

3.4. LA RELAZIONE TRA CAPITALE UMANO, RICERCA & SVILUPPO E INNOVAZIONE A LIVELLO DI IMPRESA: UN'ANALISI SU UN PANEL DI IMPRESE ITALIANE

di *Rosamaria D'Amore, Roberto Iorio
e Giuseppe Lubrano Lavadera**

1. Introduzione

Dalla fine del primo decennio del XXI secolo l'Italia sta vivendo una fase di profonda recessione economica, in cui al ciclo economico negativo, che ha portata internazionale, si affianca una situazione di bilancio pubblico particolarmente difficile. In questo contesto la spesa pubblica per l'istruzione, già particolarmente bassa in Italia, ha subito un'ulteriore riduzione. Lo stesso tasso di iscrizione all'università, dopo una fase di espansione dovuta all'introduzione di lauree più brevi, è in calo, anche qui nel contesto di una posizione internazionale arretrata dell'Italia (la percentuale di laureati sul totale della popolazione è sensibilmente inferiore a quella dei principali paesi europei: Bugamelli *et al.*, 2012). È lecito domandarsi se e quanto questa riduzione degli investimenti, pubblici e privati, in capitale umano riduca le possibilità di ripresa economica. Infatti si ritiene generalmente che gli investimenti in istruzione aumentino le capacità innovative delle imprese, la produttività delle stesse e dunque siano centrali per la crescita economica. Se questo è un quadro teorico largamente condiviso, quando si fa specifico riferimento all'Italia si ritiene che la dimensione generalmente medio-piccola delle imprese, la specializzazione prevalente in settori a medio-bassa tecnologia rendano non particolarmente evidente e rilevante il legame tra istruzione formale e capacità innovativa delle imprese. Alcuni studi si discostano però da questo pensiero comune e sottolineano, ad esempio, come il basso livello di adozione delle tecnologie dell'informazione e della

* Questo lavoro è frutto di una stretta collaborazione tra gli autori. Tuttavia il paragrafo 2 può essere attribuito prevalentemente a Rosamaria D'Amore; i paragrafi 3.1 e 3.3 prevalentemente a Giuseppe Lubrano Lavadera; i paragrafi 3.2 e 3.4 prevalentemente a Roberto Iorio. L'introduzione e le conclusioni sono state scritte congiuntamente.

comunicazione non derivi tanto dal tipo di specializzazione produttiva, quanto dalla carenza di lavoratori qualificati capaci di utilizzare le nuove tecnologie, di adattarsi e di promuovere nuovi modelli organizzativi (Bugamelli, Pagano, 2004; Fabiani, Schivardi, Trento, 2005).

In questo lavoro vogliamo sottoporre a verifica empirica proprio il legame tra capitale umano ed innovazione. Più precisamente, vogliamo verificare se il capitale umano “incorporato” nella forza lavoro ha di per sé un effetto sulle capacità innovative dell’impresa. Scendendo ancora più nel dettaglio, analizziamo se una forma specifica di capitale umano, l’istruzione di livello universitario, ha un impatto sull’innovazione d’impresa. Inoltre vogliamo verificare se, nella capacità di generare innovazione, ci sia un rapporto di complementarità o sostituibilità tra la forza lavoro occupata nella R&S¹ all’interno dell’impresa e la forza lavoro altamente qualificata.

È facile supporre che vi sia una relazione tra istruzione dei lavoratori e capacità innovativa delle imprese: persone più istruite possono introdurre più innovazioni; persone più istruite sono necessarie per importare in impresa innovazioni effettuate altrove e per “gestirle” una volta introdotte (capacità di assorbimento). Ma c’è una sufficiente verifica empirica di questo legame “ovvio”? In realtà il nesso tra capitale umano ed innovazione è stato ampiamente analizzato, sia sul piano teorico che empirico, a livello macroeconomico, con una forte enfasi sulle esternalità; raramente l’analisi si è svolta a livello di impresa (microeconomico).

Inoltre, va sottolineato che la relazione tra istruzione e innovazione è palese se si considera il personale con elevata istruzione che lavora nei laboratori di R&S (gli scienziati), specificamente impegnati nella ricerca di prodotti innovativi. La domanda però è se l’istruzione elevata della forza lavoro sia importante per l’innovazione anche a prescindere dalle attività di R&S.

Di qui deriva la semplice idea empirica del presente lavoro: verificare la relazione tra il numero di lavoratori con istruzione universitaria presenti in impresa e l’innovazione, *a parità* del numero di lavoratori direttamente impegnati in attività di R&S (ma anche a parità di una serie di altri fattori in grado di influenzare l’innovazione). Il contesto teorico di riferimento può essere considerato quello della funzione di produzione della conoscenza, in cui l’innovazione a livello d’impresa è posta in relazione con il capitale cognitivo presente nell’impresa stessa, dove questo è rappresentato appunto

¹ Nel corso di tutto l’articolo la Ricerca & Sviluppo verrà indicata con R&S.

non solo dalle spese formalizzate in R&S ma anche dal livello del capitale umano interno (Audretsch, Feldman, 2004).

Un altro aspetto della nostra analisi, anch'esso giustificabile in un contesto di *knowledge production function*, è rappresentato dall'indagine sull'interazione tra queste due componenti del "capitale cognitivo" dell'impresa, sempre in relazione all'innovazione. È possibile ipotizzare sia una relazione di complementarità che di sostituibilità; è infatti possibile immaginare che una forza lavoro qualificata sia in grado di moltiplicare il potenziale innovativo insito nel lavoro dei laboratori di ricerca: in questo caso l'effetto della R&S sull'innovazione sarà tanto più elevato quanto più elevato sarà il "capitale umano" incorporato nella forza lavoro (e viceversa): questo è il possibile rapporto di complementarità; dall'altro lato si può ipotizzare che, in assenza o in caso di basse spese esplicite in R&S, l'impegno ad innovare ricada interamente o maggiormente sul personale qualificato non operante in laboratori: in quest'ottica, l'effetto del capitale umano sull'innovazione sarà tanto più alto quanto più basse saranno le spese in R&S: in questo caso vi sarà dunque un effetto di sostituzione.

Le implicazioni di *policy* di un tale tipo di analisi sono evidenti: in un paese che investe poco in capitale umano, in cui la percentuale di laureati rimane bassa nei confronti internazionali, scoprire che la percentuale di laureati presenti in impresa è *di per sé* un importante fattore innovativo diretto (a prescindere dunque da qualunque considerazione di esternalità, valore sociale dell'istruzione superiore, considerazioni ovviamente pure importanti) rappresenta un'indicazione importante a stimolare gli investimenti in capitale umano come fattore primario della produttività e della competitività delle imprese italiane. A fronte di una "narrazione" che vede come protagoniste dell'economia nazionale le piccole e medie imprese *low-tech* e *middle-tech* in cui prevale l'innovazione incrementale, basata sul *learning-by-doing* di una forza lavoro a media qualificazione, una storia diversa in cui l'elevata qualificazione della forza lavoro sia essa stessa alla base di innovazioni di prodotto, oltre che di processo, può offrire prospettive diverse all'economia nazionale e rafforzare l'idea che non si possa rilanciare l'economia nazionale senza investire fortemente in formazione ed istruzione.

Il segno dell'interazione tra capitale umano e R&S può fornire poi delle indicazioni diverse in termini di *policy*: un'interazione positiva rappresenta un'indicazione ad investire sia in R&S che in capitale umano, dato che gli effetti positivi di entrambi si rafforzano a vicenda; un segno negativo dell'interazione significa che, laddove le spese in R&S sono basse o inesistenti, il capitale umano è particolarmente importante per generare innovazione: ne consegue che, dove ci fossero dei vincoli strutturali o finanziari

ad investire in R&S (e l'Italia è appunto un paese in cui la spesa soprattutto privata in R&S è molto bassa: Bugamelli *et al.*, 2012), una politica efficace consisterebbe proprio nell'investire in istruzione, ad esempio incentivando i settori "low-tech" ad investire particolarmente in personale qualificato.

L'analisi empirica viene compiuta su un *panel* a rotazione di imprese italiane, per un periodo di nove anni, che va dal 1998 al 2006: si tratta di tre *wave* consecutive (VIII, IX e X) del questionario Capitalia (ora Unicredit) su un campione di imprese italiane (per una più precisa descrizione si rimanda al paragrafo 3.1). Tra le domande poste alle imprese, una chiede se sia stata o no introdotta, nel periodo considerato, un'innovazione di prodotto; un'altra chiede se sia stata o no introdotta un'innovazione di processo. Le risposte a queste domande rappresentano le variabili dipendenti della nostra analisi. Le determinanti oggetto di indagine sono il numero di laureati, il numero di addetti alla R&S e l'interazione tra queste due variabili; c'è poi una serie di variabili di controllo: investimenti, totali e in informatica, esternalizzazione della ricerca, effettuazione di esportazioni, dimensioni, tipologia dell'impresa secondo la classificazione di Pavitt; si tiene infine conto di possibili trend temporali.

I risultati delle stime evidenziano una relazione positiva e statisticamente significativa tra il numero di laureati e il numero di addetti alla R&S, da un lato, e la probabilità di introdurre sia un'introduzione di prodotto sia di processo, dall'altro. Il termine di interazione tra laureati e R&S ha un segno negativo: sembra dunque prevalere, nella realtà industriale italiana, un effetto di "sostituzione" tra le due componenti del capitale cognitivo dell'impresa, per cui la relazione tra capitale umano e innovazione è più forte dove il livello di R&S è più basso.

L'articolo è così strutturato: nel secondo paragrafo si espone una rassegna della letteratura più rilevante sulla relazione tra capitale umano, R&S e innovazione; nel terzo paragrafo, a sua volta suddiviso in quattro sezioni, si descrivono i dati analizzati (prima sezione) e si illustrano i risultati dell'analisi empirica, prima univariata e bivariata (seconda sezione), quindi multivariata, con un'attenzione specifica ai problemi di *attrition* del campione (terza sezione) e ai problemi di endogenità (quarta sezione); seguono quindi le conclusioni dell'articolo.

2. Capitale umano, R&S e innovazione: la letteratura rilevante

Nella società basata sulla conoscenza, in cui le nuove idee e le abilità professionali rappresentano l'elemento fondamentale dell'innovazione e

dello sviluppo economico e sociale, le risorse umane costituiscono l'elemento centrale. Nell'era della conoscenza la crescita economica dipende in misura sempre maggiore dalla quantità e qualità dei processi di apprendimento, dalla possibilità di accedere alle conoscenze distribuite all'interno di network relazionali, dalla capacità di estrarre il massimo valore possibile dalle conoscenze possedute (Rullani, 2004). Il capitale intellettuale a disposizione dell'impresa ne determina, pertanto, le potenzialità innovative; in questo senso le risorse intangibili sono l'elemento chiave per sviluppare e gestire l'innovazione all'interno delle imprese, consentendo loro di competere ed essere sostenibili nel nuovo contesto dell'economia globale basata sulla conoscenza. Dal canto suo, poi, l'innovazione contribuisce a determinare la crescita del capitale intellettuale, diventando così lo strumento fondamentale per rigenerare ciclicamente gli *assets* competitivi delle imprese (Ronca, 2010). Il capitale intellettuale in questo modello cresce e si arricchisce man mano che viene usato, questo perché la conoscenza è una risorsa moltiplicabile e auto-generativa (Rullani, 2004).

Da questa premessa si evince come, nell'evidenziare il ruolo del capitale intellettuale per la crescita, l'analisi economica contemporanea prenda in considerazione soprattutto la dimensione dell'impresa, pur tenendo ben presenti i processi di esternalità. Ma la riflessione sul ruolo del capitale intellettuale nell'ambito della crescita economica nasce e si sviluppa in un ambito macroeconomico. È infatti dalla teoria della crescita economica sviluppata da Solow negli anni Cinquanta del secolo scorso che bisogna partire per ricostruire la riflessione sul legame tra capitale umano, capitale intellettuale in senso più ampio, innovazione, produttività e crescita. Secondo Solow (1956) il tasso di crescita del prodotto tende ad essere costante nel tempo, così come quello dei fattori produttivi, capitale e lavoro, determinanti della produzione complessiva dell'economia e variabili endogene nel suo modello. Ma il tasso di crescita dell'economia non dipende solo dal tasso di crescita dei fattori che sono accumulati, bensì dall'evoluzione di fattori, come la dinamica della popolazione e quella delle scoperte scientifiche e tecnologiche, che sono esogeni al modello. In effetti l'evidenza empirica mostra che gran parte della crescita dipende dalla dinamica dei fattori esogeni. Nell'ambito della teoria di Solow la dinamica di questi fattori, proprio perché esogeni, non è spiegata dal modello, ma essi sono contenuti in una sorta di "scatola nera". Le indagini successive cominciano a chiarire il contenuto e il funzionamento di questa scatola. Il capitale umano è immediatamente riconosciuto come uno di questi fattori: l'investimento in capitale umano ha, infatti, l'effetto di accrescere la produttività del lavoratore esattamente come quello in capitale fisico. Mankiw, Romer e Weil (1992),

estendendo il modello di Solow con l'inclusione del capitale umano (misurato dai tassi di iscrizione alla scuola secondaria), sono riusciti a spiegare una quota abbastanza ampia (circa i due terzi) della variabilità dei tassi di crescita fra le diverse economie nazionali.

Secondo Lucas (1988) il capitale umano, producendo esternalità positive, aumenta la produttività di altri individui; sicché il fatto che più individui investano in capitale umano accresce il rendimento dello stesso investimento per altri individui. In questo modo il capitale umano, interagendo con l'evoluzione delle conoscenze tecnologiche, diviene il motore di una crescita costante nel tempo e interamente determinata dalle decisioni degli agenti economici, ovvero una crescita endogena. Una forza lavoro istruita e con un'elevata esperienza è un input cruciale nella ricerca di base e applicata. È necessario investire in capitale umano per generare nuove idee e tecnologie.

Romer (1990a, b) sostiene che il motore della crescita è la produzione di nuove conoscenze tecnologiche e il motivo che garantisce una crescita costante nel tempo è, anche in questo caso, la presenza di esternalità positive, basate, in questa visione, sulla natura peculiare della conoscenza, vista come non rivale e autoaccumulabile (l'accumulazione di conoscenze ha l'effetto di rendere più facile e meno costoso lo sviluppo di nuove conoscenze, perché le vecchie idee sono il principale input nella produzione delle nuove). La produzione di conoscenza ha due input fondamentali: lo stock di conoscenza già accumulata e le capacità dei ricercatori e sviluppatori. Ne consegue che tanto maggiore è il numero dei ricercatori impegnati nella R&S (e tanto maggiori le loro capacità), tanto più rapido sarà il ritmo di creazione di nuove conoscenze e, di conseguenza, il tasso di crescita dell'economia. In questo caso l'elemento cruciale non è l'accumulazione di capitale umano ma, piuttosto, la sua allocazione in attività di ricerca.

Ma non sempre il motore della crescita sta nella capacità di sviluppare nuove tecnologie all'interno dell'economia: per molti paesi, soprattutto i più poveri e meno dotati sul piano tecnologico, è cruciale la capacità di imitare tecnologie sviluppate altrove e di adattarle alle proprie, specifiche esigenze. Anche in questo caso, però, la disponibilità di una massa critica di forza lavoro istruita è una condizione necessaria perché questo processo possa avere luogo (Nelson, Phelps, 1966). Il Giappone rappresenta l'esempio storicamente più significativo di crescita attraverso l'imitazione, mentre molti studi hanno posto in evidenza come la disponibilità di una forza lavoro adeguatamente istruita abbia costituito una condizione cruciale del miracolo economico di alcuni paesi asiatici (Amsden, 1989; Lucas 1992) che si sono aperti al commercio internazionale.

Queste concezioni teoriche, che leggono il legame tra capitale umano e crescita economica alla luce del concetto di esternalità e della capacità di assorbimento delle tecnologie altrove prodotte, fanno da guida all'interpretazione dei risultati di diverse analisi empiriche. Barro (1991, 1997, 1998) verifica l'esistenza di una correlazione positiva, in un campione molto ampio di paesi, fra tasso di crescita in un certo periodo e livelli di istruzione ed interpreta questo risultato nel senso che tanto maggiore è il livello di istruzione iniziale tante più esternalità si generano e tanto più cresce l'economia. Anche Benhabib e Spiegel (1994) trovano che lo stock di istruzione ha un impatto positivo sulla crescita e ciò avviene, nella loro lettura, sia perché livelli di istruzione più elevati favoriscono l'innovazione tecnologica nella struttura produttiva interna di ciascun paese, sia perché consentono di sfruttare meglio le possibilità di imitazione di tecnologie sviluppate in paesi più avanzati. In pratica l'analisi di Benhabib e Spiegel offre una conferma empirica alle ipotesi avanzate da Nelson e Phelps (1966) e, più in generale, a tutta la letteratura teorica che vede nell'interazione fra capitale umano e sviluppo delle conoscenze tecnologiche il motore della crescita.

Da quanto detto finora possiamo dire che, qualunque sia la teoria della crescita presa in considerazione, il ruolo del capitale umano è comunque centrale. Si può discutere sui meccanismi economici sottostanti alla relazione fra capitale umano e crescita, ma sul fatto che questa relazione esista e sia positiva non sembrano sussistere dubbi. In ogni caso, però, l'analisi teorica, pur microfondata, almeno nei più recenti modelli della crescita endogena, ha pur sempre uno sguardo macroeconomico e macroeconomici sono i più importanti studi empirici sul legame tra capitale umano e produttività.

Un'importante svolta teorica ed empirica è rappresentata dall'introduzione della funzione di produzione di Griliches (1979), sia perché l'ambito teorico di formulazione è esplicitamente microeconomico, sia perché in questa formulazione l'output non è più la produzione ma direttamente l'innovazione e l'input è la conoscenza. Essendo quest'ultimo un termine con un significato economico chiaro, ma empiricamente astratto, esso va poi esplicitato: come sottolineano Audretsch e Feldman (2004), richiamando Cohen e Klepper (1991 e 1992), la principale fonte di conoscenza in impresa è generalmente considerata la R&S, che è dunque il termine su cui si focalizza la maggior parte delle indagini empiriche; gli altri elementi in cui si "traduce" la conoscenza variano a seconda dell'obiettivo specifico dello studio. La formulazione con cui Audretsch e Feldman (2004) espongono la funzione di produzione di conoscenza include, oltre alla R&S, il capitale umano, ma appunto l'adozione di questo secondo termine è ben lungi dall'essere universale. Anche l'ambito empirico di applicazione nasce come microeconomico

(studi a livello di impresa) ma si allarga a livello di industria, di area geografica o di paese, evidenziando il ruolo degli *spillovers* e delle esternalità: l'output innovativo di ciascuna impresa dipende solo in parte dalle fonti di conoscenza interne; in larga parte dipende dalla ricerca fatta nelle altre imprese, nei centri pubblici e privati di ricerca, geograficamente contigui, dal capitale umano presente nell'area geografica di riferimento (si vedano, per un'analisi relativa al caso italiano, Audretsch e Vivarelli, 1996); quindi, nel momento in cui si studia il nesso tra input e output di conoscenza a livello di singola impresa, questo risulta spesso debole, mentre, se l'unità di analisi è più ampia, la relazione diventa più chiara.

Nei decenni successivi all'introduzione del modello teorico della *knowledge production function* sono numerosi ed importanti i contributi, anche empirici, che sostanziano tale approccio (Griliches, Mairesse, 1983; Hall, Mairesse, 1995; Crépon, Duguet, Mairesse, 1998). L'idea è che un'impresa, un settore industriale o anche un'area geografica (Jaffe, 1986; Acs, Audretsch, Feldman, 1992; Feldman, 1994) debbano investire in spese in R&S (input) al fine di aumentare la produzione di innovazioni (output), a loro volta in grado di sostenere l'incremento del valore aggiunto (specie tramite innovazioni di prodotto) e della produttività (specie tramite innovazioni di processo).

Negli anni tale formulazione originaria è stata notevolmente ed opportunamente arricchita tramite la considerazione degli effetti di *feedback* (Kline, Rosenberg, 1986), così come dalla constatazione che gli *spillovers* di conoscenza possano attecchire solo in presenza di un livello sufficiente di *absorptive capacity* (Cohen, Levinthal, 1989), cioè di un adeguato livello di risorse conoscitive interne in grado, appunto, di "assorbire" la conoscenza esterna. Si riprende così, nel sofisticato contesto della teoria evolutiva dell'impresa, l'antica e già qui illustrata idea di Nelson e Phelps (1966), nata in ambito macroeconomico, per cui la conoscenza "interna" è necessaria ad assorbire le nuove conoscenze prodotte all'esterno, evidenziando una sorta di processo causale inverso tra capitale intellettuale e innovazione. In ogni caso, nonostante questi importanti raffinamenti teorici, l'impostazione prevalente di questo filone di studi rimane incentrata sul ruolo dell'R&D come fattore primario in grado di generare l'innovazione, dunque di sostenere la produttività, la competitività dei prodotti e, in ultima istanza, la crescita economica.

Come ulteriore sviluppo di questo ambito di studi, menzioniamo l'attenzione posta in tempi più recenti al nesso tra tecnologia, cambiamenti organizzativi e *skills*. A partire dalla seconda metà degli anni Novanta ci si è resi conto che le particolari tecnologie dominanti la nostra epoca (quelle relative all'informazione e alla comunicazione, le ICT) possiedono caratteristiche e pervasività tali da farle considerare *general purpose technologies* (Bre-

snahan, Trajtenberg, 1995). Questa constatazione, che sottolinea il carattere multiforme e flessibile delle nuove tecnologie e ne evidenzia i molteplici e tuttora inesplorati campi di applicazione, apre le porte ad un'analisi più ravvicinata del cambiamento organizzativo. Se infatti le nuove tecnologie possiedono le caratteristiche sopra menzionate, l'impresa che le voglia adottare non potrà prescindere dalla necessità di procedere a rilevanti e complessivi cambiamenti nella propria struttura organizzativa.

Rispetto all'abbondanza di studi sugli effetti del capitale umano a livello macroeconomico o sugli effetti della R&S a livello di impresa, meno frequenti sono gli studi sugli effetti del capitale umano su performance e innovazione a livello di impresa. In molti casi il legame evidenziato è indiretto, nel senso che il capitale umano è visto come presupposto dell'investimento in altri fattori o di altri cambiamenti nell'impresa che a loro volta determinano l'innovazione. Ad esempio Arrighetti, Landini e Lasagni (2011), in uno studio su dati italiani, richiamandosi ad una visione dell'impresa basata sulle *capabilities*, sottolineano come la propensione ad investire in *intangibile assets*, il cui impatto sull'innovazione e sulle performance d'impresa è accertato, dipenda dal livello di capitale umano presente in impresa, oltre che dalle dimensioni d'impresa, dalla complessità organizzativa e da una serie di altri fattori fortemente specifici dell'impresa stessa. Abowd *et al.* (2002), studiando dati statunitensi, evidenziano che il capitale umano agisce sulla produttività d'impresa o in maniera diretta oppure col suo ruolo di complementarità rispetto a tecnologie più avanzate, modelli d'impresa e pratiche organizzative. Anche Piva, Santarelli e Vivarelli (2005), ancora su dati italiani, sottolineano il nesso tra cambiamenti organizzativi e domanda di lavoratori con elevati livelli di *skills*. Delle indagini che si avvicinano, senza tuttavia coincidere, con quella esposta nel presente lavoro sono compiute da Ballot, Fakhfakh e Taymal (2001) e Bugamelli *et al.* (2012): entrambi i lavori, infatti, prendono in considerazione sia il capitale umano che la R&S a livello d'impresa. Il primo lavoro, basato su dati francesi e svedesi, considera l'effetto della R&S e del capitale umano sulle performance d'impresa, misurate con il valore aggiunto, trovando un effetto positivo; analogamente al nostro lavoro, è considerata anche l'interazione tra questi due fattori (l'effetto di tale interazione sul valore aggiunto è stimato come positivo); rispetto al nostro studio il capitale umano è però inteso come la formazione svolta a livello d'impresa. Il secondo lavoro si basa sui dati EGIFE, che sono uno sviluppo in direzione internazionale degli studi considerati nel nostro lavoro (la rilevazione è fatta tra imprese italiane, tedesche, spagnole, francesi e britanniche), con il questionario che è rimasto in larga parte invariato; pertanto anche in questo caso si ha il dato sulla quota dei laureati presenti in impresa, che viene posto in relazio-

ne con l'introduzione di un'innovazione in impresa, oltre che con il numero di brevetti depositati presso l'Ufficio Brevetti Europeo (la relazione trovata è positiva); la spesa in R&S non viene inclusa nella stessa stima delle determinanti dell'innovazione, ma viene posta in relazione al capitale umano, nel senso che quest'ultimo (misurato appunto con la quota dei laureati) influenza positivamente la spesa in R&S. Come sottolineato in precedenza, questi ultimi due studi si avvicinano al nostro poiché mettono in relazione una misura di *output* dell'impresa con delle componenti del capitale cognitivo dell'impresa stessa. Il nostro studio, pur inserendosi in tale filone empirico, rappresenta però un elemento di novità per le specifiche relazioni considerate, in quanto la variabile di *output* è l'innovazione e le determinanti sono capitale umano e R&S.

3. L'analisi empirica

3.1. Descrizione del database

I dati analizzati sono stati estratti da tre indagini Capitalia-Unicredit consecutive sulle imprese manifatturiere italiane (Capitalia 2002, Capitalia 2005, Unicredit 2008). Il campione è stato reso omogeneo nei valori in euro e deflazionato utilizzando le statistiche sul valore dei prezzi alla produzione a livello di macrosettore D del codice Ateco forniti dall'ISTAT². Ogni singola indagine contiene informazioni su un triennio: l'ottava dal 1998 al 2000, la nona dal 2001 al 2003 e la decima dal 2004 al 2006. Il campione è stato costruito in modo da coprire l'intero territorio nazionale (quattro macro regioni), diverse dimensioni (5 classi definite in base al numero di addetti) e dei diversi settori produttivi (i quattro settori della tassonomia individuata da Pavitt, 1984). Il campione è a rotazione, ovvero le imprese non sono presenti nel campione in tutte le indagini, ma le imprese che escono dal campione sono rimpiazzate da altre con caratteristiche simili. La Tabella 1 mostra, in ciascuna colonna, quante imprese presenti in una data rilevazione permangono poi nelle rilevazioni successive (ad esempio, nell'VIII rilevazione sono presenti 4680 imprese: di queste, 2097 permangono nella IX wave e 451 permangono nella X wave); sulle righe si legge invece la "provenienza" delle imprese (ad esempio, nella X wave ci sono 5137 imprese, delle quali 451 erano già presenti nell'VIII wave e 1049 nella IX).

² Dal sito www.istat.it.

Tab. 1 – Composizione del campione e permanenza nelle diverse wave

Indagini	VIII	IX	X
VIII wave	4680		
IX wave	2097	4289	
X wave	451	1049	5137

3.2. Obiettivi dell'indagine empirica, analisi univariata e bivariata

L'obiettivo di questo lavoro consiste nel mettere in relazione l'innovazione di prodotto e di processo con il capitale cognitivo presente nelle imprese, essendo quest'ultimo misurato con il numero di personale laureato e di personale addetto alla R&S. Vengono altresì prese in considerazione le interazioni tra le due componenti del capitale cognitivo; si indaga, cioè, non solo se e in che misura capitale umano e R&S influenzino l'innovazione a livello d'impresa, ma anche se esista una relazione di complementarità o di sostituibilità tra queste due componenti.

Rifacendoci alla rassegna di letteratura del precedente capitolo, possiamo dire che il nostro riferimento teorico è la funzione di produzione di conoscenza à la Audretsch e Feldman (2004), in cui l'innovazione a livello di impresa (I) è funzione della Ricerca & Sviluppo (RD) e del capitale umano interno (HK), oltre che di un termine di errore; la formulazione non lineare della funzione presuppone poi l'esistenza di effetti di interazione tra i due input (l'effetto di uno dipende dalla grandezza dell'altro):

$$I_i = \alpha RD_i^\beta HK_i^\gamma \varepsilon_i$$

La Tabella 2 mostra, per ciascuna wave, nella prima colonna la percentuale di imprese che dichiarano di aver introdotto innovazioni di prodotto, nella seconda la percentuale di imprese che hanno dichiarato di aver introdotto innovazioni di processo e nella terza la percentuale di imprese che dichiarano di aver introdotto entrambe le innovazioni. Appare evidente un trend di aumento delle imprese innovative.

Tab. 2 – Percentuale di imprese che innovano nelle diverse wave

Indagini	Innovazione di prodotto	Innovazione di processo	Innovazione di prodotto e di processo
VIII wave	23,91%	36,88%	14,97%
IX wave	43,22%	40,14%	22,93%
X wave	49,04%	42,65%	32,86%

All'incremento delle capacità innovative delle imprese fa riscontro, nello stesso arco di tempo, un incremento del capitale cognitivo presente nelle imprese: la percentuale di imprese che hanno al loro interno personale laureato è del 53% nell'VIII wave, nel 64% nella IX wave e del 74% nella X wave; la percentuale di imprese che hanno, tra il proprio personale, addetti alla R&S è del 38% nell'VIII wave, del 45% nella IX wave e del 41% nella X wave.

La Tabella 3 mostra poi, nel nostro campione, la correlazione tra queste variabili.

Tab. 3 – Correlazioni di Pearson tra le principali variabili

	Innovazione di prodotto	Innovazione di processo	Personale Laureato
Innovazione di prodotto	-		
Innovazione di processo	0,3481***	-	
Personale laureato	0,0969***	0,0807***	-
Personale addetto alla R&S	0,0928***	0,0670***	0,5150***

***Significativo al 99%

Come si vede, tutte le correlazioni sono positive e significative al 99%. Esiste quindi una relazione positiva tra componenti del capitale cognitivo dell'impresa e i due tipi di innovazione. D'altro canto, però, c'è una forte relazione tra numero di laureati e numero di addetti alla R&S: ciò è naturale se si considera che tra gli addetti alla R&S c'è sicuramente un'alta percentuale laureati in discipline scientifiche. Per poter evidenziare l'effetto di ciascuna delle due componenti del capitale cognitivo sui due tipi di innovazione è dunque necessaria un'analisi multivariata, che tenga anche conto di una serie di altre variabili "di controllo" correlate sia all'innovazione sia al capitale cognitivo dell'impresa.

3.3. L'analisi multivariata e i problemi di "attrition bias"

Nell'analisi multivariata abbiamo dunque preso in considerazione due variabili dipendenti:

- *innoprod*, che indica se l'impresa ha introdotto o no innovazioni di prodotto;
- *innoproc*, che indica se l'impresa ha introdotto o no un'innovazione di processo.

Si tratta in entrambi i casi di variabili dicotomiche, perché alle imprese è stato chiesto *se* hanno introdotto delle innovazioni, di prodotto o di processo, *non quante* innovazioni hanno introdotto.

Le variabili indipendenti oggetto di studio sono:

- *lglau*, il logaritmo del numero dei lavoratori laureati (la trasformazione logaritmica è consueta e lo stesso vale per le variabili successive)³;
- *lgocres*, il logaritmo degli addetti in R&S⁴;
- *Xcreslau*, l'interazione tra le due variabili precedenti.

³ Nell'VIII e IX wave è stato chiesto alle imprese il numero assoluto di lavoratori laureati alla fine del triennio; nella X wave è stata chiesta la percentuale di lavoratori laureati alla fine del triennio: in questo caso si è quindi moltiplicata tale percentuale per il numero totale di lavoratori.

⁴ Come per il numero dei laureati, anche per il numero di addetti alla R&S nell'VIII e IX wave è stato chiesto il numero assoluto (anno per anno: ai fini dell'analisi se ne è quindi calcolata una media per il periodo), nella X wave è stata chiesta la percentuale sul totale degli occupati.

Si noti che *lglau* e *lgocres* hanno una componente in comune, rappresentata dai laureati impiegati in funzioni di R&S. Infatti *lglau* è dato dalla somma di laureati impiegati in R&S e laureati non impiegati in R&S; *lgocres* è dato dalla somma di laureati impiegati in R&S e non laureati impiegati in R&S. Pertanto, quando effettuiamo una regressione avente entrambe queste variabili come determinanti dell'innovazione, l'effetto di *lglau* sulla probabilità di innovare è l'effetto di un laureato in più a parità di addetti alla R&S, dove, idealmente, il laureato in più può essere o non essere impiegato in R&S (il numero di addetti alla R&S può rimanere costante variando la composizione tra laureati e non laureati addetti alla R&S). Sarebbe stato ottimale conoscere l'entità delle tre componenti (laureati impiegati in R&S, laureati non impiegati in R&S, non laureati impiegati in R&S) in modo da vedere l'effetto sull'innovazione dei laureati non impiegati in R&S, ma purtroppo questa informazione dettagliata non è disponibile. Tuttavia l'informazione da noi ottenuta non è priva di significato e valore: l'"intersezione" esistente tra queste due variabili non impedisce di valutare l'effetto di una maggiore intensità di capitale umano (dovunque esso sia collocato) a parità di risorse umane esplicitamente dedicate alla R&S. Una via alternativa percorribile per controllare per la componente R&S sarebbe quella di considerare le spese in R&S, ma questa informazione è più lacunosa ed imprecisa rispetto a quella sul personale addetto alla R&S.

Le variabili di controllo sono:

- *lginv*, logaritmo degli investimenti compiuti nel corso del periodo di indagine⁵;
- *lginfo*, logaritmo degli investimenti in informatica, che sono dunque distinti dal totale degli investimenti e sono certamente un indicatore fondamentale del livello tecnologico dell'impresa⁶;
- *preseste*, percentuale delle spese in R&D compiute *extramoenia* (parte della R&S compiuta fuori dall'impresa)⁷;
- *export*, variabile *dummy* che indica se l'impresa è esportatrice o no; infatti un'ampia letteratura individua un nesso tra innovazione ed esportazione (si vedano, tra gli altri, Dosi, Pavitt, Soete, 1990)⁸;
- *lgwork*, logaritmo del numero di lavoratori medi nell'azienda nel corso del triennio, in modo da controllare per le dimensioni dell'impresa⁹;
- vi sono poi delle variabili *dummy* che indicano l'appartenenza delle imprese ai gruppi individuati dalla tassonomia di Pavitt (la categoria di riferimento è la terza, quella degli *specialised suppliers*, che è quella che introduce il maggior numero di innovazioni; il primo gruppo è quello delle imprese *supplier dominated*, il secondo gruppo è quello delle imprese *scale intensive*, il quarto gruppo quello delle *science based*);
- vi è infine la variabile *waves*, che indica il numero di wave a cui l'osservazione fa riferimento, utile a cogliere eventuali trend temporali¹⁰.

⁵ Degli investimenti è stato chiesto alle imprese l'importo anno per anno: ai fini dell'analisi se ne è calcolata una media per il periodo.

⁶ Degli investimenti in informatica è stato chiesto alle imprese l'importo totale nel triennio.

⁷ Delle spese in R&D in strutture esterne nell'VIII e IX è stata chiesta la percentuale rispetto al totale delle spese in R&S, mentre nella X wave è stato chiesto il valore assoluto.

⁸ Alle imprese è stato chiesto se nell'ultimo anno del triennio hanno esportato in tutto o in parte i propri prodotti.

⁹ Alle imprese è stato chiesto il numero di occupati alla fine del triennio.

¹⁰ Sono state prese in considerazione anche altre variabili, come il numero dei lavoratori con contratto coordinato e continuativo, l'interazione tra numero di laureati e gli investimenti in informatica ecc., ma tali variabili non sono risultate significative (al 90%) in quasi nessuna specificazione testata e comunque non lo erano nelle specificazioni qui presentate. Altre variabili potenzialmente interessanti, come quelle di natura finanziaria (numero di banche con cui si intrattengono rapporti, gestione interna o esterna della funzione finanziaria ecc.), oltre a non essere significative nei modelli stimati, presentano un numero molto alto di dati man-

Come si vedrà meglio in seguito, sono stati stimati anche dei modelli con variabili ritardate, indicate con il suffisso *_rit* (in tali modelli tutte le variabili indipendenti sopra elencate, escluse le dummy settoriali e temporali, sono state sostituite dalle corrispondenti variabili ritardate).

In Appendice, nella Tabella A1, sono mostrati numero di osservazioni, media e deviazione standard delle predette variabili, comprese quelle ritardate incluse nelle analisi; nelle Tabella A2 e A3 sono mostrate invece le correlazioni tra le variabili (nella tabella A2 vi sono le correlazioni tra tutte le variabili incluse nelle stime con variabili non ritardate; nella tabella A3 vi sono le correlazioni tra le tutte le variabili incluse nelle stime con variabili ritardate).

Poiché le variabili dipendenti sono variabili dicotomiche i modelli di stima adeguati sono il *probit* o il *logit*. Poiché, come si evince dalla Tabella 3, le due variabili sono tra loro molto correlate, un tipo di analisi adeguata appare la *bivariate probit* (detta anche *biprobit*), che analizza l'effetto delle variabili indipendenti sulla probabilità congiunta di ottenere un'innovazione di processo o di prodotto. La *bivariate probit* è infatti una metodologia di stima che si applica a due variabili dicotomiche o latenti contemporaneamente, tenendo conto che vi possa essere una forma di correlazione tra di loro (Cameron, Trivedi, 2005). Qualora le due variabili non presentino alcuna correlazione questo modello converge a due *probit* indipendenti. Le stime sono state compiute tenendo conto della eteroschedasticità attraverso stime robuste secondo White (1980).

Gli effetti marginali delle variabili indipendenti sono mostrati nelle prime due colonne della Tabella 4, rispettivamente per innovazione di prodotto e di processo.

Il segno positivo dei coefficienti mostra, conformemente a quanto ipotizzato, una relazione positiva del numero di laureati e del numero di addetti alla R&S con l'introduzione di un'innovazione sia di processo che di prodotto, con una significatività del 99%.

L'interazione tra numero di laureati e del numero di addetti alla R&S ha segno negativo e significativo (al 99% per l'innovazione di prodotto, al 95% per l'innovazione di processo): questo vuol dire che l'effetto del numero di lavoratori laureati sulla probabilità di introdurre un'innovazione è tanto più alto quanto più basso è il numero di addetti al-

canti, comportando quindi un rilevante calo del numero di osservazioni se inserite nell'analisi multivariata.

la R&S. Per quel che riguarda le variabili di controllo, si osservano: la relazione positiva e significativa dell'innovazione, sia di prodotto che di processo, con gli investimenti, complessivi e in informatica, e con la percentuale di spese *extramoenia* in R&S; la relazione positiva e significativa tra l'innovazione di prodotto, ma non di processo, con l'effettuazione di esportazioni da parte dell'impresa; la relazione significativa della dimensione d'impresa (espressa dal numero di lavoratori) con l'innovazione di processo ma non con l'innovazione di prodotto. Per quel che riguarda la classificazione di Pavitt, il settore degli *specialised supplier* conferma di essere anche *ceteris paribus* quello che introduce più innovazioni di prodotto, mentre non vi sono differenze significative per quel che riguarda l'innovazione di processo. Si conferma inoltre un *trend* temporale positivo per i due tipi di innovazione.

L'analisi fatta con la *biprobit*, se ha il pregio di considerare congiuntamente i due tipi di innovazione, ha però il limite di essere un'analisi di tipo *cross-section*, di non considerare, dunque, le specificità individuali, date dal fatto che numerose imprese sono reintervistate nella wave successiva¹¹. Per tale motivo abbiamo effettuato anche un tipo di analisi che tenesse in considerazione il carattere *panel* dei dati: si tratta delle *probit* con effetti casuali, distinte per i due tipi di innovazione (prodotto e processo).

La terza e quarta colonna della Tabella 4 mostrano i risultati della *probit* con *random effects* rispettivamente per l'innovazione di prodotto e per l'innovazione di processo.

I risultati sono analoghi a quelli ottenuti con la *biprobit*, sia per quel che riguarda le variabili di nostro diretto interesse (effetto positivo e significativo di *lglau* e *lgres*, negativo e significativo della loro interazione), sia per le variabili di controllo¹².

¹¹ Quando dei dati *panel* sono trattati come *cross-section* si parla di *pooled cross section*.

¹² Sono stati stimati anche gli equivalenti modelli *logit* con *random effects*, che danno risultati del tutto analoghi, in termini di segno e significatività dei coefficienti, al modello *probit*; come unica differenza di un qualche rilievo, si osserva che la variabile interazione *Xocreslau* è significativa al 99% anche nell'innovazione di processo.

Tab. 4 – Risultati delle analisi biprobit e probit con random effects per l'innovazione di prodotto e di processo

	Biprobit		Probit random effects	
	Var. Dip. Innoproduct	Var. Dip. Innoproduct	Var. Dip. Innoproduct	Var. Dip. Innoproduct
lglauc	0,0900*** (0,0181)	0,0675*** (0,0177)	0,0968*** (0,0200)	0,0745*** (0,0192)
lgocres	0,4230*** (0,0230)	0,2265*** (0,0233)	0,4606*** (0,0275)	0,2450*** (0,0249)
Xocreslauc	-0,0534*** (0,0090)	-0,0194** (0,0091)	-0,0591*** (0,0100)	-0,0215** (0,0098)
lginv	0,0167*** (0,0040)	0,0514*** (0,0037)	0,0168*** (0,0044)	0,0547*** (0,0042)
lginfo	0,0312*** (0,0040)	0,0190*** (0,0037)	0,0351*** (0,0045)	0,0206*** (0,0040)
preseste	0,0065*** (0,0007)	0,0039*** (0,0007)	0,0072*** (0,0008)	0,0041*** (0,0007)
export	0,2734*** (0,0332)	0,0222 (0,0311)	0,3007*** (0,0377)	0,0281 (0,0339)
lgwork	0,0018 (0,0197)	0,0418** (0,0189)	0,0077 (0,0218)	0,0457** (0,0207)
Pavitt1	-0,1611*** (0,0346)	-0,0271 (0,0335)	-0,1810*** (0,0392)	-0,0284 (0,0369)
Pavitt2	-0,1444*** (0,0442)	0,0382 (0,0424)	-0,1611*** (0,0499)	0,0420 (0,0466)
Pavitt4	-0,0118 (0,0720)	-0,0203 (0,0695)	-0,0110 (0,0805)	-0,0134 (0,0767)
waves	0,4400*** (0,0261)	0,2843*** (0,0242)	0,4880*** (0,0314)	0,3049*** (0,0272)
_costante	-5,1313*** (0,2521)	-3,7881*** (0,2326)	-5,6836*** (0,3159)	-4,0697*** (0,2685)
N,osservazioni	9531		9531	
Wald chi2 (gradi di libertà)	2555,66 (24)		903,86 (12)	
Prob>chi2	0,0000		0,0000	
Log pseudolikelihood	-10.743,494		-5.176,5183	

*** Significativo al 99% ** Significativo al 95%

Come è noto, il modello *random effects* ipotizza che il termine di errore sia composto da effetti individuali costanti nel tempo ed effetti variabili nel tempo; questo tipo di stima tiene conto sia della variabilità *between* (tra gli

individui: nel nostro caso tra le imprese), sia di quella *within* (per ciascuna impresa nel tempo). Un tipo alternativo di stima che tenga conto della natura *panel* dei dati è dato dalle stime con effetti fissi, in cui vi sono sempre degli effetti individuali costanti nel tempo, ma questi sono deterministici. Questo tipo di stima tiene conto della sola variabilità *within*, permettendo di evidenziarne l'effetto; per questo motivo è particolarmente interessante, perché, applicata al nostro caso, consente di dire, in media per ciascuna impresa, quali sono gli effetti sull'innovazione di una variazione, tra una *wave* e l'altra, del numero di laureati e di addetti alla R&S. La stima ad effetti fissi in un *panel* non bilanciato, qual è quello che stiamo analizzando, richiede di interrogarsi su possibili problemi di *attrition bias*. Come si è potuto vedere dalla Tabella 1, c'è un'elevata percentuale di imprese che escono dal campione tra una *wave* e l'altra. La perdita informativa legata a questa forte *attrition* nei dati può condurre ad una distorsione dei risultati (*attrition bias*) qualora le variabili in analisi siano responsabili dell'uscita delle imprese dal campione, come già hanno approfondito O'Higgins e Nese (2007) per indagini antecedenti su dati Capitalia. Si sono operati due test per verificare se si è in presenza di *attrition bias*. Il primo è il test della variabile aggiunta: consta nella costruzione di variabili di *attrition* che sono incluse come variabili indipendenti nella regressione. Se queste risultano significative con un semplice *Wald test* allora si è in presenza di *attrition bias* (Verbeek, Nijman, 1992). Le tre variabili costruite sono: *nextwave*, una variabile dicotomica che ha valore 1 se l'impresa è presente nella indagine successiva, *allwave*, anche questa dicotomica che assume valore 1 se l'impresa è presente in tutte e tre le indagini, ed infine *numwave*, che rappresenta il numero di indagini in cui l'impresa è presente. I risultati del *Wald test* relativo alla prima di queste tre variabili segnalano la presenza di *attrition bias* nel campione (Tabella 5), mentre più incerti sono gli esiti degli altri due test.

Per dirimere la questione si è operato anche un altro test, suggerito da Beckett *et al.* (1998), che inserisce una variabile di *attrition* e la combinazione di questa con le variabili indipendenti, per poi testarle contemporaneamente. Questo test supporta la presenza di *attrition bias* nel campione con un'elevata probabilità.

Tab. 5 – Wald test per l’“attrition”

Variabile	Innovazione di prodotto		Innovazione di processo	
	Valore di F	Probabilità>F	Valore di F	Probabilità>F
<i>nextwave</i>	13,4	0,000	25,38	0,000
<i>allwave</i>	0,03	0,868	3,48	0,062
<i>numwave</i>	1,07	0,301	0,18	0,067

Una possibile soluzione per correggere le stime in presenza dell’*attrition bias* è illustrata in Wooldridge (2002). La correzione implica la costruzione di pesi che possano correggere la distorsione delle osservazioni del campione. Adottando tale soluzione si è proceduto nella stima dopo aver calcolato i pesi tramite la procedura indicata. La correzione della stima porta a valori dei coefficienti non molto diversi da quelli non pesati e non influisce sostanzialmente sulla significatività dei risultati.

Pur avendo ovviato al problema dell’*attrition bias*, rimane un problema non risolvibile: la stima *logit* con effetti fissi (la *probit* con effetti fissi non è consistente: si vedano in proposito Cameron, Trivedi, 2005, p. 796) viene effettuata solo sulle imprese per cui varia, tra una *wave* e l’altra, l’entità della variabile dipendente; poiché questa può assumere solo due valori, i casi esclusi dall’analisi sono molto numerosi. Il basso numero di osservazioni rimasto pone dei problemi di efficienza delle stime, che rendono necessario affrontare con prudenza il discorso sulla significatività dei coefficienti.

I risultati delle stime con effetti fissi sono esposti nella Tabella 6. Nelle prime due colonne si hanno i risultati delle stime non pesate, rispettivamente per l’innovazione di prodotto e di processo; nella terza e quarta colonna si hanno i risultati delle stime con i pesi per la correzione dell’“attrition”, sempre per i due tipi di innovazione.

Per quanto riguarda l’innovazione di prodotto, relativamente alle variabili di nostro interesse, si confermano i segni trovati nelle stime precedenti: è positivo l’effetto del capitale umano e della R&S, mentre la loro interazione è negativa; per quanto riguarda la significatività, che però ricordiamo può essere inficiata da problemi di scarsa efficienza, l’effetto della R&S è significativo al 99% sia nelle stime pesate che non pesate; la variabile di interazione è significativa al 99% per le stime non pesate, al 95% per quelle pesate. Per quanto riguarda invece l’innovazione di processo, oltre al numero di laureati e di addetti alla R&S, anche la loro interazione ha segno positivo (ci sarebbe un rapporto di complementarità tra le due variabili: il capitale umano avrebbe un peso maggiore dove la R&S è più alta); si tratta però

di un coefficiente non significativo, come non lo è il coefficiente del numero dei laureati; il coefficiente per gli addetti alla R&S è invece significativo al 99%.

Tab. 6 – Risultati delle analisi logit con fixed effects per l'innovazione di prodotto e di processo, con e senza pesi per l'attrition

	Logit fixed effects senza pesi per l'attrition		Logit fixed effects con pesi per l'attrition	
	Var. Dip. Innoprod	Var. Dip. Innoproc	Var. Dip. Innoprod	Var. Dip. Innoproc
Lglau	0,0843 (0,0968)	0,0420 (0,0918)	0,0833 (0,1120)	0,0498 (0,1076)
Lgocres	0,8589*** (0,1492)	0,4319*** (0,1202)	0,8251*** (0,1636)	0,4546*** (0,1374)
Xocreslau	-0,1682*** (0,0609)	0,0299 (0,0541)	-0,1513** (0,0679)	0,0323 (0,0642)
Lginv	0,0231 (0,0179)	0,0548*** (0,0155)	0,0292 (0,0196)	0,0630*** (0,0170)
Lginfo	0,0606*** (0,0181)	0,0351** (0,0151)	0,0597*** (0,0196)	0,0380** (0,0163)
Preseste	0,0040 (0,0032)	0,0008 (0,0028)	0,0039 (0,0035)	0,0002 (0,0031)
Export	0,4068* (0,2471)	0,6385*** (0,2206)	0,4206 (0,2738)	0,7008*** (0,2468)
Lgwork	0,2411 (0,2444)	0,1431 (0,1890)	0,1917 (0,2817)	0,1640 (0,2210)
Waves	0,9791*** (0,1042)	0,3308*** (0,0899)	1,0216*** (0,1152)	0,3241*** (0,0965)
N,osservazioni	1465	1635	1465	1635
LR chi2 (gradi di libertà)	219,01 (9)	99,54 (9)	186,44 (9)	89,70 (9)
Prob>chi2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Log likelihood	-403,93691	-522,82552	-339,27927	-438, 20227

*** Significativo al 99% ** Significativo al 95% * Significativo al 90%

3.4. Problemi di endogenità ed analisi con variabili ritardate

Un potenziale problema delle stime fin qui presentate riguarda una possibile endogenità delle variabili di nostro interesse. Infatti, come si evince dalla sintesi della letteratura in materia esposta nel precedente paragrafo, se da un lato un incremento della qualificazione dei lavoratori e del personale addetto alla R&S è in grado di generare innovazione, può verificarsi anche la relazione inversa: se un'impresa introduce un'innovazione può essere necessario aumentare la qualificazione del personale per "gestire" tale innovazione e gli stessi laboratori di R&S svolgono anche una funzione di "assorbimento" dell'innovazione precedentemente introdotta. Questo tipo di relazione, che va dall'innovazione al capitale cognitivo, è stata teorizzata ma raramente testata empiricamente; qualora però questa relazione ci fosse, essa non potrebbe essere trascurata, perché potrebbe provocare una correlazione tra le variabili indipendenti di nostro interesse e il termine di errore, generando un bias nelle stime. Una soluzione, almeno parziale, al problema, può essere rappresentata dall'introdurre nelle stime delle variabili ritardate per le grandezze in esame; cioè l'innovazione al tempo t può essere posta in relazione con il numero di laureati e di addetti alla R&S al tempo $t-1$ (l'innovazione in una data wave è posta in relazione al numero di laureati e addetti alla R&S nella wave precedente). In questo modo, se anche la relazione inversa tra innovazione e capitale cognitivo fosse vera, non vi sarebbe endogenità, perché le variabili indipendenti (laureati e addetti alla R&S al tempo $t-1$) non dipenderebbero dalla variabile dipendente (l'innovazione al tempo t), ma dipenderebbero dall'innovazione introdotta al tempo $t-1$ (o anche $t-2!$); in questo modo le variabili indipendenti non sarebbero più correlate con il termine di errore, almeno non più con la parte di errore variabile nel tempo (rimarrebbe la correlazione con l'eventuale parte di errore individuale, invariante nel tempo). D'altro canto, porre in relazione l'innovazione al tempo t con il capitale cognitivo al tempo $t-1$ può essere ipotesi realistica, se si considera che le ricerche, le sperimentazioni, le idee hanno bisogno di un certo tempo per giungere a maturazione e generare dunque innovazione.

Dunque, effettuando una stima con variabili ritardate per laureati e addetti alla R&S, si ha la seguente situazione: se non c'è una componente individuale costante nel tempo, le stime pooled cross-section sono corrette; se questa componente individuale esiste, le stime panel con random effects vedono ridursi l'eventuale bias nelle stime (le variabili indipendenti sono

correlate con i soli errori individuali), mentre delle stime panel con fixed effects eliminerebbero del tutto il problema dell'endogenità (gli effetti individuali sono deterministici, quindi non genera bias la correlazione tra questi e le variabili indipendenti). Il prezzo da pagare in tutti i tipi di stima è però la perdita di osservazioni, perché si perdono i dati del primo momento della rilevazione (nel nostro caso, l'innovazione nell'VIII wave andrebbe messa in relazione con laureati e addetti all'R&S della VII wave, ma non abbiamo quest'ultima informazione); la perdita di osservazioni non inficia la correttezza delle stime, ma ne riduce l'efficienza, dunque riducendo la significatività dei coefficienti.

La Tabella 7 mostra nelle prime due colonne i risultati della bivariate probit per i due tipi di innovazione, nella terza e quarta colonna i risultati della probit con random effects rispettivamente per l'innovazione di prodotto e di processo; tutte le stime sono effettuate con le variabili ritardate. Come si vede, i risultati sono analoghi a quelli ottenuti con le variabili contemporanee, sia pure solitamente con un minor grado di significatività per quel che riguarda l'effetto del numero di laureati e della variabile di interazione (il numero di laureati è significativo al 99% per l'innovazione di prodotto e al 95% per l'innovazione di processo; la variabile di interazione è significativa al 95% per l'innovazione di prodotto, al 95% e 90% per l'innovazione di processo rispettivamente secondo la biprobit e secondo la probit), ma appunto la perdita di significatività può essere dovuta al calo di efficienza dovuto alla riduzione del numero di osservazioni. Queste osservazioni suffragano dunque la nostra ipotesi che ci sia una relazione positiva tra capitale umano, espresso dal numero di laureati, ed innovazione, sia di processo che di prodotto e questo vale anche a parità di addetti alla R&S (i quali a loro volta hanno un effetto positivo sull'innovazione); inoltre sembra esistere una relazione di sostituibilità tra capitale umano e R&S, poiché un incremento del capitale umano ha un impatto sulla probabilità di innovare tanto più alto quanto più bassa è l'intensità della R&S¹³.

¹³. Anche nel modello con le variabili ritardate è stata effettuata la corrispondente stima *logit* con *random effects* ed anche in questo caso i risultati sono analoghi a quelli ottenuti col modello *probit*; anche qui l'unica differenza di rilievo riguarda la variabile interazione *Xocreslau_rit* che, nell'innovazione di processo, risulta significativa al 95%.

Tab. 7 – Risultati delle analisi biprobit e probit con random effects con variabili ritardate per l'innovazione di prodotto e di processo

	Biprobit		Probit random effects	
	Var. Dip. Innoproduct	Var. Dip. Innoproduct	Var. Dip. Innoproduct	Var. Dip. Innoproduct
lglau_rit	0,1246*** (0,0445)	0,1052** (0,0440)	0,1297*** (0,0458)	0,1131** (0,0470)
lgocres_rit	0,2719*** (0,0552)	0,1414*** (0,0534)	0,2782*** (0,0561)	0,1499*** (0,0563)
Xocreslau_rit	-0,0376** (0,0188)	-0,0347** (0,0177)	-0,0384** (0,0193)	-0,0370* (0,0193)
lginv_rit	0,0009 (0,0079)	0,0310*** (0,0082)	-0,0001 (0,0080)	0,0317*** (0,0085)
lginfo_rit	0,0089 (0,0066)	0,0069 (0,0067)	0,0096 (0,0069)	0,0073 (0,0069)
preseste_rit	0,0061*** (0,0016)	0,0023 (0,0015)	0,0061*** (0,0016)	0,0024* (0,0016)
export_rit	0,3439*** (0,0649)	0,0052 (0,0641)	0,3470*** (0,0690)	-0,0016 (0,0687)
lgwork_rit	-0,0189 (0,0421)	0,0737* (0,0418)	-0,0196 (0,0431)	0,0800* (0,0444)
Pavitt1	-0,2487*** (0,0662)	-0,1031 (0,0662)	-0,2549*** (0,0699)	-0,1127 (0,0715)
Pavitt2	-0,2716*** (0,0849)	-0,0279 (0,0839)	-0,2846*** (0,0888)	-0,0286 (0,0900)
Pavitt4	-0,0854 (0,1456)	-0,0851 (0,1420)	-0,0763 (0,1503)	-0,0860 (0,1527)
waves	0,2342*** (0,0633)	0,2183*** (0,0616)	0,2403*** (0,0641)	0,2306*** (0,0656)
_costante	-2,6966*** (0,1423)	-3,0638*** (0,5677)	-2,7556*** (0,5970)	-3,2299*** (0,6171)
N.osservazioni		2374	2374	2374
Wald chi2 (gradi di libertà)		398,20 (24)	183,77 (12)	119,07 (12)
Prob>chi2		0,0000	0,0000	0,0000
Log pseudolikelihood		-2874,1653	-1462,4045	-1529,8949

*** Significativo al 99% ** Significativo al 95% * Significativo al 90%

Il problema della perdita di osservazioni quando si introducono le variabili ritardate si rivela particolarmente serio nel caso di stime *fixed effects*, il

cui numero di osservazioni è già molto ridotto, come abbiamo visto, senza introdurre questi ritardi temporali; con questi ritardi, il numero di osservazioni si riduce ulteriormente, ponendo problemi molto seri di efficienza delle stime¹⁴. Non sorprende, pertanto, che le variabili di nostro interesse non risultino mai significative al 90%, (solo il numero dei laureati per l'innovazione di processo sfiora questa soglia, con effetto positivo).

4. Conclusioni

Numerosi studi teorizzano o sottopongono a verifica empirica il legame tra capitale umano e crescita economica su un piano macroeconomico. Meno frequenti sono gli studi che studiano questa relazione su un piano microeconomico. A livello di impresa il legame tra capitale umano e innovazione è visto spesso come indiretto, nel senso che una forza lavoro qualificata è considerata una precondizione per quegli elementi (R&S, investimenti in informatica, organizzazione aziendale ecc.) che avrebbero un nesso più immediato con l'innovazione. L'intento di questo lavoro è invece quello di verificare empiricamente se esiste una relazione diretta tra la qualificazione della forza lavoro e la capacità innovativa dell'impresa, anche a parità degli altri fattori cruciali per l'innovazione (soprattutto la R&S), considerando anzi l'interazione tra qualificazione della forza lavoro e l'impegno dell'impresa nelle funzioni di R&S. La relazione è studiata con riferimento alla realtà industriale italiana, in un contesto, dunque, dove il premio salariale per l'istruzione è relativamente basso, in cui gli investimenti privati e pubblici in istruzione sono anch'essi relativamente bassi e basse sono le spese, soprattutto private, in R&S. L'analisi, condotta su un ampio *panel*, confrontando i risultati ottenuti con diverse tecniche di analisi, rivela che ad un aumento del numero dei laureati presenti in impresa corrisponde un aumento delle probabilità di introdurre un'innovazione di prodotto o di processo; l'efficacia, in senso innovativo, del "capitale umano" incorporato nella forza lavoro è più elevata in quelle imprese, numerose in Italia, in cui non ci sono o sono poco numerosi gli addetti alla R&S; cioè l'istruzione elevata della forza lavoro sostituisce in qualche misura la R&S. Questa indagine presenta naturalmente dei limiti, il primo dei quali risiede nella mancanza di informazioni più dettagliate sulle innovazioni introdotte: alle

¹⁴ Nella *logit* con effetti fissi le osservazioni sono 236 per l'innovazione di prodotto e a 232 per l'innovazione di processo, il che vuol dire circa il 2,5% delle osservazioni stimate con la *probit random effects* senza variabili ritardate e circa l'1,7% del totale delle osservazioni.

imprese viene chiesto se si sono introdotte innovazioni, ma non si chiede né quante ne siano state introdotte né la loro esatta natura, peso ed importanza. Anche le informazioni sul livello di istruzione della forza lavoro sono limitate (c'è solo la distinzione tra laureati e non laureati, non dunque la tipologia di laurea, né l'esatto livello di studio raggiunto), come pur per le finalità della nostra indagine, sarebbe importante individuare la funzione in cui i laureati sono impegnati (soprattutto se impegnati o no nella R&S). Nell'attesa di implementare una ricerca *ad hoc*, si può tuttavia affermare che i dati considerati consentono comunque un incrocio non comune, date le banche dati esistenti, tra informazioni sull'innovazione e informazioni sulla qualificazione della forza lavoro in un campione ampio ed accurato. Ci pare pertanto che, pur con i limiti appena citati, l'indagine condotta consenta di giungere a risultati interessanti, sia perché relativamente poco esplorati, sia perché ci sembra possano avere delle importanti implicazioni in termini di *policy*. Alla luce dei risultati ottenuti si comprende infatti come il ruolo della formazione e del capitale umano sia fondamentale anche per la realtà industriale italiana e risulta dunque chiaro che la strada per invertire la tendenza al calo della produttività e della competitività delle imprese passi necessariamente per un aumento dell'attenzione e delle risorse destinate agli investimenti, pubblici e privati, in capitale umano.

Appendice

Tabella A1 – Numero di osservazioni, media e deviazione standard delle variabili utilizzate

Variabile	N. osservazioni	Media	Deviaz. standard
innoprod	14.105	0,392	0,488
innoproc	14.105	0,400	0,490
lau*	11.174	9,006	49,31
lglau	11.174	1,172	1,228
lglau_rit	7.618	0,900	1,045
ocres*	13.581	4,934	28,426
lgcres	13.581	0,760	1,128
lgcres_rit	8.430	0,632	0,933
Xocreslau	10.962	1,409	3,220
Xocreslau_rit	7.513	1,063	2,872
work*	14.057	98,786	325,985

(continua)

(segue)

<i>lgwork</i>	14.057	3,711	1,073
<i>lgwork_rit</i>	8.784	3,777	1,062
<i>inv*</i>	14.002	1.734.226	1,66e+07
<i>lginv</i>	14.002	8,125	5,939
<i>lginv_rit</i>	8.678	11,177	4,953
<i>info*</i>	12.634	777.463,9	7,26e+07
<i>lginfo</i>	12.634	5,662	5,092
<i>lginfo_rit</i>	8.206	7,744	4,949
<i>preseste</i>	13.584	8,526	21,888
<i>preseste_rit</i>	8.561	9,182	23,148
<i>export</i>	13.894	0,675	0,468
<i>export_rit</i>	8.790	0,707	0,455
<i>Pavitt 1 **</i>	14.065	0,517	0,500
<i>Pavitt 2 **</i>	14.065	0,181	0,385
<i>Pavitt 3**</i>	14.065	0,257	0,437
<i>Pavitt 4 **</i>	14.065	0,045	0,207
<i>waves</i>	32.114	9,001	0,814

* Le variabili contrassegnate con questo asterisco sono i valori naturali (i valori effettivamente osservati) delle variabili che seguono: ad es. *lau* è il valore naturale (osservato) di *lglau*.

** Nel campione analizzato vi sono 7.275 imprese supplier dominated (*Pavitt1=1*), 2.545 imprese scale intensive (*Pavitt2=1*), 3.611 imprese specialised suppliers (*Pavitt3=1*) e 634 imprese science based (*Pavitt4=1*)

Tab. A2 – Correlazioni tra le variabili utilizzate nelle analisi con variabili non ritardate

	<i>innoprod</i>	<i>innoproc</i>	<i>lglau</i>	<i>lgcres</i>	<i>xcreslau</i>	<i>lginv</i>	<i>lginfo</i>
<i>innoprod</i>	1.0000						
<i>innoproc</i>	0.3481*	1.0000					
<i>lglau</i>	0.2547*	0.1772*	1.0000				
<i>lgcres</i>	0.3135*	0.2253*	0.4310*	1.0000			
<i>xcreslau</i>	0.2711*	0.2112*	0.6371*	0.7958*	1.0000		
<i>lginv</i>	-0.0095*	0.1400*	-0.0494*	0.0258*	0.0452*	1.0000	
<i>lginfo</i>	0.0446*	0.1391*	0.0191*	0.0881*	0.0978*	0.6835*	1.0000
<i>preseste</i>	0.1396*	0.1224*	0.1199*	0.1742*	0.1369*	0.0905*	0.1013*
<i>export</i>	0.1557*	0.0873*	0.1849*	0.1906*	0.1738*	0.1335*	0.1671*
<i>lgwork</i>	0.1773*	0.1518*	0.5875*	0.3400*	0.4737*	0.2943*	0.2444*
<i>pavitt1</i>	-0.0807*	-0.0650*	-0.1455*	-0.1697*	-0.1673*	-0.0105*	-0.0478*
<i>pavitt2</i>	-0.0340*	0.0175*	0.0073*	-0.0378*	-0.0108*	0.0209*	-0.0066*
<i>pavitt4</i>	0.0473*	0.0294*	0.1329*	0.1418*	0.1766*	0.0166*	0.0381*
<i>waves</i>	0.2099*	0.0485*	0.3412*	0.1724*	0.1764*	-0.6166*	-0.5327*

	<i>preseste</i>	<i>export</i>	<i>lgwork</i>	<i>pavitt1</i>	<i>pavitt2</i>	<i>pavitt4</i>	<i>waves</i>
<i>preseste</i>	1.0000						
<i>export</i>	0.0910*	1.0000					
<i>lgwork</i>	0.0680*	0.2580*	1.0000				
<i>pavitt1</i>	-0.0344*	-0.0424*	-0.0630*	1.0000			
<i>pavitt2</i>	-0.0108*	-0.1283*	0.0004	-0.4865*	1.0000		
<i>pavitt4</i>	0.0395*	0.0128*	0.0504*	-0.2249*	-0.1021*	1.0000	
<i>waves</i>	-0.0365*	-0.0475*	0.0299*	-0.0235*	0.0078*	-0.0099*	1.0000

* Correlazioni significative al 95%

Tab. A3 – Correlazioni tra le variabili utilizzate nelle analisi con variabili ritardate

	innoprod	innoproc	lglauc~t	lgcres~t	xcresl~t	lginv~t	lginfo~t
innoprod	1.0000						
innoproc	0.3481*	1.0000					
lglauc~t	0.2430*	0.2014*	1.0000				
lgcres~t	0.2927*	0.1874*	0.5830*	1.0000			
xcresl~t	0.2154*	0.1622*	0.6972*	0.8133*	1.0000		
lginv~t	0.0987*	0.1604*	0.2328*	0.2484*	0.2200*	1.0000	
lginfo~t	0.1372*	0.1197*	0.2762*	0.2950*	0.2625*	0.5312*	1.0000
preseste~t	0.1567*	0.0879*	0.1643*	0.2470*	0.1529*	0.0960*	0.1224*
export~t	0.2179*	0.0861*	0.2436*	0.2673*	0.1891*	0.0986*	0.1557*
lgwork~t	0.1837*	0.2015*	0.7056*	0.5017*	0.5703*	0.3085*	0.2634*
pavitt1	-0.0807*	-0.0650*	-0.2132*	-0.2364*	-0.1997*	-0.0824*	-0.1270*
pavitt2	-0.0340*	0.0175*	0.0089	-0.0497*	-0.0037	0.0467*	0.0082
pavitt4	0.0473*	0.0294*	0.2085*	0.1996*	0.2578*	0.0323	0.0652*
waves	0.2099*	0.0485*	0.1711*	0.1007*	0.0748*	-0.0832*	-0.1228*

	preses~t	export~t	lgwork~t	pavitt1	pavitt2	pavitt4	waves
preseste~t	1.0000						
export~t	0.1020*	1.0000					
lgwork~t	0.0639*	0.2575*	1.0000				
pavitt1	-0.0475*	-0.0730*	-0.0963*	1.0000			
pavitt2	-0.0458*	-0.1276*	0.0045	-0.4865*	1.0000		
pavitt4	0.0576*	0.0086	0.0611*	-0.2249*	-0.1021*	1.0000	
waves	-0.0204	0.0846*	0.2711*	-0.0235*	0.0078	-0.0099	1.0000

*Correlazioni significative al 95%

Bibliografia

- Abowd J.M., Haltiwanger J., Jarmin R., Lane J., Langermann J., McCue K., McKinney K., Sandusky K. (2002), "The Relation among Human Capital, Productivity and Market Value: Building up from Microevidence", *U.S. Census Bureau, Technical paper*, n. TP-2002-14.
- Acs Z., Audretsch D., Feldmand M. (1992), "Real Effects of Academic Research", *American Economic Review*, 82, pp. 363-367.
- Amsden A.H. (1989), *Asia's next giant. South Korea and late industrialization*, Oxford University Press, New York.
- Arrighetti A., Landini F., Lasagni A. (2011), "Intangible assets and firm heterogeneity: evidence from Italy", Working paper del Dipartimento di Economia dell'Università degli studi di Parma, 2-2011.
- Audretsch D.B., Feldman M.P. (2004), "Knowledge Spillovers and the Geography of Innovation", in Henderson J.V., Thisse J.F. (eds.), *Handbook of regional and urban economics*, Elsevier, Amsterdam.
- Audretsch D.B., Vivarelli M. (1996), "Firm Size and R&D Spillovers: Evidence from Italy", *Small Business Economics*, 8, pp. 249-258.
- Ballot G., Fakhfakh F., Taymal E. (2001), "Firm's Human Capital, R&D and Performance: a Study on French and Swedish firms", *Labour Economics*, 8, pp. 443-462.
- Barro R.J. (1991), "Economic Growth in a Cross Section of Countries", *Quarterly Journal of Economics*, 106, pp. 407-43.
- Barro R.J. (1997), *Determinants of Economic Growth: A Cross Country Empirical Study*, MIT Press, Boston.

- Barro R.J. (1998), *Human Capital and Growth in Cross Country Regressions*, Harvard University, mimeo.
- Beckett S., Gould W. Lillard L., Welch F. (1998), "The Panel Study of Income Dynamics after Fourteen Years: An Evaluation", *Journal of Labor Economics*, 6, pp. 472-92.
- Benhabib J., Spiegel M.M. (1994), "The Role of Human Capital in Economic Development: Evidence from Aggregate Cross-Country Data", *Journal of Monetary Economics*, 34, pp. 143-73.
- Bresnahan T.F., Trajtenberg M. (1995), "General purpose technologies: engine of growth?", *Journal of Econometrics*, 65, pp. 83-108.
- Bugamelli M., Cannari L., Lotti F., Magri S. (2012), "Il gap innovativo del sistema produttivo italiano: radici e possibili rimedi", *Questioni di Economia e Finanza*, n. 121, aprile, Banca d'Italia.
- Bugamelli M., Pagano P. (2004), "Barriers to Investment in ICT", *Applied Economics*, 36, pp. 2275-2286.
- Cameron A.C., Trivedi P.K. (2005), *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge University Press, New York.
- Capitalia-Gruppo Bancario, Osservatorio sulle piccole e medie imprese (2002), *Ottavo rapporto sull'industria italiana e sull'economia industriale*.
- Capitalia-Gruppo Bancario, Osservatorio sulle piccole e medie imprese (2005), *Indagine sulle imprese italiane. Rapporto sul sistema produttivo e sulla politica industriale*.
- Cohen W.M., Klepper S. (1991), "Firm size versus diversity in the achievement of technological advance", in Z.J. Acs, D.B. Audretsch (eds.), *Innovation and Technological Change: An International Comparison*, University of Michigan Press, Ann Arbor.
- Cohen W.M., Klepper S. (1992), "The tradeoff between firm size and diversity in the pursuit of technological progress", *Small Business Economics*, 4, pp. 1-14.
- Cohen W.M., Levinthal D. (1989), "Innovation and learning: the two faces of R&D", *Economic Journal*, 99, pp. 569-596.
- Crépon B., Duguet E., Mairesse J. (1998), "Research, Innovation, and Productivity: An Econometric Analysis at the Firm Level", *Economics of Innovation and New Technology*, 7, pp. 115-56.
- Dosi G., Pavitt K., Soete L. (1990), *The Economics of Technical Change and International Trade*, New York University Press, New York.
- Fabiani S., Schivardi F., Trento S. (2005), "ITC Adoption in Italian Manufacturing: Firm-level Evidence", *Industrial and Corporate Change*, 14, pp. 225-249.
- Feldman M. (1994), *The Geography of Innovation*, Kluwer Academic, Dordrecht.
- Griliches Z. (1979), "Issues in Assessing the Contribution of Research and Development to Productivity Growth", *The Bell Journal of Economics*, 10, pp. 92-116.
- Griliches Z., Mairesse J. (1983), "Comparing Productivity Growth: an Exploration of French and U.S. Industrial and Firm Data", *European Economic Review*, Elsevier, 2, pp. 89-119.
- Hall B.H., Mairesse J. (1995), "Exploring the Relationship Between R&D and Productivity in French Manufacturing Firms", *Journal of Econometrics*, 65, pp. 263-293.

- Jaffe A.B. (1986), "Technological Opportunity and Spillovers of R&D: Evidence from Firms' Patents, Profits and Market Value", *American Economic Review*, 76, pp. 984-1001.
- Kline S.J., Rosenberg N. (1986), "An Overview of Innovation", in R. Landau, N. Rosenberg (eds.), *The Positive Sum Strategy: Harnessing Technology for Economic Growth*, National Academy Press, Washington.
- Lucas R.E. (1988), "On the Mechanics of Economic Development", *Journal of Monetary Economics*, 22, pp. 3-42.
- Lucas R.E. (1992), "Making a Miracle", *Econometrica*, 61, pp. 251-72.
- Mankiw N.G., Romer D., Weil D.N. (1992), "A Contribution to the Empirics of Economic Growth", *Quarterly Journal of Economics*, 107, pp. 408-37.
- Nelson R.R., Phelps E.S. (1966), "Investment in Humans, Technological Diffusion and Economic Growth", *American Economic Review*, 56, pp. 69-75.
- O'Higgins N., Nese A. (2007), "Panel Attrition in the Capitalia Panel", *International Review of Economics*, 54, pp. 383-403.
- Pavitt K. (1984), "Sectoral Patterns of Technological Change: Toward a Taxonomy and a Theory", *Research Policy*, 13, pp. 343-73.
- Piva M., Santarelli E., Vivarelli M. (2005), "The Skill Biased Effect of Technological and Organizational Change: Evidence and Policy Implications", *Research Policy*, 34, pp. 141-157.
- Romer P. (1990a), "Human Capital and Growth: Theory and Evidence", *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 32, pp. 251-286.
- Romer P. (1990b), "Endogenous Technical Change", *Journal of Political Economy*, 98, pp. 71-102.
- Ronca C. (a cura di) (2010), "Società della conoscenza, sviluppo locale e competitività delle imprese", Fondazione Adriano Olivetti Collana Intangibili, n. 14.
- Rullani E. (2004), *Economia della conoscenza. Creatività e valore nel capitalismo delle reti*, Carocci, Roma.
- Solow R. (1956), "A Contribution to the Theory of Economic Growth", *The Quarterly Journal of Economics*, 70, pp. 65-94.
- Unicredit-Corporate Banking, Rapporto Corporate (2008), *Decima indagine sulle imprese manifatturiere italiane*.
- Verbeek M., Nijman T. (1992), "Testing for selectivity bias in panel data models", *International Economic Review*, 33, pp. 681-703.
- White H. (1980), "A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity", *Econometrica*, 48, pp. 817-838.
- Wooldridge J.M. (2002), *Econometric Analysis of Cross section and Panel Data*, MIT Press, Boston.