

Dal punto di vista computazionale, le stime consistenti dei parametri presenti nel modello (6) si possono ottenere o mediante la massimizzazione della funzione di verosimiglianza, o facendo uso di una procedura computazionalmente meno intensiva proposta da Heckman (1979), e che prende il nome di "procedura di Heckman a due stadi".

I modelli parametrici per l'identificazione e la stima di effetti causali sono stati aspramente criticati, in parte Lalonde (1986), e accusati di far leva su ipotesi eccessivamente restrittive. In particolare il modello (6), rispetto alla metodologia I.V. esposta nel precedente paragrafo, riesce a identificare l'effetto causale del trattamento al costo di due assunzioni cruciali, e cioè:

- che i termini stocastici siano distribuiti normalmente;
- che l'effetto del trattamento sia costante per tutte le unità.

Il modello a due stadi pur basandosi su di un insieme di condizioni più forti rispetto alla metodologia I.V., può però tornar utile nei casi in cui il ricorso alla meno restrittiva metodologia I.V. non sia in grado di produrre stime sufficientemente precise. I modelli parametrici hanno comunque trovato un'ampia applicazione soprattutto in campo microeconomico, ed in epidemiologia. L'importanza è evidenziata anche dalla loro presenza in software di comune uso statistico (come ad esempio le procedure *treatreg* o *heckman* presenti in STATA 7.0). Per interessanti rassegne di modelli parametrici per campioni auto-selezionati si può far riferimento a Maddala (1983) e Manski (1994).

## 4 Risultati

### 4.1 Analisi preliminare di tipo descrittivo

La presente sezione mostra i risultati di un'analisi preliminare dei dati di tipo descrittivo.

Le variabili da definire al fine dello studio in oggetto sono le seguenti: il risultato  $Y_i$ , i due trattamenti  $D_i$ , la variabile strumentale  $Z_i$ , ed un insieme di variabili esplicative pre-trattamento. Più dettagliatamente:

- il risultato  $Y_i$  è rappresentato dalla quantità di contanti, espressa in Euro, che una famiglia tiene in casa e al di sotto della quale si rende necessario un prelievo in banca;
- i due trattamenti sono rappresentati da variabili binarie che vengono poste:  $D_i = 1$  nel caso in cui sia presente almeno una persona in famiglia titolare rispettivamente di una Carta di credito o di una carta Bancomat, e  $D_i = 0$  altrimenti;
- la variabile strumentale, la cui introduzione è assolutamente necessaria ai fini dell'utilizzazione della metodologia I.V., è di tipo binario. Viene posta  $Z_i = 0$  nel caso in cui il capofamiglia abbia dichiarato di aver preferito la propria banca per la comodità, o prossimità, della banca rispetto all'abitazione o al posto di lavoro, e  $Z_i = 1$  altrimenti. Questa variabile deve assumere le caratteristiche di una "assegnazione casuale al trattamento". In altre parole ad ogni unità statistica deve corrispondere la medesima probabilità  $\Pr(Z_i = 1)$ . Per come è stata definita la variabile in questione, ogni famiglia deve quindi avere la stessa probabilità di essere *prossima* ad un'agenzia bancaria; data la capillare estensione del sistema bancario in tutto il territorio nazionale, l'ipotesi sembra essere soddisfatta. D'ora in avanti  $Z_i$  verrà denominata "prossimità alla banca", e su altre caratteristiche della stessa ritorneremo nel prossimo paragrafo;
- l'insieme delle variabili esplicative è composto da cinque variabili relative ad importanti aspetti di carattere sociale e demografico delle famiglie, e quindi potenzialmente in grado di fornire un'ulteriore contenuto informativo utile ai fini dell'analisi. Le suddette variabili si riferiscono a:

- il numero di componenti della famiglia;
- l'area geografica di appartenenza del comune di residenza della famiglia;
- il numero di abitanti del comune di residenza della famiglia;
- il titolo di studio del capofamiglia;
- la posizione professionale del capofamiglia.

La tabella 4.1 riporta i risultati di una semplice analisi descrittiva delle variabili risultato, trattamento e strumentale.

*Tab. 4.1: Alcune caratteristiche di natura descrittiva delle principali variabili utilizzate nell'analisi*

variabile	$Y_i$	$D_i$ (Bancomat)	$D_i$ (C. di Credito)	$Z_i$
tipo	continua (Euro)	binaria	binaria	binaria
osservazioni	6564	6586	6586	6586
dati mancanti	22	0	0	0
media	90.83	0.499	0.177	0.513
dev.stand.	147.88	0.499	0.381	0.499

Nel corso delle analisi successive verranno utilizzate soltanto le osservazioni che non presentano dati mancanti, sono quindi scartate 22 delle 6586 osservazioni presenti nel dataset. Le successive tabelle riportano le distribuzioni di frequenza relative condizionate delle variabili pre-trattamento (nei due casi Bancomat e Carta di credito). Si può osservare come nella maggior parte dei casi le variabili pre-trattamento siano sbilanciate nei due subcampioni definiti dal trattamento. Questo sbilanciamento è dovuto all'autoselezione delle unità al trattamento, e fa sì che il semplice confronto della variabile risultato in base al trattamento, come nella (3), produca stime distorte dell'effetto causale. Ciò giustifica il ricorso a metodi inferenziali che siano in grado di trattare adeguatamente il problema dell'autoselezione.

Tab. 4.2: famiglie per numero di componenti:  
distribuzioni di frequenza relative condizionate al trattamento.

	Bancomat		Carta di credito	
	$D_i = 0$	$D_i = 1$	$D_i = 0$	$D_i = 1$
1	0.183	0.078	0.143	0.069
2	0.294	0.207	0.256	0.224
3	0.212	0.291	0.243	0.292
4	0.206	0.317	0.250	0.312
5	0.080	0.082	0.081	0.081
6 o più	0.025	0.025	0.027	0.022

Tab. 4.3: famiglie per area geografica di appartenenza del comune di residenza:  
distribuzioni di frequenza relative condizionate al trattamento.

	Bancomat		Carta di Credito	
	$D_i = 0$	$D_i = 1$	$D_i = 0$	$D_i = 1$
Nord	0.421	0.598	0.504	0.538
Centro	0.228	0.206	0.216	0.224
Sud	0.351	0.196	0.280	0.238

Tab. 4.4: famiglie per popolazione del comune di residenza:  
distribuzioni di frequenza relative condizionate al trattamento.

	Bancomat		Carta di credito	
	$D_i = 0$	$D_i = 1$	$D_i = 0$	$D_i = 1$
più di 500.000 abitanti	0.073	0.124	0.083	0.169
tra 40.000 e 500.000 abit.	0.368	0.427	0.386	0.451
tra 20.000 e 40.000 abit.	0.232	0.221	0.231	0.209
meno di 20.000 abit.	0.327	0.228	0.300	0.171

Tab. 4.5: famiglie per titolo di studio del capofamiglia;  
distribuzioni di frequenza relative condizionate al trattamento.

	Bancomat		Carta di Credito	
	$D_i = 0$	$D_i = 1$	$D_i = 0$	$D_i = 1$
nessun titolo	0.099	0.013	0.067	0.004
diploma elementare	0.421	0.174	0.342	0.089
diploma di scuola media inferiore	0.265	0.296	0.298	0.190
diploma di scuola media sup. o professionale	0.176	0.382	0.235	0.486
diploma di tipo universitario	0.039	0.135	0.058	0.231

Tab. 4.6: famiglie per qualifica professionale del capofamiglia;  
distribuzioni di frequenza relative condizionate al trattamento.

	Bancomat		Carta di credito	
	$D_i = 0$	$D_i = 1$	$D_i = 0$	$D_i = 1$
operaio (o in posizione similare)	0.161	0.180	0.190	0.083
impiegato, impiegato direttivo	0.098	0.329	0.174	0.401
dirigente, alto funzionario	0.005	0.033	0.009	0.066
libero professionista, imprenditore	0.164	0.154	0.140	0.246
in cerca di prima occupazione o disoccupato	0.031	0.017	0.026	0.011
casalinga, benestante, pensionato	0.541	0.287	0.461	0.193

## 4.2 Analisi inferenziale

L'analisi inferenziale inizia con i risultati prodotti dalla metodologia non-parametrica I.V. Questa infatti, tra le due metodologie proposte nella precedente sezione, si basa sull'insieme di condizioni meno restrittivo. E' già stato puntualizzato come per l'utilizzazione della metodologia I.V. a fini di inferenza causale sia necessario il soddisfacimento delle cinque ipotesi che vengono illustrate in Appendice. Di queste soltanto l'assunzione 4 è testabile. Essa impone che la variabile strumentale prescelta, che deve essere interpretata come una "assegnazione casuale al trattamento", abbia un effetto significativo sul trattamento. Occorre quindi verificare che la differenza delle medie

$$E[D_i(Z_i = 1)] - E[D_i(Z_i = 0)]$$

sia significativamente diversa da zero per i due trattamenti in considerazione (Bancomat e Carta di credito). I risultati dei due test sono illustrati nella Tabella 4.7. La verifica dell'ipotesi riguardante la nullità della differenza tra medie è stata effettuata con l'usuale *t*-test; in entrambi i casi si ottengono valori significativi. A questo punto si può passare alla stima degli effetti del trattamento mediante la metodologia non-parametrica I.V. Sotto l'insieme delle cinque ipotesi elencate in Appendice, la stima I.V. del coefficiente angolare nella regressione lineare (4) identifica l'effetto del trattamento per il gruppo dei *compliers*.

Tab. 4.7: *t*-test sulle differenze delle medie dei trattamenti condizionate alla variabile strumentale (gradi di lib.: 6562)

Trattamento	Gruppo	Osservazioni	Medie	Dev.Stand.	<i>t</i> -test	<i>p</i> -value
Bancomat	$Z_i = 0$	3190	0.4385	0.0087	9.7735	0.000
	$Z_i = 1$	3374	0.5583	0.0085		
	differenza		0.1198	0.0122		
Carta di credito	$Z_i = 0$	3190	0.1385	0.0061	8.0642	0.000
	$Z_i = 1$	3374	0.2142	0.0070		
	differenza		0.0757	0.0093		

Il risultato potrebbe essere esteso a tutta la popolazione sotto l'ulteriore ipotesi che i *non-compliers* abbiano lo stesso effetto medio dei *compliers*. La tabella 4.8 mostra però come in entrambi i due casi presi in considerazione (Bancomat e Carta di credito) le stime siano eccessivamente imprecise. Infatti i test sulla significatività dei coefficienti, condotti sfruttando l'approssimazione alla normalità delle stime I.V., portano per il caso Bancomat ad un *p*-value di 0.671, e per l'utilizzazione di Carte di credito ad un *p*-value di 0.670.

Tab. 4.8: stime degli effetti dei trattamenti prodotte dal metodo I.V.

Trattamento	Stima	Dev.Stand.	<i>p</i> -value
Bancomat	12.97	30.55	0.671
Carta di credito	20.52	48.19	0.670



L'utilizzazione della metodologia non-parametrica I.V. non ha consentito quindi di ottenere stime significativamente diverse da zero per gli effetti dei due trattamenti in questione. Si può allora far riferimento al più restrittivo modello a due stadi (6). Le successive Tabelle 4.9-4.12 illustrano i risultati dell'analisi condotta con quest'ultimo modello, nel quale è stato introdotto l'insieme delle variabili esplicative pre-trattamento illustrato nel precedente paragrafo. Le stime dei coefficienti, ed i *p-value* relativi ai test sulla significatività dei coefficienti sono stati ottenuti utilizzando la procedura computazionale di Heckman a due stadi [Heckman (1979), Greene (1993)].

Le Tabelle 4.9 e 4.10 si riferiscono alla carta Bancomat ed evidenziano da un lato una buona precisione delle stime sulla prima equazione (per tutti i coefficienti i *p-values* sono prossimi allo zero), ma una stima dell'effetto causale del trattamento che non risulta significativamente diversa da zero né al livello del 5% né al livello del 10%. Si ottiene infatti una stima dell'effetto pari a 41.20 Euro, con un *p-value* di 0.232. Per quanto riguarda la Carta di credito si fa riferimento alle tabelle 4.11 e 4.12 dalle quali si può riscontrare sia una buona precisione delle stime sulla prima equazione, che una stima dell'effetto causale del trattamento significativa al livello del 5%. La stima dell'effetto ha infatti valore pari a -68.30 Euro con *p-value* è di 0.035.

Dallo studio sono scaturiti quindi due risultati diversi per i due diversi tipi di carte magnetiche. Da un lato infatti l'analisi ha prodotto una stima dell'effetto dell'uso di Bancomat sulla quantità minima di contante detenuta dalla famiglia, che non è risultata significativamente diversa da zero. Il risultato può avere una giustificazione nella prevalente utilizzazione della carta Bancomat come strumento di prelievo e non come strumento di pagamento alternativo al contante (nella versione PagoBancomat). Risultato opposto per la Carta di credito per la quale la stima dell'effetto, pari a -68.30 Euro, è risultata significativa ad un livello del 5%. In questo caso invece l'utilizzazione della Carta di credito nella sua prevalente funzione di strumento di pagamento evidentemente produce un minor bisogno di contante che si concretizza anche in una minore soglia minima di contante al di sotto della quale è necessario per la famiglia effettuare un nuovo prelievo.

## 5 Conclusioni

L'obiettivo del lavoro era costituito dalla quantificazione dell'effetto dell'uso di Carte di credito e carte Bancomat sulla quantità minima di moneta de-

tenuta dalle famiglie italiane e al di sotto della quale si rende necessario un prelievo in banca. L'analisi è stata condotta utilizzando in prima analisi la metodologia I.V. la quale si caratterizza per il fatto di basarsi su condizioni di tipo non-parametrico. Non avendo ottenuto risultati significativi, si è passati ad un modello, di tipo parametrico più restrittivo, ad equazioni simultanee con variabile endogena latente e con il supporto di un insieme di variabili esplicative pre-trattamento.

Sulla base di questo secondo modello sono stati prodotti risultati diversi per i due diversi tipi di carte magnetiche. Infatti se per la carta Bancomat non è stato riscontrato nessun effetto significativo, per la Carta di credito il modello ha prodotto un valore significativo, pari a -68.30 Euro. Il risultato è da interpretarsi come diminuzione media della scorta minima di contanti per le famiglie aventi almeno un componente detentore di Carta di credito, rispetto alle famiglie che non detengono Carte di credito.

*Tab. 4.9: risultati prodotti dalla procedura di Heckman  
a due stadi sulla prima equazione del modello (6);  
trattamento: carta Bancomat.*

	stima	p-value
Intercetta	-0.935	0.000
Prossimità alla banca	0.203	0.000
Numerosità familiare	0.167	0.000
Area geog. del comune di residenza:		
Centro Italia	-0.404	0.000
Sud Italia	-0.934	0.000
Numero di abitanti del comune di residenza:		
tra 40.000 e 500.000	-0.092	0.132
tra 20.000 e 40.000	-0.270	0.000
inferiore ai 20.000	-0.373	0.000
Titolo di studio del capofamiglia:		
diploma elementare	0.500	0.000
diploma di scuola media inferiore	0.999	0.000
diploma di scuola media sup. o professionale	1.281	0.000
diploma di tipo universitario	1.527	0.000
Posizione professionale del capofamiglia:		
impiegato, impiegato direttivo	0.394	0.000
dirigente, alto funzionario	0.455	0.004
libero professionista, imprenditore	-0.227	0.000
in cerca di prima occupazione, disoccupato	-0.338	0.004
casalinga, benestante, pensionato	-0.250	0.000

Tab. 4.10: risultati prodotti dalla procedura di Heckman  
a due stadi sulla seconda equazione del modello (6);  
trattamento: carta Bancomat.

	stima	p-value
Intercetta	5.63	0.709
Effetto dell'uso di carta Bancomat	41.20	0.232
Numerosità familiare	5.76	0.016
Area geog. del comune di residenza:		
Centro Italia	0.47	0.942
Sud Italia	56.40	0.000
Numero di abitanti del comune di residenza:		
tra 40.000 e 500.000	3.25	0.618
tra 20.000 e 40.000	-2.31	0.754
inferiore ai 20.000	4.26	0.588
Titolo di studio del capofamiglia:		
diploma elementare	1.70	0.853
diploma di scuola media inferiore	5.39	0.681
diploma di scuola media sup. professionale	13.41	0.405
diploma di tipo universitario	51.38	0.007
Posizione professionale del capofamiglia:		
impiegato, impiegato direttivo	-0.27	0.971
dirigente, alto funzionario	-1.25	0.935
libero professionista, imprenditore	37.13	0.000
in cerca di prima occupazione, disoccupato	-11.59	0.383
casalinga, benestante, pensionato	34.05	0.000

Tab. 4.11: risultati prodotti dalla procedura di Heckman  
a due stadi sulla prima equazione del modello (6);  
trattamento: Carta di credito.

	stima	p-value
Intercetta	-2.055	0.000
Prossimità alla banca	0.208	0.000
Numerosità familiare	0.046	0.007
Area geog. del comune di residenza:		
Centro Italia	-0.037	0.460
Sud Italia	-0.287	0.000
Numero di abitanti del comune di residenza:		
tra 40.000 e 500.000	-0.247	0.000
tra 20.000 e 40.000	-0.375	0.000
inferiore ai 20.000	-0.507	0.000
Titolo di studio del capofamiglia:		
diploma elementare	0.478	0.010
diploma di scuola media inferiore	0.793	0.000
diploma di scuola media sup. professionale	1.317	0.000
diploma di tipo universitario	1.613	0.000
Posizione professionale del capofamiglia:		
impiegato, impiegato direttivo	0.464	0.000
dirigente, alto funzionario	0.874	0.000
libero professionista, imprenditore	0.591	0.000
in cerca di prima occupazione, disoccupato	-0.658	0.685
casalinga, benestante, pensionato	0.020	0.769

Tab. 4.12: risultati prodotti dalla procedura di Heckman  
a due stadi sulla seconda equazione del modello (6);  
trattamento: Carta di credito.

	stima	p-value
Intercetta	23.58	0.057
Effetto dell'uso di Carta di credito	-68.30	0.035
Numerosità familiare	8.32	0.000
Area geog. del comune di residenza:		
Centro Italia	-5.41	0.248
Sud Italia	40.48	0.000
Numero di abitanti del comune di residenza:		
tra 40.000 e 500.000	-2.01	0.769
tra 20.000 e 40.000	-11.31	0.133
inferiore ai 20.000	-8.48	0.280
Titolo di studio del capofamiglia:		
diploma elementare	7.21	0.392
diploma di scuola media inferiore	20.71	0.020
diploma di scuola media sup. professionale	42.81	0.000
diploma di tipo universitario	91.70	0.000
Posizione professionale del capofamiglia:		
impiegato, impiegato direttivo	13.19	0.081
dirigente, alto funzionario	23.81	0.175
libero professionista, imprenditore	43.40	0.000
in cerca di prima occupazione, disoccupato	-17.17	0.173
casalinga, benestante, pensionato	30.53	0.000

## A Stima I.V.

La stima con supporto di variabili strumentali (I.V.) costituisce una soluzione al problema della stima dei coefficienti di un modello di regressione in presenza di correlazione tra le variabili esplicative ed il termine di errore. Il problema si verifica ad esempio nella stima dei coefficienti di un sistema di equazioni simultanee oppure nella valutazione degli effetti di un trattamento in presenza di autoselezione. In generale dato un modello di regressione lin-

eare:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (7)$$

(dove  $\mathbf{y}$  è il vettore  $n \times 1$  della variabile risultato,  $\boldsymbol{\beta}$  è il vettore  $q \times 1$  dei coefficienti,  $\mathbf{X}$  è la matrice  $n \times q$  delle variabili esplicative ed  $\boldsymbol{\varepsilon}$  è il vettore  $n \times 1$  degli errori) la stima OLS risulta consistente se è soddisfatta l'ipotesi:

$$(1/n)\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon} \rightarrow_p 0,$$

dove  $\rightarrow_p$  significa "tende in probabilità". In tal caso infatti premoltiplicando entrambi i membri dell'equazione di regressione di cui sopra per  $\mathbf{X}'$  e dividendo per la numerosità campionaria  $n$ :

$$\frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{y} = \frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \frac{1}{n}\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon},$$

si può osservare che i vettori  $\frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{y}$  e  $\frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$  hanno lo stesso limite in probabilità, e quindi:

$$Plim \frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{y} = Plim \frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta},$$

$$Plim \mathbf{X}'\mathbf{y} = Plim \mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta},$$

$$Plim(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y} = \boldsymbol{\beta},$$

ma  $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{OLS}$ , e quindi:  $Plim \hat{\boldsymbol{\beta}}_{OLS} = \boldsymbol{\beta}$ .

La violazione dell'ipotesi secondo la quale  $(1/n)\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon} \rightarrow_p 0$ , comporta allora la distorsione e l'inconsistenza della stima OLS:

$$Plim \hat{\boldsymbol{\beta}}_{OLS} = Plim (\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon}) = \boldsymbol{\beta} + Plim(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \cdot Plim(\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon}) \neq \boldsymbol{\beta}.$$

Il problema è però risolvibile introducendo una matrice  $\mathbf{Z}$  ( $n \times q$ ) di variabili casuali incorrelate con  $\boldsymbol{\varepsilon}$ :  $(1/n)\mathbf{Z}'\boldsymbol{\varepsilon} \rightarrow_p 0$ , ma correlate con  $\mathbf{X}$ , cioè per le quali  $(1/n)\mathbf{Z}'\mathbf{X}$  tende in probabilità ad una matrice nonsingolare e diversa dalla matrice nulla. Le variabili appartenenti alla matrice  $\mathbf{Z}$  prendono il nome di variabili strumentali, o più semplicemente di strumenti. Premoltiplicando infatti la (7) per  $\mathbf{Z}'$  e dividendo per  $n$ :

$$\frac{1}{n}\mathbf{Z}'\mathbf{y} = \frac{1}{n}\mathbf{Z}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \frac{1}{n}\mathbf{Z}'\boldsymbol{\varepsilon},$$

e quindi lo stimatore:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{IV} = (\mathbf{Z}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{Z}'\mathbf{y}$$

risulta consistente. Quest'ultima espressione costituisce la stima I.V. del vettore dei coefficienti nel modello di regressione lineare.

Per una illustrazione esauriente del metodo I.V. si può comunque far riferimento a Bowden e Turkington (1984), e per un esempio sulle possibili applicazioni in ambito medico a Sturm (1997).

## A Ipotesi necessarie ai fini dell'identificazione del L.A.T.E.

La prima delle cinque ipotesi assume l'inesistenza di relazioni tra i comportamenti delle singole unità statistiche:

- *Assunzione 1: S.U.T.V.A. (Stable Unit Treatment Value Assumption, Rubin, 1978, 1980, 1990):*
  - a. se  $Z_i = \tilde{Z}_i$ , allora  $D_i(\mathbf{Z}) = D_i(\tilde{\mathbf{Z}})$ , per ogni vettore binario  $n \times 1$   $\tilde{\mathbf{Z}} \neq \mathbf{Z}$ ;
  - b. se  $Z_i = \tilde{Z}_i$  e  $D_i = \tilde{D}_i$  allora  $Y_i(\mathbf{Z}, \mathbf{D}) = Y_i(\tilde{\mathbf{Z}}, \tilde{\mathbf{D}})$ , per ogni vettore binario  $n \times 1$   $\tilde{\mathbf{Z}} \neq \mathbf{Z}$  e  $\tilde{\mathbf{D}} \neq \mathbf{D}$ ;

dove  $\mathbf{Z}$  è un vettore  $n \times 1$  il cui  $i$ -esimo elemento è il valore assunto dalla variabile strumentale per l' $i$ -esimo individuo,  $Z_i$ ;  $\mathbf{D}$  è un vettore  $n \times 1$  il cui  $i$ -esimo elemento è il valore assunto dalla variabile trattamento per l' $i$ -esimo individuo,  $D_i$ ;  $D_i(\mathbf{Z})$  è il valore assunto da  $D_i$  in funzione del vettore  $\mathbf{Z}$ ; e  $Y_i(\mathbf{Z}, \mathbf{D})$  è il valore assunto dalla variabile risultato per l' $i$ -esimo individuo in funzione dei due vettori  $\mathbf{Z}$  e  $\mathbf{D}$ .

La seconda ipotesi afferma che ogni unità statistica deve avere la stessa probabilità di essere assegnata al trattamento:



- *Assunzione 2: Assegnazione al trattamento casuale:*

$$P(\mathbf{Z} = \mathbf{c}) = P(\mathbf{Z} = \bar{\mathbf{c}})$$

per ogni vettore  $(n \times 1)$   $\mathbf{c}$  e  $\bar{\mathbf{c}}$  tale che  $\mathbf{i}'\mathbf{c} = \mathbf{i}'\bar{\mathbf{c}}$ , dove  $\mathbf{i}$  è un vettore  $n \times 1$  per il quale  $i = 1, \forall i$ .

La terza condizione implica che l'assegnazione al trattamento non deve avere effetti diretti sulla variabile risultato, cioè che l'assegnazione deve agire sul risultato solo tramite il trattamento:

- *Assunzione 3: Exclusion restriction:*

$$Y(\mathbf{Z}, \mathbf{D}) = Y(\tilde{\mathbf{Z}}, \mathbf{D}) \text{ per ogni } \tilde{\mathbf{Z}} \neq \mathbf{Z} \text{ e per ogni } \mathbf{D},$$

dove  $\mathbf{Y}$  è un vettore  $n \times 1$  il cui  $i$ -esimo elemento è il valore assunto dalla variabile risultato per l' $i$ -esimo individuo.

L'ipotesi successiva assume che l'assegnazione al trattamento deve avere un effetto (sul trattamento) diverso da 0, cioè che la probabilità di assumere il trattamento sia diversa a seconda della diversa assegnazione:

- *Assunzione 4: Effetto causale medio di Z su D diverso da zero:*

$$E[D_i(Z_i = 1) - D_i(Z_i = 0)] \neq 0.$$

Infine l'ultima ipotesi afferma l'inesistenza di unità statistiche per le quali il trattamento adottato è sempre diverso dall'assegnazione:

- *Assunzione 5: Monotonicità (Imbens e Angrist, 1994):*

$$D_i(Z_i = 1) \geq D_i(Z_i = 0), \text{ per ogni } i = 1, \dots, n.$$

## References

- [1] Angrist J.D., G.W. Imbens (1995); *Two-stage least square estimation of average causal effects in models with variable treatment intensity*; J.A.S.A., Vol.90, No.430, 431-442.
- [2] Angrist J.D., G.W. Imbens, D.B.Rubin (1996); *Identification of causal effect using instrumental variables*; J.A.S.A., Vol.91, No.434, 444-455.
- [3] Balke A., J. Pearl (1995); *Counterfactuals and policy analysis in structural models*; in *Uncertainty in Artificial Intelligence 11*, Morgan Kaufmann Publisher, San Francisco, CA, 1995.
- [4] Balke A., J. Pearl (1997); *Bounds of treatment effects from studies with imperfect compliance*; J.A.S.A., Vol.92, No. 439, 1171-1176.
- [5] Banca d'Italia; *Supplementi al bollettino statistico, Note metodologiche e informazioni statistiche, I bilanci delle famiglie italiane nell'anno 1995*; Nuova serie, anno VII, No.14, 20/3/1997.
- [6] Bowden R.J., D.A. Turkington (1984); *Instrumental variables*; Cambridge University Press.
- [7] Browne F.X., D. Cronin (1997); *Payment technologies, financial innovations and laissez-faire banking: further discussion of the issue*; in Down J.A.: *The future of money in information age*; C.A.T.O. Institute, Whashington DC.
- [8] Chamberlain G. (1986); *Asymptotic efficiency in semi-parametric models with censoring*; *Journal of econometrics*, Vol.32, 189-218.
- [9] European Central Bank; *Report on electronic money*, August 1998.
- [10] Greene W.H. (1993); *Econometric analysis*; Macmillan Publishing Company, New York.
- [11] Heckman J.J. (1976); *The common structure of statistical models of truncation, sample selection and limited dependent variables and a simple estimator for such models*; *The Annals of economic and social measurement*, 5, 475-492.

- [12] Heckman J.J. (1978); *Dummy endogenous variables in a simultaneous equation system*; *Econometrica*, Vol.46, No.6.
- [13] Heckman J.J. (1979); *Sample selection bias as a specification error*; *Econometrica*, Vol.47.
- [14] Heckman J.J. (1990); *Varieties of selection bias*; *American Economic Review*, Papers and proceedings; Vol.32, 189-218.
- [15] Holland P.W. (1986); *Statistics and casual inference*; *J.A.S.A.*, Vol. 81, 945-960.
- [16] Holland P.W., D.B. Rubin (1983); *On Lord's Paradox*; in *Principals of modern psychological measurement*, eds. H.Wainer, S.Messick, Hillsdale, NJ:Lawrence Erlbaum.
- [17] Imbens G.W., J.D. Angrist (1994); *Identification and estimation of local average treatment effects*; *Econometrica*, Vol.62, No.2.
- [18] Lalonde R.J. (1986); *Evaluating the econometric evaluations of training programs using experimental data*; *American Economic Review*, Vol.76, 602-620.
- [19] Maddala G.S. (1983); *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*; Cambridge University Press.
- [20] Manski C.F. (1990); *Non-parametric bounds on treatment effects*; *American Economic Review*, Paper proc. 80, 319-323.
- [21] Manski C.F. (1994); *The selection problem*; in *Advances in Econometrics*, ed. C. Sims, New York: Cambridge University Press, 143-170.
- [22] Rubin D.B. (1974); *Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized studies*; *Journal of educational psychology*, Vol.66, 688-701.
- [23] Rubin D.B. (1978); *Bayesian inference for causal effects*; *The Annals of Statistics*, 6, 34-58.
- [24] Rubin D.B. (1980); *Comment on "Randomization analysis of experimental data: the Fisher randomization test" by D.Basu*; *J.A.S.A.*, 75, 591-593.

- [25] Rubin D.B. (1990); *Comment: "Neyman (1923) and casual inference in experiments and observational studies"*; *Statistical sciences*, 5, 472-480.
- [26] Sturm R. (1997); *Instrumental variable methods for effectiveness research*; *International Journal of methods in psychiatric research*, Vol.7, No.1, 17-26.