

QUALITÀ DELLA FORMAZIONE SCOLASTICA E APPRENDIMENTO:

EFFETTI DI BREVE E DI MEDIO PERIODO

Unità di ricerca dell'Università di Milano

(Daniele Checchi, Stefano M. Iacus, Giuseppe Porro)

dicembre 2007

EXECUTIVE SUMMARY

1. Questo lavoro ha lo scopo di stimare il valore reddituale delle competenze acquisite nel processo di istruzione. L'esercizio è, per sua natura, arduo, in quanto appartiene alla sfera delle previsioni statistiche. Vorremmo sapere cosa succederà nel mercato del lavoro domani ad un individuo che oggi è osservato possedere un determinato livello di competenze. Ma non ci si accontenta solo di questo. Si vuole altresì capire cosa potrebbe succedergli se oggi acquisisse più competenze. In questo caso entriamo anche nella sfera del controfattuale, in quanto ci domandiamo come potrebbe essere possibile modificare oggi il suo livello di competenze per migliorare domani il suo livello di reddito. Trattandosi in molti casi di ipotesi eroiche, i risultati che si ottengono sono ovviamente condizionati alla validità delle ipotesi sottostanti, di cui la più rilevante è sicuramente quella di invarianza dell'ambiente sociale tra oggi (data in cui osserviamo gli studenti) e domani (data in cui essi entreranno nel mercato del lavoro).

2. Il nostro esercizio è costruito fondendo le informazioni che derivano da due diverse indagini. La prima è l'indagine PISA (*Program for International Student Assessment*) 2003, che analizza le competenze acquisite dagli studenti quindicenni attraverso l'istruzione scolastica; la seconda è l'indagine ALL (*Adult Literacy and Lifeskills*) 2003, che studia le competenze degli adulti tra i 16 e i 65 anni, rilevandone anche la condizione professionale e la capacità reddituale. In ciascun dataset sono contenute informazioni comuni (il genere, l'istruzione dei genitori, il numero dei libri posseduti a casa, tipologia e livello di competenze acquisite, il piacere nello studio della matematica, il tipo di scuola frequentata). Individui che hanno caratteristiche comuni sotto questi aspetti sono considerati simili nelle due indagini, e vengono pertanto "accoppiati" (*matched*), in modo tale che quanto accade al quindicenne possa essere immaginato come accaduto all'adulto con le stesse caratteristiche. L'analisi dei dati è condotta tanto a livello nazionale quanto al livello regionale lombardo, per rendere possibili le comparazioni del caso.

3. Si analizzano innanzitutto la correlazione tra competenze acquisite dagli studenti quindicenni nell'indagine PISA 2003 e caratteristiche dell'ambiente familiare, della scuola frequentata e del territorio in cui è collocata la scuola stessa. L'analisi della distribuzione territoriale lombarda (che tuttavia è limitata ad una rilevazione che coinvolge solo 50 scuole superiori) segnala che esiste omogeneità territoriale tra le scuole lombarde (il punteggio medio più elevato si riscontra nelle province di Como e Cremona, quello più basso nelle province di Pavia, Mantova e Varese). Nell'analisi dei livelli di competenze matematiche (oggetto principale di indagine nel 2003) troviamo conferma di diverse regolarità che emergono da altri studi analoghi: le ragazze hanno uno svantaggio nella acquisizione delle competenze di tipo analitico (matematica, scienze e solo molto debolmente nel caso del problem solving), mentre hanno un vantaggio sulle competenze letterarie. L'età (misurata in mesi) sembra invece avere un effetto costantemente positivo. Le caratteristiche dell'ambiente familiare hanno l'impatto che ci si attende sull'acquisizione di competenze: una correlazione positiva per il prestigio occupazionale, per l'istruzione dei genitori, per il numero di libri posseduti a casa, per la dotazione di risorse informatiche e più in generale per la ricchezza familiare. Tuttavia l'effetto familiare su alcune aree di competenze si esaurisce nella scelta della scuola secondaria, mentre per altre continua ad esercitare un effetto di sostegno anche successivamente. In altri termini, per ottenere un effetto positivo sulla formazione letteraria è sufficiente riuscire ad iscrivere un figlio al liceo, mentre continua ad essere rilevante il sostegno familiare per la formazione matematico-scientifica.

4. Quando introduciamo le variabili relative alle caratteristiche di scuola non stupisce riscontrare - per quanto riguarda le competenze matematiche - un effetto positivo significativo associato alla frequenza di un liceo scientifico o, in misura minore, di un istituto tecnico, così come vi è un premio negativo associato alla frequenza di un istituto professionale. Tuttavia questi effetti confondono l'effetto legato all'autoselezione degli studenti, contenuti formativi specifici del tipo di scuola e pratiche educative locali. Discorso analogo occorre fare per l'effetto negativo associato alla frequenza di una scuola privata: può essere che la qualità media dell'istruzione ivi impartita sia più scadente, oppure è altrettanto possibile che nelle scuole private si autoselezionino gli studenti più scarsi o meno motivati, provenienti plausibilmente dalle famiglie più ricche. Le variabili relative alla dotazione di risorse specifiche a livello di scuola (numero di studenti per insegnante e proporzione di computer connessi ad internet) risultano costantemente non correlate con gli esiti, quelle relative alla pratica didattica forniscono un messaggio più preciso. In riferimento al clima disciplinare percepito dagli studenti durante le lezioni di matematica, miglioramenti delle competenze si associano all'assenza di disattenzione, rumore, difficoltà ad avviare le lezioni da parte dell'insegnante. Parrebbe potersi quindi inferire che un clima disciplinare rigido sia più efficace nella formazione delle competenze.

5. Quando passiamo a considerare quali effetti si possono produrre sul mercato del lavoro a seguito di un miglioramento delle competenze possedute dalla popolazione adulta, dobbiamo tenere conto di un insieme di interrelazioni, in quanto l'evidenza empirica ci segnala che la retribuzione degli individui è correlata sia con l'ammontare di istruzione formale acquisita (tipicamente misurata dagli anni di scuola frequentati e/o dal massimo titolo di studio conseguito) sia con il livello di competenze posseduto. È altresì evidente come istruzione formale e competenze siano tra di loro fortemente correlate, al punto da non potersi determinare una precisa direzione di causalità. Entrambe poi sono correlate con la capacità di guadagno dell'individuo, che dipende anche dalle caratteristiche individuali (quali età e genere), oltre che dal contesto di mercato del lavoro in cui si trova ad operare. Uno schema analogo potrebbe anche essere utilizzato per analizzare le determinanti delle prospettive di carriera, del reddito complessivo, del grado di soddisfazione individuale, dello stato di salute. Nell'analisi dei dati ALL riferiti ad un campione della popolazione adulta troviamo conferma che sia gli anni di istruzione che le competenze matematiche hanno un impatto sui livelli retributivi: un anno di istruzione in più (controllando per età ed esperienza, sia lineare che al quadrato) è associato ad un rendimento del 3.8% (3.1% nel caso della Lombardia). Tuttavia tale rendimento si abbassa al 2.8% (2.6% nel caso della Lombardia) quando si tenga anche conto del livello delle competenze matematiche. Il mercato del lavoro lombardo non differisce significativamente da quello nazionale in termini di rendimento delle diverse dimensioni del capitale umano: i soggetti lombardi, pur risultando in media più istruiti e con un livello di competenze leggermente più elevato del resto del paese, e percepenti di conseguenza un livello di reddito più elevato, non fronteggerebbero mercati del lavoro sostanzialmente diversi, anche se caratterizzati da una diversa dinamica.

6. Quando andiamo ad analizzare la probabilità di impiego, notiamo che per il resto del paese, la maggior istruzione favorisce l'ingresso nel mercato del lavoro, mentre nel caso lombardo questi fattori potrebbero aver esaurito la loro spinta propulsiva, ed il tasso di occupazione risulterebbe indipendente dal livello di istruzione della popolazione. Quando si tenga conto della diversa occupabilità individuale, che è connessa al capitale umano individuale (nelle sue dimensioni quantitativa – anni di istruzione – e qualitativa – livello delle competenze), mostriamo che le competenze possedute sembrano rendere maggiormente nel resto dell'Italia, dove hanno un rendimento unitario doppio rispetto a quello lombardo, oltre che favorire la probabilità di impiego. È interessante segnalare come, nonostante si controlli per quantità e qualità del capitale umano posseduto, il livello retributivo nel resto del paese rimane correlato all'istruzione dei genitori, mentre tale effetto sia assente nel caso lombardo. Questo potrebbe indicare che il mercato del lavoro nazionale sia ancora condizionato da effetti di reti familiari (genitori più istruiti hanno accesso ad informazioni relative ai posti di lavoro migliori, oltre che guadagnare di più e poter quindi finanziare più a lungo i percorsi di ricerca dei propri figli), mentre questi aspetti sono assenti nel caso regionale.

7. Nel mettere in relazione queste due indagini, l'analisi può essere condotta in diversi modi, a seconda delle ipotesi che vengono fatte valere in ciascuna simulazione. Se per esempio assumessimo che le competenze una volta acquisite non cambiano nell'arco della vita, potremmo con sufficiente sicurezza affermare che le competenze misurate nell'indagine ALL sono del tutto equivalenti a quelle rilevate dall'indagine PISA, per cui potremmo applicare il modello stimato sugli adulti per calcolare un reddito virtuale futuro per gli studenti analizzati dall'indagine PISA. Alternativamente, potremmo domandarci da dove vengano le competenze rilevate nei soggetti dell'indagine ALL, e ricostruirne virtualmente la formazione facendo uso del modello stimato sui quindicenni. Entrambi gli approcci si fondano su ipotesi eroiche: Il primo approccio suppone che la generazione del reddito non muterà nei prossimi decenni (ovvero assume invarianza in avanti del mercato del lavoro), mentre il secondo approccio assume che la formazione delle competenze segua lo stesso pattern da decenni (ovvero assume invarianza all'indietro della formazione delle competenze, ed in particolare della scuola). Noi abbiamo seguito una linea intermedia, che applica un approccio non parametrico basato sul matching di individui simili.

8. Poiché gli individui del campione PISA sono più numerosi di quelli del campione ALL, in generale abbiamo proceduto accoppiando a ciascun ragazzo dell'indagine PISA un suo corrispondente adulto estratto dall'indagine ALL. Le informazioni di base che caratterizzano l'individuo sono quindi quelle dell'indagine PISA (in particolare per quanto riguarda il livello delle competenze matematiche), cui associamo una condizione occupazionale, una anzianità lavorativa ed un reddito da lavoro. Data l'ipotesi implicita di invarianza del mercato del lavoro, troviamo riscontro di quanto già sottolineato in riferimento all'analisi dei dati ALL: maggior penalizzazione retributiva delle donne, profilo a gobba delle retribuzioni nell'arco della vita. È interessante notare che anche in questo caso l'impatto dell'ambiente familiare è molto più forte in Italia che in Lombardia, dove riscontriamo un'unica penalizzazione associata al basso titolo di studio del padre, mentre nel resto del paese è la scolarità della madre che presenta l'effetto più forte. Il rendimento dell'istruzione si abbassa significativamente, perché ora gli anni di istruzione sono misurati con errore. Anche in questa analisi le competenze matematiche sembrano rilevare nel caso nazionale ma non in quello regionale. Mentre nel caso italiano si riscontra qualche effetto associato al tipo di scuola frequentata (con effetti positivi associati all'aver frequentato un istituto tecnico o professionale), nessun effetto equivalente si riscontra nel caso lombardo, dove emerge un unico effetto positivo associato all'aver frequentato una scuola secondaria privata.

9. Si conferma quindi l'idea che in Lombardia il capitale umano importi lungo la dimensione quantitativa (quanti anni trascorsi a scuola) piuttosto che lungo quella qualitativa (livello di competenze raggiunto, tipo di scuola frequentata). Questa conclusione indurrebbe a ritenere che, dato comunque l'elevato livello di competenze medie posseduto dagli studenti lombardi, ci sia relativamente poco per migliorare il loro livello, ed in prospettiva che poco possa essere attuato per migliorare le loro prospettive di reddito. Tuttavia questo controfattuale è costruito a parità di scolarità conseguita, mentre abbiamo già fatto presente che un aumento delle competenze induce gli individui a restare più a lungo a scuola, migliorando per quel canale il loro reddito futuro. Quando analizziamo la probabilità di occupazione, in questo caso riscontriamo differenze significative tra il campione nazionale e quello regionale: mentre in Italia maggior capitale umano (sia in termini quantitativi, gli anni di istruzione, che qualitativi, il livello delle competenze) accresce l'occupabilità futura dei quindicenni, lo stesso non si riscontra nel caso lombardo, dove vi è un effetto positivo parziale legato alle competenze.

10. Allo scopo di verificare gli effetti di eventuali policies che modifichino lo status degli studenti PISA, in particolare dal punto di vista delle competenze possedute, abbiamo simulato la distribuzione dei redditi che ipoteticamente guadagnerebbero nel mercato del lavoro gli studenti intervistati nell'indagine PISA. Abbiamo quindi simulato una politica che migliori i risultati dei test di competenza matematica in modo tale che le competenze degli individui PISA subiscano un innalzamento della parte bassa della distribuzione (cioè scompaiono gli studenti "poveri di competenze" - l'abilità dello studente con il

livello minimo aumenta all'incirca di una standard deviation della distribuzione, e l'incremento prodotto diminuisce al crescere del valore iniziale dell'abilità). Il risultato principale è che, mentre nel caso nazionale il miglioramento delle competenze genera un (seppur contenuto) incremento del reddito stimato, ciò non accade a livello regionale: il valor medio del reddito rimane inalterato o, al più, subisce una flessione. La lettura più plausibile del risultato rinvia alle peculiarità del mercato del lavoro lombardo: un mercato in piena occupazione, che mostra tensioni anche sulle professionalità meno qualificate, spesso interessate da fenomeni di carenza di offerta di lavoro.

11. Sembrerebbe quindi che il sistema produttivo lombardo non premi adeguatamente le competenze e le professionalità "intermedie". Questo campanello d'allarme induce ad approfondire l'esame della policy simulata con riguardo agli studenti degli istituti professionali, che ricadono sotto la competenza dell'ente regionale: è su di loro, infatti, che potrebbe incidere con maggiore efficacia una eventuale politica regionale tesa a rafforzare i livelli di abilità cognitiva degli studenti più "deboli". Di nuovo nel caso nazionale il miglioramento delle competenze, che favorisce maggiormente gli studenti che partono da livelli di competenza inferiori, genera uno spostamento più significativo della curva dei redditi nel caso dei diplomandi quinquennali piuttosto che in quello dei triennali. Il fenomeno non si verifica a livello regionale: i redditi medi, tanto degli studenti triennali quanto dei quinquennali, rimangono sostanzialmente inalterati. È vero quindi che gli studenti iscritti ai corsi di durata più breve hanno aspettative di reddito inferiori rispetto ai colleghi che effettuano investimenti in capitale umano più consistenti, ma è altresì vero che l'aumento delle abilità cognitive non appare condizione sufficiente per ridurre il gap reddituale. Una politica che abbia l'obiettivo di elevare le competenze dei futuri lavoratori, quindi, deve accompagnarsi a un adeguamento del sistema produttivo, ovvero alla creazione di mansioni e professioni che richiedano (e valorizzino) le competenze che il sistema scolastico forma.

12. La nostra indagine ha messo in luce come sia la formazione delle competenze, sia il mercato del lavoro dove le stesse vengono spese, differiscono significativamente tra la regione Lombardia ed il resto della nazione. Pur sollevando cautele dovute alla minor numerosità campionaria che distingue la prima dal secondo, riteniamo che alcune di queste differenze siano interpretabili e forniscano spunti utili per l'individuazione di politiche migliorative nella formazione del capitale umano. Nella formazione delle competenze degli studenti abbiamo notato che il funzionamento delle scuole lombarde non si differenzia da quello nazionale, ma registra uno svantaggio relativo degli istituti di formazione professionale. Per contro, le scuole private lombarde non registrano livelli di competenza inferiori alle pubbliche, a differenza di quanto succede a livello nazionale. Una prima questione è quindi quella della qualità della formazione fornita, individuando come aree di particolare debolezza gli istituti di formazione professionale pubblici, e i licei scientifici privati come area di eccellenza. Purtroppo i risultati statistici sembrano suggerire che una parte del differenziale di formazione sia legato agli stili didattici piuttosto che alle risorse materiali investite, indicando quindi nelle politiche di formazione e incentivazione degli insegnanti un'area di possibile miglioramento.

13. Quando poi si consideri il ruolo esercitato dalle competenze nel mercato del lavoro si nota come il capitale umano nelle sue due declinazioni, qualitativa e quantitativa, migliori le prospettive di occupabilità e di reddito nel resto dell'Italia, ma sia meno rilevante nel caso lombardo. Abbiamo interpretato questo risultato in termini di tensioni dal lato della domanda di lavoro, dove quindi ogni persona venga assorbita indipendentemente dal livello di competenze possedute. Tuttavia questo risultato desta preoccupazione, perché qualora venga percepito all'indietro dagli studenti quindicenni esso indebolisce gli incentivi alla formazione di un più elevato livello di competenze.

14. Abbiamo quindi concluso che se dal punto di vista della situazione corrente la regione lombarda non desta attualmente preoccupazione, dato l'elevato livello di competenze della sua popolazione scolastica, con un vantaggio seppur ridotto, anche nella popolazione adulta, nel futuro questa situazione potrebbe dare origine a problemi, nel momento in cui vengano a cadere gli incentivi al miglioramento ulteriore. L'accresciuta competizione tra regioni dell'Europa e la maggior mobilità studentesca e della

forza lavoro potrebbero forse costituire una spinta verso il maggior riconoscimento delle competenze nel mercato del lavoro, e per questa via rinforzare gli incentivi al loro accrescimento.

Introduzione

Questo lavoro ha lo scopo di stimare il valore reddituale delle competenze acquisite nel processo di istruzione. L'esercizio è, per sua natura, arduo: l'effettivo rendimento dell'istruzione acquisita da un lavoratore può infatti essere valutato ricostruendo il suo percorso formativo, che si è svolto in anni precedenti rispetto a quelli in cui se ne rileva il destino professionale e la capacità reddituale; d'altro canto, il valore in termini di reddito dell'istruzione acquisita oggi da uno studente non può essere calcolato in quanto non è ancora nota la sua evoluzione professionale.

Nelle pagine che seguono, quindi, verranno proposti i primi risultati di un esperimento che tenta di colmare questa lacuna fondendo le informazioni che derivano da due diverse indagini: la prima è l'indagine PISA (*Program for International Student Assessment*) 2003, che analizza le competenze acquisite dagli studenti quindicenni attraverso l'istruzione scolastica; la seconda è l'indagine ALL (*Adult Literacy and Lifeskills*) 2003, che studia le competenze degli adulti tra i 16 e i 65 anni, rilevandone anche la condizione professionale e la capacità reddituale. Attraverso opportune tecniche di *data matching*, l'esperimento stima la distribuzione dei redditi degli studenti intervistati nella prima indagine, sfruttando - ove possibile - la similarità delle loro caratteristiche a quelle dei lavoratori intervistati nell'indagine ALL.

L'esercizio è preceduto da un esame delle singole banche dati che, da un canto, illustra le determinanti dell'apprendimento scolastico degli intervistati in PISA, dall'altro stima l'impatto delle caratteristiche degli intervistati in ALL (soprattutto le competenze scolastiche) sul reddito.

L'analisi dei dati, in ogni parte del lavoro, è condotta tanto a livello nazionale quanto al livello regionale lombardo, per rendere possibili le comparazioni del caso.

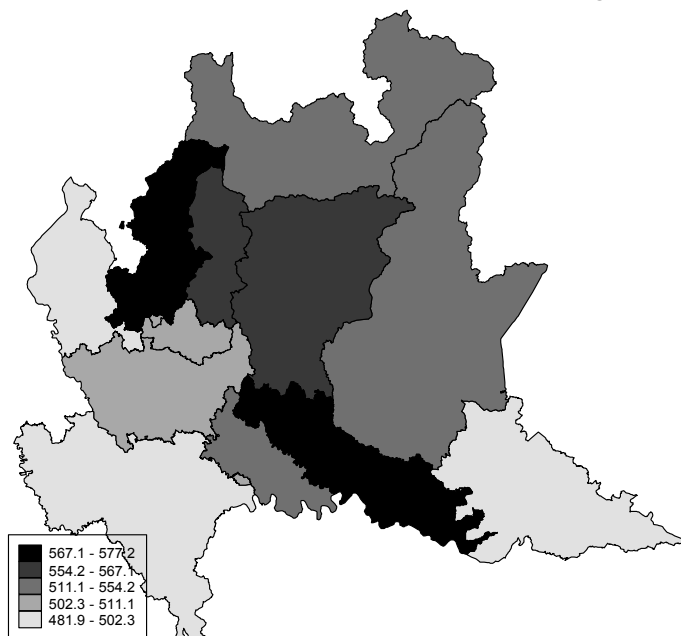
Pisa 2003. Un confronto Lombardia - Italia

In questa sezione analizziamo la correlazione tra competenze acquisite dagli studenti quindicenni nell'indagine PISA 2003 e caratteristiche dell'ambiente familiare, della scuola frequentata e del territorio in cui è collocata la scuola stessa. Se i primi due gruppi di fattori sono già stati analizzati in molteplici studi (si veda per tutti la rassegna in Bratti, Checchi e Filippin 2007), il terzo gruppo di fattori è meno esplorato, non essendo disponibile l'informazione relativa alla localizzazione della scuola. Tuttavia, trattandosi di scuole secondarie del secondo ciclo, non è a priori facilmente definibile il loro bacino di utenza. Per questo motivo, grazie ad una apposita convenzione con l'Ufficio Statistiche del Ministero della Pubblica Istruzione, i dati relativi alle scuole dell'indagine PISA sono stati associati ad informazioni relative alla provincia di localizzazione, permettendo per questa via di controllare almeno parzialmente per i fattori territoriali. Tuttavia la variabilità provinciale degli indicatori disponibili (reddito procapite, tasso di disoccupazione, stato di manutenzione delle scuole, spesa per studente) è così ridotta nell'ambito regionale che la stragrande maggioranza di essi, una volta inserite nella analisi si è rivelata statisticamente non significativa. Per questa ragione, per ciascuna area di competenza presenteremo sei specificazioni, di cui tre per le scuole lombarde e tre per l'intero territorio nazionale: nella prima (colonne 1 e 2 di tabelle 3-4-5-6) includiamo solo le informazioni relative all'ambiente familiare di provenienza dello studente; nella seconda (colonne 3 e 4 di tabelle 3-4-5-6) introduciamo delle informazioni sulle caratteristiche della scuola; nella terza (colonne 5 e 6 di tabelle 3-4-5-6) controlliamo (parzialmente) per un effetto fisso a livello provinciale, inserendo un effetto fisso di provincia nelle regressioni multivariate.¹ Le statistiche descrittive sono riportate in tabella 2.

¹ A ulteriore riprova di quanto affermato sulla scarsa differenziazione delle variabili a base provinciale, si noti che l'incremento della varianza spiegata (misurata dal coefficiente di correlazione multiplo) quando si introducano gli effetti fissi di provincia è ridotta ad un paio di punti percentuali.

Una prima ricognizione visiva (vedi figura 1) ci segnala che esiste una relativa omogeneità territoriale tra le scuole lombarde. Il punteggio medio più elevato si riscontra nelle province di Como e Cremona, quello più basso nelle province di Pavia, Mantova e Varese. Tuttavia, dato il limitato numero di scuole rilevate per ciascuna provincia (si tenga presente che sono state rilevate 50 scuole in Lombardia per 11 province, di cui due hanno una sola scuola rilevata e altre due province solo due scuole rilevate), queste differenze appaiono abbastanza erratiche da non richiedere ulteriori commenti.

Figura 1
Competenze matematiche - differenze grezze



I commenti che seguono sono riferiti principalmente alle competenze matematiche (riportate nelle ultime due colonne di tabella 3), in quanto sono quelle misurate con maggior precisione dall'indagine del 2003; segnaleremo comunque quando troviamo risultati discordanti con le altre competenze. Si noterà altresì che gli effetti puntuali per il sottocampione lombardo sono spesso individuati con minor precisione, fatto questo che riteniamo imputabile alla minor numerosità campionaria.

Una prima regolarità che incontriamo nei dati è che il genere femminile ha un effetto normalmente negativo per le competenze di tipo analitico (matematica, scienze e solo molto debolmente nel caso del problem solving), mentre si associa ad un effetto positivo sulle competenze letterarie. L'età (misurata in mesi) sembra invece avere un effetto costantemente positivo

Le caratteristiche dell'ambiente familiare hanno i segni che ci si attenderebbero: una correlazione positiva con il prestigio occupazionale, con l'istruzione dei genitori (che ha un picco di impatto tra gli 8 e i 9 anni, corrispondenti quindi ad una famiglia dove il massimo titolo conseguito è il diploma di terza media), con il numero di libri posseduti a casa, con la dotazione di risorse informatiche e più in generale con la ricchezza familiare. Tuttavia sorprende il fatto che questo effetto sia molto più pronunciato della determinazione delle competenze matematico-scientifiche che di quelle letterarie o di problem solving, in quanto ci appare di più facile trasmissibilità la competenza linguistica (quand'anche involontaria) di quella matematica, che richiede una formazione specifica. Poiché tuttavia queste correlazioni diventano non significative solo quando si introducono le caratteristiche di scuola (dalle colonne 3 in poi), riteniamo che questo possa essere interpretato come il fatto che l'effetto familiare su alcune aree di competenze si esaurisce nella scelta della scuola secondaria, mentre per altre continua ad esercitare un effetto di sostegno anche successivamente. In parole povere: per la formazione letteraria è sufficiente riuscire ad iscrivere un figlio al liceo, mentre continua ad essere rilevante il sostegno familiare per la

formazione matematico-scientifica. Si noti che in generale la correlazione tra competenze e risorse familiari è più forte nella media del paese che nel sottocampione lombardo, tranne che nel caso del possesso di libri, dove questo ordinamento si rovescia.

Tra i possibili fattori di determinazione delle competenze abbiamo anche incluso le strategie di apprendimento degli studenti intervistati e i loro comportamenti in classe. Poiché la parte rilevante del test era riferita alle competenze matematiche, anche le domande relative alla modalità di studio si riferiscono alla stessa area, e sono quindi da interpretare in modo principale (se non esclusivo) in riferimento ad esse. Tuttavia è plausibile ritenere che gli studenti adottino modalità di studio, ed ancor più di comportamento in classe, non troppo difforni tra le materie seguite, e per questa ragione abbiamo utilizzato le stesse variabili anche come regressori potenziali per le altre aree di competenza. Da questi emerge che per l'apprendimento delle competenze di area logico-matematico-scientifica sono premianti le strategie di elaborazione personale² dei contenuti, mentre lo studio mnemonico³ dà risultati positivi solo sulle competenze linguistiche (si veda tabella 1). È altrettanto interessante notare come si tratti di modalità individualistiche, in quanto il comportamento di tipo competitivo⁴ sembra premiante rispetto ad un comportamento di tipo cooperativo⁵ nella classe.

Tabella 1 – Comportamenti individuali nello studio della matematica ed acquisizione di competenze

	<i>Italia (senza Lombardia)</i>			
	competenze matematiche	competenze letterarie	competenze scientifiche	competenze prob.solving
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	-		-	-
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	+	-		+
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	+		+	+
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	-		-	-
	<i>Lombardia</i>			
	competenze matematiche	competenze letterarie	competenze scientifiche	competenze prob.solving
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	-	-		-
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	+			+
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	+			
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)				

² La misura delle strategie di elaborazione individuale (ELAB) è una variabile costruita nei dati PISA 2003 per aggregazione delle seguenti variabili elementari:

- ST34Q02 b) When I am solving mathematics problems, I often think of new ways to get the answer.
- ST34Q05 e) I think how the mathematics I have learnt can be used in everyday life.
- ST34Q08 h) I try to understand new concepts in mathematics by relating them to things I already know.
- ST34Q11 k) When I am solving a mathematics problem, I often think about how the solution might be applied to other interesting questions.
- ST34Q14 n) When learning mathematics, I try to relate the work to things I have learnt in other subjects.

³ Anche la misura delle strategie di memorizzazione (MEMOR) è una variabile costruita per aggregazione delle seguenti variabili elementari:

- ST34Q06 f) I go over some problems in mathematics so often that I feel as if I could solve them in my sleep.
- ST34Q07 g) When I study for mathematics, I try to learn the answers to problems off by heart.
- ST34Q09 i) In order to remember the method for solving a mathematics problem, I go through examples again and again.
- ST34Q13 m) To learn mathematics, I try to remember every step in a procedure.

⁴ La misura del comportamento di tipo competitivo (COMPLRN) è una variabile costruita per aggregazione delle seguenti variabili elementari:

- ST37Q01 a) I would like to be the best in my class in mathematics.
- ST37Q03 c) I try very hard in mathematics because I want to do better in the exams than the others
- ST37Q05 e) I make a real effort in mathematics because I want to be one of the best.
- ST37Q07 g) In mathematics I always try to do better than the other students in my class.
- ST37Q10 j) I do my best work in mathematics when I try to do better than others.

⁵ Anche la misura del comportamento di tipo cooperativo (COOPLRN) è una variabile costruita per aggregazione delle seguenti variabili elementari:

- ST37Q02 b) In mathematics I enjoy working with other students in groups.
- ST37Q04 d) When we work on a project in mathematics, I think that it is a good idea to combine the ideas of all the students in a group.
- ST37Q06 f) I do my best work in mathematics when I work with other students.
- ST37Q08 h) In mathematics, I enjoy helping others to work well in a group.
- ST37Q09 i) In mathematics I learn most when I work with other students in my class.

Nota: si riportano i segni dei coefficienti significativi almeno al 10% delle colonne 5 e 6 delle tabelle 3-4-5-6

Quando introduciamo le variabili relative alle caratteristiche di scuola non stupisce riscontrare un effetto positivo significativo associato alla frequenza di un liceo scientifico o, in misura minore, di un istituto tecnico, così come vi è un premio negativo associato alla frequenza di un istituto professionale. Colpisce invece maggiormente notare che non vi è sostanziale differenza tra frequenza di un liceo classico e caso escluso (che raccoglie “liceo linguistico”, “istituto magistrale”, “liceo artistico” e “istituto d’arte”). Tuttavia questi effetti confondono l’effetto legato all’autoselezione degli studenti, contenuti formativi specifici del tipo di scuola e pratiche educative locali. Nella misura in cui l’assegnazione degli studenti ai diversi indirizzi scolastici dipenda principalmente dall’ambiente familiare (si veda Checchi e Flabbi 2006), il primo gruppo di fattori viene controllato dall’inserimento nella regressione delle caratteristiche medie a livello di scuola dei descrittori più rilevanti dell’ambiente familiare (istruzione e prestigio occupazionale più elevato nella coppia dei genitori, numero di libri in casa); tra queste l’unico che riporta significatività statistica è il prestigio occupazionale, ad indicazione indiretta che una parte della stratificazione avviene ancora per via della classe sociale di provenienza.

Discorso analogo occorre fare per l’effetto negativo associato alla frequenza di una scuola privata: può essere che la qualità media dell’istruzione ivi impartita sia più scadente, oppure è altrettanto possibile che nelle scuole private si autoselezionino gli studenti più scarsi o meno motivati, provenienti plausibilmente dalle famiglie più ricche. Dal momento che l’indagine PISA non ci fornisce delle buone proxy per l’abilità non osservabile degli individui,⁶ risulta impossibile poter discriminare tra queste due spiegazioni alternative.

Allo stesso modo ci sembra possibile spiegare il forte effetto negativo associato alla quota di alunni ripetenti nella scuola.⁷ In assenza di mobilità degli studenti tra scuole, questa variabile potrebbe catturare le diverse politiche selettive adottate dalle diverse scuole. Ma poiché l’esperienza aneddotica ci dice che molti studenti cambiano scuola a seguito di bocciatura, come la precedente questa variabile cattura l’effetto di autoselezione degli studenti.

Mentre le variabili relative alla dotazione di risorse specifiche a livello di scuola (numero di studenti per insegnante e proporzione di computer connessi ad internet) risultano costantemente non significative, quelle relative alla pratica didattica forniscono un messaggio parzialmente contraddittorio.

La prima si riferisce al clima disciplinare percepito dagli studenti durante le lezioni di matematica: valori positivi si associano all’assenza di disattenzione, rumore, difficoltà ad avviare le lezioni da parte dell’insegnante.⁸ Parrebbe potersi quindi inferire che un clima disciplinare rigido è più efficace nella formazione delle competenze. Si noti altresì che lo stesso effetto si mantiene anche sulle altre aree disciplinari (dove plausibilmente gli studenti incontrano altri docenti), ad indicazione forse che la disciplina adottata da un insegnante di una materia specifica (in questo caso la matematica) può riflettere una decisione collegiale del corpo insegnante (della classe o della scuola).

⁶ Tra le misure alternative che sono state prese in considerazione vi è la frequenza della scuola materna (come misura di una maggior dotazione di input formativi in età precoce) e l’esperienza di una precedente bocciatura (dedotta dall’essere frequentante una classe precedente a quella modale (la seconda superiore). Tuttavia la prima variabile non risulta mai statisticamente significativa, mentre sulla seconda è possibile sollevare la perplessità del fatto che questi studenti, ripetendo la classe, potrebbero possedere un livello di competenze più elevato.

⁷ Nei dati PISA non esiste l’informazione relativa al fatto se uno studente sia stato bocciato o meno, ma semplicemente se stia frequentando la classe modale, oppure se sia in anticipo o in ritardo (variabile GRADE). Per aggregazione di questa variabile per scuola si ottiene la quota di ripetenti, che però non riflette necessariamente i bocciati di quella stessa scuola.

⁸ Le domande aggregate per costruire la variabile DISCLIM sono:

ST38Q02 b) Students don’t listen to what the teacher says.

ST38Q06 f) There is noise and disorder.

ST38Q08 h) The teacher has to wait a long time for students to <quieten down>.

ST38Q09 i) Students cannot work well.

ST38Q11 k) Students don’t start working for a long time after the lesson begins.

L'altra variabile si riferisce alla percezione soggettiva da parte dello studente della relazione instaurata con gli insegnanti, e rappresenta la percezione di una attenzione individualizzata, oltre che di un trattamento equo da parte degli insegnanti. A differenza della precedente, in questo caso le domande sono riferite all'insieme complessivo degli insegnanti.⁹ È interessante notare che questa variabile ha un impatto negativo nel campione italiano, ed uno nullo o positivo nel campione lombardo.

Almeno nel campione italiano, ed in misura attenuata in quello lombardo, emergerebbe un quadro abbastanza peculiare del processo di apprendimento: gli studenti accumulano più competenze quando c'è un clima di rispetto dell'insegnante (DISCLIM positivo) e quanto meno l'insegnante presta attenzione individualizzata allo studente (STUREL negativo). Questo non è in contraddizione con le strategie adottate dai singoli studenti, che vede premiati i comportamenti in classe di tipo competitivo rispetto a quelli di tipo cooperativo. In riferimento quindi a quanto già individuato in letteratura, i risultati dell'analisi dei dati PISA confermerebbero che una struttura di incentivazione poco indulgente sembrerebbe produrre i risultati migliori.¹⁰

Infine il modello stimato è stato utilizzato per verificare la variabilità territoriale dei processi analizzati. In figura 2 riportiamo la mappa della distribuzione dei residui stimati, accorpati per provincia. La ridotta dispersione interprovinciale che ne emerge confermerebbe quindi che, almeno per quanto riguarda il caso lombardo, le considerazioni espresse in precedenza possano essere considerate come riferite ad un territorio complessivamente omogeneo.

⁹ Le domande aggregate per costruire la variabile STUREL sono:

ST26Q01 a) Students get along well with most teachers.

ST26Q02 b) Most teachers are interested in students' well-being.

ST26Q03 c) Most of my teachers really listen to what I have to say.

ST26Q04 d) If I need extra help, I will receive it from my teachers.

ST26Q05 e) Most of my teachers treat me fairly.

¹⁰ Abbiamo anche provato ad interagire queste variabili di condotta con il genere dell'intervistato, per verificare se esistessero delle differenze di percezione tra maschi e femmine, ma non abbiamo riscontrato differenze statisticamente significative.

Figura 2

Competenze matematiche - differenze controllando per osservabili

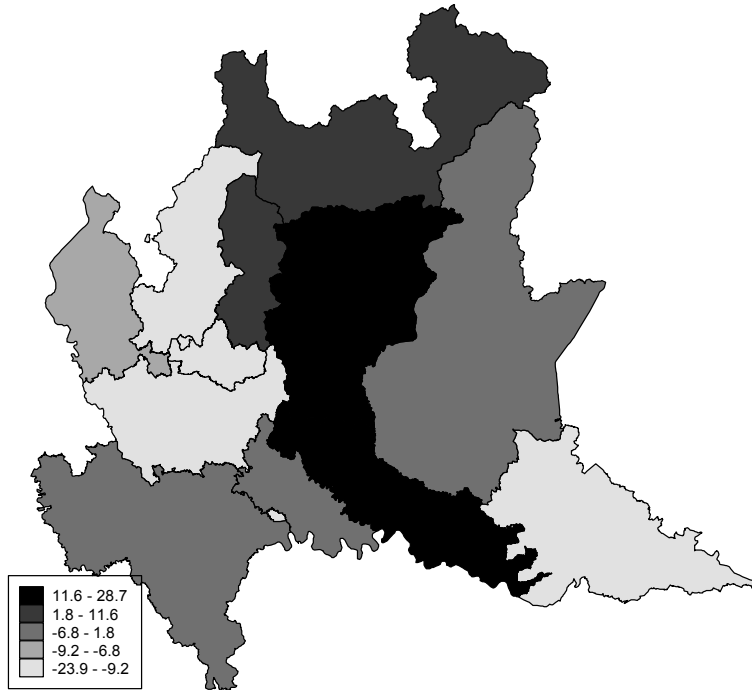


Tabella 2 - Indagine PISA 2003 – Statistiche descrittive

Variabile	Obs	Media	Std. Dev.	Min	Max
Italia (senza Lombardia)					
competenze matematiche	10028	459.7218	87.70888	109.1603	770.2446
competenze letterarie	10028	471.7955	92.58819	.6829203	868.3849
competenze scientifiche	10028	481.2327	96.0696	23.97632	841.9072
competenze <i>problem solving</i>	10028	464.7027	92.61011	-54.9059	772.0875
donna	10028	.5262975	.4993329	0	1
età (mesi)	10028	15.70689	.2853748	15.25	16.25
un solo genitore	9891	.1560312	.3629033	0	1
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia	9814	46.62649	16.80405	16	90
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola)	9960	12.47929	3.70115	0	17
Disponibilità di risorse informatiche/internet a casa	10000	-.1744007	.9686604	-1.6763	1.0513
Quanti libri a casa	9883	156.9392	201.3247	5	750
Indice di ricchezza familiare (possesso di beni durevoli)	10012	-.1023114	.9499369	-3.7872	1.9396
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	9968	.0478755	.8855969	-3.4825	3.2921
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	9971	.0588831	.9647217	-3.2618	3.2634
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	9955	.1262632	.9424708	-2.8441	2.4495
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	9957	.1562681	.9754746	-3.1339	2.7415
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet	9811	.7132291	.3275802	0	1
Studenti per insegnante	9928	10.13195	5.816197	1.758	88.25
Istruzione più elevata nella coppia genitori – media di scuola	10028	12.47918	1.709881	8.793103	17
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia – media di scuola	10028	46.52207	8.520933	29.17647	70.46875
Quanti libri a casa – media di scuola	10028	156.398	86.69712	35.42857	537.5
Relazione tra studenti ed insegnanti in classe (STUREL)	9967	-.2779432	.9583656	-3.0895	2.8547
Clima disciplinare in classe durante le ore di matematica (DISCLIM)	9944	-.1031886	1.029676	-2.7384	2.353
Percentuale di ripetenti	10028	.1421372	.1299584	0	1
liceo classico	10028	.0853873	.2794711	0	1
liceo scientifico	10028	.216811	.4120933	0	1
istituto tecnico	10028	.3473799	.4761614	0	1
istituto professionale	10028	.2276886	.4193615	0	1
scuola privata	10028	.0431129	.2031214	0	1
Lombardia					
competenze matematiche	1537	521.6058	87.14559	202.477	771.1793
competenze letterarie	1537	517.3671	83.22079	138.1613	775.7673
competenze scientifiche	1537	542.7643	90.2741	37.23026	792.5226
competenze <i>problem solving</i>	1537	521.0146	87.6178	94.18774	762.216
donna	1537	.4982694	.5001597	0	1
età (mesi)	1537	15.7044	.2805483	15.25	16.25
un solo genitore	1519	.1483709	.3555843	0	1
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia	1511	49.68924	15.65445	16	90
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola)	1530	13.1463	3.425524	0	17
Disponibilità di risorse informatiche/internet a casa	1532	.0910281	.8385691	-1.6763	1.0513
Quanti libri a casa	1522	191.6175	213.1733	5	750
Indice di ricchezza familiare (possesso di beni durevoli)	1536	.1094425	.9158194	-3.7872	1.9396
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	1527	-.0674196	.8421258	-3.4825	3.2921
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	1528	-.1614109	.9380976	-3.2618	3.2634
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	1525	-.1190788	.9334356	-2.8441	2.4495
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	1526	.0087428	.9577664	-3.1339	2.7415
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet	1500	.6966755	.340315	.042	1
Studenti per insegnante	1537	9.193345	2.402752	4.7	17.717
Istruzione più elevata nella coppia genitori – media di scuola	1537	13.14539	1.248345	10.1875	15.61765
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia – media di scuola	1537	49.61731	7.185518	35.35484	63.20588
Quanti libri a casa – media di scuola	1537	191.0432	88.5806	25.65217	415.4706
Relazione tra studenti ed insegnanti in classe (STUREL)	1530	-.4519865	.858776	-3.0895	2.1318
Clima disciplinare in classe durante le ore di matematica (DISCLIM)	1523	-.0341367	1.094934	-2.7384	2.353
Percentuale di ripetenti	1537	.1476074	.1418792	0	.5555556
liceo classico	1537	.0698572	.2549892	0	1
liceo scientifico	1537	.1928955	.3947001	0	1
istituto tecnico	1537	.4011396	.4902887	0	1
istituto professionale	1537	.1539359	.3610048	0	1
scuola privata	1537	.0787122	.2693767	0	1

Tabella 3 – Determinanti delle competenze matematiche – Lombardia e Italia 2003

	1	2	3	4	5	6
	matematica Italia (senza Lombardia)	matematica Lombardia	matematica Italia (senza Lombardia)	matematica Lombardia	matematica Italia (senza Lombardia) prov dummies	matematica Lombardia prov dummies
donna	-18.5 [4.26]***	-7.443 [0.70]	-22.718 [7.56]***	-22.349 [4.30]***	-21.21 [8.83]***	-19.904 [3.81]***
età (mesi)	14.774 [3.04]***	18.377 [2.55]**	8.516 [1.92]*	7.947 [1.22]	9.445 [2.18]**	6.548 [1.11]
un solo genitore	-10.959 [3.65]***	-14.378 [2.12]*	-6.977 [2.26]**	-12.544 [1.98]*	-6.278 [2.30]**	-12.616 [2.04]*
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia	0.779 [7.60]***	1.079 [3.96]***	0.288 [3.95]***	0.27 [1.48]	0.301 [4.20]***	0.272 [1.48]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola)	17.266 [8.52]***	12.947 [3.04]**	11.051 [6.38]***	3.748 [1.65]	6.67 [3.47]***	3.64 [1.67]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola al quadrato)	-0.73 [8.28]***	-0.565 [2.96]**	-0.54 [7.29]***	-0.23 [2.12]*	-0.343 [4.22]***	-0.225 [2.09]*
Disponibilità di risorse informatiche/internet a casa	12.195 [6.81]***	11.907 [3.13]**	10.101 [6.14]***	9.673 [3.16]**	7.487 [4.94]***	9.655 [3.14]**
Quanti libri a casa	0.056 [7.48]***	0.075 [5.31]***	0.025 [3.79]***	0.041 [4.05]***	0.027 [4.20]***	0.041 [4.06]***
Indice di ricchezza familiare (possesso di beni durevoli)	14.684 [6.65]***	7.185 [1.94]*	3.97 [2.25]**	-4.075 [1.23]	2.783 [1.58]	-3.697 [1.17]
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	-9.191 [4.96]***	-4.927 [1.51]	-8.154 [4.78]***	-7.851 [3.02]**	-8.415 [5.15]***	-7.407 [2.89]**
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	0.903 [0.61]	9.922 [3.14]**	3.318 [2.30]**	8.935 [3.22]***	5.961 [4.39]***	9.295 [3.30]***
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	-0.182 [0.11]	6.268 [1.59]	0.876 [0.54]	8.615 [3.02]**	5.534 [3.96]***	8.378 [2.91]**
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	-6.317 [4.90]***	1.858 [0.76]	-5.192 [5.09]***	-0.635 [0.27]	-3.838 [3.73]***	-0.597 [0.25]
liceo classico			-26.363 [2.13]**	5.197 [0.26]	7.868 [0.81]	-2.416 [0.10]
liceo scientifico			4.546 [0.47]	37.617 [2.09]*	31.909 [4.14]***	34.344 [1.84]*
istituto tecnico			26.092 [3.24]***	24.006 [1.72]	11.977 [2.31]**	15.17 [1.30]
istituto professionale			-9.183 [0.87]	-18.965 [0.93]	-34.169 [4.11]***	-34.983 [1.98]*
scuola privata			-37.091 [3.05]***	-3.25 [0.17]	-32.361 [2.80]***	-16.797 [0.78]
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet			18.569 [2.32]**	0.106 [0.01]	7.974 [1.46]	-8.52 [0.65]
Studenti per insegnante			0.344 [1.11]	1.047 [0.43]	0.32 [0.81]	0.895 [0.54]
Istruzione più elevata nella coppia genitori – media di scuola			8.96 [2.20]**	11.082 [1.40]	1.797 [0.55]	14.21 [1.86]*
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia – media di scuola			0.359 [0.41]	-0.089 [0.05]	1.037 [2.05]**	-1.194 [0.62]
Quanti libri a casa – media di scuola			0.256 [4.81]***	0.044 [0.43]	0.035 [0.75]	0.028 [0.22]
Relazione tra studenti ed insegnanti in classe (STUREL)			-5.916 [4.47]***	-4.353 [1.93]*	-4.323 [4.09]***	-3.631 [1.72]
Clima disciplinare in classe durante le ore di matematica (DISCLIM)			6.932 [4.93]***	6.121 [2.45]**	6.734 [6.05]***	7.039 [2.94]**
Percentuale di ripetenti			-59.455 [2.58]**	-169.079 [3.66]***	-64.212 [2.63]**	-166.706 [3.19]***
Numero osservazioni	10924	1462	10523	1421	10523	1421
R ²	0.2	0.19	0.38	0.44	0.5	0.46
Log verosimiglianza	-63774.77	-8502.75	-60028.5	-8002.84	-58890.35	-7974.02

Valore assoluto della statistica t in parentesi quadra - * significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1% - regressioni pesate con i pesi degli studenti - errori clusterizzati per provincia - Lo standard error totale è calcolato usando lo stimatore non distorto proposto in PISA 2003 Data Analysis Manual SPSS® Users (OECD, 2005). Tutte le statistiche sono calcolate sulla media di 85 statistiche. (Programma PISAREG.ADO sviluppato da Massimiliano Bratti - Università di Milano).

Tabella 4 – Determinanti delle competenze linguistiche – Lombardia e Italia 2003

	1	2	3	4	5	6
	reading Italia (senza Lombardia)	reading Lombardia	reading Italia (senza Lombardia)	reading Lombardia	reading Italia (senza Lombardia) prov dummies	reading Lombardia prov dummies
donna	34.602 [8.35]***	43.827 [4.63]***	27.047 [8.62]***	29.751 [5.51]***	27.847 [10.93]***	31.262 [5.54]***
età (mesi)	25.418 [4.61]***	13.345 [1.93]*	18.98 [3.36]***	3.87 [0.63]	19.938 [3.54]***	3.126 [0.51]
un solo genitore	-2.386 [0.76]	-11.49 [1.54]	2.177 [0.65]	-8.725 [1.16]	3.129 [1.03]	-8.457 [1.11]
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia	0.837 [6.34]***	0.935 [4.22]***	0.302 [2.70]***	0.273 [1.50]	0.311 [2.79]***	0.275 [1.50]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola)	11.935 [5.16]***	9.259 [2.18]*	5.931 [2.66]***	0.303 [0.10]	1.986 [0.89]	0.262 [0.08]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola al quadrato)	-0.449 [4.60]***	-0.367 [2.11]*	-0.266 [2.92]***	-0.028 [0.21]	-0.09 [0.99]	-0.026 [0.20]
Disponibilità di risorse informatiche/internet a casa	7.961 [3.37]***	2.151 [0.50]	6.502 [3.09]***	-0.535 [0.15]	4.294 [2.11]**	-0.365 [0.10]
Quanti libri a casa	0.031 [4.70]***	0.041 [3.21]***	0.004 [0.63]	0.013 [1.21]	0.006 [1.02]	0.013 [1.21]
Indice di ricchezza familiare (possesso di beni durevoli)	19.825 [7.99]***	14.128 [3.68]***	9.119 [4.89]***	5.056 [1.26]	7.855 [4.11]***	5.166 [1.28]
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	-1.484 [0.81]	-2.553 [0.84]	-0.893 [0.55]	-5.219 [2.21]*	-1.045 [0.68]	-4.928 [2.23]**
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	-10.106 [6.68]***	-1.526 [0.57]	-7.695 [5.19]***	-2.506 [1.10]	-5.294 [3.70]***	-2.323 [1.01]
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	-4.158 [2.12]**	-0.209 [0.06]	-3.722 [2.04]**	1.654 [0.61]	0.245 [0.15]	1.576 [0.57]
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	-2.125 [1.35]	4.367 [1.51]	-1.497 [1.05]	1.73 [0.57]	-0.314 [0.24]	1.638 [0.52]
liceo classico			-7.798 [0.70]	15.614 [0.75]	15.276 [1.54]	8.146 [0.34]
liceo scientifico			2.188 [0.26]	26.75 [1.56]	23.946 [3.13]***	23.883 [1.52]
istituto tecnico			18.021 [3.03]***	22.874 [1.60]	6.019 [1.13]	18.301 [1.13]
istituto professionale			-17.187 [1.83]*	-21.258 [0.94]	-36.756 [3.86]***	-28.573 [1.13]
scuola privata			-31.06 [3.68]***	-4.327 [0.28]	-24.955 [2.45]**	-10.224 [0.57]
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet			24.895 [2.97]***	7.148 [0.92]	12.014 [2.12]**	1.863 [0.16]
Studenti per insegnante			0.35 [1.36]	2.503 [1.38]	0.513 [1.14]	2.329 [1.44]
Istruzione più elevata nella coppia genitori - media di scuola			9.694 [2.68]***	6.979 [1.00]	2.098 [0.53]	7.881 [1.12]
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia – media di scuola			0.627 [0.75]	0.607 [0.40]	1.537 [2.46]**	0.499 [0.25]
Quanti libri a casa – media di scuola			0.155 [2.97]***	0.011 [0.12]	-0.034 [0.67]	-0.017 [0.14]
Relazione tra studenti ed insegnanti in classe (STUREL)			-2.82 [1.86]*	6.568 [2.76]**	-1.406 [1.05]	7.145 [3.01]**
Clima disciplinare in classe durante le ore di matematica (DISCLIM)			6.928 [4.15]***	1.691 [0.74]	7.086 [4.72]***	2.428 [1.07]
Percentuale di ripetenti			-60.22 [2.50]**	-108.836 [2.68]**	-64.348 [2.30]**	-108.677 [2.83]**
Numero osservazioni	10924	1462	10523	1421	10523	1421
R ²	0.22	0.19	0.38	0.37	0.46	0.38
Log verosimiglianza	-64075.45	-8458.52	-60499.43	-8034.9	-59749.83	-8018.92

Valore assoluto della statistica t in parentesi quadra - * significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1% - regressioni pesate con i pesi degli studenti – errori clusterizzati per provincia – Lo standard error totale è calcolato usando lo stimatore non distorto proposto in PISA 2003 Data Analysis Manual SPSS® Users (OECD, 2005). Tutte le statistiche sono calcolate sulla media di 85 statistiche. (Programma PISAREG.ADO sviluppato da Massimiliano Bratti – Università di Milano).

Tabella 5 – Determinanti delle competenze scientifiche – Lombardia e Italia 2003

	1	2	3	4	5	6
	scienze Italia (senza Lombardia)	scienze Lombardia	scienze Italia (senza Lombardia)	scienze Lombardia	scienze Italia (senza Lombardia) prov dummies	scienze Lombardia prov dummies
donna	-10.329 [2.24]**	10.066 [0.91]	-17.421 [4.43]***	-6.676 [1.13]	-16.145 [4.76]***	-4.314 [0.72]
età (mesi)	20.383 [3.80]***	16.311 [1.76]	13.287 [2.72]***	9.075 [1.08]	14.48 [3.11]***	7.6 [0.92]
un solo genitore	-3.156 [0.80]	11.435 [1.68]	2.06 [0.50]	14.208 [2.23]**	2.822 [0.69]	14.081 [2.29]**
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia	0.934 [7.19]***	1.13 [4.11]***	0.388 [3.54]***	0.399 [1.69]	0.403 [3.72]***	0.403 [1.69]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola)	18.864 [6.60]***	20.793 [3.10]**	12.395 [4.46]***	9.14 [1.99]*	8.083 [3.15]***	9.006 [1.93]*
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola al quadrato)	-0.776 [6.59]***	-0.846 [3.13]**	-0.583 [5.14]***	-0.418 [2.24]**	-0.39 [3.72]***	-0.412 [2.17]*
Disponibilità di risorse informatiche/internet a casa	10.255 [4.29]***	4.382 [1.03]	8.272 [3.73]***	2.407 [0.70]	5.565 [2.57]**	2.445 [0.67]
Quanti libri a casa	0.06 [6.66]***	0.052 [3.01]**	0.026 [3.09]***	0.019 [1.48]	0.028 [3.42]***	0.019 [1.47]
Indice di ricchezza familiare (possesso di beni durevoli)	17.673 [6.51]***	13.43 [3.96]***	6.166 [2.67]***	3.05 [0.93]	4.791 [2.25]**	3.32 [1.00]
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	-4.693 [2.45]**	-1.441 [0.45]	-4.085 [2.16]**	-4.041 [1.82]*	-4.401 [2.53]**	-3.675 [1.61]
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	-5.977 [3.11]***	4.984 [1.55]	-3.114 [1.66]	3.065 [0.94]	-0.445 [0.26]	3.485 [1.01]
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	-0.268 [0.15]	1.382 [0.34]	1.016 [0.63]	3.631 [1.13]	5.582 [3.57]***	3.36 [1.04]
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	-5.565 [3.66]***	-0.564 [0.18]	-4.363 [3.19]***	-3.404 [1.23]	-2.906 [2.38]**	-3.324 [1.17]
liceo classico			-21.948 [1.85]*	5.232 [0.28]	8.093 [0.75]	2.043 [0.11]
liceo scientifico			-5.479 [0.58]	28.157 [1.56]	20.097 [2.18]**	27.278 [1.89]*
istituto tecnico			22.209 [3.03]***	25.694 [2.19]*	5.155 [0.87]	18.879 [1.70]
istituto professionale			-11.766 [1.13]	-15.501 [0.79]	-36.945 [3.86]***	-30.865 [1.53]
scuola privata			-35.278 [3.59]***	-5.296 [0.43]	-32.13 [2.78]***	-17.259 [1.32]
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet			22.088 [2.33]**	-3.634 [0.47]	11.432 [1.73]*	-11.09 [0.93]
Studenti per insegnante			0.369 [1.32]	1.031 [0.59]	0.364 [0.76]	0.999 [0.60]
Istruzione più elevata nella coppia genitori - media di scuola			9.735 [2.29]**	10.405 [1.54]	1.052 [0.26]	12.775 [2.00]*
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia – media di scuola			0.595 [0.60]	-0.858 [0.58]	1.627 [2.43]**	-2.1 [1.28]
Quanti libri a casa – media di scuola			0.264 [4.52]***	0.084 [0.95]	0.033 [0.68]	0.093 [0.91]
Relazione tra studenti ed insegnanti in classe (STUREL)			-6.236 [4.03]***	-0.633 [0.26]	-4.355 [3.46]***	0.038 [0.01]
Clima disciplinare in classe durante le ore di matematica (DISCLIM)			9.601 [5.46]***	9.622 [3.96]***	9.497 [5.90]***	10.335 [4.12]***
Percentuale di ripetenti			-58.882 [2.49]**	-189.867 [4.75]***	-65.428 [2.17]**	-178.067 [4.45]***
Numero osservazioni	10924	1462	10523	1421	10523	1421
R ²	0.19	0.14	0.35	0.36	0.45	0.38
Log verosimiglianza	-65074.02	-8615.53	-61455.37	-8155.85	-60599.63	-8135.56

Valore assoluto della statistica t in parentesi quadra - * significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1% - regressioni pesate con i pesi degli studenti – errori clusterizzati per provincia – Lo standard error totale è calcolato usando lo stimatore non distorto proposto in PISA 2003 Data Analysis Manual SPSS® Users (OECD, 2005). Tutte le statistiche sono calcolate sulla media di 85 statistiche. (Programma PISAREG.ADO sviluppato da Massimiliano Bratti – Università di Milano).

Tabella 6 – Determinanti delle competenze *problem solving* – Lombardia e Italia 2003

	1	2	3	4	5	6
	probsolv Italia (senza Lombardia)	probsolv Lombardia	probsolv Italia (senza Lombardia)	probsolv Lombardia	probsolv Italia (senza Lombardia) prov dummies	probsolv Lombardia prov dummies
donna	1.966 [0.45]	5.02 [0.45]	-4.267 [1.38]	-9.862 [1.73]	-2.969 [1.12]	-7.613 [1.35]
età (mesi)	12.953 [2.45]**	1.102 [0.14]	6.486 [1.38]	-9.628 [1.35]	7.426 [1.61]	-10.823 [1.62]
un solo genitore	-4.381 [1.23]	-2.554 [0.43]	-0.104 [0.03]	0.452 [0.08]	0.974 [0.26]	0.385 [0.07]
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia	0.785 [5.98]***	1.017 [3.84]***	0.234 [2.29]**	0.229 [1.09]	0.246 [2.43]**	0.231 [1.09]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola)	14.5 [4.99]***	13.207 [3.03]**	7.856 [3.53]***	3.253 [1.29]	3.696 [1.65]	3.281 [1.33]
Istruzione più elevata nella coppia genitori (anni di scuola al quadrato)	-0.606 [4.89]***	-0.577 [3.03]**	-0.399 [4.12]***	-0.21 [1.71]	-0.213 [2.16]**	-0.211 [1.72]
Disponibilità di risorse informatiche/internet a casa	12.96 [6.04]***	8.226 [2.05]*	11.127 [6.06]***	5.102 [1.64]	8.759 [5.43]***	5.256 [1.67]
Quanti libri a casa	0.048 [5.77]***	0.068 [4.39]***	0.019 [2.48]**	0.032 [2.55]**	0.021 [2.84]***	0.032 [2.55]**
Indice di ricchezza familiare (possesso di beni durevoli)	16.864 [6.79]***	8.974 [2.26]**	5.462 [2.68]***	-2.204 [0.55]	4.147 [1.96]*	-1.962 [0.51]
Strategia di studio: mandare a memoria (MEMOR)	-10.235 [5.14]***	-6.625 [1.97]*	-9.324 [5.11]***	-9.938 [3.77]***	-9.625 [5.45]***	-9.467 [3.74]***
Strategia di studio: rielaborare i contenuti (ELAB)	-0.66 [0.37]	13.973 [4.57]***	1.75 [0.99]	12.918 [5.22]***	4.274 [2.52]**	13.235 [5.21]***
Comportamento in classe: competitivo (COMPLRN)	-0.073 [0.04]	1.984 [0.50]	0.475 [0.24]	4.26 [1.39]	4.918 [2.67]***	3.97 [1.29]
Comportamento in classe: collaborativo (COOPLRN)	-6.52 [4.93]***	1.093 [0.44]	-5.765 [4.68]***	-2.305 [0.82]	-4.247 [3.73]***	-2.082 [0.73]
liceo classico			-19.439 [1.67]*	-1.131 [0.06]	8.856 [1.05]	-14.465 [0.70]
liceo scientifico			5.252 [0.55]	34.824 [2.03]*	30.089 [4.51]***	35.918 [2.32]**
istituto tecnico			23.941 [3.21]***	21.687 [1.89]*	9.421 [1.96]*	13.428 [1.40]
istituto professionale			-13.329 [1.24]	-26.552 [1.57]	-37.4 [4.13]***	-41.516 [2.61]**
scuola privata			-36.142 [3.14]***	-10.02 [0.61]	-33.328 [2.66]***	-19.251 [1.09]
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet			21.002 [2.56]**	-4.609 [0.49]	7.451 [1.49]	-13.476 [1.02]
Studenti per insegnante			0.178 [0.61]	0.438 [0.21]	0.269 [0.75]	0.437 [0.26]
Istruzione più elevata nella coppia genitori - media di scuola			8.586 [2.26]**	8.587 [1.21]	1.997 [0.57]	13.361 [2.01]*
Prestigio occupazionale più elevato nella coppia – media di scuola			0.851 [1.00]	0.371 [0.21]	1.468 [2.77]***	-1.572 [0.88]
Quanti libri a casa – media di scuola			0.205 [3.84]***	0.084 [0.76]	-0.006 [0.13]	0.098 [0.77]
Relazione tra studenti ed insegnanti in classe (STUREL)			-4.129 [2.62]**	5.366 [2.11]*	-2.527 [1.80]*	6.148 [2.44]**
Clima disciplinare in classe durante le ore di matematica (DISCLIM)			7.493 [5.07]***	0.942 [0.44]	7.613 [6.75]***	1.744 [0.88]
Percentuale di ripetenti			-67.803 [2.69]***	-158.309 [4.14]***	-69.949 [2.66]***	-163.199 [3.76]***
Numero osservazioni	10924	1462	10523	1421	10523	1421
R ²	0.19	0.15	0.36	0.4	0.46	0.42
Log verosimiglianza	-64360.69	-8555.56	-60668.13	-8078.84	-59775.86	-8053.55

Valore assoluto della statistica t in parentesi quadra - * significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1% - regressioni pesate con i pesi degli studenti - errori clusterizzati per provincia - Lo standard error totale è calcolato usando lo stimatore non distorto proposto in PISA 2003 Data Analysis Manual SPSS® Users (OECD, 2005). Tutte le statistiche sono calcolate sulla media di 85 statistiche. (Programma PISAREG.ADO sviluppato da Massimiliano Bratti - Università di Milano).

Istruzione e competenze, due aspetti del capitale umano

Se ci domandiamo quali effetti si possono produrre sul mercato del lavoro a seguito di un miglioramento delle competenze possedute dalla popolazione adulta, dobbiamo tenere conto di un insieme di interrelazioni, in quanto l'evidenza empirica ci segnala che la retribuzione degli individui è correlata sia con l'ammontare di istruzione formale acquisita (tipicamente misurata dagli anni di scuola frequentati e/o dal massimo titolo di studio conseguito) sia con il livello di competenze posseduto.¹¹

Un modello ideale vorrebbe prendere in considerazione la seguente struttura (vedi figura 3). Alcune caratteristiche che consideriamo esogene al problema (come l'ambiente familiare e quello sociale, oltre che alle caratteristiche innate degli individui) contribuiscono a determinare le scelte scolastiche degli individui, oltre che a formare il livello delle competenze da loro possedute. È evidente che istruzione formale e competenze sono tra di loro fortemente correlate, al punto da non potersi determinare una precisa direzione di causalità. Entrambe poi sono correlate con la capacità di guadagno dell'individuo, che dipende anche dalle caratteristiche individuali (quali età e genere), oltre che dal contesto di mercato del lavoro in cui si trova ad operare.¹² Si noti che qui la relazione è ristretta alle determinanti dei redditi da lavoro (e più in specifico ai redditi da lavoro dipendente, in quanto esistono problemi di barriere all'ingresso e di affidabilità dei dati per quanto riguarda il lavoro autonomo), ma plausibilmente uno schema analogo potrebbe essere utilizzato per analizzare le determinanti delle prospettive di carriera, del reddito complessivo (inclusivo quindi anche dei redditi non da lavoro), del grado di soddisfazione individuale, dello stato di salute, e così via. In quello che segue noi consideriamo esclusivamente i risultati monetari, e ignoriamo il complicato processo di codeterminazione di istruzione formale e competenze,¹³ focalizzandoci sull'impatto che istruzione formale (misurata dagli anni di scuola) e livello di competenze (misurato dai risultati dei test) hanno sul reddito da lavoro dipendente (freccie continue).

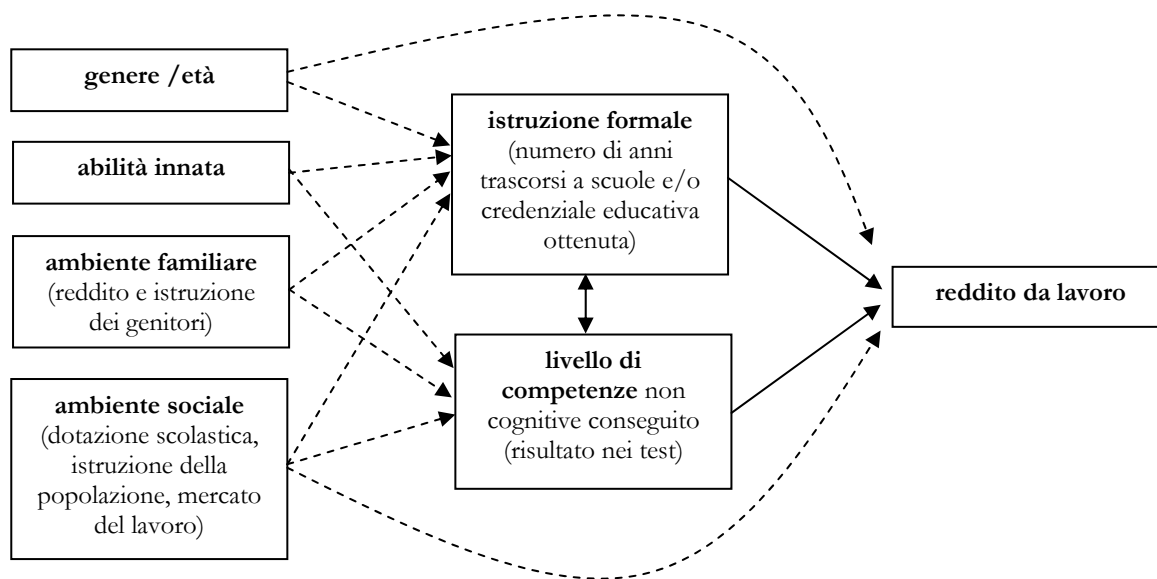


Figura 3 – Un modello di determinazione del reddito

¹¹ Utilizzando i dati dell'indagine IALS (condotta tra 1994 e 1998) Blau e Kahn 2005 mostrano che tali correlazioni possono contribuire a spiegare la maggior disuguaglianza nelle retribuzioni sperimentata dagli Stati Uniti rispetto ad altri paesi. Sullo stesso dataset, Green e Riddell 2003 mostrano che il contributo delle competenze è addizionale e non sostitutivo a quello dell'istruzione formale. Per un'analisi dei rendimenti dell'istruzione in Italia si veda Ciccone, Cingano e Cipollone 2006.

¹² Il modello può poi essere complicato a piacere introducendo per esempio una dipendenza diretta del reddito da lavoro dall'ambiente familiare (quando per esempio la ricerca dell'occupazione si appoggi alle reti familiari) o dall'abilità innata (come in tutte le teorie credenzialiste).

¹³ Sulla base di dati inglesi, Harmon e Walker 2000 decompongono la relazione tra istruzione formale e reddito in un effetto quantità ed in un effetto qualità (misurato da misure indirette quali la dimensione delle classi e la retribuzione degli insegnanti), dimostrando che il primo effetto domina di gran lunga il secondo.

Blau e Kahn (2005) lavorando sui dati IALS (raccolti per l'Italia nel 1996) forniscono le seguenti misure: un incremento di una standard deviation nel punteggio dei test (pari a circa 50 punti su una media per l'Italia pari a 251 per gli uomini e 259 per le donne) produce un incremento delle retribuzioni dipendenti del 5.3% per gli uomini e del 5.9% per le donne, controllando per età e anni di istruzione.

Abbiamo ripetuto un esercizio analogo sui dati dell'indagine ALL, un'indagine condotta nel 2003 su un campione rappresentativo della popolazione italiana tra 16 e 65 anni (Gallina 2006). Questo dataset contiene informazioni su istruzione formale (anni di scuola), stato occupazionale, retribuzione percepita e misura di competenze su quattro aree (prose literacy, document literacy, numeracy e problem solving).¹⁴ L'esplorazione dei dati mostra che le retribuzioni sono particolarmente correlate con le competenze matematiche, che quindi vengono prese come rappresentative dell'insieme delle competenze.¹⁵ Le statistiche descrittive di questa indagine, distinguendo tra Lombardia e resto dell'Italia, sono riportate in tabella 7.

Tabella 7 – Statistiche descrittive – Indagine ALL – Italia 2003

Variabile	Obs	Media	Std. Dev.	Min	Max
Italia (senza Lombardia)					
Retribuzione mensile (euro)	1773	1402.058	1133.177	1	14400
donna	5481	0.520525	0.499624	0	1
età (anni)	5481	40.96041	14.17007	16	65
anzianità lavorativa (anni)	3534	12.65313	11.93113	0	53.91
anni di istruzione	5481	10.7723	4.158577	1	26
competenze matematica	5481	234.4025	45.40709	97.20	371.91
istruzione padre (categorica)	5455	1.264528	0.605149	1	5
istruzione madre (categorica)	5475	1.198356	0.523573	1	5
presenza di figli	5481	0.381682	0.485843	0	1
numero di figli	5481	3.379493	1.254238	1	23
Lombardia					
Retribuzione mensile (euro)	267	1469.288	1093.449	320	10400
donna	847	0.553719	0.497399	0	1
età (anni)	847	42.21724	15.41238	16	65
anzianità lavorativa (anni)	507	11.81575	11.94798	0	48.91
anni di istruzione	847	11.16883	4.322526	3	26
competenze matematica	847	237.5179	42.12726	106.10	396.00
istruzione padre (categorica)	847	1.316411	0.627579	1	5
istruzione madre (categorica)	847	1.233766	0.507292	1	4
presenza di figli	847	0.325856	0.468970	0	1
numero di figli	847	3.199528	1.21227	1	9

Nota: sono stati esclusi individui senza reddito da lavoro dipendente riportato in forma di retribuzione mensile, come anche gli individui con una retribuzione lorda mensile superiore a 15000 euro

La stima delle determinanti delle retribuzioni (vedi tabella 3) conferma che sia gli anni di istruzione che le competenze matematiche hanno un impatto sui livelli retributivi: un anno di istruzione in più (controllando per età ed esperienza, sia lineare che al quadrato) è associato ad un rendimento del 3.8%

¹⁴ Citando direttamente da Gallina 2006: “**prose e document literacy**, competenza alfabetica funzionale relativa alla comprensione di testi in prosa e formati quali grafici e tabelle; capacità di utilizzare testi stampati e scritti necessari per interagire con efficacia nei contesti sociali di riferimento, raggiungere i propri obiettivi, migliorare le proprie conoscenze ed accrescere le proprie potenzialità; **numeracy**, competenza matematica funzionale; capacità di utilizzare in modo efficace strumenti matematici nei diversi contesti in cui se ne richiede l'applicazione (rappresentazioni dirette, simboli, formule, che modellizzano relazioni tra grandezze o variabili); **problem solving**, capacità di analisi e soluzione di problemi; il problem solving rileva l'attività ragionativa in azione, il pensiero orientato al raggiungimento di uno scopo in una situazione in cui non esiste una procedura di soluzione precostituita.

¹⁵ La strategia alternativa è quella di estrarre dalle quattro misure di competenza le componenti principali, prendendo il primo fattore. Questo fattore spiega l'89% della varianza complessiva (e quindi le quattro aree di competenza sono molto correlate tra loro), ma produce una variabile standardizzata (con media nulla e standard deviation unitaria) che rende meno intelligibile il controfattuale che presentiamo di seguito.

(colonna 1 di tabella 8 – lo stesso rendimento è pari a 3.1% nel caso della Lombardia – colonna 4 di tabella 8). Tuttavia tale rendimento si abbassa al 2.8% (colonna 2 di tabella 8 – lo stesso rendimento diventa 2.6% nel caso della Lombardia – colonna 5 di tabella 8) quando teniamo anche conto del livello delle competenze matematiche. Si noti che quando non dividiamo per sottocampioni l'Italia e studiamo le differenze tra Lombardia e resto dell'Italia grazie all'uso di interazioni (colonne da 7 a 10 di tabella 8) notiamo come il mercato del lavoro lombardo non differisca significativamente da quello nazionale in termini di rendimento delle diverse dimensioni del capitale umano: infatti le interazioni tra anni di istruzione e residenza in Lombardia, così come l'interazione tra competenze matematiche e residenza in Lombardia, sono entrambi statisticamente non significative. In questa indagine quindi i soggetti lombardi, pur risultando in media più istruiti e con un livello di competenze leggermente più elevato del resto del paese (vedi tabella 7), non fronteggerebbero mercati del lavoro sostanzialmente diversi, anche se caratterizzati da una diversa dinamica.¹⁶

Tabella 8 – Determinanti delle retribuzioni lorde mensili (logs) – OLS – ALL 2003

	Italia (senza Lombardia)			Lombardia			Italia			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
donna	-0.231 [8.81]***	-0.227 [8.86]***	-0.23 [9.14]***	-0.26 [4.15]***	-0.256 [4.14]***	-0.252 [3.96]***	-0.235 [9.61]***	-0.235 [9.60]***	-0.231 [9.66]***	-0.232 [9.74]***
età (anni)	0.04 [5.15]***	0.039 [4.97]***	0.04 [5.16]***	0.006 [0.36]	0.005 [0.28]	0.006 [0.34]	0.03 [4.17]***	0.03 [4.18]***	0.029 [3.99]***	0.03 [4.24]***
età (anni al quadrato)	0 [4.67]***	0 [4.37]***	0 [4.51]***	0 [0.43]	0 [0.37]	0 [0.43]	0 [3.78]***	0 [3.78]***	0 [3.50]***	0 [3.72]***
anzianità lavorativa	0.023 [6.08]***	0.021 [5.80]***	0.021 [5.81]***	0.015 [1.47]	0.015 [1.44]	0.015 [1.44]	0.022 [6.35]***	0.022 [6.34]***	0.021 [6.10]***	0.021 [6.12]***
anzianità lavorativa (quadrato)	0 [3.66]***	0 [3.50]***	0 [3.53]***	0 [0.47]	0 [0.48]	0 [0.48]	0 [3.71]***	0 [3.69]***	0 [3.55]***	0 [3.57]***
anni di istruzione	0.038 [8.72]***	0.028 [6.27]***	0.026 [6.02]***	0.033 [3.37]***	0.026 [2.50]**	0.025 [2.36]**	0.037 [9.38]***	0.038 [8.60]***	0.027 [6.11]***	0.025 [5.89]***
competenze matematiche ALL		0.002 [6.02]***	0.002 [5.94]***		0.001 [1.70]*	0.001 [1.50]			0.002 [6.03]***	0.002 [5.98]***
istruzione padre			0.044 [1.58]			0.017 [0.38]				0.037 [1.60]
istruzione madre			0.053 [1.65]*			-0.003 [0.04]				0.049 [1.71]*
Lombardia							0.116 [3.52]***	0.134 [1.12]	0.273 [1.54]	0.301 [1.70]*
Lombardia×anni di istruzione								-0.002 [0.16]	0.003 [0.32]	0.003 [0.28]
Lombardia×competenze matematiche ALL									-0.001 [1.09]	-0.001 [1.22]
Observations	1743	1743	1734	262	262	262	2005	2005	2005	1996
R ²	0.26	0.28	0.29	0.2	0.22	0.22	0.24	0.24	0.26	0.27
Log likelihood	-878.56	-854.17	-844.36	-133.8	-132.06	-131.98	-1022.85	-1022.82	-998.59	-989.55

Valore assoluto della statistica t in parentesi quadra - * significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1% regressioni pesate con i pesi degli studenti

Tuttavia la diversa dinamica potrebbe contribuire a spiegare perché non si riscontrino differenze significative tra le diverse aree territoriali. Supponiamo per esempio che individui con diverso grado di abilità entrino sequenzialmente nel mercato del lavoro, osservando le possibilità esistenti. In questo caso due aree territoriali, caratterizzate da diversi tassi di disoccupazione, sperimenteranno un livello medio di competenze differente.¹⁷ Al fine di esplorare il potenziale impatto sui rendimenti del diverso

¹⁶ Tuttavia, nei dati campionari il tasso di disoccupazione della popolazione attiva è pari a 7.7%, mentre per il resto del paese è pari a 13.36%.

¹⁷ Le stime puntuali non contraddicono questa storia, anche se le differenze non sono statisticamente significative: il livello di competenza matematica medio degli occupati lombardi è pari a 246.8, superiore a quello del resto del paese pari a 243.9; viceversa, il livello di competenza dei disoccupati lombardi è pari a 224.2, inferiore a quello dei disoccupati nazionali pari a 225.1.

grado di tensione nel mercato del lavoro, abbiamo ristimato il modello precedente correggendo per autoselezione nell'occupazione con la procedura di Heckman (vedi tabella 4). I risultati precedenti si rivelano robusti contro l'autoselezione nel mercato del lavoro, e apparentemente poco influenzate dal controllo sulla dotazione familiare degli individui. In colonna 1 e 2 di tabella 4 si riportano le determinanti della retribuzione e le caratteristiche del processo di autoselezione nell'occupazione, basate sul carico familiare (rispettivamente colonne 5 e 6 per il campione lombardo). Si noti come il divario retributivo di genere in Lombardia sia più elevato che nel resto del paese (-19.3% contro -15.7%), mentre il rendimento economico associato agli anni di istruzione sia molto simile. Si noti altresì che per il resto del paese, la maggior istruzione favorisce l'ingresso nel mercato del lavoro, come anche la presenza di figli, ma non la numerosità familiare. Nel caso lombardo questi fattori potrebbero aver esaurito la loro spinta propulsiva, ed il tasso di occupazione risulterebbe indipendente dal livello di istruzione della popolazione.

Nelle restanti colonne di tabella 9 (colonne 3 e 4 per l'Italia, colonne 7 e 8 per la Lombardia) ripetiamo lo stesso esercizio tenendo conto di misure qualitative del capitale umano (livello di competenze matematiche ed istruzione di entrambi i genitori). In questo caso notiamo che le competenze possedute sembrano rendere maggiormente nel resto dell'Italia, dove hanno un rendimento unitario doppio rispetto a quello lombardo, oltre che favorire la probabilità di impiego. È interessante notare come, nonostante si controlli per quantità e qualità del capitale umano posseduto, il livello retributivo nel resto del paese rimane correlato all'istruzione dei genitori, mentre tale effetto sia assente nel caso lombardo. Questo potrebbe indicare che il mercato del lavoro nazionale sia ancora condizionato da effetti di networking familiari (genitori più istruiti hanno accesso ad informazioni relative ai posti di lavoro migliori, oltre che guadagnare di più e poter quindi finanziare più a lungo i percorsi di ricerca dei propri figli), mentre per fortuna questi aspetti sono assenti nel caso regionale.

Tabella 9 – Determinanti delle retribuzioni lorde mensili (logs), correggendo per autoselezione nell'occupazione – Heckman - 2003

	Italia (senza Lombardia)				Lombardia			
	(log) retribuzione	probabilità impiego	(log) retribuzione	probabilità impiego	(log) retribuzione	probabilità impiego	(log) retribuzione	probabilità impiego
donna	-0.157 [5.69]***	-0.374 [8.44]***	-0.161 [6.08]***	-0.361 [8.00]***	-0.193 [3.89]***	-0.11 [1.09]	-0.177 [3.53]***	-0.108 [1.06]
età (anni)	0.038 [4.53]***	0.123 [10.74]***	0.04 [4.70]***	0.122 [10.51]***	-0.011 [0.72]	0.124 [4.85]***	-0.011 [0.67]	0.123 [4.83]***
età (anni al quadrato)	0 [3.89]***	-0.002 [11.15]***	0 [3.91]***	-0.002 [10.90]***	0 [0.79]	-0.002 [6.03]***	0 [0.69]	-0.002 [6.00]***
anzianità lavorativa	0.018 [4.87]***		0.016 [4.48]***		0.014 [1.66]*		0.014 [1.73]*	
anzianità lavorativa (quadrato)	0 [2.72]***		0 [2.52]**		0 [0.75]		0 [0.85]	
part-time	-0.403 [8.89]***		-0.397 [8.61]***		-0.422 [6.49]***		-0.447 [6.83]***	
anni di istruzione	0.034 [7.17]***	0.035 [5.66]***	0.022 [4.83]***	0.027 [3.75]***	0.032 [4.24]***	0.002 [0.15]	0.023 [2.78]***	-0.003 [0.18]
competenze matematiche ALL			0.002 [5.56]***	0.001 [2.21]**			0.001 [2.19]**	0.001 [0.72]
istruzione padre			0.047 [1.62]				0.014 [0.39]	
istruzione madre			0.049 [1.55]				0.008 [0.16]	
presenza di figli		0.201 [3.62]***		0.208 [3.65]***		0.26 [1.93]*		0.25 [1.88]*
numerosità famiglia		-0.081 [3.86]***		-0.076 [3.54]***		-0.053 [1.17]		-0.051 [1.12]
Observations	5490	5490	5481	5481	847	847	847	847
Log likelihood		-3918.6		-3870.4		-643.15		-639.05

Valore assoluto della statistica t in parentesi quadra - * significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1%

regressioni pesate con i pesi degli studenti - selezione basata su numerosità famiglia e presenza di figli.

Se prendiamo ora in considerazione l'entità degli effetti, possiamo dire che l'effetto delle competenze è relativamente più forte di quello degli anni di istruzione, ovverosia l'effetto qualità è maggiore di quello di quantità. Considerando il modello stimato nelle colonne 3 e 6 di tabella 8, ed esprimendo gli effetti in termini di coefficienti Beta (ovvero l'impatto che una variazione pari ad una standard deviation della variabile indipendente produce sulla variabile indipendente), notiamo che l'effetto "quantità" domina sull'effetto "qualità, comunque lo si voglia declinare. Se da un lato nel caso lombardo l'assenza di relazione con l'ambiente familiare di provenienza può essere letto come segnale di maggior dinamicità del mercato del lavoro, l'assenza di impatto (statisticamente significativo) della misura delle competenze sui livelli retributivi può destare preoccupazione. Poiché abbiamo già fatto notare che essa non influenza neppure la probabilità d'impiego, si ha quasi l'impressione che un mercato del lavoro vicino alla piena occupazione assorba in modo indifferenziato lavoratori caratterizzati da diversi livelli di competenza, al costo di un appiattimento retributivo che non valorizza le competenze individuali.

Tabella 10 - Effetti complessivi del capitale umano sulla retribuzione individuale

	Italia (senza Lombardia)	Lombardia
effetto QUANTITÀ CAPITALE UMANO (anni di istruzione)	0.208***	0.202**
effetto QUALITÀ CAPITALE UMANO (competenze matematiche ALL)	0.162***	0.111
effetto QUALITÀ CAPITALE UMANO (istruzione padre)	0.049	0.023
effetto QUALITÀ CAPITALE UMANO (istruzione madre)	0.051*	-0.002

* significativo a 10%; ** significativo a 5%; *** significativo a 1%

Considerando queste stime come una prima approssimazione dei processi reali, potremmo dire che un incremento nel livello di competenze matematiche nell'ordine di una deviazione standard (pari a 44 punti) produce un incremento della retribuzione sull'individuo nazionale medio pari al 17%, mentre esso avrebbe un impatto dimezzato (o addirittura nullo se teniamo conto della non significatività statistica) sulle retribuzioni del lavoratore lombardo. Si osservi inoltre che in un esercizio di questo tipo si considera una sottostima dell'intero impatto, in quanto stiamo ipotizzando di variare il livello di competenza individuale senza modificare il livello formale di istruzione conseguito. È invece plausibile immaginare che se migliora il livello di competenza posseduto dagli studenti, questo possa facilitare la loro permanenza a scuola, permettendo quindi di migliorare i tassi di conseguimento scolastico, e di conseguenza innalzando le retribuzioni individuali anche per quel canale.

Come migliorare la capacità reddituale dei lavoratori

Nei paragrafi precedenti abbiamo studiato il formarsi delle competenze negli studenti quindicenni, e l'impatto che misure analoghe di competenza esercitano sulla capacità reddituale dei lavoratori adulti. La questione rilevante diventa allora quella di mettere in relazione questi due aspetti, interrogandosi in una prospettiva intertemporale sull'entità dei benefici futuri di cui godranno le generazioni correnti, qualora si possa conseguire un miglioramento delle loro competenze correnti.

Trattandosi di controfattuali (cosa accadrà domani ai redditi individuali se oggi noi facessimo....), questa analisi può essere condotta in diversi modi, a seconda delle ipotesi che vengono fatte valere in ciascuna simulazione. Se per esempio assumessimo che le competenze una volta acquisite non cambiano nell'arco della vita, potremmo con sufficiente sicurezza affermare che le competenze misurate nell'indagine ALL sono del tutto equivalenti a quelle rilevate dall'indagine PISA, per cui potremmo applicare il modello stimato in tabella 9 per calcolare un reddito virtuale futuro per gli studenti analizzati dall'indagine PISA. Alternativamente, potremmo domandarci da dove vengano le competenze rilevate nei soggetti dell'indagine ALL, e ricostruirne virtualmente la formazione facendo uso del modello stimato in tabella 3. Entrambi gli approcci si fondano su ipotesi eroiche: Il primo approccio suppone che la generazione del reddito non muterà nei prossimi decenni (ovvero assume invarianza in avanti del mercato del lavoro), mentre il secondo approccio assume che la formazione delle competenze segua lo stesso pattern da decenni (ovvero assume invarianza all'indietro della formazione delle competenze, ed in particolare della scuola).

Noi abbiamo seguito una linea intermedia, che applica un approccio non parametrico basato sul matching di individui simili. Poiché esistono una serie di informazioni comuni ai due dataset (oltre a genere, nascita all'estero, istruzione di padre e madre, numero di libri in casa, essersi iscritto almeno per due anni alla scuola secondaria (e quindi avere almeno 10 anni di frequenza scolastica), frequentare una scuola secondaria di 3 o 5 anni, piacere nello studio della matematica, e ovviamente posizione nella distribuzione delle competenze – vedi tabella 11), possiamo associare agli studenti dell'indagine PISA dei corrispondenti individui dell'indagine ALL, caratterizzati dal possedere analoghe caratteristiche osservabili. In questo modo possiamo stimare quello che è l'impatto in termini di retribuzioni (e quindi di PIL regionale) di un miglioramento delle competenze che si possa ottenere quando si riescano a migliorare le competenze cognitive degli studenti quindicenni.

Il metodo di matching considerato lavora stratificando lo spazio delle osservazioni in celle contigue. Tutte le osservazioni che si trovano all'interno della stessa cella costituiscono un gruppo a sé stante di individui. Queste celle sono create a partire dalla distribuzione multidimensionale dei dati su tutte le variabili considerate congiuntamente.

Gli individui che si trovano in celle attigue ma differenti, sono considerati dissimili.

Il numero di celle considerate nella stratificazione è pari a $k_1 \times k_2 \times \dots \times k_m$, dove $k_i, i=1, \dots, m$ sono i valori distinti delle variabili X_1, X_2, \dots, X_k considerate nella procedura di match. Se una di queste variabili, diciamo X_i , è quantitativa (o numerica) questa viene preliminarmente discretizzata in un numero k_i prefissato di intervalli ($k_i=6$ nel nostro caso) e i valori della variabile X_i sostituiti dal numero progressivo dell'intervallo.

Il numero di celle che vengono a crearsi è potenzialmente enorme, ma l'algoritmo di fatto esplora solo le celle in cui è presente almeno una osservazione.

Abbiamo effettuato tre diversi esercizi di matching, abbinando i due dataset PISA e ALL in base a tre diversi gruppi di variabili. I risultati degli esercizi sono riportati e commentati in Appendice.

Tabella 11 - Comparazione dati PISA 2003 (quindicenni) e ALL 2003 (15-65 anni) per matching

variabile	PISA 2003 (statistiche sulla Lombardia)	ALL 2003 (statistiche sulla Lombardia)
istruzione		variabile a3 years of schooling Freq. Percent Cum. ----- 2 1 0.12 0.12 3 3 0.35 0.47 4 1 0.12 0.58 5 123 14.30 14.88 6 17 1.98 16.86 7 11 1.28 18.14 8 176 20.47 38.60 9 11 1.28 39.88 10 47 5.47 45.35 ----- 11 41 4.77 50.12 12 34 3.95 54.07 13 183 21.28 75.35 14 33 3.84 79.19 15 27 3.14 82.33 16 37 4.30 86.63 17 46 5.35 91.98 18 29 3.37 95.35 19 15 1.74 97.09 20 15 1.74 98.84 21 1 0.12 98.95 22 6 0.70 99.65 23 2 0.23 99.88 26 1 0.12 100.00 ----- Total 860 100.00
genere	variabile st03q01 Sex Q3 Freq. Percent Cum. ----- female 799 51.72 51.72 male 746 48.28 100.00 ----- Total 1,545 100.00	variabile gendaa2 gender of respondent Freq. Percent Cum. ----- male 386 44.73 44.73 female 477 55.27 100.00 ----- Total 863 100.00
Nato in italia	variabile st15q01 Country of birth Self Q15a_a Freq. Percent Cum. ----- <Test Country> 1,472 96.15 96.15 <Other Country> 59 3.85 100.00 ----- Total 1,531 100.00	variabile a1 were you born in (country of interview)? Freq. Percent Cum. ----- yes 846 98.26 98.26 no 15 1.74 100.00 ----- Total 861 100.00
istruzione del padre	variabile fised Educational level of father (ISCED) Freq. Percent Cum. ----- None 6 0.40 0.40 ISCED 1 80 5.31 5.70 ISCED 2 424 28.12 33.82 ISCED 3B, C 67 4.44 38.26 ISCED 3A, ISCED 4 508 33.69 71.95 ISCED 5B 167 11.07 83.02 ISCED 5A, 6 256 16.98 100.00 ----- Total 1,508 100.00	variabile c6 highest level of schooling completed by Freq. Percent Cum. ----- levels 1 and 2 654 76.67 76.67 levels 3 and 4 151 17.70 94.37 levels 5a, 5b, 6 48 5.63 100.00 ----- Total 853 100.00
istruzione della madre	variabile misced Educational level of mother (ISCED) Freq. Percent Cum. ----- None 8 0.53 0.53 ISCED 1 66 4.34 4.86 ISCED 2 426 27.99 32.85 ISCED 3B, C 134 8.80 41.66 ISCED 3A, ISCED 4 471 30.95 72.60 ISCED 5B 198 13.01 85.61 ISCED 5A, 6 219 14.39 100.00 ----- Total 1,522 100.00	variabile c2 mother's highest completed level of schooling Freq. Percent Cum. ----- levels 1 and 2 689 80.40 80.40 levels 3 and 4 147 17.15 97.55 levels 5a, 5b, 6 21 2.45 100.00 ----- Total 857 100.00
Libri in casa	variabile st19q01 How many books at home Q19 Freq. Percent Cum. ----- 0-10 books 76 4.97 4.97 11-25 books 204 13.33 18.30 26-100 books 473 30.92 49.22 101-200 books 346 22.61 71.83 201-500 books 287 18.76 90.59 More than 500 books 144 9.41 100.00 ----- Total 1,530 100.00	variabile g6 number of books in household? Freq. Percent Cum. ----- less than 25 188 23.21 23.21 25 to 100 297 36.67 59.88 over 100 325 40.12 100.00 ----- Total 810 100.00

piacere nella matematica	variabile st30q04 ("I do mathematics because I enjoy it")	variabile a9a ("I enjoyed mathematics in school")
	Attitude enjoy Maths Q30d Freq. Percent Cum. ----- strongly agree 116 7.57 7.57 agree 520 33.92 41.49 disagree 578 37.70 79.19 strongly disagree 319 20.81 100.00 ----- Total 1,533 100.00	i enjoyed math in school. Freq. Percent Cum. ----- strongly agree 179 25.50 25.50 agree 301 42.88 68.38 disagree 178 25.36 93.73 strongly disagree 43 6.13 99.86 no opinion 1 0.14 100.00 ----- Total 702 100.00
secondaria di 3 o 5 anni	variabile progn	variabili a4
	Unique national programme code Freq. % Cum. ----- ITA: Technical Institute 586 38.13 38.13 ITA: Professional or Art Institute, Art 377 24.53 62.65 ITA: Scientif., Classical or linguistic 574 37.35 100.00 ----- Total 1,537 100.00	highest completed level of schooling Freq. ----- level 0 & 1 pre-primary or primary 159 level 2 lower secondary 286 level 3 upper secondary 242 level 4 post-secondary, non-tertiary 50 level 5b tertiary 5 intermediate 35 first degree - medium - 3-5 years 81 first degree - long - 5+ years 2 second or higher degree 3 ----- Total 863
competenze matematiche, letterarie, problem solv.	variabile math, read, prob	variabili mnum-mprose-mdoc-mprob
	Variabile Media Std. Dev. Min Max math 521.2612 88.39062 202.477 771.1793 read 517.4226 83.37476 138.1613 775.7673 prob 520.8634 88.62305 94.18774 762.216	Variabile Media Std. Dev. Min Max mnum 237.3127 41.93727 106.1031 396.0081 mprose 230.1001 51.19911 71.8479 389.6427 mdoc 229.6624 53.57222 54.1295 396.0483 mprob 224.5862 51.80056 74.9504 368.0199

Per accoppiare i dati delle due indagini utilizziamo il matching che include *gender, italian, father, mother, books, mlike, tech, rmath* (vedi appendice). Nei dati PISA 2003 questo fa sì che si accoppino il 66.8 dei casi, pari a 7202 studenti), mentre nei dati ALL 2003 quasi tutti gli individui con scolarità conseguita superiore a 8 anni vengono accoppiati (vedi tabella 12). Questo ovviamente non esclude che si abbiano casi di individui con reddito positivo che non vengono accoppiati in quanto non hanno conseguito almeno 10 anni di scuola, che è il livello a cui li osserviamo nei dati PISA. Gli altri casi non accoppiabili sono dovuti alla presenza di informazioni assenti sulle variabili su cui avviene il match.

Tabella 12 – Distribuzione tra accoppiati e non – PISA e ALL 2003

	PISA 2003	ALL 2003
non accoppiati	5119 (47.49)	234 (7.25)
accoppiati	5660 (52.51)	2994 (92.75)
Totale	10779 (100.00)	3228 (100.00)
non accoppiabili	786	3625

Nel caso dei dati PISA gli accoppiati sono caratterizzati da maggiori livelli di competenza e da un ambiente familiare culturalmente più povero. Questo trova riscontro nel tipo di secondaria frequentata, che è data da licei o istituti tecnici quinquennali per i casi accoppiati, mentre prevalgono gli istituti professionali nei casi non accoppiati (vedi tabelle 13-14-15).

Tabella 13 – Confronto tra accoppiati e non – livelli medi di competenza - PISA 2003

	competenze matematiche (media)	competenze matematiche (sd.deviation)	competenze linguistiche (media)	competenze linguistiche (sd.deviation)	numero di casi
non accoppiati	458.1022	83.02197	474.4572	90.23897	5119
accoppiati	537.4168	73.29256	532.2923	75.7077	5660
non accoppiabili	457.1232	99.57521	461.7901	108.6757	786
Totale	496.8529	89.04912	501.9012	90.0299	11565

Tabella 14 – Confronto tra accoppiati e non – istruzione più elevata tra i genitori - PISA 2003

	Nessun titolo	elementare	media inferiore	media sup. 3 anni	media sup. 5 anni	terziario non universitario	laurea e postlaurea	Totale
non accoppiati	0.12	1.21	13.36	5.78	34.28	21.59	23.66	5119
accoppiati	0.18	3.00	30.00	5.09	37.39	6.52	17.83	5660
non accoppiabili	1.27	5.77	30.10	7.03	29.82	10.41	15.61	786
Totale	0.22	2.38	22.59	5.52	35.54	13.47	20.29	11565

Tabella 15 – Confronto tra accoppiati e non – scuola secondaria frequentata – PISA 2003

	istituti professionali, scuole d'arte	istituti tecnici	licei
non accoppiati	29.46	33.07	35.67
accoppiati	17.54	38.67	42.86
non accoppiabili	38.30	31.68	28.63
Totale	24.23	35.72	38.71

Nei dati ALL 2003 accoppiati e non accoppiati sono molto simili tra loro (in quanto viene accoppiato il 95% dei casi), ma sono significativamente dissimili dai casi che non entrano nella procedura di matching, in quanto non aventi conseguito un livello di scolarità ulteriore dopo l'obbligo. Si nota infatti che gli individui esclusi dal matching sono più vecchi (di circa 8.5 anni), sono meno presenti sul mercato del lavoro e hanno redditi da lavoro più bassi (vedi tabella 16). In termini di competenze, i casi accoppiati hanno livelli di competenze leggermente più bassi dei non accoppiati, ma congiuntamente superiori ai casi non accoppiabili (non sorprendentemente, visto che si tratta di individui con minor scolarità – vedi tabella 17). In termini di scolarità dei genitori i due campioni non presentano distribuzioni originali omogenee (vedi tabella 18).

Tabella 16 – Confronto tra accoppiati e non – età e reddito da lavoro – ALL 2003

	età in anni (media)	reddito da lavoro mensile (euro)	occupato (%)	numero dei casi
non accoppiati	35.90	1630.26	68.80	234
accoppiati	36.76	1493.39	70.37	2994
non accoppiabili	44.98	1160.57	56.11	3625
Totale	41.08	1356.26	62.77	6853

Tabella 17 – Confronto tra accoppiati e non – livelli medi di competenza – ALL 2003

	anni di istruzione (media)	competenze matematiche (media)	competenze linguistiche (PROSE – media)	competenze letterarie (DOC – media)
non accoppiati	14.05556	297.015	286.6469	286.0883
accoppiati	14.16834	252.2357	249.1312	245.662
non accoppiabili	7.854248	216.3752	210.3107	207.0751
Totale	10.83455	234.7957	229.8775	226.6312

Tabella 18 – Confronto tra accoppiati e non – istruzione più elevata tra i genitori - ALL 2003

	elementare o media inferiore	diploma scuola secondaria	laurea e postlaurea	Totale
non accoppiati	47.86	35.04	17.09	234
accoppiati	64.56	27.29	8.15	2994
non accoppiabili	88.88	9.15	1.97	3625
Total	76.75	18.04	5.21	6853

Prima di procedere all'analisi dei risultati ottenibili da un campione di matchati, urge richiamare un limite di questa procedura. Poiché il matching avviene per un gruppo di variabili categoriche, esistono in entrambi i campioni gruppi di individui con caratteristiche simili, che vengono accoppiati ad altri gruppi di individui con le stesse caratteristiche (caso “da molti a molti”). Non si tratta quindi di un matching individuale, ma per gruppi, e quindi soggetto all'arbitrarietà della procedura di accoppiamento. Noi abbiamo seguito una procedura di campionamento casuale da ciascun gruppo per poter procedere ad un matching individualizzato. Nelle tabelle seguenti riportiamo l'analisi di uno dei dieci tra gli

accoppiamenti realizzati, che tuttavia non divergono significativamente tra loro.¹⁸ Poiché gli individui del campione PISA sono più numerosi di quelli del campione ALL, in generale abbiamo proceduto accoppiando a ciascun ragazzo dell'indagine PISA un suo corrispondente adulto estratto dall'indagine ALL. Le informazioni di base che caratterizzano l'individuo sono quindi quelle dell'indagine PISA (in particolare per quanto riguarda il livello delle competenze matematiche), cui associamo una condizione occupazionale, una anzianità lavorativa ed un reddito da lavoro. In tabella 19 analizziamo le variabili che possono influenzare il reddito futuro che guadagneranno i giovani dell'indagine PISA. Data l'ipotesi implicita di invarianza del mercato del lavoro, troviamo riscontro di quanto già sottolineato in riferimento all'analisi dei dati ALL: maggior penalizzazione retributiva delle donne, profilo a gobba delle retribuzioni nell'arco della vita (con un picco compreso tra i 19 e i 23 anni).

È interessante notare che anche in questo caso l'impatto dell'ambiente familiare è molto più forte in Italia che in Lombardia, dove riscontriamo un'unica penalizzazione associata al basso titolo di studio del padre, mentre nel resto del paese è la scolarità della madre che presenta l'effetto più forte.

Il rendimento dell'istruzione si abbassa significativamente rispetto a quanto misurato in tabella 8, perché ora gli anni di istruzione sono misurati con errore. Tuttavia, questo può essere parzialmente corretto ricorrendo alla stima con variabili strumentali (utilizzando l'istruzione dei genitori come strumento – vedi colonne 3 e 6 di tabella 19), producendo un significativo innalzamento della stima puntuale (pari al 21% nel caso dell'Italia e al 19% nel caso della Lombardia).

Anche in questa analisi le competenze matematiche sembrano rilevare nel caso nazionale ma non in quello regionale. Ad ulteriore conferma di questa impressione, nelle colonne 2 e 5 di tabella 19 introduciamo le caratteristiche scolastiche che, alla luce dei risultati ottenuti in tabella 3, potrebbero avere correlazioni significative con la formazione delle competenze. Mentre nel caso italiano si riscontra qualche effetto associato al tipo di scuola frequentata (con effetti positivi associati all'aver frequentato un istituto tecnico o professionale¹⁹), nessun effetto equivalente si riscontra nel caso lombardo, dove emerge un unico effetto positivo associato all'aver frequentato una scuola secondaria privata.

Si conferma quindi l'idea che in Lombardia il capitale umano importi lungo la dimensione quantitativa (quanti anni trascorsi a scuola) piuttosto che lungo quella qualitativa (livello di competenze raggiunto, tipo di scuola frequentata). Questa conclusione indurrebbe a ritenere che, dato comunque l'elevato livello di competenze medie posseduto dagli studenti lombardi, ci sia relativamente poco per migliorare il loro livello (coerentemente con quanto già riscontrato in tabella 3), ed in prospettiva che poco possa essere attuato per migliorare le loro prospettive di reddito. Tuttavia questo controfattuale è costruito a parità di scolarità conseguita, mentre abbiamo già fatto presente che un aumento delle competenze induce gli individui a restare più a lungo a scuola, migliorando per quel canale il loro reddito futuro.

In tabella 20 analizziamo le determinanti della probabilità di occupazione. Anche in questo caso riscontriamo differenze significative tra il campione nazionale e quello regionale: mentre in Italia maggior capitale umano (sia in termini quantitativi, gli anni di istruzione, che qualitativi, il livello delle competenze) accrescono l'occupabilità futura dei quindicenni, lo stesso non si riscontra nel caso lombardo, dove vi è un effetto positivo parziale legato alle competenze.

Infine in tabella 21 integriamo queste due analisi studiando le determinanti del reddito da lavoro, correggendo per l'autoselezione nell'occupazione con la procedura di Heckman. Mentre il modello risulta coerente con le aspettative teoriche nel caso nazionale, la stima sul campione lombardo è molto

¹⁸ Le altre nove tabelle sono a disposizione su richiesta.

¹⁹ Potrebbe stupire l'assenza di premi positivi associati alla frequenza di un liceo, che dovrebbe essere maggiormente associato all'iscrizione universitaria. Tuttavia il match associa i ragazzi quindicenni dell'indagine PISA ad individui dell'indagine ALL relativamente giovani (36 anni in media – vedi tabella 16) che conseguiranno poca istruzione post-secondaria (14 anni in media, uno più del diploma di maturità – vedi tabella 17) e che quindi entreranno prima nel mercato del lavoro, accumulando un vantaggio in termini di esperienza rispetto ai laureati.

imprecisa, e non registra correlazioni positive né con gli anni di scolarità né con il livello di competenze. La stessa equazione di autoselezione nell'occupazione segnala la difficoltà ad individuare variabili che siano in grado di discriminare statisticamente tra occupati e disoccupati.

Tabella 19 – Determinanti delle retribuzioni lorde mensili (logs) – OLS E IV – campione dei matchati PISA-ALL 2003 (match basato su *gender, italian, father, mother, books, mlake, tech, rmath*)

	Italia (senza Lombardia)			Lombardia		
	1 ols	2 ols	3 iv	4 ols	5 ols	6 iv
donna	-0.149 [5.26]***	-0.122 [3.75]***	-0.152 [3.75]***	-0.262 [3.43]***	-0.232 [2.92]***	-0.202 [1.93]*
anzianità lavorativa	0.037 [10.83]***	0.037 [10.43]***	0.038 [7.42]***	0.049 [5.90]***	0.046 [5.13]***	0.044 [3.68]***
anzianità lavorativa (quadrato)	-0.001 [7.68]***	-0.001 [7.28]***	-0.001 [5.80]***	-0.001 [5.84]***	-0.001 [5.19]***	-0.001 [3.94]***
anni di istruzione	0.016 [2.55]**	0.013 [1.91]*	0.216 [5.39]***	0.023 [1.68]*	0.02 [1.20]	0.19 [2.39]**
competenze matematiche PISA	0.001 [6.78]***	0.001 [5.91]***	0.001 [2.94]***	0.001 [1.76]*	0 [0.78]	0 [0.08]
part-time	-0.286 [4.52]***	-0.275 [4.27]***	-0.19 [2.52]**	-0.325 [2.41]**	-0.398 [3.17]***	-0.48 [3.08]***
Padre (licenza elementare o media)	-0.217 [6.32]***	-0.217 [6.20]***		-0.391 [4.01]***	-0.352 [3.51]***	
Padre (laurea o postlaurea)	-0.115 [1.57]	-0.123 [1.58]		-0.251 [1.46]	-0.202 [1.21]	
Madre (licenza elementare o media)	0.07 [2.13]**	0.063 [1.84]*		0.06 [0.70]	0.055 [0.63]	
Madre (laurea o postlaurea)	0.437 [5.54]***	0.453 [5.58]***		0.304 [1.68]*	0.279 [1.55]	
Numero dei libri in casa (PISA)	0 [0.62]	0 [0.43]	0 [2.55]**	0 [0.23]	0 [0.15]	0 [0.37]
Nato da genitori italiani	-0.362 [6.73]***	-0.331 [5.65]***	1.148 [3.98]***			
Secondaria: liceo classico		0.1 [1.52]	0.082 [0.87]		0.032 [0.22]	0.028 [0.14]
Secondaria: liceo scientifico		0.088 [1.65]*	0.083 [1.08]		0.037 [0.28]	0.017 [0.09]
Secondaria: istituto tecnico		0.12 [2.93]***	0.033 [0.55]		0.025 [0.22]	-0.153 [0.91]
Secondaria: istituto professionale		0.057 [1.12]	0.367 [3.94]***		-0.071 [0.56]	0.238 [1.08]
Scuola secondaria privata		-0.024 [0.39]	-0.153 [1.52]		0.407 [1.54]	0.647 [1.93]*
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet		0.038 [0.87]	-0.003 [0.06]		-0.142 [1.17]	-0.009 [0.05]
Studenti per insegnante		-0.003 [1.11]	-0.006 [1.30]		0.003 [0.19]	-0.033 [1.17]
Percentuale di ripetenti		0.07 [0.50]	0.494 [2.44]**		0.294 [0.57]	1.176 [1.40]
Observations	1427	1365	1365	225	209	209
R ²	0.27	0.27		0.39	0.43	0.02
Log likelihood	-1018.68	-980.85		-153.57	-135.75	

Robust t statistics in brackets - * significant at 10%; ** significant at 5%; *** significant at 1%

Gli anni di istruzione sono strumenati sull'istruzione dei genitori

Tabella 20 – Determinanti della probabilità di occupazione – PROBIT (effetti marginali) – campione dei matchati PISA-ALL 2003 (match basato su *gender, italian, father, mother, books, mlike,tech,rmath*)

	1	2	3	4
	Italia (senza Lombardia)		Lombardia	
donna	0.008 [3.15]***	0.006 [2.43]**	0.021 [3.12]***	0.016 [2.77]***
anzianità lavorativa	0 [0.49]	0 [0.48]	-0.001 [1.13]	0 [1.39]
anzianità lavorativa (quadrato)	0 [1.14]	0 [1.17]	0 [0.99]	0 [0.92]
anni di istruzione	-0.002 [5.40]***	-0.002 [5.17]***	0.001 [0.89]	0.001 [1.08]
competenze matematiche PISA	0 [3.43]***	0 [3.77]***	0 [0.95]	0 [1.96]**
part-time	-0.002 [0.54]	-0.003 [0.81]	-0.025 [1.71]*	-0.036 [2.22]**
Padre (licenza elementare o media)	-0.011 [2.68]***	-0.009 [2.49]**	0.011 [1.56]	0.007 [1.69]*
Padre (laurea o postlaurea)	-0.005 [1.31]	-0.005 [1.52]	-0.004 [0.55]	-0.003 [0.97]
Madre (licenza elementare o media)	0.009 [2.31]**	0.008 [2.49]**	-0.002 [0.24]	-0.001 [0.40]
Madre (laurea o postlaurea)	-0.001 [0.24]	-0.002 [0.74]	-0.017 [1.78]*	-0.022 [2.15]**
Numero dei libri in casa (PISA)	0 [0.84]	0 [0.66]	0 [1.06]	0 [1.20]
Secondaria: liceo classico		-0.002 [0.49]		
Secondaria: liceo scientifico		0.002 [0.49]		0.003 [0.58]
Secondaria: istituto tecnico		-0.005 [1.38]		0.004 [0.93]
Secondaria: istituto professionale		-0.009 [1.63]		
Scuola secondaria privata		-0.001 [0.36]		0.004 [1.26]
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet		0 [0.99]		0 [0.72]
Studenti per insegnante		-0.003 [0.31]		-0.047 [1.73]*
Observations	2949	2821	501	501
Pseudo R ²	0.16	0.19	0.2	0.29
Log likelihood	-194.56	-186.58	-39.29	-33.29

Robust t statistics in brackets - * significant at 10%; ** significant at 5%; *** significant at 1%

Tabella 21 – Determinanti delle retribuzioni lorde mensili (logs) correggendo per autoselezione nell'occupazione – Heckman procedure – campione dei matchati PISA-ALL 2003 (match basato su *gender, italian, father, mother, books, mlke, tech, rmath*)

	1		2		3		4	
	Italia (senza Lombardia)		Lombardia		Italia (senza Lombardia)		Lombardia	
	(log) retribuzione	probabilità impiego	(log) retribuzione	probabilità impiego	(log) retribuzione	probabilità impiego	(log) retribuzione	probabilità impiego
donna	-0.123 [3.83]***	0.038 [0.98]	-0.269 [3.48]***	0.276 [2.90]***				
età (ALL)		0.187 [17.50]***		0.133 [5.64]***				
età (ALL) al quadrato		-0.002 [15.35]***		-0.001 [4.47]***				
presenza di figli		-0.149 [2.74]***		-0.007 [0.06]				
numerosità famiglia		-0.019 [1.30]						
anni di istruzione	0.016 [2.33]**	-0.068 [8.21]***	0.018 [1.10]	-0.007 [0.40]				
competenze matematiche PISA	0.001 [6.07]***	0 [0.82]	0 [0.64]	0.001 [1.17]				
anzianità lavorativa	0.034 [7.57]***		0.037 [3.75]***					
anzianità lavorativa (quadrato)	-0.001 [5.37]***		-0.001 [4.10]***					
part-time	-0.283 [4.40]***		-0.419 [3.55]***					
Padre (licenza elementare o media)	-0.219 [6.17]***		-0.36 [3.78]***					
Padre (laurea o postlaurea)	-0.111 [1.45]		-0.217 [1.37]					
Madre (licenza elementare o media)	0.059 [1.77]*		0.049 [0.60]					
Madre (laurea o postlaurea)	0.439 [5.49]***		0.279 [1.62]					
Numero dei libri in casa (PISA)	0 [0.51]		0 [0.11]					
Nato da genitori italiani	-0.309 [5.21]***							
Secondaria: liceo classico	0.1 [1.52]		0.067 [0.47]					
Secondaria: liceo scientifico	0.09 [1.70]*		0.068 [0.53]					
Secondaria: istituto tecnico	0.121 [2.97]***		0.039 [0.36]					
Secondaria: istituto professionale	0.059 [1.16]		-0.087 [0.73]					
Scuola secondaria privata	-0.025 [0.41]		0.417 [1.67]*					
Percentuale di computer della scuola con accesso ad internet	0.037 [0.84]		-0.138 [1.19]					
Studenti per insegnante	-0.003 [1.13]		0.002 [0.13]					
Percentuale di ripetenti	0.073 [0.53]		0.341 [0.72]					
Observations	4685	4685	845	845				
Log likelihood		-3536.19		-563.56				

Robust z statistics in brackets - * significant at 10%; ** significant at 5%; *** significant at 1%

Selezione basata su numerosità famiglia e presenza di figli.

Capacità reddituale degli studenti PISA

Allo scopo di verificare gli effetti di eventuali policies che modifichino lo status degli studenti PISA, in particolare dal punto di vista delle competenze possedute, abbiamo simulato la distribuzione dei redditi degli studenti intervistati nell'indagine PISA e abbinati a soggetti provenienti dall'indagine ALL con caratteristiche simili. Il match considerato è il medesimo utilizzato nella sezione precedente, ovvero quello che include *gender, italian, father, mother, books, mlike, tech, rmath*.

Nella Figura 4 sono riportati i redditi lordi mensili assegnati dalla procedura di matching agli studenti PISA del campione nazionale e lombardo. Va evidenziato che il criterio di rilevazione dei redditi utilizzato nell'archivio ALL ci impone di considerare attendibile solo un sottoinsieme piuttosto ristretto di dichiarazioni, riducendo in tal modo (specie nell'analisi del caso regionale) il numero delle osservazioni.

Come già illustrato, è stata nostra preoccupazione conservare il maggior numero possibile delle osservazioni di PISA nel processo di matching e stima dei redditi degli studenti. Per questo, quando un numero di individui PISA viene abbinato ad un numero inferiore di individui ALL, a causa del metodo di matching multiplo adottato, è stata impiegata una tecnica di *multiple imputation*, che assegna ad ogni individuo PISA un individuo ALL estratto casualmente dal novero di individui ALL combinati con esso. Per valutare la stabilità delle stime ottenute in questo modo, l'esercizio di *multiple imputation* è stato replicato dieci volte: le distribuzioni del reddito contenute nelle figure seguenti riportano quindi i valori medi dei redditi assegnati ad ogni soggetto nelle replicazioni. I redditi stimati mostrano un'elevata stabilità al variare delle replicazioni.

L'impatto della variazione delle competenze sulla capacità reddituale

L'intento del policymaker, a fronte della correlazione tra abilità cognitive e reddito, può essere quello di ridurre la varianza nella distribuzione del reddito facendo crescere i livelli di conoscenza inferiori. Si tratterebbe, cioè, di accrescere l'efficacia - in termini di conoscenze acquisite - del sistema di istruzione, favorendo in misura maggiore coloro che partono dai livelli di abilità cognitiva più bassi.

Abbiamo quindi simulato una politica che migliori i risultati dei test di competenza matematica in modo tale che, al netto della componente spiegata dai regressori dell'equazione (1), le abilità residue degli individui PISA subiscano una trasformazione secondo il seguente criterio:

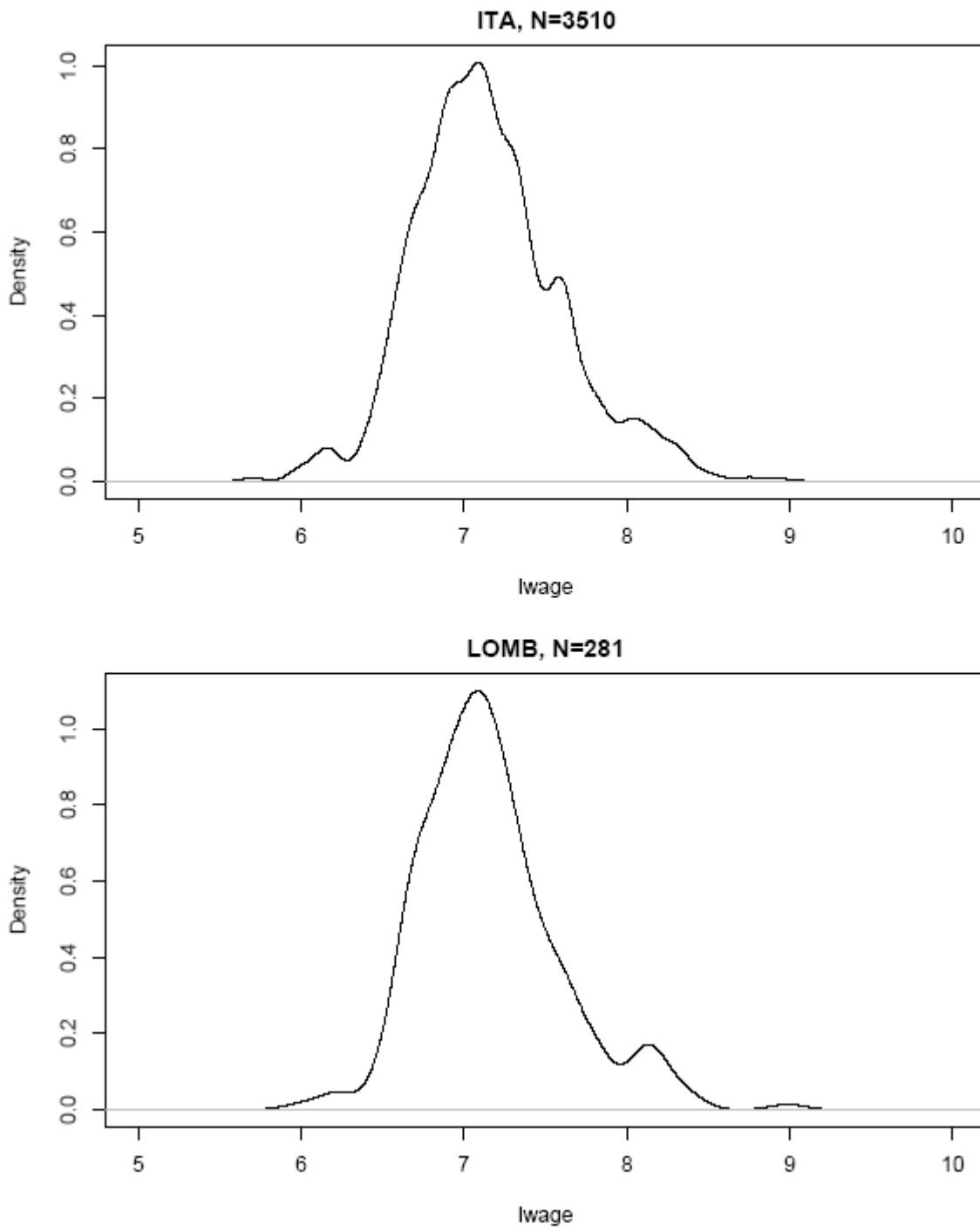
$$s_i^{\text{mod}} = s_i \cdot \left(\frac{s_{\text{max}}}{s_i} \right)^{0.25}$$

dove s_i rappresenta l'abilità residua dello studente i -esimo, s_{max} il valore massimo dell'abilità, s_i^{mod} l'abilità residua modificata. La trasformazione premia maggiormente i livelli inferiori: empiricamente, l'abilità dello studente con il livello minimo aumenta all'incirca di una standard deviation della distribuzione, e l'incremento prodotto diminuisce al crescere del valore iniziale dell'abilità.

Il match tra gli studenti PISA (con le abilità trasformate) e gli adulti ALL viene quindi ripetuto e viene nuovamente stimata la distribuzione dei redditi degli studenti: il risultato è riportato nelle figure seguenti (Figg. 5 e 5L), dove è rappresentata la distribuzione dei redditi stimata per gli studenti PISA prima (curva continua) e dopo (curva tratteggiata) la trasformazione delle abilità²⁰, rispettivamente per l'Italia e per la Lombardia. I soggetti che ottengono un abbinamento prima e dopo la trasformazione sono 5472 nel campione nazionale, 1447 nel campione lombardo; a causa della elevata presenza di *missing values*, i soggetti cui può essere attribuito un reddito stimato sia prima che dopo la trasformazione delle abilità

²⁰ Sono riportati, naturalmente, i redditi degli studenti che trovano un abbinamento con un individuo PISA sia prima che dopo la trasformazione delle competenze.

Figura 4. curva dei redditi lordi mensili stimati (scala logaritmica) per PISA. Italia e Lombardia



sono rispettivamente 3141 (Italia) e 226 (Lombardia)²¹. Nelle figure 5 e 5L sono riportati anche i soggetti che ottengono un abbinamento anche in uno solo dei due casi

Va chiarito che le distribuzioni riportate (come già accadeva nella Figura 4) sono costruite mediando le dieci distribuzioni ottenute attraverso le replicazioni di *multiple imputation*. La differenza media dei redditi prima e dopo la trasformazione delle competenze può essere calcolata a partire da queste distribuzioni "medie" oppure, in modo più affidabile, calcolando la media dei redditi in ognuna delle dieci distribuzioni e successivamente calcolando la "media delle medie". Nel primo caso non possiamo valutare la varianza dei redditi stimati; nel secondo, invece, la varianza è calcolabile in base al criterio seguente, indicato da Rubin (1987).

Sia θ il parametro da stimare e sia $\hat{\theta}_i$ uno stimatore per θ calcolato sulla replicazione i -esima, $i = 1, \dots, m$.

Una stima corretta di θ basata sulle m replicazioni è la media aritmetica, ovvero:

$$\bar{\theta}_m = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{\theta}_i$$

Una stima corretta della varianza di $\bar{\theta}_m$ è data dalla seguente formula:

$$Var(\bar{\theta}_m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Var(\hat{\theta}_i) + \left(1 + \frac{1}{m}\right) S^2$$

dove

$$S^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\hat{\theta}_i - \bar{\theta}_m)^2$$

e $Var(\hat{\theta}_i)$ è la stima della varianza campionaria di $\hat{\theta}_i$ nella replicazione i -esima, $i = 1, \dots, m$.

I risultati sono consultabili nella tabella 22 (Ita vs Ita-B; Lomb vs Lomb-B). La principale evidenza è che, mentre nel caso nazionale il miglioramento delle competenze genera un (seppur contenuto) incremento del reddito stimato, ciò non accade a livello regionale: il valor medio del reddito rimane inalterato o, al più, subisce una flessione²².

Una politica che accresca l'accumulo di abilità cognitive dei più svantaggiati, riducendo la variabilità delle conoscenze possedute, produce quindi – nel caso regionale - aumenti medi dei redditi pressoché nulli. La lettura più plausibile del risultato rinvia alle peculiarità del mercato del lavoro lombardo: un mercato in piena occupazione, che mostra tensioni anche sulle professionalità meno qualificate, spesso interessate da fenomeni di carenza di offerta di lavoro. In sostanza, la simulazione effettuata consente ad alcuni studenti con bassi livelli di competenza di essere abbinati a lavoratori che possono vantare

²¹ Nelle figure 5 e 5L sono riportati anche i soggetti che ottengono un abbinamento anche in uno solo dei due casi, ed è indicata la loro numerosità.

²² Va notato che, a causa della variabilità dei redditi stimati, gli incrementi del reddito medio si rivelano statisticamente non significativi tanto nel caso nazionale quanto nel caso regionale.

Figura 5. Curva dei redditi stimati PISA prima e dopo la trasformazione delle abilità. Italia

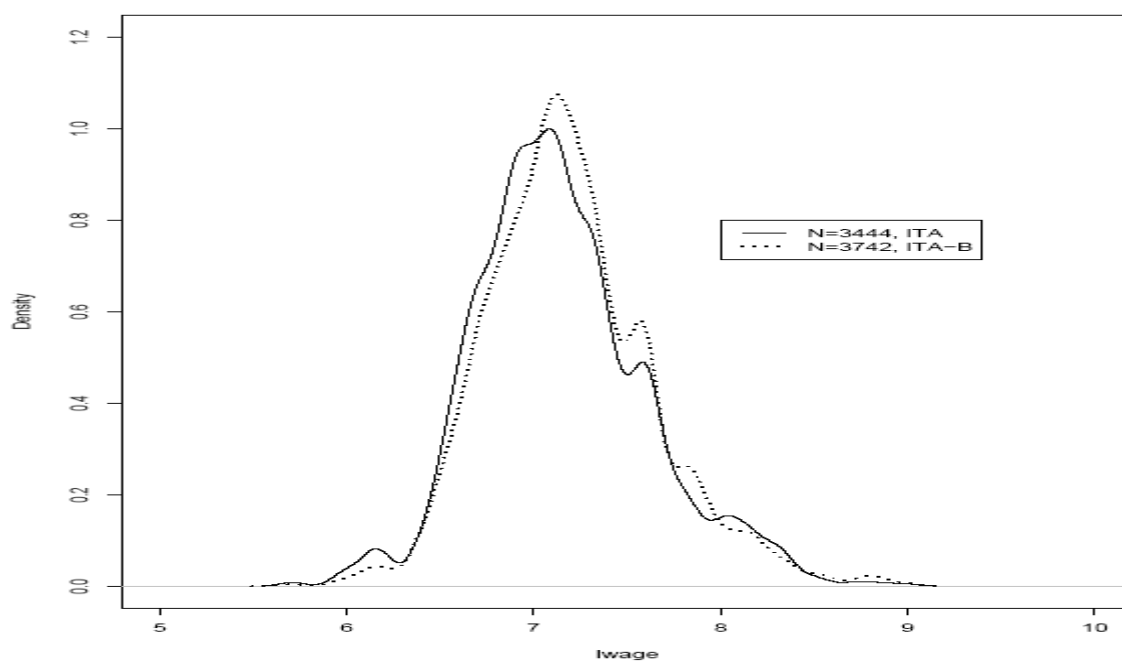
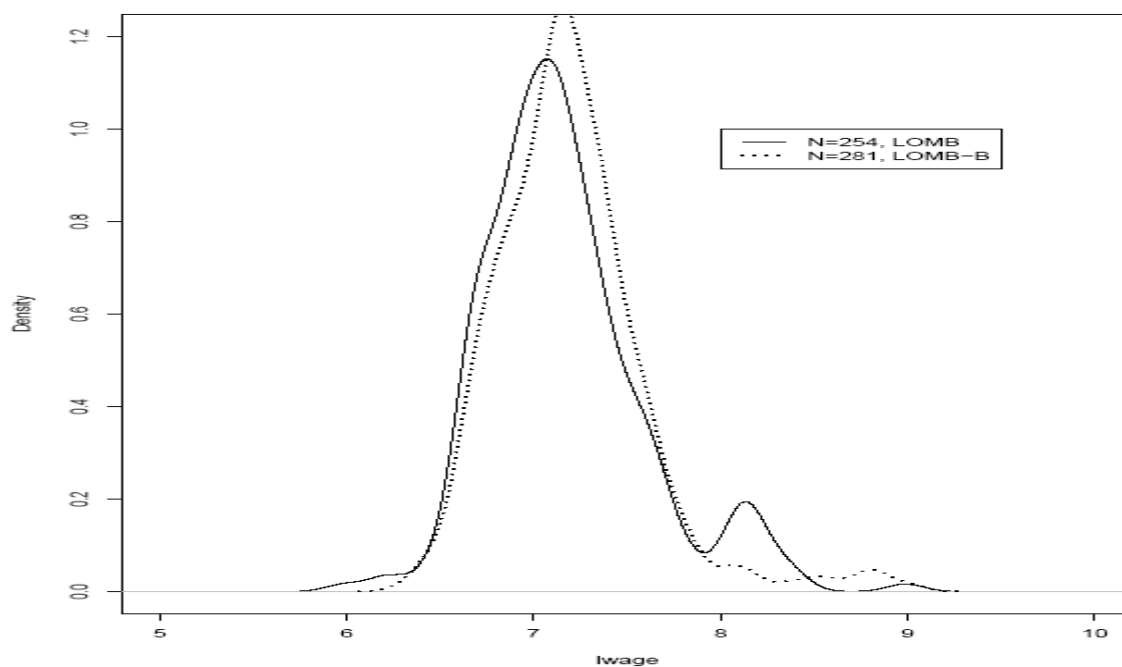


Figura 5L. Curva dei redditi stimati PISA prima e dopo la trasformazione delle abilità. Lombardia



competenze maggiori e dunque di vedersi assegnati destini professionali maggiormente qualificati²³: se questo vantaggio ha un riflesso reddituale sulla media degli studenti italiani, ciò rischia di non verificarsi per gli studenti lombardi, che ricevono dal mercato livelli retributivi simili a quelli che avrebbero ottenuto esibendo competenze minori.

Sembrerebbe cioè che il sistema produttivo lombardo non premi adeguatamente le competenze e le professionalità "intermedie". Questo campanello d'allarme induce ad approfondire l'esame della policy simulata con riguardo agli studenti degli istituti professionali, che ricadono sotto la competenza dell'ente regionale: è su di loro, infatti, che potrebbe incidere con maggiore efficacia una eventuale politica regionale tesa a rafforzare i livelli di abilità cognitiva degli studenti più "deboli".

Gli istituti professionali: competenze e redditi stimati

Il campione degli studenti PISA è stato diviso in due sottocampioni sulla base della variabile *tech*: un gruppo è costituito dagli iscritti a scuole superiori di durata triennale, il gruppo complementare comprende gli iscritti a corsi quinquennali.

Su entrambi i gruppi è stata operata la trasformazione delle competenze matematiche precedentemente descritta. Le Figure 6 e 6L riportano le distribuzioni dei redditi di entrambi i gruppi prima e dopo la trasformazione delle competenze, per l'Italia e per la Lombardia²⁴. La tabella 22 contiene i valori medi (con le deviazioni standard) dei redditi stimati²⁵.

Tabella 22. Redditi stimati sull'intero campione PISA, sugli studenti triennali, sugli studenti quinquennali

Italia	<i>ITA</i>	<i>ITA-B</i>	<i>TECH3</i>	<i>TECH3B</i>	<i>TECH5</i>	<i>TECH5B</i>
Media	7.14	7.19	6.92	6.99	7.19	7.23
Deviazione std.	0.59	0.56	0.45	0.44	0.60	0.58
Lombardia	<i>ITA</i>	<i>ITA-B</i>	<i>TECH3</i>	<i>TECH3B</i>	<i>TECH5</i>	<i>TECH5B</i>
Media	7.14	7.19	6.92	6.99	7.19	7.23
Deviazione std.	0.59	0.56	0.45	0.44	0.60	0.58

Legenda: B: identifica i valori dopo la trasformazione delle abilità

Tech3: studenti di corsi triennali

Tech5: studenti di corsi quinquennali

Anzitutto notiamo una maggiore concentrazione dei redditi stimati su livelli inferiori per gli studenti che seguono corsi di breve durata. Ciò appare con maggiore evidenza sul campione nazionale.

L'altro aspetto interessante, invece, riguarda la differenza fra il comportamento del campione nazionale e quello del campione lombardo, confermando l'evidenza mostrata nella sezione precedente: nel caso nazionale il miglioramento delle competenze, che favorisce maggiormente gli studenti che partono da livelli di competenza inferiori, genera uno spostamento più significativo della curva dei redditi nel caso dei diplomandi quinquennali piuttosto che in quello dei triennali. Il fenomeno non si verifica a livello regionale: i redditi medi, tanto degli studenti triennali quanto dei quinquennali, rimangono sostanzialmente inalterati. I valori medi dei redditi possono essere verificati nella tabella 22.

²³ Si ricordi che non viene considerato, tra le variabili di match, il titolo di studio, che non è ovviamente disponibile per gli studenti intervistati nell'archivio PISA: la sua approssimazione con la variabile *edu*, come si è detto in precedenza, si è rivelata inopportuna.

²⁴ I soggetti cui è stato possibile attribuire un reddito stimato sia prima che dopo la trasformazione delle abilità sono 532 e 28 rispettivamente per Italia e Lombardia nei corsi triennali; sono invece 2609 e 198 per Italia e Lombardia nei corsi quinquennali. Nelle Figure 4 e 4L vengono riportati anche i soggetti cui è stato attribuito un reddito in uno solo dei due casi e viene indicata la loro numerosità.

²⁵ Vale l'avvertenza già indicata: le medie e le loro deviazioni standard sono calcolate sulla "media delle medie" e non sulla distribuzione che compare nella Figura.

E' vero quindi che gli studenti iscritti ai corsi di durata più breve hanno aspettative di reddito inferiori rispetto ai colleghi che effettuano investimenti in capitale umano più consistenti, e questo è confermato tanto dal campione nazionale che da quello regionale. Inoltre, l'analisi sui dati PISA²⁶ ha messo in luce l'esistenza di un gap di competenze tra gli studenti dei corsi triennali e quelli dei corsi quinquennali. E' vero altresì che – specialmente in un mercato in piena occupazione come quello lombardo – l'aumento delle abilità cognitive di coloro che stanno seguendo percorsi di formazione professionale triennale non serve, in media, a migliorare le loro prospettive reddituali, che sono comunque (a prescindere da ogni miglioramento delle loro competenze) più elevate rispetto al campione nazionale. Una politica che abbia l'obiettivo di elevare le competenze dei futuri lavoratori, quindi, deve accompagnarsi a un adeguamento del sistema produttivo, ovvero alla creazione di mansioni e professioni che richiedano (e valorizzino) le competenze che il sistema scolastico forma.

²⁶ Cfr. la prima parte del presente rapporto.

Figura 6. Curve dei redditi per studenti triennali e quinquennali prima e dopo la trasformazione delle abilità. Italia

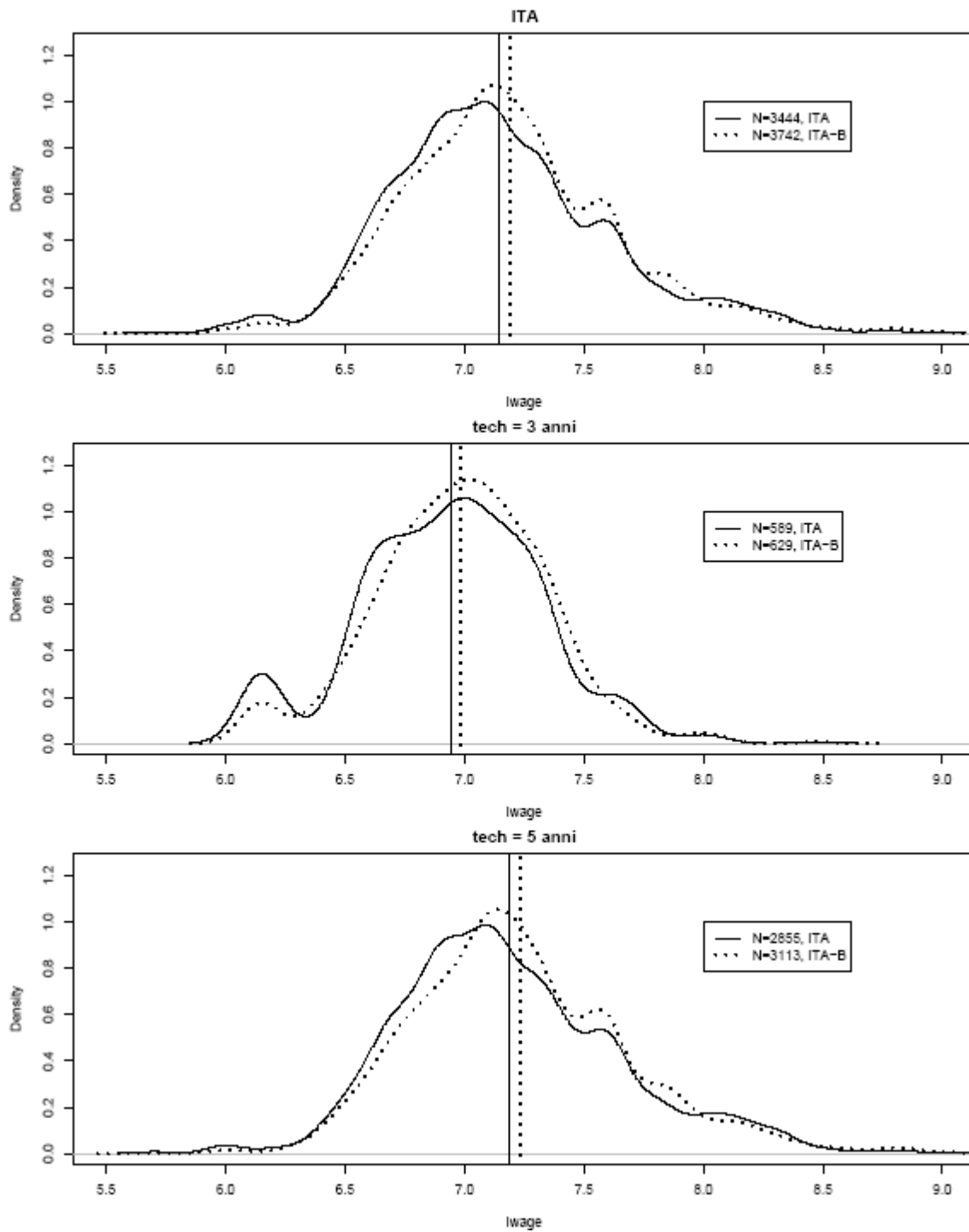
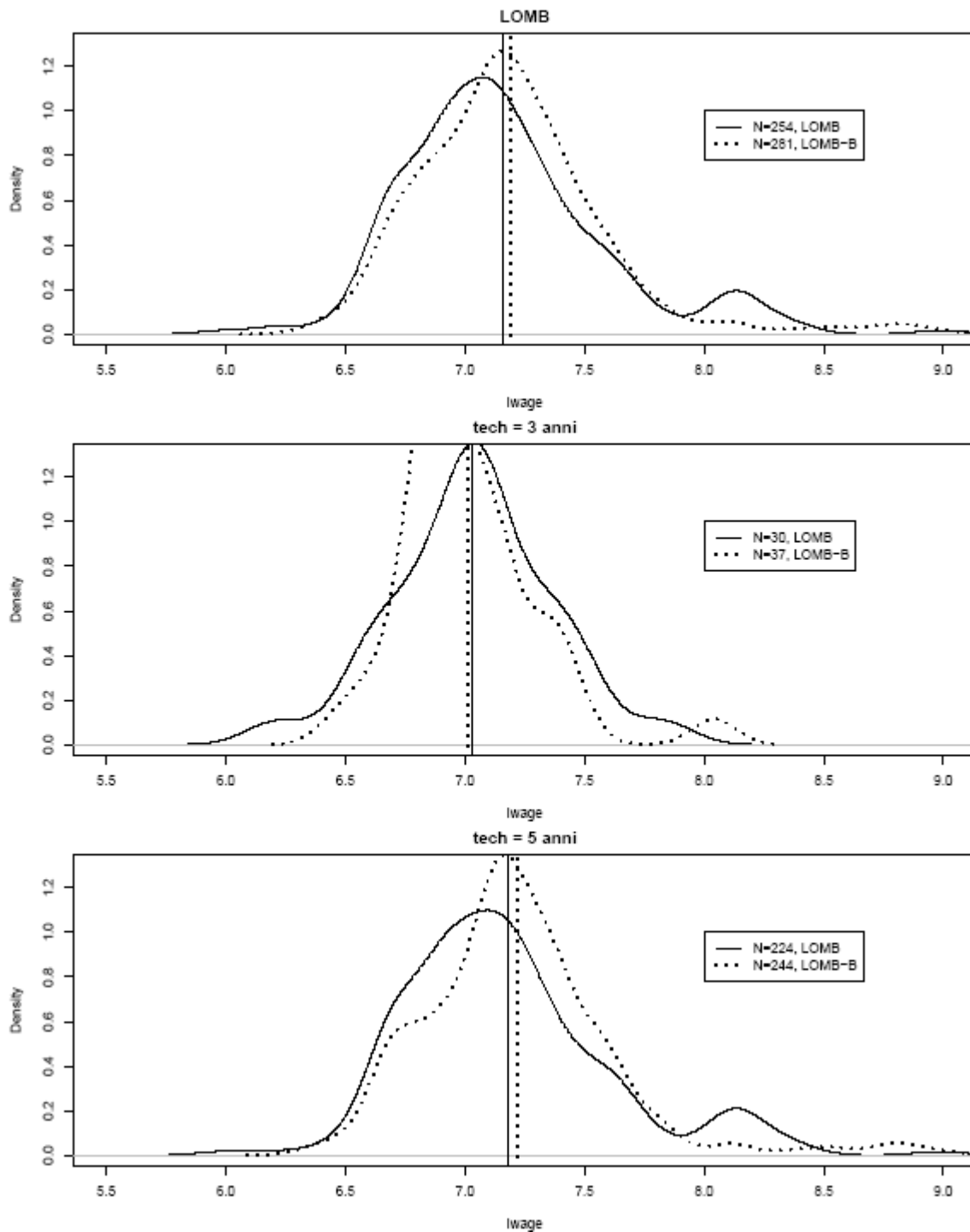


Figura 6L. Curve dei redditi per studenti triennali e quinquennali prima e dopo la trasformazione delle abilità. Lombardia



Spunti conclusivi

La nostra indagine ha messo in luce come sia la formazione delle competenze, sia il mercato del lavoro dove le stesse vengono spese, differiscono significativamente tra la regione Lombardia ed il resto della nazione. Pur sollevando cautele dovute alla minor numerosità campionaria che distingue la prima dal secondo, riteniamo che alcune di queste differenze siano interpretabili e forniscano spunti utili per l'individuazione di politiche migliorative nella formazione del capitale umano.

Quando abbiamo analizzato la formazione delle competenze utilizzando i dati sugli studenti quindicenni forniti dall'indagine PISA, abbiamo notato che il funzionamento delle scuole lombarde non si differenzia da quello nazionale, ma registra uno svantaggio relativo degli istituti di formazione professionale. Per contro, le scuole private lombarde non registrano livelli di competenza inferiori delle pubbliche, a differenza di quanto succede a livello nazionale.

Una prima questione che i nostri risultati quindi sollevano è quella della qualità della formazione fornita, individuando come aree di particolare debolezza gli istituti di formazione professionale pubblici, e i licei scientifici privati come area di eccellenza. Purtroppo i risultati statistici sembrano suggerire che una parte del differenziale di formazione sia legato agli stili didattici piuttosto che alle risorse materiali investite, indicando quindi nelle politiche di formazione e incentivazione degli insegnanti un'area di possibile miglioramento.

Quando poi siamo passati ad analizzare il ruolo esercitato dalle competenze nel mercato del lavoro utilizzando i dati dell'indagine ALL, abbiamo fatto vedere come il capitale umano nelle sue due declinazioni, qualitativa e quantitativa, migliori le prospettive di occupabilità e di reddito nel resto dell'Italia, ma sia meno rilevante nel caso lombardo. Abbiamo interpretato questo risultato in termini di tensioni dal lato della domanda di lavoro, dove quindi ogni persona venga assorbita indipendentemente dal livello di competenze possedute.

Tuttavia questo risultato desta preoccupazione, perché qualora venga percepito all'indietro dagli studenti quindicenni esso indebolisce gli incentivi alla formazione di un più elevato livello di competenze. Di questo legame debole troviamo traccia quando compiamo un esercizio di matching tra i due campioni, ipotizzando di poter ricostruire il reddito lavorativo futuro degli studenti quindicenni. In questo esercizio abbiamo fatto vedere che miglioramenti nei livelli delle competenze favoriscono occupabilità e reddito fuori dalla Lombardia, ma non nel territorio regionale. Sempre nel campo dei controfattuali, anche modificando la parte bassa della distribuzione delle competenze è efficace nell'accrescere i redditi medi e/o nel ridurre le disuguaglianze sul territorio nazionale, ma è sostanzialmente inefficace nel caso lombardo.

Possiamo quindi concludere che se dal punto di vista della situazione corrente la regione lombarda non desta attualmente preoccupazione, dato l'elevato livello di competenze della sua popolazione scolastica, con un vantaggio seppur ridotto anche nella popolazione adulta, nel futuro questa situazione potrebbe dare origine a problemi, nel momento in cui vengono a cadere gli incentivi al miglioramento ulteriore. L'accresciuta competizione tra regioni dell'Europa e la maggior mobilità studentesca e della forza lavoro potrebbero forse costituire una spinta verso il maggior riconoscimento delle competenze nel mercato del lavoro, e per questa via rinforzare gli incentivi al loro accrescimento.

Riferimenti bibliografici

- Blau, F. e L.Kahn. 2005. Do cognitive test scores explain higher US wage inequality. "Review of Economics and Statistics" 87(1): 184-193.
- Bratti, M., D.Checchi e A.Filippin. 2007. Territorial differences in Italian students' mathematical competencies: Evidence from PISA 2003. mimeo
- Checchi, D. e L. Flabbi 2006. Mobilità intergenerazionale e decisioni scolastiche in Italia. in G. Ballarino and D. Checchi (eds) 2006, *Scelte individuali e vincoli strutturali. Sistema scolastico e disuguaglianza sociale*, Bologna: Il Mulino.
- Ciccone, A. F. Cingano e P Cipollone 2006. The private and social return to schooling in Italy. Temi di discussione 569, Roma: Banca d'Italia.
- Gallina, V. (a cura di) 2006. Letteratismo e abilità per la vita. Indagine nazionale sulla popolazione italiana 16-65 anni. (scaricabile dal sito: http://www.invalsi.it/download/All/Rapporto_Finale_ALL.pdf)
- Green, D. e W.Riddell. 2003. Literacy and earnings: an investigation of the interaction of cognitive and unobserved skills in earnings generation, "Labour Economics" 100(2): 165-84
- Harmon, C. e I.Walker. 2000. The returns to quantity and quality of education: evidence for men in England and Wales "Economica" 67: 19-35
- Iacus, S.M. e G.Porro 2006. *Random recursive partitioning: a matching method for the estimation of the average treatment effect*, di prossima pubblicazione in "Journal of Applied Econometrics" (scaricabile dal sito: <http://services.bepress.com/unimi/economics/art9>)
- Iacus, S.M. e G.Porro 2007. Missing data imputation, matching and other applications of Random Recursive Partitioning, "Computational Statistics & Data Analysis", 52(2): 773-789
- Rubin, D. (1987), *Multiple imputation for nonresponse in surveys*, New York: Wiley.