

La valutazione dell'efficacia interna di corsi universitari: l'impatto del contesto e dei legami relazionali tra gli studenti

Simone Borra*, Simone Celant*¹

**Università di Roma "Tor Vergata"*

Riassunto.

L'obiettivo di questo lavoro è quello di fornire una panoramica su come includere gli effetti di contesto e dei legami relazionali tra gli studenti in un modello per la valutazione dell'efficacia interna di corsi universitari. In particolare, a seconda della tipologia dei dati, possono essere utilizzati diversi strumenti metodologici: un approccio basato sui peer effects, che sviluppa l'assunzione che i comportamenti degli studenti sono influenzati da quelli dei loro pari, e un approccio basato sull'introduzione di variabili individuali legate al comportamento ed alle capacità relazionali degli studenti. Dopo una breve introduzione a questi tipi di approcci, vengono presentati i risultati di alcune applicazioni empiriche condotte sugli studenti di un Corso di laurea magistrale dell'università di Roma "Tor Vergata". L'evidenza empirica suggerisce che sia gli effetti di contesto, sia le caratteristiche relazionali degli studenti sono predittori significativi del rendimento universitario individuale.

Parole chiave: Efficacia interna, Analisi delle reti sociali, Peer effects, Centralità.

1. Introduzione

Il tema dell'efficacia nell'ambito del sistema educativo (a qualsiasi livello, dalla scuola primaria all'università) è un tema di grande attualità, che coinvolge dibattiti scientifici con ricadute molto forti sulle politiche da adottare.

¹Il presente lavoro è stato finanziato nell'ambito del progetto PRIN 2007 "Modelli, indicatori e metodi statistici per rappresentare l'efficacia formativa di corsi di laurea ai fini dell'accreditamento e del miglioramento", cofinanziato dal MIUR e dall'Università di Padova, e del progetto di Ateneo 2008 "Indicatori di efficacia della formazione terziaria e riflessioni metodologiche dalla ricerca su laureati dell'Università di Padova", ambedue coordinati da L. Fabbris. Il lavoro è frutto della collaborazione comune degli autori. Per quanto riguarda la stesura, Simone Borra ha curato i paragrafi 1 e 4, Simone Celant i paragrafi 2 e 3.

Si può distinguere tra efficacia interna, quando gli obiettivi sono interni al sistema educativo, ad esempio quando si fa riferimento al raggiungimento di un determinato livello di preparazione degli studenti², oppure all'efficacia esterna, quando gli obiettivi sono esterni al sistema, ad esempio quando si guarda alla percentuale di laureati occupati a un anno dalla laurea, o la corrispondenza tra impiego e profilo curricolare. L'efficacia del processo educativo può essere valutata considerando diversi aspetti connessi all'apprendimento (abilità, competenze, rendimento accademico, ecc.) misurabili in modi diversi a seconda degli obiettivi (si veda, ad esempio, come review di strumenti metodologici connessi agli indicatori di performance Bird *et al.* 2005).

In questo lavoro faremo riferimento solamente all'efficacia interna. Nell'analisi dell'efficacia di un sistema educativo, due delle principali variabili che vengono utilizzate per la misurazione del costrutto sono l'apprendimento e la soddisfazione dei fruitori del servizio (Grilli, Rampichini, 2009). La prima approssimazione dell'apprendimento, in ambito scolastico quanto universitario, è la media dei voti ottenuti nelle diverse materie, o nei diversi esami. La media voti tuttavia misura il rendimento dello studente, non il suo apprendimento. Infatti, l'apprendimento misura l'aumento delle conoscenze e delle competenze di uno studente, non il livello di preparazione raggiunto, valutato attraverso una verifica d'esame. Di solito, quindi, l'apprendimento è misurato o con appositi test (Rivkin *et al.*, 2005), o verificando se lo studente ha seguito positivamente un percorso standard (per esempio se ha conseguito il titolo di studio entro pochi mesi oltre la durata teorica del corso (Pustjens *et al.*, 2004), o il passaggio agli anni successivi (Jansen, 2003). Questo secondo tipo di misurazione, usato in contesti internazionali, è poco idoneo al sistema universitario italiano, che si caratterizza per l'elevata percentuale di studenti che completano il ciclo fuori corso (nel 2007, il 62,8% dei laureati totali, Istat, 2009); per questa ragione, una misurazione dicotomica si presta al rischio o di sovrastimare il fenomeno dei *drop-out*, ignorando nel contempo i laureati fuori corso, oppure di non considerare il problema dei ritardi. Pertanto è più adeguata una rappresentazione continua che misuri la velocità del completamento del percorso accademico individuale.

Per lo stesso motivo, è difficile immaginare di condurre, all'interno di un corso di laurea italiano, test di apprendimento orientati sulle declaratorie didattiche. Si aggiunga che gli studenti usualmente godono di una certa libertà nella programmazione degli esami nel corso degli anni: dunque, sottoporre in un certo momento dell'anno un test di apprendimento a tutti gli iscritti è potenzialmente fuorviante giacché un apprendimento inadeguato potrebbe dipendere da un ritardo

² L'efficacia si dice interna se è misurata presso i destinatari del servizio didattico durante il periodo di attività all'interno del sistema formativo, mentre si dice esterna se valutata fuori delle mura dell'istituzione formativa con riferimento all'uso sociale dell'apprendimento (Antonelli, Fabbris, 2007)

nel sostenimento di alcuni esami o da una programmazione personalizzata degli stessi. Questo problema è particolarmente rilevante per gli studenti dei corsi di laurea magistrale.

Per questa ragione, con riferimento al sistema universitario italiano, sembra importante utilizzare contemporaneamente, nella misurazione del rendimento universitario degli studenti, indicatori sia della velocità con cui si intraprende il percorso accademico sia della prestazione in termini di resa agli esami, come proxy della preparazione. Vedremo in seguito come utilizzeremo questi indicatori in ambito applicativo.

L'efficacia, in termini di rendimento didattico degli studenti, viene usualmente analizzata con modelli di dipendenza. Nel caso più semplice, possono essere considerate solo variabili esplicative di tipo individuale. Ad esempio, i tipici regressori del rendimento scolastico ed accademico degli studenti sono: il rendimento passato (chi ha sempre studiato con profitto tende a continuare a farlo, MacKenzie, Schweitzer, 2001; Jansen, 2003; Eggens *et al.* 2008; Pustjens *et al.*, 2004), l'età (i più giovani hanno performance migliori, soprattutto in termini di voti, Eggens *et al.*, 2008; Hanushek *et al.*, 2003; Pustjens *et al.*, 2004) ed aspetti socio-economici della famiglia di provenienza dello studente (Pustjens *et al.*, 2004; Lubbers, 2003).

Una vasta letteratura dimostra l'importanza di fattori di contesto sull'apprendimento degli studenti. L'esigenza di includere tali fattori nei modelli a livello individuale ha portato alla formulazione di diversi approcci teorici.

Nell'approccio multilevel il dato analizzato può avere una struttura gerarchica, dove ad esempio, unità di primo livello, studenti, si trovano all'interno di Facoltà, unità di secondo livello, e quest'ultime all'interno di Atenei, terzo livello di analisi. La natura gerarchica dei dati implica diverse fonti di variabilità che possono essere considerate attraverso modelli statistici a struttura di covarianza. Una classe di modelli che tiene conto di tali caratteristiche è quella dei modelli multilevel, noti anche come modelli misti o modelli gerarchici. Molti sono i contributi teorici apportati a questa classe di modelli e le applicazioni in ambito educativo (si vedano i libri di Snijders e Bosker, 1999; Hox, 2002; Raudenbush e Bryk, 2002; Goldstein, 2003).

La metodologia dei peer effects, trattata nel prosieguo, discende invece da un approccio basato sull'analisi delle reti sociali (Manski, 1993; McEwan, 2003; Bramoullé *et al.* 2009): si assume che, nel Corso di studio g -esimo, il rendimento dello studente i è legato ai suoi regressori individuali e ad un effetto relativo agli studenti con cui egli ha un legame personale, ossia i suoi "pari". In questo approccio, invece che ricorrere ad un modello multilevel, si inserisce nel modello ad un solo livello l'effetto "di corso" o "di facoltà".

In un terzo approccio, oltre ad inserire eventuali variabili di contesto, si inseriscono variabili a livello individuale che misurano le modalità con cui lo studente interagisce con il contesto, quale ad esempio la sua capacità relazionale con i colleghi di corso. Queste variabili misurano aspetti che non sono osservabili mediante i regressori individuali usuali, e rappresentano una proxy del capitale sociale degli studenti (Coleman, 1988).

L'articolo è strutturato come segue nel paragrafo 2 verrà descritta la metodologia dei peer effects; nel paragrafo 3 verrà esaminata l'introduzione di variabili individuali legate al contesto; il paragrafo 4 contiene delle brevi considerazioni conclusive.

2. L'influenza dei pari

2.1 La metodologia dei peer effects

I peer effects si sviluppano a partire dall'assunzione che non solo le variabili anagrafiche e personali influiscono sulla determinazione del comportamento individuale, ma anche effetti di contesto legati all'ambiente circostante ed agli individui con cui si interagisce.

In letteratura, l'analisi dei peer effects è stata applicata a diversi contesti, tra cui ovviamente nel campo dell'istruzione, a livello sia scolastico (Jansen, 2003; McEwan, 2003; Schneeweis *et al.*, 2007; Sund, 2009; Friesen *et al.*, 2007) che universitario (Eggenens *et al.*, 2008; Stinebrickner *et al.*, 2006; Xie *et al.*, 2008; Bratti *et al.*, 2004; Sacerdote, 2001).

I peer effect sono stati applicati inizialmente nell'ambito dell'istruzione secondaria: in questo approccio, si suppone che all'interno di ogni classe sussista tra gli scolari una rete completa e che non vi siano legami tra le classi. In altre parole, all'interno di ogni singola classe tutti gli studenti hanno legami l'uno con l'altro, quindi tutti gli studenti si influenzano reciprocamente, mentre ogni classe è considerato come un sistema isolato, che non ha legami con le altre classi.

L'esigenza di tenere conto dell'interazione con l'ambiente circostante ha trovato molte soluzioni metodologiche. In un primo approccio, si sono introdotte nel modello variabili di contesto ottenute come valori medi di gruppo (intendendo per gruppo una classe scolastica, un corso di studi, etc.). Tuttavia ciò comporta diverse problematiche. Ad esempio, si pone un problema di multicollinearità, quando le variabili di contesto sono costruite utilizzando variabili già inserite a livello individuale, soprattutto in caso di "autoselezione" (Schneeweis *et al.*, 2007; Sund, 2009), ossia di forte presenza, all'interno della medesima classe e del medesimo istituto, di individui con background sociodemografico (gruppo etnico di

appartenenza, reddito del nucleo familiare) simile. Inoltre, se alcune variabili possono creare un effetto di contesto, altre possono agire solamente a livello individuale.

Un secondo approccio, di tipo endogeno, suppone il rendimento scolastico di un individuo dipendere dal rendimento scolastico dei suoi pari (Schneeweis *et al.*, 2007). Questo approccio pone un problema di simultaneità: se il rendimento attuale di i influenza quello di j allora il rendimento attuale di j influenza quello di i , se i e j appartengono allo stesso gruppo (classe, corso di studi, etc.). Una possibile soluzione a questo problema è l'utilizzo della variabile ritardata nei pari: quindi, il rendimento corrente dello studente i è influenzato dal rendimento passato dello studenti j . Tuttavia, in pratica questa soluzione non è sempre percorribile, perché i valori ritardati non sono sempre disponibili. Come vedremo nel prosieguo dell'articolo, una soluzione proposta consiste nell'utilizzo dei valori attesi della variabile endogena.

Un ulteriore problema posto dai peer effects è la potenziale distorsione delle stime degli effetti di contesto dovuti all'omissione di variabili personali rilevanti nella modellizzazione della variabile risposta (Hanushek *et al.*, 2003).

Una recente proposta per la soluzione dei problemi di multicollinearità è quella basata sull'approccio multi-step: una volta stimato un modello di regressione sul rendimento considerando alcuni regressori individuali, si modellizzano i residui con la metodologia dei peer effects (Calvo-Armengol *et al.*, 2009).

I peer effects endogeni ed esogeni vengono calcolati mediante l'utilizzo di matrici di adiacenza (Wasserman, Faust, 1994): si tratta di matrici i cui elementi indicano la presenza o meno di un legame tra coppie di individui. La suddivisione del collettivo in gruppi chiusi che non hanno legami tra loro comporta che la matrice di adiacenza che descrive il collettivo debba essere diagonale a blocchi. Nel modello, l'ipotesi di partenza prevede che i blocchi siano completi, ossia che all'interno di ogni singolo blocco tutti gli elementi, tranne quelli diagonali, siano diversi da zero.

Considerando il contesto universitario, la metodologia dei peer effects necessita di un adattamento metodologico: infatti, diversamente dalle classi di una scuola, i corsi universitari sono tutt'altro che sistemi chiusi, dato che gli studenti che frequentano un insegnamento o che sono iscritti ad un Corso di Studi tengono in generale più di un legame con l'esterno (sia a livello di relazioni di amicizia e conoscenza, sia a livello di corsi di studio o di "classi", intese come gruppi di frequentanti ad ogni singolo corso). Inoltre, le reti sociali interne ai singoli Corsi di Studi ed insegnamenti non sono complete: è inverosimile supporre che uno studente universitario abbia legami personali con tutti i suoi colleghi di corso e che la sua performance sia influenzata da tutti gli iscritti a quel corso. Quindi l'analisi del rendimento sulla base degli effetti di contesto non viene generalmente effettuata in riferimento a Corsi di insegnamento o Corsi di Laurea.

Per valutare l'effetto dei pari sul rendimento individuale è dunque necessaria la rilevazione di network interni alla popolazione di iscritti ad un ateneo, una facoltà, un corso di laurea, o di frequentanti ai singoli insegnamenti, e la suddivisione in gruppi sulla base dei legami osservati. Nel prosieguo procederemo ad illustrare la rilevazione dei gruppi di studio e le necessarie trasformazioni.

In letteratura, la metodologia dei peer effects applicata in ambito universitario ha preso in considerazione gruppi diversi, come ad esempio il network discendente dalla scuola di provenienza (Mora *et al.*, 2008) o, nel caso di campus, quello dei compagni di dormitorio (Sacerdote, 2001; Stinebrickner *et al.*, 2006).

La metodologia a cui faremo riferimento in seguito per l'analisi della dipendenza con i peer effect è il modello lineare nelle medie (Graham *et al.*, 2005). Il modello lineare nelle medie che formalizza i legami tra gli studenti, suddivisi in G gruppi distinti, è il seguente:

$$\begin{cases} y_{gi} = \beta E_g^{-i}[y_{ig}] + \delta x_{ig} + \gamma E_g[x_{ig}] + \eta r_{ig} + u_{ig} \\ u_{ig} = \alpha_g + \varepsilon_{ig} \end{cases}$$

La variabile risposta y è centrata e dipende dal valore atteso della medesima variabile y all'interno del gruppo g -mo (effetto endogeno), da un insieme di regressori a livello individuale, x_{ig} , dal loro valore atteso all'interno del gruppo g -mo (effetto esogeno) e da un insieme di regressori che agiscono solo a livello individuale, r_{gi} . Si noti che la quantità $E_g^{-i}[y_{ig}]$ è calcolata, escludendo lo studente i . Questo consente di trattare gli eventuali studenti isolati (ossia senza legami con gli altri) senza l'introduzione di ulteriori ipotesi, dal momento che la quantità $E_g^{-i}[y_{ig}]$ è nulla per ogni studente che non ha legami. Il residuo del modello viene scomposto in un effetto di gruppo, α_g , non osservato, e un effetto individuale, ε_{gi} . La quantità α_g indica la parte di variabilità dovuta al gruppo non spiegata dalle variabili di gruppo $E_g^{-i}[y_{gi}]$ e $E_g[x_{gi}]$.

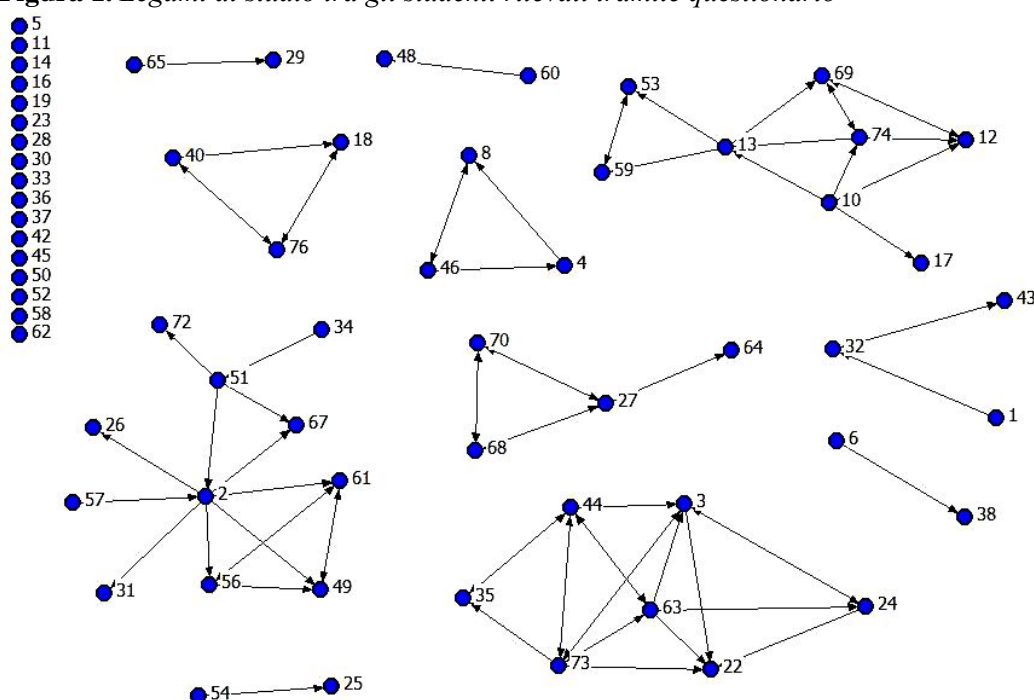
2.2 Un'applicazione dei peer effects ad un corso di studio universitario

Si vuole verificare la rilevanza dei peer effects all'interno di un corso di studi universitario. A tale scopo, nei mesi di ottobre e novembre 2009, è stata condotta un'indagine su tutti gli studenti di un Corso di Laurea magistrale della facoltà di Lettere di Tor Vergata a chiusura del primo anno accademico. Sulla base di un questionario sono state rilevate informazioni anagrafiche, sulla soddisfazione individuale, sull'andamento nel corso del primo anno (insegnamenti frequentati,

esami sostenuti, voti ottenuti) e sui legami amicali stabiliti all'interno del corso di laurea.

In totale sono stati intervistati 64 studenti e attraverso le loro risposte è stato possibile costruire la matrice di adiacenza che descrive i legami di studio. Il network, rappresentato dal grafo in Fig. 1, è stato costruito considerando che tra lo studente i e lo studente j sussiste un legame se i indica j almeno una volta come collega di studio in uno degli insegnamenti. Come si nota, i legami sono rappresentati da frecce che non sono necessariamente bidirezionali: questo perché l'asimmetria dei legami è stata mantenuta.

Figura 1. Legami di studio tra gli studenti rilevati tramite questionario



Si osservano complessivamente 11 gruppi di studio di diverse dimensioni e 17 studenti isolati. Dovendo applicare il modello esposto in precedenza, è necessario assumere l'ipotesi di completezza dei gruppi. Ad esempio, consideriamo che lo studente numero 72, che viene citato solamente dal numero 51 come collega di studio, abbia influenza sulla prestazione di tutti e 10 gli altri studenti della sua componente, e allo stesso modo che tutti i 10 studenti della componente abbiano influenza sulla sua prestazione. Dal punto di vista delle dinamiche dello studio universitario, questo implica che, se un elemento che fa parte di un gruppo si

consulta con un elemento esterno allo stesso nella preparazione di un esame, è tutto il gruppo ad esserne influenzato di riflesso.

La variabile risposta considerata nel modello è ottenuta come prodotto tra il voto medio, come misurazione della preparazione, ed il numero di moduli da 6 CFU sostenuti durante l'anno, come misurazione della velocità di completamento del percorso. A causa della diversa variabilità dei due indicatori (in particolare, la velocità è più variabile della media dei voti), è stato anche considerato un modello in cui la variabile risposta è data dal prodotto tra le due variabili normalizzate.

Tra le variabili esplicative, oltre ai peer effects endogeni, sono state considerate alcune variabili che agiscono solo a livello individuale (ad esempio età, sesso, numero di esami complementari inseriti nel piano di studi per il primo anno, frequenza media ai corsi), ed altre variabili individuali (come il voto conseguito alla laurea triennale e l'averla conseguita nell'ateneo di Tor Vergata), che agiscono anche a livello di gruppo.

I risultati dei due modelli selezionati sono riportati nella Tab. 1. Nella Tab. 2 sono invece riportate alcune statistiche relative alla bontà di adattamento ed alle ipotesi sottostanti.

Tabella 1. Risultati dei modelli lineari nelle medie sulle due accezioni del rendimento universitario

Modello 1: $y =$ Prodotto tra numero di moduli da 6 CFU e media voti

	Stima	Std. Error	t-value	p-value
Intercetta	0,010	0,439	0,022	0,9822
Sesso Maschio	-1,360	0,465	-2,923	0,0049
Materie Complementari	1,138	0,532	2,137	0,0368
Frequenza Media	2,117	0,528	4,009	0,0002
PE Endogeno	0,971	0,547	1,776	0,0809

Modello 2: $y =$ Prodotto tra numero di moduli da 6 CFU e media voti normalizzati

	Stima	Std. Error	t-value	p-value
Intercetta	0,000	0,016	-0,030	0,9765
Voto Triennale	0,084	0,017	4,934	0,0000
Materie Complementari	0,048	0,018	2,595	0,0119
Ateneo Tor Vergata	0,053	0,016	3,272	0,0018
PE Endogeno	0,075	0,019	4,024	0,0002

Rispetto alle variabili considerate, non si osserva un peer effect esogeno significativo. Risulta significativo in entrambi i modelli (quantunque nel primo solo al livello del 10%) il peer effect endogeno.

Come già detto, il modello lineare nelle medie prevede che la componente di errore sia scomposta in due quantità, la prima identificante una componente “di gruppo”, la seconda una componente di errore individuale. E' perciò di particolare interesse verificare quali siano le componenti di gruppo, perché identificano eventuali diversi livelli di prestazione interni ad ogni singolo gruppo di studio.

Per quello che riguarda il modello sul rendimento espresso come moltiplicazione semplice tra velocità e media voti, risultano debolmente significative solo tre componenti di errore di gruppo su 11, tutte con segno negativo: il rendimento degli individui appartenenti a questi tre gruppi è dunque lievemente penalizzato. Pertanto, in questi tre gruppi all'effetto endogeno si aggiunge un effetto esogeno non osservato. Nel modello sul rendimento espresso come prodotto tra velocità e media voti normalizzati, nessuna componente di errore di gruppo risulta significativa. Si noti comunque che le ridottissime dimensioni dei gruppi di studio comportano elevati errori standard nelle stime degli α_g , che ne compromettono la significatività. Per questo motivo, non è possibile giungere a dei risultati rilevanti su questo specifico aspetto.

Tabella 2. *Statistiche sulla significatività dei modelli in Tab.1*

Modello 1: $y =$ Prodotto tra numero di moduli da 6 CFU e media voti

	Valore	G.d.L.	p-value
Std. Error dei residui	3,508	59	
R quadro multiplo	0,599		
R quadro aggiustato	0,571		
F	22,00	4 e 59	0,0000
Massimo ECI	2,098		
Test Kolmogorov-Smirnov	0,070		0,6185
Test Cramer-Von Mises	0,045		0,5790

Modello 2: $y =$ Prodotto tra numero di moduli da 6 CFU e media voti normalizzati

	Valore	G.d.L.	p-value
Std. Error dei residui	0,127	59	
R quadro multiplo	0,625		
R quadro aggiustato	0,600		
F	24,590	4 e 59	0,0000
Massimo ECI	1,856		
Test Kolmogorov-Smirnov	0,145		0,0019
Test Cramer-Von Mises	0,163		0,0156

Tra le variabili esplicative che agiscono a livello individuale, risultano significative, a seconda del modello considerato, il sesso, il voto ottenuto alla laurea triennale, la frequenza media, la provenienza da un corso di laurea interno all'ateneo di Tor Vergata, il numero di materie complementari inserite nel piano di studi per il primo anno.

3. Le capacità relazionali

3.1 Le dinamiche sociali

In questo caso l'obiettivo è misurare le capacità relazionali dello studente, e verificare come queste influenzino le sue capacità di apprendimento e il suo rendimento accademico. Per misurare tali capacità è necessario riferirsi a dati relazionali e alle corrispondenti matrici di adiacenza.

Un corso di laurea è una tipica situazione di applicazione dell'analisi dei network. Al momento dell'immatricolazione una serie di individui che per lo più non hanno nessun legame stabiliscono una serie di relazioni interpersonali sulla base della frequenza ai medesimi corsi e la preparazione dei relativi esami. Pertanto, durante il percorso di studi, si costituisce un reticolo sociale a partire soprattutto dalla partecipazione congiunta degli studenti alle lezioni dei diversi corsi.

Come in qualunque reticolo sociale, nel corso del tempo alcune delle persone che ne fanno parte tendono ad assumere posizioni predominanti all'interno delle relazioni. Questi elementi divengono dunque più "centrali" nel network; il fenomeno della "centralità" (Wasserman, Faust, 1994; Scott, 2000; Hanneman, Riddle, 2005) riveste una particolare importanza nell'ambito dell'analisi delle reti sociali. In questo caso, i fattori che concorrono a far sì che alcuni studenti vengano a trovarsi in posizione più centrale sono sostanzialmente due: la frequenza alle lezioni ed aspetti legati alla personalità.

Il primo fattore, la frequenza, è ovviamente una determinante preliminare della centralità: è difficile che uno studente che non frequenta o frequenta marginalmente le lezioni, ed in generale l'università, venga a trovarsi in una posizione centrale nel reticolo di conoscenze ed amicizie che si sviluppa nel corso del tempo. Uno studente che invece frequenta spesso ha più opportunità di emergere come punto di riferimento.

Il secondo fattore è legato invece alle dinamiche sociali e alle caratteristiche personali degli attori coinvolti: infatti, in qualunque network, una persona, per raggiungere un certo grado di centralità deve avere facilità nei rapporti interpersonali in modo da poter assurgere a punto di riferimento per gli altri. La capacità di

interagire socialmente è uno degli aspetti fondamentali del capitale sociale di un individuo (Coleman, 1988). Il fatto di essere dei punti di riferimento per gli altri fa sì che le persone più centrali abbiano accesso ad informazioni in modo più rapido di chi invece ha posizioni marginali, perché non partecipa al network o perché se ne tiene in disparte per motivi caratteriali. L'accesso alle informazioni è un'altra componente del capitale sociale individuale (Sobel, 2002).

Entrambi gli aspetti che determinano la centralità di uno studente in un corso di laurea universitario sono fattori che rivestono un interesse nella determinazione del rendimento universitario.

La centralità di un individuo viene misurata attraverso degli opportuni indici, detti indici di centralità. Prendendo, ad esempio, i legami di amicizia e conoscenza tra gli studenti, si possono considerare come indici di centralità: il numero di colleghi che lo studente i -esimo dichiara di conoscere direttamente (grado in uscita, od outdegree) ed il numero di colleghi che dichiarano di conoscere direttamente lo studente i -esimo (grado in entrata o indegree). Il primo è una misura dell'espansività dello studente, il secondo della sua popolarità. Molti altri indici di centralità sono stati proposti in letteratura, basati ad esempio sulle possibilità di rapida interazione con gli altri individui e sul controllo dei flussi di informazione tra gli stessi (Freeman, 1979).

Una diversa definizione di centralità, che abbiamo utilizzato nell'applicazione empirica che verrà presentata tra breve, si basa sulla considerazione che la centralità di uno studente è proporzionale alla centralità degli studenti con cui questi è legato (Bonacich, 1987). A tal fine si considera come indice di centralità l'autovettore corrispondente all'autovalore massimo della matrice di adiacenza (Wasserman, Faust, 1994). Questo indice di centralità è definito come l'indice agli autovalori. Altri indici che si basano su un approccio ricorsivo alla centralità sono stati introdotti da Kleinberg (1999).

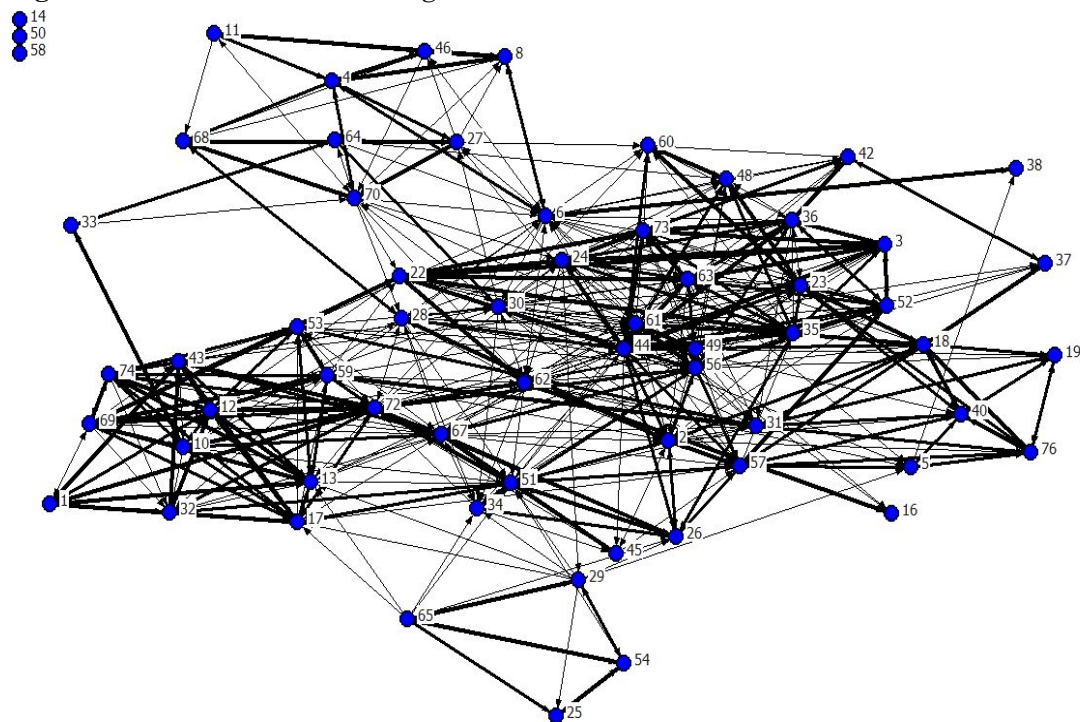
3.2 Un'applicazione ad un corso di studio universitario

Per l'applicazione empirica, consideriamo lo stesso data set considerato nel paragrafo precedente, facendo riferimento ad un network diverso, che descrive i legami amicali tra gli studenti. La parte puramente relazionale del questionario poneva domande sui rapporti stabiliti dagli studenti nel corso del primo anno di studi: più precisamente, ogni studente doveva indicare i cognomi dei colleghi di corso che riteneva amici stretti, amici e conoscenti.

Il network dei legami sociometrici è rappresentato dal grafo in Fig. 2. Si noti che le frecce hanno spessore proporzionale all'intensità dei legami amicali.

E' stato applicato un modello di regressione multiplo, in cui la variabile dipendente è data dal prodotto del numero di moduli da 6 CFU sostenuti durante l'anno e media dei voti ottenuti. I risultati di questo modello sono riportati nella Tab. 3. Per quello che riguarda i regressori, sono risultati particolarmente significativi il sesso, la frequenza media ai corsi d'insegnamento, il numero di esami complementari inclusi nel piano di studi per il primo anno, il numero di esami preparati in gruppo, il numero di esami sostenuti che prevedevano attività extra, come laboratori o tesine od altri elaborati, mentre la centralità sociometrica misurata con l'indice agli autovalori è risultata debolmente significativa.

Figura 2. *Network sociometrico degli studenti*



Possiamo osservare che il sesso è una determinante significativa del rendimento accademico. Emerge inoltre come il numero di esami (Laboratori) che comprendono attività extra rispetto alla didattica frontale tende a rallentare il percorso di studi (senza tuttavia aumentare significativamente i voti conseguiti).

Si noti, inoltre, come in questo modello, su sei variabili prese in considerazione, tre discendono da informazioni di rete. Si tratta, oltre ovviamente alla centralità sociometrica calcolata con l'indice agli autovalori, del numero di esami preparati in

gruppo e della frequenza media ai corsi. Queste ultime due, indirettamente ricavate dalle statistiche di network risultano estremamente significative.

Tabella 3. *Stima del modello di regressione*

	Stima	Std. Error	t-value	p-value
Intercetta	166,140	4,038	41,145	0,0000
Sesso maschio	-16,128	4,241	-3,803	0,0004
Frequenza media	17,873	5,298	3,373	0,0013
Esami complementari	13,314	4,988	2,669	0,0099
Esami in gruppo	12,237	4,743	2,580	0,0125
Laboratori	-12,922	4,593	-2,814	0,0067
Centralità autovalori	8,938	5,124	1,744	0,0865
	Valore	G.d.L.	p-value	
Std. Error dei residui	32,300	57		
R quadro multiplo	0,671			
R quadro aggiustato	0,637			
F	19,410	6 e 57	0,0000	
Massimo ECI	2,461			
Test Kolmogorov-Smirnov	0,086		0,2789	
Test Cramer-Von Mises	0,055		0,4332	

E' infine possibile osservare che il modello non presenta problemi di multicollinearità, dato il basso valore del massimo Eigenvalues Condition Index (ECI)

4. Conclusioni

In questo articolo siamo partiti dalla considerazione dell'importanza dei legami interpersonali e dell'aggregazione sociale nella determinazione di caratteristiche individuali per presentare una panoramica delle principali tecniche per l'analisi dell'efficacia interna di un corso di studio universitario.

Abbiamo descritto approcci legati strettamente all'analisi delle reti sociali. In primo luogo, abbiamo presentato la metodologia dei peer effects, che consente, ad esempio, di far dipendere il rendimento universitario degli studenti sia da regressori individuali sia di contesto, considerando in quest'ultimo caso il rendimento stesso dei colleghi ed alcune variabili esogene rilevate nei pari. Dopo aver introdotto una tecnica di riferimento per questo tipo di analisi, il modello lineare nelle medie,

abbiamo condotto un'applicazione empirica su dati reali rilevati in un corso di studio dell'Università di Roma Tor Vergata, sulla base dei legami di studio tra gli studenti. I risultati hanno mostrato come, in questo caso, siano i peer effects endogeni ad essere significativo nella determinazione del rendimento individuale, mentre variabili di contesto esogene si sono rivelate scarsamente significative.

Un secondo approccio fa riferimento a un modello lineare semplice con l'introduzione tra i regressori di regressori riguardanti la dotazione di capitale sociale degli individui, misurati attraverso statistiche di rete come il livello di partecipazione alle occasioni che danno origine al network interno ad un corso di studi e la centralità sociometrica. Abbiamo effettuato un'applicazione empirica ai medesimi dati utilizzati per l'analisi dei *peer effect*, concentrandoci stavolta sui legami amicali tra gli studenti. E' emersa, nella determinazione del rendimento universitario individuale, la significatività di regressori legati alla rete, sia in termini di partecipazione che di capacità di emergere come punto di riferimento per gli altri.

Queste analisi sottolineano dunque l'importanza delle interazioni sociali e dell'ambiente circostante nella determinazione di aspetti puramente individuali, come il successo negli studi, e suggeriscono la necessità della rilevazione di dati sia di tipo gerarchico sia di tipo relazionale, e dell'analisi degli aspetti di interazione sociale, in particolare in sistemi che favoriscono le relazioni interpersonali, come i corsi di studio universitari.

Riferimenti bibliografici

- ANTONELLI, G., FABBRIS, L., (2007) Seminario su “L'accreditamento dei corsi di studio: possibili indicatori e soglie”, Ministero dell'Università e della Ricerca, Comitato nazionale per la valutazione del sistema universitario, 21 giugno 2007.
- BIRD, S., COX, D. R., FAREWELL, V. T., GOLDSTEIN, H., HOLT, T., SMITH, P. C. (2005), Performance indicators: good, bad and ugly, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, Vol. 168, No. 1, pp. 1–27.
- BONACICH, P. (1987). Power and Centrality: A Family of Measures, *The American Journal of Sociology*, Vol. 92, No. 5, pp. 1170-1182.
- BRAMOULLÉ, Y., DJEBBARI, H., FORTIN, B. (2009). Identification of peer effects through social networks, *Journal of Econometrics*, Vol. 150, pp. 41–55.
- BRATTI, M., McKNIGHT, A., NAYLOR, R., SMITH, J. (2004), Higher education outcomes, graduate employment and university performance indicators, *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, Vol. 167, No. 3, pp. 475-496.

- CALVO-ARMENGOL, A., PATACCHINI, E., ZENOU, Y. (2009), Peer effects and social network in education, *Review of Economic Studies*, Vol. 76, pp. 1239-1267.
- COLEMAN, J. S. (1988). Social Capital in the Creation of Human Capital, *The American Journal of Sociology*, Vol. 94, Supplement, pp. 95-120.
- EGGENS, L., VAN DER WERF, M. P. C., BOSKER, R. J. (2008), The influence of personal networks and social support on study attainment of students in university education, *Higher Education*, Vol. 55, pp. 553-573.
- FREEMAN, L. C. (1979). Centrality in social networks, conceptual clarification, *Social Networks*, Vol. 1, pp. 215-239.
- FRIESEN, J., KRAUTH, B. (2007), Sorting and inequality in Canadian schools, *Journal of Public Economics*, Vol. 91, pp. 2185-2212.
- GOLDSTEIN, H. (1986), Multilevel mixed model analysis using iterative generalized least squares, *Biometrika*, Vol. 73, pp. 43-56.
- GOLDSTEIN, H. (2003), *Multilevel statistical models*, London, Edward Arnold.
- GRAHAM, B. S., HAHN, J. (2005), Identification and Estimation of the Linear-in-Means Model of Social Interactions, *Economics Letters*, Vol. 88, No. 1, pp. 1-6.
- GRILLI, L., RAMPICHINI, C. (2009), Multilevel models for the evaluation of educational institutions: a review, in Bini, M. Monari, D., Piccolo, D., Salmaso, L., *Statistical Methods and Models for the Evaluation of Educational Services and Product's Quality*, Springer, 2009.
- HANNEMAN, R., RIDDLE, M. (2005). *Introduction to Social Network Methods*, University of California, Riverside, CA, retrieved on-line at <http://faculty.ucr.edu/~hanneman/> on Jan 30th, 2009.
- HANUSHEK, E., KAIN, J. F., MARKMAN, J. M., RIVKIN, S. G. (2003). Does Peer Ability Affect Student Achievement?, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 18, pp. 527-544.
- HOX, J.J. (2002), *Multilevel analysis: techniques and applications*, Lawrence Erlbaum Associates
- ISTAT (2009), *Orientarsi con la Statistica: Università e Lavoro 2009*, da http://www.istat.it/lavoro/unilav/unilav_2009.pdf.
- JANSEN, E. P. W. A. (2003), The Influence of Curriculum Organization on Study Progress in Higher Education, *Higher Education*, Vol. 47, No. 4, pp. 411-435.
- KLEINBERG, J. M. (1999). Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment, *Journal of the ACM*, Vol. 46, No. 5, pp. 604-632.
- LONGFORD, N. T. (1987), A fast scoring algorithm for maximum likelihood estimation in unbalanced mixed models with nested random effects, *Biometrika*, Vol. 74, No. 4, pp. 817-827.

- LUBBERS, M. J. (2003). Group composition and network structure in school classes: a multilevel application of the p* model, *Social Networks*, Vol. 25, p. 309-332.
- MANSKI, C. F. (1993), Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem, *The Review of Economic Studies*, Vol. 60, No. 3, pp. 531-542.
- McEWAN, P. J. (2003), Peer effects on student achievement: evidence from Chile, *Economics of Education Review*, Vol. 22, pp. 131-141.
- MACKENZIE, K., SCHWEITZER, R. (2001). Who Succeeds at University? Factors predicting academic performance in first year Australian university students, *Higher Education Research & Development*, Vol. 20, No. 1, pp. 21-33.
- MORA, T., ESCARDIBUL, J. O. (2008). Schooling effects on undergraduate performance: evidence from the University of Barcelona, *Higher Education*, Vol. 56, pp. 519-532.
- PUSTJENS, H., VAN DE GAER, E., VAN DAMME, J., ONGHENA, P. (2004). Effect of Secondary Schools on Academic Choices and on Success in Higher Education, *School Effectiveness and School Improvement*, Vol. 15, Nos. 3-4, pp. 281-311.
- RAUDENBUSH, S. W. & BRYK, A. S. (2002), *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods*, 2nd edition, Newbury Park, CA, Sage.
- RIVKIN, S. G., HANUSHEK, E. A., KAIN, J. F. (2005). Teachers, Schools, and Academic Achievement, *Econometrica*, Vol. 73 no. 2, pp. 417-458.
- SACERDOTE, B. (2001), Peer Effects with Random Assignment: Results for Dartmouth Roommates, *The Quarterly Journal Of Economics*, Vol. 116, No. 2, pp. 681-704.
- SCHNEEWEIS, N., WINTER-EBMER, R. (2007), Peer effects in Austrian schools, *Empirical Economics*, Vol. 32, No. 3, pp. 387-409.
- SCOTT, J. (2000). *Social Network Analysis: A Handbook*, 2nd ed., Sage Publications, London.
- SNIJDERS, T. A. B., BOSKER, R. J. (1999), *An introduction to basic and advanced multilevel modeling*, London, Sage.
- SOBEL, J. (2002). Can We Trust Social Capital?, *Journal of Economic Literature*, Vol. 40, March, pp. 139-154.
- STINEBRICKNER, R., STINEBRICKNER, T. R. (2006), What can be learned about peer effects using college roommates? Evidence from new survey data and students from disadvantaged backgrounds, *Journal of Public Economics*, Vol. 90, pp. 1435-1454.
- SUND, K. (2009), Estimating peer effects in Swedish high school using school, teacher, and student fixed effects, *Economics of Education Review*, Vol. 28, pp. 329-336.

- WASSERMAN, S., FAUST, K. (1994). *Social network analysis: methods and applications*, Cambridge University Press, New York, NY.
- XIE, Y., KE, F., SHARMA, P. (2008), The effect of peer feedback for blogging on college students' reflective learning processes, *Internet and Higher Education*, Vol. 11, pp. 18-25.

The evaluation of the internal effectiveness of degree courses: the impact of context and of relational ties between students

Summary. *This paper is aimed at providing an overview on how to include contextual effects and relational ties between students in a model for the evaluation of the internal effectiveness of a degree course. In particular, depending on the type of available data, different methods are proposed: an approach based on peer effects, that develops the assumption that the behaviors of students are influenced by those of their peers; and an approach based on the introduction of individual variables, related to the student relational behaviors and abilities. After a brief introduction to these techniques, we present the results of some empirical applications, conducted on the students of a second level degree course of the university of Rome Tor Vergata. Empirical evidence suggests that both contextual effects and student relational features are significant predictors of individual academic achievement.*

Keywords. *Internal effectiveness; Social network analysis; Peer effects; Centrality.*