

Efficienza dell'istruzione universitaria: un'analisi longitudinale

Pietro Giorgio Lovaglio, Giorgio Vittadini¹

Università Milano Bicocca, Dipartimento di Statistica.

Riassunto. Le valutazioni condotte secondo il criterio dell'efficienza esterna considerano il ritorno di lungo periodo dell'investimento in istruzione superiore e rappresentano il modo più completo per misurare la qualità dell'istruzione superiore nel suo rapporto con l'attività lavorativa. Il modello suggerito per l'analisi è il *multilevel* longitudinale con effetti casuali, in accordo con i più recenti apporti della letteratura. Nella nota si mostra una esemplificazione del modello in un'analisi d'impatto che confronta i redditi da lavoro dei laureati italiani con quelli dei non laureati, utilizzando come base dati l'Indagine sui bilanci delle famiglie italiane, realizzata dalla Banca d'Italia negli anni 1998, 2000 e 2002.

Parole chiave: Efficienza esterna, capitale umano, analisi longitudinale, redditi da lavoro.

1. Introduzione

Nell'ambito della valutazione si sta affermando il concetto di *accountability*, secondo cui le organizzazioni che erogano i servizi di pubblica utilità, in quanto utilizzatrici di risorse collettive, pubbliche e private, devono rendere conto alle autorità che erogano il finanziamento, alla collettività tutta, agli utenti, ai loro stessi organi dirigenti, dei risultati effettivamente raggiunti (Hanushek, 1986; Gori *et al.*, 2002). In tale contesto si stanno delineando a livello nazionale e internazionale le linee guida secondo cui accreditare corsi di laurea ed atenei sulla base di didattica, ricerca, servizi aggiuntivi per il territorio (Elias, 2002). Per ciò che concerne la didattica, i processi di accreditamento, oltre a richiedere il rispetto di adeguati comportamenti e

¹ Il presente lavoro è stato finanziato nell'ambito del progetto PRIN "Transizioni Università-Lavoro e valorizzazione delle competenze professionali dei laureati: modelli e metodi di analisi multidimensionali delle determinanti", cofinanziato dal MIUR. Coordinatore nazionale del PRIN è Luigi Fabbris, coordinatore del gruppo di Milano-Bicocca è Marisa Civardi.

requisiti ex ante dovrebbero verificarne i risultati: il noto schema di Lockheed e Hanushek (1994) classifica le ottiche secondo cui si può valutare un servizio (v. Tab. 1).

Tabella 1. *Criteri per la valutazione di un ateneo o di un corso di studi*

	<i>Interna al sistema</i>	<i>Esterna al sistema</i>
<i>Efficacia</i>	Efficacia interna: Effetto dell'ateneo/corso di laurea sulla capacità di apprendimento dello studente (Soddisfazione dello studente rispetto all'insegnamento)	Efficacia esterna: Effetto dell'ateneo/ corso di laurea sulla capacità lavorativa del laureato.- Capitale Umano breve periodo (Soddisfazione del laureato rispetto a condizione lavorativa)
<i>Efficienza</i>	Efficienza interna: Analisi ricavi-costi aziendali dell'investimento universitario (Soddisfazione studente rispetto alle risorse impiegate)	Efficienza esterna: Effetto dell'ateneo/corso di laurea sul ritorno dell'investimento in capitale umano dell'individuo (Soddisfazione laureato rispetto a condizione economica)

Una corrente di pensiero che ha molti sostenitori finalizza l'efficacia e efficienza interna all'autovalutazione degli atenei, mentre suggerisce di utilizzare efficacia ed efficienza esterna per la vera e propria valutazione degli atenei, comparativa o longitudinale (Elias, 2002).

Tale sistema non esiste ancora ma, mentre numerosissimi sono gli studi inerenti all'efficacia esterna della didattica, poche sono quelli inerenti all'efficienza esterna definito come ritorno in termini di reddito da lavoro conseguibili nel ciclo vitale grazie all'investimento in istruzione.

Il presente lavoro costituisce un contributo in questa direzione confrontando, secondo un'ottica di impatto, l'efficienza di laureati e non laureati secondo i noti criteri utilizzati negli studi di valutazione di agenti che erogano servizi di pubblica utilità alla persona.

L'analisi è svolta individuando il contributo in efficienza *ceteris paribus*, vale a dire eliminando dallo studio l'effetto differenziale delle condizioni di partenza e di contesto delle unità sottoposte a valutazione.

Le considerazioni fatte e le scelte metodologiche effettuate sono la premessa per future valutazioni comparative dell'efficienza esterna di diversi Atenei e corsi di laurea.

2. Gain score, valore aggiunto, modello multilevel longitudinale

Per evitare effetti perversi in termini di “selection bias” (Garen, 1984), le valutazioni di efficacia ed efficienza esterna devono avvenire “*ceteris paribus*”, in base a “outcome corretti”, vale a dire depurati degli effetti delle differenti caratteristiche individuali degli studenti, quantità di risorse impiegate dagli atenei, caratteristiche dei mercati dove i laureati cercano lavoro (Fitz-Gibbon, 1997; Scheerens e Bosker, 1997; Gori *et al.*, 2002). A tale scopo è ampiamente condiviso e praticato in letteratura statistica l’uso di modelli lineari in cui l’*outcome* è la variabile dipendente e gli indicatori relativi alle caratteristiche individuali degli studenti, le politiche degli atenei e la dinamicità dei mercati locali del lavoro sono variabili esplicative. In questo modo, pur nella diversità dei modelli, la valutazione avviene realmente *ceteris paribus*.

Rimane acceso il dibattito su quale sia l’*outcome* appropriata per la valutazione. Secondo un primo approccio, denominato del *gain score*, si considera “outcome corretto” il valore atteso della differenza tra l’outcome dopo e prima un qualunque test per la misura degli effetti del servizio al netto dell’influenza di altre variabili esplicative.

Secondo un altro approccio, denominato del *valore aggiunto*, o *residual gain score*², si considera la quota di outcome dopo il test non attribuibile al suo valore prima del test.

Nessuna impostazione è esente da critiche. L’approccio del *residual gain score*, adatto più in studi di efficacia relativa che in analisi di impatto (Gori e Vittadini, 1999), assume che l’outcome post-test sia soggetto ad errori di misurazione, ma non suppone che lo stesso tipo di errore sia presente nelle misure dell’outcome pre-test. Questo assunto, violando una delle assunzioni fondamentali del modello lineare classico circa la natura non stocastica delle variabili esplicative (Willet, 1988), rende il *residual gain score* uno stimatore inefficiente, distorto, inconsistente e incapace di valutare la vera variazione dell’outcome nell’intervallo temporale (Cronbach e Furby, 1970).

Inoltre, poiché l’outcome pre-test (es. voti all’inizio dell’anno accademico) spiega una rilevante quota della variabilità “micro” (es. voti tra i diversi studenti) dell’outcome post-test (es. voti alla fine dell’anno accademico) riducendo così drasticamente la varianza residua, in vari studi sulla valutazione dell’istruzione

² Le origini di questa impostazione risalgono al concetto di beneficio, valore e benessere nella politica economica (Saunders, 1999) e quindi di “comparazione al netto di fattori di incomparabilità al di fuori del controllo delle agenzie che si desidera mettere a confronto”. I ricercatori hanno di frequente effettuato analisi di regressione sugli outcome ottenuti in “post-test” rispetto ad outcome ottenuti in “pre-test”, giacché tale procedura consentirebbe di ottenere misure comparative più eque tra gli enti che erogano il medesimo servizio (Good, *et al.* 1975; Linn e Slinde, 1977).

(Scheerens e Bosker, 1997; Vignoles *et al.*, 2000; Hanushek, 1997, 1999, 2002) si trova che i possibili effetti della differente qualità delle istituzioni scolastiche sugli outcome risultano assai limitati.

Anche le metodologie basate sul *gain score* hanno subito forti critiche. Innanzitutto, in studi di efficacia delle scuole è stata messa in luce l'importanza di fattori di tipo macro (es. la "classe", o il fattore insegnanti) sulle performance cognitive degli studenti che i modelli di valore aggiunto non evidenziavano (Rowan *et al.*, 2002; Thum, 2002; Bryk *et al.*, 1998). Soprattutto però è stata criticata la forte correlazione tra *gain score* e stato iniziale dell'outcome e si è sottolineata la necessità di disporre di serie storiche di outcome, misurati in tempi successivi nella stessa unità di misura, per valutare in modo completo e opportuno il "valore aggiunto".

Tuttavia, Rogosa e collaboratori (Rogosa *et al.*, 1982; Rogosa e Willet, 1985; Rogosa, 1995) rivalutano quest'ultimo approccio mostrando come la correlazione dell'outcome pre-test con lo stimatore corretto *gain score* sia interpretabile in funzione della parametrizzazione prescelta (Schuster e von Eye, 1998). Inoltre, propongono di utilizzare le serie storiche di outcome da cui è ricavabile il *gain score* in termini longitudinali, nel contesto di modelli di crescita (Rogosa *et al.*, 1982; Singer e Willet, 2003).

Rogosa *et al.* (1982) e Singer e Willet (2003) propongono pertanto modelli di analisi longitudinale, applicabili quando si hanno a disposizione dati gerarchici ricavati da una serie di misurazioni effettuate nel tempo sulla stessa unità sperimentale (es. misure ripetute degli studenti nel tempo, studenti entro le classi, classi entro le scuole, scuole entro i distretti, ecc.). Tali modelli permettono di esaminare e comparare l'evoluzione dell'efficacia o efficienza di diversi agenti in momenti specifici oppure rispetto ai tassi di crescita nel tempo dell'outcome, trattando allo stesso modo gli outcome misurati prima e dopo i test (Allison, 1990; Collins, 1996; Maris, 1998; Mellenbergh, 1999; Raykov, 1999; Williams e Zimmerman, 1996). Tali modelli sono dotati di flessibilità con riferimento alla struttura delle osservazioni nel tempo e permettono di studiare l'effetto delle variabili di contesto e di background individuale ai diversi livelli della gerarchia (Laird e Ware, 1982; Bryk e Raudenbush, 1992; Goldstein, 1995; Snijders e Bosker, 1999).

C'è da aggiungere che i dati longitudinali hanno una struttura multilevel poiché le occasioni temporali si possono considerare *nested* nelle unità macro (gli individui) specificate nel modello come effetti di tipo casuale. Infatti, non potrebbero essere adeguatamente spiegate da un semplice modello ad effetti fissi, in quanto le traiettorie di crescita dell'outcome nel tempo variano tra diversi individui, specie per le differenti caratteristiche individuali³ (Bryk e Raudenbush, 1992).

³ Infatti, un modello longitudinale che contenesse nel modello solo l'effetto dell'agente sarebbe non realistico poiché assumerebbe implicitamente che gli individui siano tra loro omogenei o che essi vengono assegnati a caso ai trattamenti.

È richiesta, inoltre, la specificazione nel modello di una struttura di correlazione “parsimoniosa” tra le misure di outcome riguardanti lo stesso individuo in tempi differenti (Goldstein, 1995) poiché le osservazioni in diversi istanti in uno studio longitudinale sono tipicamente correlate tra loro⁴.

Un modello multilevel longitudinale che specifica l’evoluzione dell’outcome di soggetti a cui è erogato un determinato servizio è classificabile come un caso particolare di modello lineare generalizzato con residui correlati e ha, quindi, la seguente configurazione:

$$y_{ij} = \pi_{0ij} + \pi_{1ij} \text{time}_{ij} + r_{ij} \quad (1)$$

$$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + \sum_s \alpha_{sj} x_{sij} + u_{0ij} \quad \pi_{1ij} = \beta_{10j} + \sum_s \alpha_{sj} x_{sij} + u_{1ij} \quad (2)$$

$$\beta_{00j} = \gamma_{000} + \sum_r \lambda_r g_{rj} + m_{00j} \quad \beta_{10j} = \gamma_{100} + \sum_r \lambda_r g_{rj} + m_{10j} \quad (3)$$

dove y_{ij} è l’outcome al tempo t per il soggetto i -esimo ($i = 1, \dots, n$), dell’agente j -esimo ($j = 1, \dots, n_j$); time_{ij} è la variabile temporale che presenta tante modalità quanti sono gli istanti in esame⁵, π_{0ij} e π_{1ij} corrispondono al valore medio dell’outcome nell’istante di riferimento ($\text{time}_{ij} = 0$) e al tasso di crescita dell’outcome nel tempo per il soggetto ij .

Nella (1) si suppone che l’outcome segua nel tempo un trend lineare e, senza perdere in generalità, non viene specificata alcuna covariata che muti nel tempo.

Nella (2) si suppone che sia il livello all’istante di riferimento (π_{0ij}), sia il tasso di crescita (π_{1ij}) dell’outcome per il soggetto ij dipendano da una serie di caratteristiche individuali (con x_{sij} caratteristica s -esima dello studente i -esimo appartenente all’agente j -esimo e α_{sj} il relativo parametro), dall’outcome medio dei soggetti appartenenti all’agente j (β_{00j} e β_{10j}) e da un effetto casuale specifico del soggetto ij (u_{0ij} e u_{1ij}).

Nella (3) gli effetti medi dell’agente j sul livello e sul tasso di crescita dell’outcome dipendono da loro volta alle caratteristiche dell’agente (g_{rj} è la caratteristica r -esima dell’ateneo o corso di laurea j -esimo, λ_r il relativo parametro) e da un effetto specifico (capacità manageriale) dell’agente j al netto di tutti gli altri fattori considerati (m_{00j} e m_{10j}).

⁴ Misure vicine nel tempo tendono ad essere più correlate di misure distanti nel tempo, così come le varianze di misure ripetute possono cambiare nel tempo.

⁵ La variabile temporale viene codificata in maniera diversa secondo come si voglia interpretare l’intercetta π_{0ij} . Ad esempio, per interpretare π_{0ij} con il livello dell’outcome all’istante finale, time si codifica con valori negativi crescenti mano a mano che il tempo cresce, codificando con 0 l’istante finale.

La natura casuale del modello è determinata dalla presenza in ciascuna equazione di una serie di errori casuali ai vari livelli di outcome: r_{tij} è l'effetto casuale dell'istante t sulla traiettoria dell'evoluzione dell'outcome per l'individuo ij , u_{0ij} e u_{1ij} sono gli effetti casuali (intercetta e tasso di crescita) dell'individuo rispetto alla traiettoria media dei soggetti trattati dall'agente j , m_{00j} e m_{10j} sono gli effetti casuali dell'agente j sull'intercetta e il tasso di crescita rispetto alla traiettoria media dei soggetti valutata su tutti gli agenti.

Le ipotesi sugli errori ai vari livelli supposti distribuiti normalmente con media zero vengono riassunte nell'espressione (4):

$$\begin{bmatrix} \mathbf{r}_{tij} \\ \mathbf{u}_{ij} \\ \mathbf{m}_j \end{bmatrix} \sim \mathbf{N} \left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{T} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{G} \end{bmatrix} \right) \quad (4)$$

dove $\mathbf{\Sigma}$ è la matrice di varianze-covarianze tra le misure ai vari istanti per ciascun soggetto, \mathbf{T} è quella delle intercette e delle pendenze per i diversi soggetti e \mathbf{G} quella relativa agli agenti.

La matrice $\mathbf{\Sigma}$ è costruita sull'ipotesi che le misurazioni dell'outcome di ciascun soggetto rilevate in diversi istanti temporali siano correlate, mentre la matrice \mathbf{T} è fondata sull'ipotesi che i livelli degli outcome e i tassi di crescita (nonché le covarianze tra livello e tasso di crescita) varino tra i diversi soggetti.

Il modello (1)-(2)-(3) può essere utilizzato per l'analisi dell'efficienza esterna al fine di misurare l'effetto specifico di un ateneo o di un corso di laurea sul livello (m_{00j}) e sul tasso di crescita (m_{10j}) dei redditi da lavoro dei laureati. Il modello può essere esteso (Lovaglio, 2004) al caso in cui si fosse interessati non solo a valutare l'efficacia relativa degli agenti, ma anche la cosiddetta "efficacia di impatto", e cioè l'effetto dell'intervento con quello che si realizzerebbe anche in assenza dello stesso.

Il modello deve permettere di verificare, per ciascuno degli agenti, se coloro a cui è stato erogato il servizio hanno conseguito un risultato migliore di utenti dalle caratteristiche simili, a cui non è stato erogato il servizio. A questo scopo va inserita come variabile esplicativa nell'equazione (2) e come fattore che moltiplica i residui m_{00j} e m_{10j} nell'equazione (3) una variabile dummy I_{ij} che vale 0 per gli individui i a cui non è stato erogato il servizio e 1 per gli individui a cui è stato erogato da uno degli n_j agenti:

$$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + \sum_s \alpha_{sj} x_{sij} + \kappa_0 I_{ij} + u_{lij} \quad \pi_{1ij} = \beta_{10j} + \sum_s \alpha_{sj} x_{sij} + \kappa_1 I_{ij} + u_{lij} \quad (5)$$

$$\beta_{00j} = \gamma_{000} + \sum_s \lambda_r g_{rj} + I_{ij} m_{00j} \quad \beta_{10j} = \gamma_{100} + \sum_s \lambda_r g_{rj} + I_{ij} m_{10j} \quad (6)$$

3. Analisi dell'efficienza esterna

La misura dell'efficienza esterna dovrebbe essere basata più che sul semplice reddito da lavoro dei laureati (Garen, 1984; Heckman e Robb, 1986) sulla quota di esso attribuibile all'investimento in istruzione superiore. Perciò va fatto riferimento al concetto di "capitale umano" (CU) definito come l'incremento di conoscenze e attitudine al lavoro dovuto a istruzione, formazione, miglioramento delle condizioni di salute e psicofisiche (Mincer, 1958, 1970; Becker, 1962, 1964).

A tal fine, Dagum e Slottje (2000) e Vittadini *et al.* (2003) propongono un metodo di analisi che, coerentemente con gli assunti economici, permette di quantificare il capitale umano a livello di famiglie o di individui come costruito multidimensionale non osservabile generato dall'investimento in istruzione (e formazione ricevuta direttamente sul lavoro) che comporta un aumento della capacità lavorativa e un correlato incremento del reddito e della ricchezza dell'individuo nel ciclo vitale.

Tra gli indicatori che concorrono a formare il capitale umano si annoverano non solo gli anni di scolarità, gli anni di esperienza lavorativa (a tempo pieno e part-time) e le condizioni di salute, ma anche lo stato civile, il sesso, la regione e l'ampiezza demografica del comune di residenza, l'età, la ricchezza o il debito familiare e lo status sociale dei genitori di entrambi i componenti della famiglia, in quanto il valore monetario dell'investimento in capitale umano è significativamente influenzato anche da fattori sociali e ambientali.

Tale metodologia, che tiene conto simultaneamente degli indicatori formativi e riflessivi, stima il costrutto non osservabile CU come combinazione lineare standardizzata degli indicatori formativi familiari che meglio spiegano la variabilità dei redditi da lavoro familiari, individuando i fattori attribuibili all'investimento in istruzione, formazione professionale e addestramento lavorativo che determinano i redditi da lavoro familiari. Per ricavare il valore monetario del CU utilizza un metodo attuariale proposto da Dagum e Slottje (2000).

Quando si studia l'efficienza relativa dei corsi di laurea non si mira a quantificare in termini assoluti il capitale umano. Si intende piuttosto valutare *ceteris paribus* in quali corsi un analogo investimento educativo abbia un maggior ritorno monetario (efficienza relativa), o valutare se l'aver studiato in un ateneo comporti un ritorno superiore in termini di reddito rispetto all'ipotesi di non aver fatto l'università (efficienza d'impatto). Perciò è fondamentale poter disporre della serie storica dei redditi da lavoro percepiti dai laureati negli anni successivi alla laurea in luogo del reddito rilevato una volta soltanto dopo la fine dell'università. Tali redditi si

configurano come misurazioni effettuate nel tempo sullo stesso laureato, correlate fra loro e con struttura multilevel⁶.

Gli indicatori che contribuiscono a formare il capitale umano appaiono, in questo caso, come le variabili esplicative che permettono di valutare l'efficienza relativa e l'impatto *ceteris paribus*. Si può, quindi, applicare il modello multilevel (1)-(5)-(6) con variabile dipendente la serie storica dei redditi da lavoro dei laureati dei diversi atenei e variabili esplicative individuali, quali variabili socio-economiche (età, sesso, stato civile, ricchezza della famiglia di origine), grado di preparazione precedente all'università, durata degli studi, variabili al livello dell'ateneo, quali la qualità e la quantità delle risorse impiegate nella didattica e negli altri servizi e variabili inerenti alla situazione del mercato del lavoro in cui è inserito il laureato.

4. Applicazione

Si presenta ora un'applicazione del modello multilevel longitudinale in un'analisi di impatto che confronti i redditi dei laureati e dei non laureati in Italia. Si utilizza allo scopo la base dati relativa all'indagine sui bilanci delle famiglie italiane realizzata dalla Banca condotta nel 1998, 2000 e 2002. Questa indagine fornisce informazioni su un panel di famiglie e consente dunque l'applicazione di analisi longitudinali⁷. Si considerano i soggetti (laureati vs non laureati) percettori di reddito da lavoro dipendente e/o reddito da lavoro autonomo in tutti e tre gli anni. Poiché l'analisi è focalizzata sull'effetto dell'istruzione universitaria nel medio-breve periodo, si identificano i laureati che possiedono un diploma universitario o una laurea triennale, una laurea del vecchio ordinamento o un diploma di specializzazione post-laurea acquisito non oltre il 1995.

Pur essendo oltre 7.000 gli individui percettori di reddito intervistati in ognuno dei tre anni considerati, la base dati "panel" si riduce a circa un terzo (Tab.

⁶ Per rispettare appieno la teoria del capitale umano occorrerebbe ricavare dai laureati il reddito monetario nel ciclo vitale secondo il metodo attuariale proposto da Dagum e Slottje (2000) facendo apparire la serie storica dei redditi da lavoro una variabile *proxy* dell'outcome di efficienza esterna.

⁷ Vengono rilevati da tali indagini numerosi indicatori che concorrono a formare il capitale umano, e che quindi sono utilizzabili come variabili esplicative nel modello: regione e area di residenza, numero di abitanti del comune di residenza, numero di figli, ricchezza lorda familiare (attività reali e finanziarie), debito totale familiare (passività finanziarie verso banche, famiglie, ecc), variabili a livello di capofamiglia e coniuge (età, sesso, stato civile, anni di scolarità, anni di lavoro, tipo di occupazione, settore lavorativo, anni di contributi versati, assunti come proxy dell'esperienza professionale, età di ingresso nel mercato del lavoro, titolo di studio, settore e tipo di occupazione dei genitori del capofamiglia e del coniuge. L'indagine rileva inoltre il reddito da lavoro (dipendente e autonomo) degli individui analizzati, utilizzabile come outcome di riferimento. Nell'indagine del 2002, per la prima volta, è stato inserito l'ateneo di laurea.

2). L'esiguità della numerosità del campione non permette di sviluppare né l'analisi dell'efficienza esterna della didattica universitaria relativamente ai corsi di laurea (anche se nel Par. 5 verranno mostrate alcune analisi in tal senso), né agli atenei, limitando l'analisi all'effetto della laurea *tout court* sulla dinamica dei redditi individuali (analisi di impatto).

Tabella 2. *Composizione del campione panel*

Periodo	Numero di famiglie	Numero di individui	Perettori di reddito	
			In totale	Laureati
1998	7.147	20.901	7.635	764
2000	8.001	22.268	8.140	825
2002	8.011	21.148	7.313	793
Da 1998 a 2002	2.591	6.953	1.978	559

Tabella 3. *Redditi medi annuali da lavoro (Euro)*

Anno	Laureati	Non Laureati
1998	17.959	13.108
2000	20.700	14.269
2002	22.024	15.429

Nella Tab.3 si mostrano i livelli medi di reddito da lavoro per ciascun anno analizzato. Si osserva che i redditi medi osservati crescono negli anni per ambedue le classi e i laureati presentano un livello medio e un trend di crescita superiore rispetto ai non laureati.

Per spiegare queste differenze viene costruito un modello longitudinale multilivello che descrive sia i livelli del reddito, considerando il 1998 come istante di riferimento, sia i tassi di crescita dei redditi nell'intervallo temporale valutando:

- la struttura delle correlazioni intertemporali per ciascun soggetto;
- se esiste un trend nella dinamica dei redditi per gli individui (effetto tempo);
- le caratteristiche individuali che spiegano i tassi di crescita dei redditi;
- se il trend è diverso tra laureati e non laureati (effetto laurea).

Il modello longitudinale analizzato si presenta dunque come un modello a due livelli in cui il primo livello è rappresentato dal tempo, il secondo dagli individui e si avvale dunque della (1) e della (5), le quali rappresentano, rispettivamente, l'equazione di Livello 1 e quella di Livello 2.

Il punto sub a) è di partenza per rispondere alle altre domande. La struttura delle correlazioni intertemporali per gli individui (Tab. 4) suggerisce che le

correlazioni entro gli individui tra i redditi medi nei tre istanti sono di forte entità e decrescono all'aumentare della distanza temporale, mentre le varianze tra le misure (non mostrate) non sembrano variare nel tempo in maniera significativa.

Tabella 4 - Matrice di correlazione dei redditi nel tempo

Anni	1998	2000	2002
1998	1,00	0,50	0,39
2000	0,50	1,00	0,49
2002	0,39	0,49	1,00

Seguendo criteri di parsimonia, la matrice di varianze-covarianze intertemporali viene strutturata secondo un modello AR(1) che specifica una struttura omoschedastica dei redditi nei tre tempi e correlazioni decrescenti nel tempo dipendenti solo dal lag temporale tra gli istanti (il parametro di correlazione del modello autoregressivo per un lag di un biennio è pari a 0,373).

L'analisi longitudinale con i modelli multilevel prevede la costruzione dei due modelli iniziali: l'*Unconditional Means Model* (UMM) e l'*Unconditional Growth Model* (UGM): il primo non prevede regressori né al Livello-1 (equazione 1) né al Livello-2 (equazione 5). La misura della correlazione intraclasse (data dal rapporto tra la varianza tra i soggetti rispetto alla varianza totale ricavata dalla somma della varianza tra i soggetti e la varianza tra gli istanti temporali entro soggetti) è pari al 43% della variabilità totale del reddito. Ciò significa che una considerevole parte della variabilità tra redditi è attribuibile alle differenze tra le caratteristiche individuali.

Inserendo il tempo come variabile esplicativa nell'equazione (1) l'UMM diventa l'UGM, il quale mostra in che misura la variabilità del reddito entro gli individui (*within*) è spiegata dal fattore tempo: si stima che il 28% della variabilità *within* sia determinata dal tempo (e la restante parte potrebbe essere determinata da fattori individuali che cambiano nel tempo, come la qualifica, il posto di lavoro, il settore o altre condizioni). I risultati del UGM mostrano che, relativamente agli effetti fissi, il tasso di crescita medio del reddito è altamente significativo, mostrando che esiste un effetto tempo nella dinamica dei redditi (punto sub b), mentre risultano altamente significative le varianze tra i redditi al 1998 e le varianze tra i tassi di crescita dei soggetti, invocando possibili predittori individuali per ridurre tali fonti di variabilità ed infine la covarianza tra i redditi al 1998 e il tasso di crescita non risulta invece significativa⁸.

⁸ Non si osservano regolarità circa l'andamento dei tassi di crescita in funzione dei livelli iniziali di reddito.

Per rispondere ai quesiti sull'effetto della laurea sul livello di reddito al 1998 e sul tasso di crescita dei redditi in entrambi i termini dell'equazione (5) si inseriscono covariate individuali⁹ che possono spiegare la variabilità tra i livelli di reddito nell'istante iniziale 1998 e tra i tassi di crescita dei redditi tra gli individui, come stimato dal UGM. Nella Tab.5 viene mostrata la significatività degli effetti fissi. Per il livello di reddito al 1998 sono risultati significativi, nell'ordine, il sesso, il tipo di occupazione (Qualifica) al 2002, il possesso o meno della laurea (Laurea) e in misura inferiore gli anni di lavoro a tempo pieno (Anni_lav), il settore lavorativo al 2002 (Settore), la macroarea geografica di residenza al 2002 (Area), lo stato civile al 2002 (Sta_civ) e la classe di età al 2002 (Cleta).

Assumono, invece, particolare importanza il tipo di occupazione (t*Qualifica) al 2002, la classe di età al 2002 (t*Cleta), il settore lavorativo al 2002 (t*Settore), la presenza di laurea (t*Laurea), non risultando significativi il sesso (t*Sesso), gli anni di lavoro (t*Anni_lav), l'area di residenza (t*Area) e lo stato civile al 2002 (t*Sta_civ).

Relativamente ai quesiti sub c) e d) emerge che sia i livelli al 1998 (Laurea) che i tassi di crescita (t*Laurea) dei redditi sono differenti tra laureati e non laureati, anche se quest'ultimo effetto è ai limiti dei consueti livelli di significatività statistica.

Tabella 5. Effetti individuali sul livello del reddito iniziale (1998) e sulla crescita dello stesso (1998-2002)

Livello	F	Pr > F	Crescita	F	Pr > F
Intercetta	173,61	<,0001	Intercetta	123,56	<,0001
Sesso	161,90	<,0001	t*Qualifica	99,29	<,0002
Qualifica	80,29	<,0002	t*Cleta	66,34	<,0003
Laurea	58,43	<,0003	t*Settore	23,56	<,0006
Anni_lav	14,65	<,0005	t*Laurea	3,83	0,0218
Settore	8,51	<,0006	t*Sesso	1,68	0,0932
Sta_civ	4,43	0,0042	t*Anni_lav	1,65	0,1021
Area	3,85	0,0039	t*Area	1,15	0,1362
Cleta	3,09	0,0150	t*Sta_civ	1,12	0,1423

Il potere esplicativo delle covariate (confrontando le varianze residue per il livello e il tasso di crescita del modello con i regressori rispetto alle rispettive varianze residue dell'UGM) è pari al 56% per il livelli di reddito al 1998 e al 21%

⁹ Le covariate si suppongono fisse nel tempo per una maggiore chiarezza interpretativa e vengono valutate in relazione all'anno finale (2002).

per il tasso di crescita. Ciò implica che le caratteristiche individuali consentono di spiegare più della metà della variabilità dei redditi tra gli individui nel 1998 e solo una quota modesta dei tassi di crescita dei redditi nel tempo: esistono evidentemente altre caratteristiche non rilevate nell'indagine che incidono sulla evoluzione dei redditi nel tempo.

Per rendere più espliciti i risultati del modello relativamente ai tassi di crescita dei redditi da lavoro si sono stimati i tassi medi di crescita per determinate classi di età al netto delle altre covariate individuali inserite nel modello (Tab.6).

Tabella 6. Tassi di crescita stimati per classe di età

Status	Classe di Età	Tasso di crescita (Euro)
Non Laureato	<30 anni	916
	31-40 anni	628
	41-50 anni	652
Laureato	<30 anni	1507
	31-40 anni	1220
	41-50 anni	1244

Confrontando le performance di laureati e non laureati nella classe di età <30 anni è possibile quantificare l'entità degli incrementi salariali nel tempo tra soggetti che sono entrati da poco nel mercato del lavoro. L'impatto della laurea appare elevato in termini di valore assoluto, mentre in termini relativi (in confronto con i non laureati) il suo apporto aumenta nelle categorie di età superiore (in particolare 31-40 anni).

Poiché i risultati mostrano un diverso livello e un diverso tasso di crescita dei redditi da lavoro tra laureati e non laureati si sono stimati nello specifico le differenze di reddito medio per i due gruppi in ciascun momento temporale e il tasso di crescita dei redditi tra Laureati e non Laureati depurandoli dalle differenti caratteristiche individuali selezionate dal modello (Tab.7).

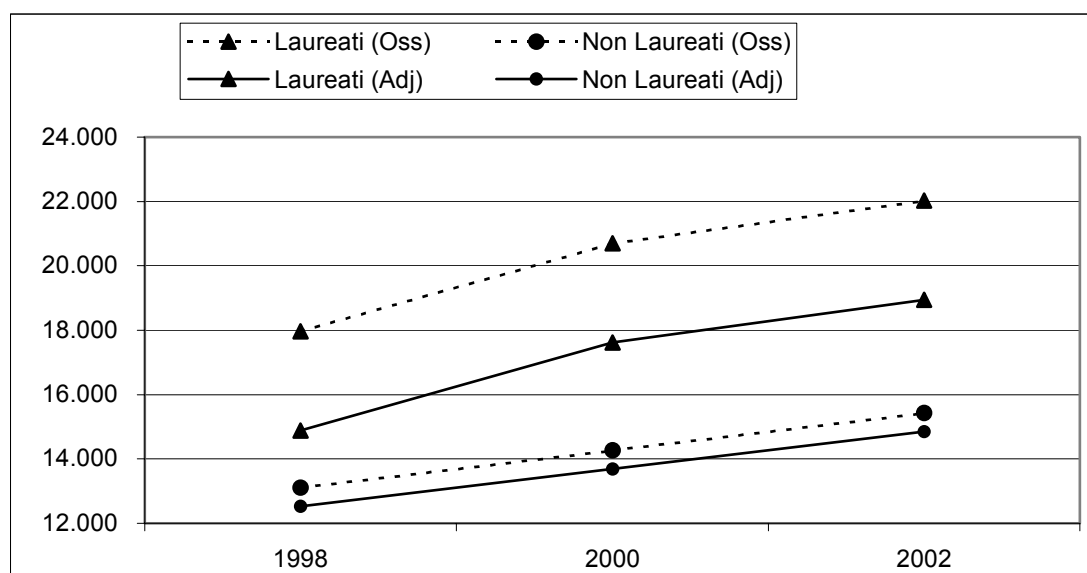
Tabella 7. Contrasti sul livello e crescita: medie "corrette"

Parametro	Laureati- non Laureati Differenze (Euro)	F Value	Pr>F
Livello 1998	1.188	15,80	<.0001
Livello 2000	2.015	44,13	<.0001
Livello 2002	2.118	47,86	<.0001
Crescita 1998-2002	525	9,01	0,0169

Per tutti e tre gli istanti temporali la differenza nel reddito tra i due gruppi non solo è significativa, ma tende a crescere nel tempo (la differenza media di reddito annuale nei tre istanti è pari a 1.188, 2.015 e 2.118 Euro, rispettivamente, per 1998, 2000 e 2002) ed esiste un differente tasso di crescita dei redditi nel tempo a favore dei laureati (stimato con un valore poco maggiore di 500 Euro), anche se tale effetto è ai limiti dei consueti livelli di significatività statistica.

La Figura 1 mostra le traiettorie dell'evoluzione dei redditi per laureati e non laureati, relativamente alle medie osservate (Oss) e alle medie stimate dal modello, depurate da tutte le differenti caratteristiche individuali tra i soggetti Laureati e Non Laureati (Adj): le linee continue mostrano i trend dei redditi tra laureati e non laureati "corrette" rispetto alle caratteristiche individuali, quelle tratteggiate i redditi medi osservati per i due sottogruppi nel tempo.

Figura 1. Valori medi del reddito osservato e stimato



I trend del reddito sono crescenti sia per i laureati che per i non laureati, ma il livello e il trend sono diversi: i laureati hanno redditi medi più elevati e tassi di crescita lievemente maggiori rispetto ai non laureati.

Dall'analisi delle traiettorie si rileva che la correzione ottenuta dal confronto *ceteris paribus* ha permesso di ridurre la significatività del divario esistente tra reddito di laureati e non laureati. Infatti, gran parte della differenza tra i trend osservati dei redditi dei due gruppi è dovuta principalmente alle diverse caratteristiche dei soggetti coinvolti. In particolar modo, emerge la forte specificità dei laureati.

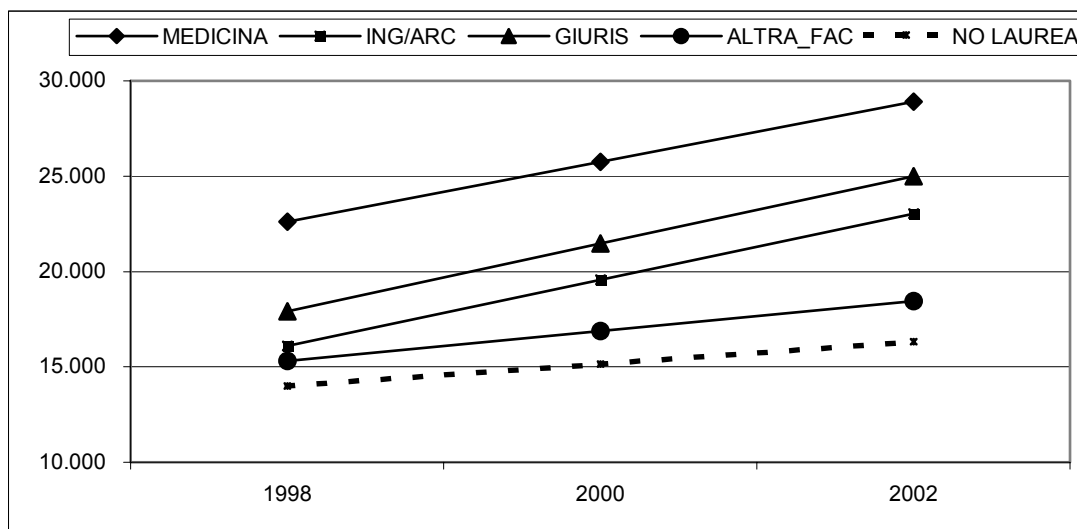
Per avere una visione riassuntiva del fenomeno indagato si interpolano con un modello lineare le traiettorie dei redditi della Fig.1 per depurare il tasso di crescita dalle caratteristiche individuali (si stima un tasso di crescita del reddito per i laureati di 1.051 Euro e di 426 Euro per i non laureati).

Infine, si valuta l'impatto dei differenti corsi di laurea sulle traiettorie di crescita dei redditi individuali, anche se l'esiguità del numero di laureati non consente di valutare ciascun corso di laurea, ma solo i raggruppamenti caratterizzati da sufficiente numerosità campionaria: quelli delle facoltà di Medicina, Giurisprudenza (Giuris), Ingegneria e Architettura (Ing/Arc) e delle restanti facoltà (Altra_Fac) rispetto agli individui senza Laurea (Tab.8).

Tabella 8. Numerosità dei soggetti per l'analisi dell'effetto Facoltà

<i>Gruppo Laurea</i>	<i>Frequenze</i>
Medicina	118
Giurisprudenza	111
Ingegneria e architettura	132
Altra facoltà	238
Nessuna laurea	1978

Figura 2. Stima dei trend per Facoltà



Si stima un modello longitudinale multilevel a tre livelli, dove il terzo livello definisce l'effetto del corso di laurea sulla dinamica individuale dei redditi.

Dall'analisi delle traiettorie di crescita per ciascun gruppo considerato (Fig.2) emerge che le facoltà di Medicina, Giurisprudenza ed Ingegneria/Architettura sono le facoltà con livello di reddito e tasso di crescita del reddito più alto (variabile tra i 1.650-1750 euro) rispetto ai non laureati (580 euro). Meno forte è invece il divario tra i tassi di crescita dei redditi per soggetti provenienti da altre facoltà (ALTRA_FAC) e le persone senza laurea.

Riferimenti bibliografici

- ALLISON P. (1990) Change Scores as Dependent Variables in Regression Analysis. In: CLOGG C. (ed.), *Sociological Methodology 1990*, Basil Blackwell, Oxford: 93-114
- BANCA D'ITALIA (1998/2000/2002) I bilanci delle famiglie italiane. Supplementi al Bollettino Statistico.
- BECKER G.S. (1962) Investment in Human Capital: a Theoretical Analysis, *Journal of Political Economy*, **LXX(5)**:9-49
- BECKER G.S. (1964) *Human Capital*, Columbia University Press and NBER, New York
- BRYK A.S., THUM Y.M., EASTON J.Q., LUPPESCU S. (1998) Assessing School Academic Productivity: The Case of Chicago School Reform, *Social Psychology of Education*, **2**, 103-142
- BRYK A.S., RAUDENBUSH S.W. (1992) *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*, Newbury Park, CA: Sage Publication
- COLLINS L.M. (1996) Is Reliability Obsolete? A Commentary on Are simple Gain Scores Obsolete?, *Applied Psychological Measurement*, **20**: 289/292
- CRONBACH L.J., FURBY L. (1970) How Should We Measure "Change" or Should We? *Psychological Bulletin*, **74(1)**: 68-80.
- DAGUM C., SLOTTJE D.J. (2000) A new Method to Estimate the Level of and Distribution of Household Human Capital with Application, *Structural change and economic dynamics*, **11**: 67-94.
- ELIAS G. (2002) L'accREDITamento del processo e la misura del risultato, in Workshop su "Valutazione dell'Università, accREDITamento del processo, misurazione del prodotto", Università degli Studi Milano Bicocca, 16 maggio 2002, Franco Angeli, Milano

- FITZ-GIBBON C.T. (1997) *The Value-Added National Project: Final Report. Feasibility Studies for a National System of Value-Added Indicators*, SCAA Publication, Hayes Middlesex
- GAREN J. (1984) The Returns to Schooling: a Selectivity Bias Approach with a Continuous Choice Variable, *Econometrica*, **52**: 23-54
- GOLDSTEIN H. (1995) *Multilevel Statistical Models (2nd ed.)*, Edward Arnold, London
- GOOD T. L., BIDDLE B.J., BRODY, J.E. (1975) *Teachers make a difference*, Holt, Rinehart and Winston, New York
- GORI E., CREMA F., VIDONI D. (2002) Alcune riflessioni sullo sviluppo di strumenti di (auto) controllo e di intervento organico nei sistemi informativi, *Non Profit*, **3**: 209-18
- GORI E., VITTADINI G. (1999) La valutazione dell'efficienza ed efficacia: definizioni, problemi e metodi. In: GORI E., VITTADINI G. (eds.) *Qualità e valutazione nei servizi di pubblica utilità*, ETAS, Milano
- HANUSHEK E.A. (1997) Assessing the Effects of School Resources on Economic Performance, *Education Evaluation and Policy Analysis*, **19(2)**: 141-164
- HANUSHEK E.A. (1999) The Evidence on Class Size. In: MAYER S.E., PETERSON P.E. (eds.) *Earning and Learning: How Schools Matter*, Brooking Institute Press, Washington, D.C.: 131-168.
- HANUSHEK E.A. (2002) Publicly Provided Education. In: Auerbach A., Feldstein M. (eds) *The Handbook of Public Economics*, **IV**
- HECKMAN J.J., ROBB R. (1986) Alternative Methods for Solving the Problem of Selection Bias in Evaluating the Impact of Treatments on Outcomes, In: WAINER H. (ed) *Drawing Inference from Self-Selected Samples*, Springer Verlag, New York
- LAIRD N.M., WARE J. H. (1982) Random Effects models for Longitudinal Studies, *Biometrics*, **38**: 973-974
- LINN R.L., SLINDE J.A. (1977) The Determination of the Significance of Change between Pre- and Posttesting Periods, *Review of Educational Research*, **47**: 121-150
- LOCKHEED M.E., HANUSHEK E.R. (1994) *Concepts of Educational Efficiency and Effectiveness*, International Encyclopaedia of Education, Second Edition
- LOVAGLIO P.G. (2004) Efficacia relativa e di impatto di iniziative nell'ambito dei servizi alla persona di pubblica utilità, *Statistica* (in press)
- MARIS E. (1998) Covariance Adjustment versus Gain Score-Revisited, *Psychological Methods*, **3**: 309-327
- MELLENBERGH G.J. (1999) A Note on Simple Gain Score Precision, *Applied Psychological Measurement*, **23(1)**: 87-89.

- MINCER J. (1958) Investment in Human Capital and Personal Income Distribution, *Journal of Political Economy*, **LXVI**: 281-302.
- MINCER J. (1970) The Distribution of Labor Income: A Survey, *Journal of Economic Literature*, **VII(1)**:281-302.
- RAYKOV T. (1999) Are Simple Gain Scores Obsolete? On an Approach to the Study of Correlates and Predictors of Ability Growth, *Applied Psychological Measurement*, **23**: 120-126
- ROGOSA D. R. (1995) Myths and methods: "Myths about longitudinal research" plus supplemental questions. In: GOTTMAN J.M. (ed.) *The Analysis of Change*, LEA, Mahwah, NJ: 3-66
- ROGOSA D.R., BRAND D., ZIMOWSKI M. (1982) A Growth Curve Approach to the Measurement of Change, *Psychological Bulletin*, **90**: 726-748
- ROGOSA D.R., WILLETT J. B. (1985) Understanding Correlates of Change by Modeling Individual Differences in Growth, *Psychometrika*, **50**: 203-228.
- ROWAN B. CORRENTI R MILLER R.J. (2002) What Large-Scale, Survey Research Tells Us About Teacher Effects on Student Achievement: Insights from the Prospects Study of Elementary Schools, Consortium for Policy Research in Education, CPRE Research Report Series RR-051.
- SAUNDERS L. (1999) A Brief History of Educational "'Value Added'": How did we get to Where we are?, *School Effectiveness and School Improvement*, **10(2)**: 233-256
- SCHEERENS J., BOSKER R.J. (1997) *The Foundations of Educational Effectiveness*, Pergamon, Oxford
- SCHUSTER C., von EYE A. (1998) Determining the Meaning of Parameters in Multilevel Models for Longitudinal Data, *International Journal of Behavioural Development*, **22**: 475-491
- SINGER J.D., WILLET J.B. (2003) *Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling Change and Event Occurrence*, Oxford University Press
- SNIJDERS T., BOSKER R. (1999) *Multilevel Analysis. An Introduction to Basic and Advanced Multilevel Modelling*, Sage Publication, London
- THUM Y.M. (2002) Measuring Progress Towards a Goal: Estimating Teacher Productivity using a Multivariate Multilevel Model for Value-Added Analysis, Report, <http://www.mff.org/pubs/tchprodv3.pdf>
- VIGNOLES A., DESAI T., MONTADO E. (2000) An Audition of the Data Needs of the DFEE Centres for the Economics of Education and the Wider Benefits of Learning, *Discussion Paper No. 1*, Centre for the Economics of Education, School of Economics, London
- VITTADINI G., DAGUM C., LOVAGLIO P.G., COSTA M. (2003) A Method for the Estimation of the distribution of Human Capital from Sample Surveys on Income and Wealth, Paper presented to the American Statistical Association

2003 San Francisco, Business & Economics Statistics Section and published in *2003 Proceedings of the American Statistical Association*, Statistical Education Section [CD-ROM], Alexandria, VA: American Statistical Association: 4381-4388

WILLETT J.B. (1988) Questions and Answers in the Measurement of Change. *Review of Research in Education*, **15**: 345-422.

WILLIAMS R.H., ZIMMERMAN D.W. (1996) Are Gain Scores Obsolete? *Applied Psychological Measurement*, **20**: 59-69.

External Efficiency in Universities: a Longitudinal Study

Summary. *This paper proposes a method for the evaluation of relative and impact external efficiency in universities defined as the effects of higher education on the long-term income of university graduates. The nature of the problem, the debates in literature, the need to evaluate different universities in “ceteris paribus” suggest the utilisation of Multilevel Longitudinal Model with random effects. The variables used in the analysis were chosen taking into account the recent proposal in Human Capital studies. The application proposed concerns an external efficiency study of Italian universities utilizing the Bank of Italy Survey 1998, 2000, 2002.*

Keywords. *External efficiency, Human capital, Longitudinal analysis, Earned income.*