

# Un'analisi degli apprendimenti degli studenti attraverso modelli *multilevel*

Tommaso Agasisti, Politecnico di Milano

Francesca Ieva, Università degli Studi di Milano

Anna Maria Paganoni, Politecnico di Milano

tommaso.agasisti@polimi.it, francesca.ieva@unimi.it, anna.paganoni@polimi.it

## 1. Introduzione

Il sistema educativo italiano si basa sul forte assunto di uguaglianza delle opportunità, in cui un ruolo fondamentale è ricoperto dal presupposto per cui tutte le scuole garantiscono standard educativi comparabili ed equivalenti. Studi recenti dell'INVALSI (Istituto nazionale per la valutazione del sistema educativo di istruzione e di formazione) mostrano che, in realtà, la validità di questo assunto non è giustificata e che sussiste una significativa parte di variabilità nei risultati dei test degli studenti imputabile a differenze strutturali tra scuole. Questa evidenza si accompagna ad un'altra caratteristica del sistema italiano che vede forti differenze nel livello di apprendimento nelle diverse macroregioni [1], con gli studenti del Nord Italia che ottengono (in media, *coeteris paribus*) risultati più alti delle corrispondenti controparti nel Centro e Sud Italia. Sebbene le motivazioni di queste differenze non siano ancora del tutto chiare, l'evidenza empirica mostra come le differenze tra scuole siano maggiori al Sud che al Nord. In quest'ottica, uno studio dell'effetto scuola sul livello di apprendimento, stratificato per macroaree del paese, può risultare utile per enucleare i principali fattori di influenza. Non ultimo, questo genere di indagine può essere esteso anche all'analisi dell'influenza congiunta sull'esito e sul livello di apprendimento degli studenti del duplice raggruppamento classe-scuola, sempre tenendo conto di una stratificazione per macroaree.

Questo genere di studi si inserisce in un ramo della statistica applicata che prevede l'utilizzo di modelli multilivello per analizzare l'impatto relativo di diversi insiemi di variabili osservate sulla risposta di interesse, nel caso specifico il punteggio del test dei singoli studenti. Esempi di applicazioni analoghe sono presentati, ad esempio, in [3] con l'obiettivo di misurare fenomeni specifici come le

differenze tra performance scolastiche tra studenti nativi del luogo e immigrati.

## 2. Dati

Il database INVALSI oggetto di studio raccoglie i risultati nei test di matematica di tutti gli studenti che hanno frequentato il primo anno di scuola secondaria inferiore. Molte informazioni sono fornite a livello studente, classe e scuola. Una descrizione completa delle variabili è riportata in [2]. La variabile risposta di interesse (MS, ovvero lo score in matematica standardizzato) è corretta per un fattore detto di "cheating", ovvero che misura la propensione dei punteggi medi di classe ad essere "viziati" da atteggiamenti opportunistici (suggerimenti tra studenti o tra docenti e studenti). Ove possibile, viene anche fornito il punteggio nel test di matematica ottenuto dagli stessi alunni durante l'ultimo anno di scuola primaria (CMS5). E' infatti noto da letteratura come il processo educativo sia di fatto cumulativo, e pertanto che i risultati all'istante  $t$  in genere influenzino significativamente i corrispondenti risultati all'istante  $t+1$ .

In un contesto di studi cross-section come quello in esame, risulta particolarmente importante includere gli esiti precedenti tra le variabili indipendenti del modello. Purtroppo la procedura di linkage che consente di ottenere un'informazione longitudinale sullo studente, e quindi recuperare l'informazione relativa alle sue prestazioni nel corso degli anni è relativamente recente in Italia, e l'INVALSI in collaborazione con il Ministero dell'Educazione sta attualmente lavorando per rendere più preciso ed affidabile il trasferimento delle informazioni da scuole a Ministero. Nel contesto in esame, questo ritardo si traduce nella perdita di un numero considerevole di informazioni (46.5%) relative ai risultati dell'anno precedente. Pertanto, il database

originale, costituito da 509,360 unità statistiche (alunni), raggruppate in 25,922 classi e 5,311 scuole, considerando solo i record per cui non manchi l'informazione dei risultati ottenuti durante l'anno precedente, si riduce a 259,757 unità statistiche (alunni), raggruppate in 18,761 classi e 4,119 scuole.

### 3. Risultati

La Tabella 1 riporta le stime del modello con cui si intende descrivere il punteggio in matematica degli studenti nel test INVALSI, normalizzato in modo che assuma valori tra 0 e 100, per ciascuna macro regione italiana (Nord, Centro, Sud). Mediana, primo e terzo quartile corrispondono rispettivamente a 46.94, 34.56 e 61.05. Il valore medio (dev. std.) è pari a 47.71 (17.74).

Si può notare come la percentuale di variabilità (PVRE) catturata dal modello mediante l'introduzione di un effetto casuale sul fattore di raggruppamento (scuola) sia molto diversa nelle tre macro regioni. L'indice PVRE è ottenuto come rapporto tra la varianza dell'effetto casuale e la varianza totale (ovvero quella dell'effetto casuale e quella residua del modello).

I risultati segnalano come, al netto di quest'effetto e al netto dell'aggiustamento per tutte le caratteristiche individuali significative, gli esiti dei test siano molto diversi da zona a zona. Inoltre, osservando le stime dell'effetto scuola, esse risultano molto più variabili nel Sud.

In Tabella 2 sono riportate le previsioni del punteggio in matematica, ottenute con il modello descritto in precedenza, per due specifiche combinazioni di caratteristiche studente (rispettivamente, *worst case* e *best case* scenario) e in corrispondenza dei valori estremi dell'indicatore socio-economico ESCS e del punteggio dell'anno precedente, nelle diverse aree geografiche. Si nota come l'effetto scuola sia non solo in generale più elevato al Sud, ma anche come esso contribuisca ad accentuare, in questa zona del Paese, le differenze di apprendimento tra studenti provenienti da famiglie con background socio economico più avvantaggiato e svantaggiato (anziché ridurre tali divari).

Un ulteriore interessante aspetto da indagare, una volta stabilita l'entità dell'effetto scuola nelle differenti aree, è quali fattori siano responsabili della variabilità caratteristica di tale effetto. In altre parole, si cerca quali fattori a livello scuola siano in grado di spiegare (in senso correlazionale, non

causale) la variabilità osservata negli effetti casuali relativi al fattore di raggruppamento scuola. In generale si osserva che la composizione del corpo studente sembra più rilevante al Sud che al Nord, così come il livello medio dell'indicatore socio economico.

Va notato però che, nonostante tutto, la quota parte di variabilità che rimane non spiegata è alta. Ciò è probabilmente imputabile alla presenza di variabili non osservabili quali quelle che riflettono tutta quella serie di attività svolte in classe, o la capacità dei singoli docenti. In altre parole, parte della variabilità dell'effetto scuola andrebbe ulteriormente ripartita e attribuita alle differenze tra classi della stessa scuola.

In Tabella 3 sono riportati i risultati relative alle stime del modello in cui si è tenuto conto del duplice raggruppamento (scuola e classe nella scuola). La versione più semplice di un tale modello prevede la presenza di intercette casuali differenti da classe a classe e poi da scuola a scuola.

E' interessante notare come la variabilità a livello scuola si sia notevolmente ridotta rispetto al caso precedente, pur rimanendo significativamente diversa nelle macro zone. Tale variabilità si trasferisce sul raggruppamento per classe, mostrando come non solo la scuola influisca sul livello ottenuto dagli studenti nel test, ma anche la classe. Di nuovo, questo effetto è maggiormente evidente al Sud (dove la variabilità tra classi è persino maggiore di quella tra scuole), fatto che suggerisce la presenza di qualità differente nell'educazione anche all'interno della singola scuola, motivo per cui rimane molta variabilità non spiegata quando si cerca di modellare le determinanti della variabilità del solo effetto scuola.

### 4. Conclusioni

L'analisi dell'incidenza dell'effetto scuola sul livello di apprendimento degli studenti è argomento particolarmente interessante nel contesto italiano in quanto è notevole il gap in termini di competenze che separa gli studenti nelle diverse macro regioni del Paese.

Le differenze nelle determinanti di apprendimento degli studenti sono talmente marcate tra le diverse macroaree del Paese che non risulta possibile specificare un singolo modello empirico in grado di spiegarle tutte. Pertanto l'idea di utilizzare tre diversi modelli riflette l'idea che, sostanzialmente,

vi siano marcate differenze nell'intero "processo produttivo" dell'istruzione nelle diverse aree del Paese.

Va inoltre notato che l'effetto scuola risulta molto eterogeneo nelle diverse macro regioni e influenzato in modo differente a seconda dell'area, dalle caratteristiche delle scuole e dell'interazione con variabili socio economiche a livello studente. Pertanto, la descrizione e la caratterizzazione dell'effetto scuola può risultare di grande utilità per amministratori e decisori a qualsiasi livello, in quanto esso riduce l'enfasi su un generale "effetto medio" e stimola invece un'indagine più approfondita delle circostanze specifiche che influenzano l'esperienza e i risultati degli studenti.

## Riferimenti bibliografici

- [1] Agasisti, T., Vittadini, G. (2012) Regional economic disparities as determinants of students' achievement in Italy. *Research in Applied Economics*, 4 (1), 33-53
- [2] Agasisti, T., Ieva, F., Paganoni, A.M. (2014) Heterogeneity, school-effects and achievement gaps across Italian regions: further evidence from statistical modeling. Submitted [online] <http://mox.polimi.it/it/progetti/pubblicazioni/quade-rni/07-2014.pdf>
- [3] Steele, F., Vignoles, A., Jenkins, A. (2007) The effect of school resources on pupil attainment: a multilevel simultaneous equation modelling approach. *Journal of the Royal Statistical Society – Series A*, 170 (3), 801-824

Tabella 1. Stime del modello a effetti misti con il solo raggruppamento scuola, adattato ai dati delle tre macro regioni (Nord, Centro, Sud). Gli asterischi denotano il livello di significatività: . 0.01 < p-val < 0.1; \* 0.001 < p-val < 0.01; \*\* 0.0001 < p-val < 0.001; \*\*\* p-val < 0.0001

<i>Effetti Fissi</i>			
	Nord	Centro	Sud
Intercetta	1.157***	7.914***	16.833***
Femmina	-1.695***	-2.659***	-2.141***
Immigrato 1° generazione	-0.623***	-0.590	0.436
Posticipatario	-2.566***	-1.794***	-3.933***
ESCS (Indicatore Socio Economico)	1.943***	2.428***	3.181***
Studente che NON vive con entrambi i genitori	-1.216***	-1.335***	-1.485***
Punteggio anno precedente	0.700***	0.571***	0.387***
<i>Effetti Casuali</i>			
	Nord	Centro	Sud
Variabilità indotta dalla scuola	3.645	4.510	7.354
Variabilità residua	12.434	13.527	14.622
PVRE	7.91%	10%	20.18%
<i>Dimensioni</i>			
	Nord	Centro	Sud
Numero di osservazioni	130,256	46,529	82,972
Numero di gruppi (scuole)	1,843	712	1,564

Tabella 2. Previsione del punteggio di matematica per due specifiche combinazioni di caratteristiche studente (rispettivamente, *worst case* e *best case* scenario) e in corrispondenza dei valori estremi dell'indicatore socio-economico ESCS e del punteggio dell'anno precedente, nelle diverse aree geografiche

<i>Punteggio Matematica – worst case</i>	-1σ effetto casuale		effetto casuale medio		+1σ effetto casuale	
<i>Nord</i>						
	ESCS min	ESCS max	ESCS min	ESCS max	ESCS min	ESCS max
Punteggio anno precedente min	0	0	0	0.24	0	6.80
Punteggio anno precedente max	52.60	63.74	59.16	70.29	65.72	76.86
<i>Centro</i>						
Punteggio anno precedente min	0	0	0	8.02	3.18	16.19
Punteggio anno precedente max	43.98	56.99	52.16	65.17	60.33	73.34
<i>Sud</i>						
Punteggio anno precedente min	0	4.07	0	17.76	13.07	31.46
Punteggio anno precedente max	24.39	42.78	38.09	56.48	51.79	70.18
<i>Punteggio Matematica – best case</i>	-1σ effetto casuale		effetto casuale medio		+1σ effetto casuale	
<i>Nord</i>						
	ESCS min	ESCS max	ESCS min	ESCS max	ESCS min	ESCS max
Punteggio anno precedente min	0	3.06	0	6.34	1.77	12.90
Punteggio anno precedente max	58.71	69.84	65.27	76.40	71.82	82.96
<i>Centro</i>						
Punteggio anno precedente min	0	6.22	1.38	14.39	9.55	22.57
Punteggio anno precedente max	50.36	63.37	58.57	71.55	66.71	79.72
<i>Sud</i>						
Punteggio anno precedente min	0	12.06	7.38	25.76	21.07	39.46
Punteggio anno precedente max	32.39	50.78	46.09	64.47	59.79	78.17

Tabella 3. Stime del modello a effetti misti con duplice raggruppamento per scuola e per classe nella scuola. Gli asterischi denotano il livello di significatività: . 0.01 < p-val < 0.1; \* 0.001 < p-val < 0.01; \*\* 0.0001 < p-val < 0.001; \*\*\* p-val < 0.0001

<i>Effetti Fissi</i>		Nord	Centro	Sud
Intercetta		0.797***	7.305***	16.524***
Femmina		-1.683**	-2.638	-2.165
Immigrato 1° generazione		-0.637***	-0.377***	0.389***
Posticipatario		-2.466***	-1.827***	-3.791***
ESCS (Indicatore Socio Economico)		1.879***	2.268***	2.676***
Studente che non vive con entrambi i genitori		-1.182***	-1.256***	-1.276***
Punteggio anno precedente		0.706***	0.581***	0.391***
<i>Effetti Casuali</i>				
		Nord	Centro	Sud
Variabilità indotta dalla scuola		3.13	3.58	5.77
Variabilità indotta dalla classe		3.68	5.19	8.17
riabilità residua		12.00	12.75	12.86
<i>Dimensioni</i>				
		Nord	Centro	Sud
Numero di osservazioni		130,256	46,529	82,972
Numero di gruppi (scuole)		1,843	712	1,564
Numero di gruppi (classi)		8,615	3,485	6,661