



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M.FANNO"

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

'ROBOT E INNOVAZIONE: UN'ANALISI CROSS-COUNTRY'

RELATORE:

CH.MO PROF. ANTONIETTI ROBERTO

LAUREANDO: CELEBRON GIOVANNI

MATRICOLA N. 1188311

ANNO ACCADEMICO 2020 – 2021

Indice

CAPITOLO 1	4
1.1 <i>Introduzione</i>	4
1.2 <i>Letteratura</i>	6
CAPITOLO 2	15
2.1 <i>Dati</i>	15
2.2 <i>Statistiche descrittive</i>	17
CAPITOLO 3	22
3.1 <i>Il modello e le stime</i>	22
3.1.1 <i>Stime FE</i>	23
3.1.2 <i>Stime pooled-OLS</i>	24
3.1.3 <i>Metodo 2SLS</i>	27
CAPITOLO 4	29
4.1 <i>Conclusioni</i>	29
BIBLIOGRAFIA	31
SITOGRAFIA	32

CAPITOLO 1

1.1 Introduzione

“Robots are the most important innovation which has affected the production process in the last three decades”. (Compagnucci et al., 2019; p. 2)

Negli ultimi anni il mercato del lavoro sta vivendo una grande trasformazione, in particolare lo sviluppo di nuove tecnologie sta rivoluzionando molte mansioni che prima erano svolte quasi esclusivamente dalle persone.

Tra i maggiori responsabili di questo cambiamento c'è senz'altro la crescita consistente di robot industriali nel mercato del lavoro.

Non è possibile prevedere a priori gli effetti causati dai robot nelle industrie: da un lato, molti compiti possono essere svolti da essi, facendo diminuire o addirittura scomparire diverse categorie di lavoratori; dall'altro aumenta la produttività delle aziende facendo diminuire il livello dei prezzi, determinando una crescita della domanda e quindi, nuove assunzioni di lavoratori. In più, la crescita della domanda potrebbe portare anche ad un potenziamento della domanda di beni e servizi in altri mercati (Dosi et al., 2019), e creare nuovi compiti di lavoro (Acemoglu e Restrepo, 2019) o persino nuovi *job*.

La tesi si propone come obiettivo quello di conoscere quale sia la correlazione tra la robotica e la capacità innovativa. Infatti, questa relazione è stata ancora poco esplorata e analizzata dalla letteratura scientifica.

La ricerca consiste in un'analisi tra paesi che prevede lo studio di un modello di regressione da cui ne verranno stimati i coefficienti, in modo da poterne discutere i risultati.

Nel capitolo 1, verrà discussa una rassegna con i principali lavori che confrontano l'effetto dei robot sull'occupazione in modo da giungere a conclusioni, sia negative che positive all'implementazione sempre più massiccia di robot nelle aziende.

Nel capitolo 2, si inizierà la propria analisi dei dati, spiegando inizialmente le fonti di dati e le metodologie a cui si è ricorsi per poter sfruttare i dati delle varie fonti in modo confrontabile. Nella seconda parte del capitolo ci saranno dei grafici che correlano i dati di robotica con quelli di brevetto, nostra *proxy* per valutare la capacità innovativa di un paese, allo scopo di conoscere quali relazioni ci siano tra loro. Inoltre, ci saranno altri grafici che riportano i

confronti annuali per dati di brevetto e dati di robotica, in modo da poter osservare quali sono i trend temporali nelle rispettive variabili.

In coda al capitolo, saranno presentate due tabelle: la prima sulle statistiche descrittive delle variabili osservate (vedi tabella 1), mentre la seconda riguardante le correlazioni tra le variabili (vedi tabella 2).

Nel capitolo 3, invece, verrà presentato il modello econometrico e le tabelle con le stime, la prima con il metodo ad effetti fissi e il metodo pooled OLS (vedi tabella 3), la seconda con il metodo dei minimi quadrati ordinari a due stadi (2SLS), (vedi tabella 4).

Le conclusioni sono, infine, riportate al capitolo 4.

1.2 Letteratura

Ci sono diversi lavori in letteratura che analizzano il rapporto tra robot e occupazione, quasi per interezza si tratta di analisi e studio di dati a livello regionale e settoriale, mentre solo pochissimi si concentrano a livello di singola impresa.

Tra i lavori più conosciuti troviamo sicuramente quello di Acemoglu e Restrepo (2017), nel quale gli autori conducono un'analisi sull'effetto dell'incremento dell'uso di robot industriali nel mercato locale del lavoro statunitense dal 1990 al 2007.

In questo modello robot e lavoratori competono nella produzione in compiti diversi, sia con sia senza scambi tra i mercati del lavoro. I robot possono avere un effetto positivo o negativo sull'occupazione e sui salari, il loro impatto positivo deriva dall'effetto dovuto dall'incremento della produttività (*productivity effect*), mentre il loro impatto negativo è dovuto al trasferimento diretto dei lavoratori sostituiti dei robot (*displacement effect*).

Il modello mostra come l'impatto dei robot sull'occupazione e sui salari in un mercato del lavoro possa essere stimato regredendo il cambiamento di queste variabili sull'esposizione ai robot, una misura definita come la somma della frazione locale dei lavoratori in un settore per la penetrazione nazionale dei robot in quel settore.

Gli autori con il loro studio arrivano alla conclusione che l'aumento di un robot addizionale su mille lavoratori riduce il tasso di occupazione dello 0,37%, mentre i salari aggregati decrescono dello 0,73%, calcolandoli senza tenere conto degli scambi commerciali tra commuting zones¹. Mentre, considerando il commercio tra commuting zones i risultati portano ad evidenze minori, ma sempre solide (tasso di occupazione: riduzione dello 0,34%; salari aggregati: riduzione dello 0,5%).

Un altro lavoro importante è quello di Dauth et al. (2018), dove viene condotta un'analisi nel mercato del lavoro tedesco, lungo un arco di tempo ventennale, dal 1994 fino al 2014, stimando l'effetto dei robot industriali sull'occupazione, sui salari e sulla composizione dei posti di lavoro.

¹ Una commuting zone è un'area geografica che viene utilizzata nelle analisi economiche e sulla popolazione. Oltre all'utilizzo principale delle aree urbane, può essere utilizzato per definire aree rurali che condividono un mercato comune.

Nei dati, Acemoglu e Restrepo (2017) utilizzano la versione del 1990 che suddivide lo stato americano in 741 commuting zones.

La Germania essendo uno degli stati con la più alta densità di robot del mondo (tale da essere in media tre volte superiore a quella statunitense e a quelle dei paesi sviluppati), per gli autori è lo stato perfetto dove condurre un'analisi sull'impatto della robotica sull'occupazione e studiare i meccanismi in cui lavoratori e aziende rispondono alla nuova ondata di automazione.

La ricerca porta ad un risultato totalmente differente rispetto al caso precedente: l'analisi non trova evidenza del fatto che i robot siano dei *job-killers*. Tuttavia, nel settore manifatturiero c'è una diminuzione dell'occupazione a causa della forte crescita di installazioni robotiche, questa diminuzione viene compensata a sua volta dalla crescita dell'occupazione in altri settori, in primis quello dei servizi.

La ricerca porta al risultato che ci sia un impatto totale pari a zero nell'occupazione locale tedesca.

Gli autori giungono ad alcune considerazioni sulle conseguenze distributive dell'automazione. Per prima cosa, i lavoratori localizzati nelle zone più esposte ai robot sembrano scambiare la maggiore stabilità del lavoro con una crescita salariale inferiore e di conseguenza, l'effetto totale dell'esposizione ai robot sui guadagni dei lavoratori nelle zone esposte è negativo. Inoltre, l'automazione fa diminuire le quote di lavoro nelle regioni con maggiore esposizione ed amplia il divario di guadagno tra le occupazioni manageriali e qualificate e quelle ad alta intensità di routine.

A risultati non così distanti giunge anche Dottori (2021) con il suo lavoro sull'impatto della robotica sull'occupazione all'interno dei confini italiani, secondo paese europeo per numero di stock di robot dopo la Germania.

La sua ricerca si basa su dati provenienti a livello del mercato locale del lavoro italiano e a livello del singolo lavoratore che vanno dal 1990 al 2016 e segue un approccio empirico simile a quello di Acemoglu in USA.

I risultati mostrano che a livello del mercato locale del lavoro italiano la robotizzazione non impatta negativamente sull'occupazione, solamente nel settore manifatturiero ci sono delle deboli evidenze che colpiscono in modo negativo.

A livello di singolo lavoratore nel settore manifatturiero ci sono due effetti contrari: positivo per quelli che rimangono nella stessa azienda; negativo per tutti coloro che si trasferiscono al di fuori del settore manifatturiero. Questi due effetti complessivamente non portano ad un risultato significativo.

L'effetto sull'occupazione dovuto all'aumento dell'uso di robot è dato prevalentemente dalla riallocazione dei lavoratori e dal ridisegno della domanda di lavoro, senza intaccare il numero totale degli occupati.

In conclusione, i risultati mostrano una visione più simile a quella meno pessimistica di Dauth et al. (2018), rispetto a quella di Acemoglu, il quale prevede un effetto di trasferimento dei lavoratori dalle zone più robotizzate a quelle meno. La motivazione principale potrebbe essere determinata dalla maggior vicinanza e conformità del mercato locale del lavoro italiano a quello tedesco rispetto a quello statunitense in termini di procedure istituzionali (alto livello di protezione dei lavoratori), la struttura economica (relativamente grave peso del settore manifatturiero) e la distribuzione settoriale dei robot (usati in maggioranza in settori maturi rispetto a settori innovativi come l'elettronico).

Un altro contributo importante al tema trattato è il lavoro di Graetz e Michaels (2015), nel quale viene condotta una ricerca su un panel formato da 17 paesi lungo un arco temporale di 15 anni (1993-2007).

I risultati dell'analisi mostrano che l'incremento dell'utilizzo di robot industriali porta ad un aumento di produttività e di valore aggiunto per l'azienda. Il contributo della densificazione dei robot alla crescita economica è stato sostanziale, soprattutto in considerazione della piccola quota di robot nel capitale totale: la densificazione dei robot ha aumentato la crescita annua del PIL e della produttività del lavoro di circa 0,37 punti percentuali. L'incremento dell'uso di robot ha determinato una crescita anche nei salari.

A livello di occupazione totale, non c'è nessun effetto significativo influenzato dai robot, solamente i lavoratori *low-skilled* e parzialmente i lavoratori *middle-skilled* ne risentono. Nel lungo andare per Graetz e Michaels, saranno proprio queste due fasce di lavoratori a subirne il danno maggiore.

Queste ultime previsioni si basano sullo studio di Frey e Osborne (2013), nel quale gli autori ricercano quali *job* (702 diverse occupazioni) saranno suscettibili alla computerizzazione. In particolare, si concentrano sulle possibilità di impatto della computerizzazione nel mercato del lavoro statunitense e su quali relazioni avranno i computer tra lavoratori, salari e livello di istruzione, ed infine su quali *job* per primi lasceranno spazio alle "macchine".

Frey e Osborne classificano le occupazioni in base ai loro profili di attività medi distinguendoli in tre fasce distinte: alto, medio e basso livello di rischio. Essi stimano che sarebbe tecnologicamente possibile sostituire circa il 47% di tutti i lavoratori negli Stati Uniti con nuove tecnologie, cioè quelli che rientrano nella fascia ad alto livello di rischio.

Tra i *job* che sono a rischio sono compresi la maggior parte dei lavoratori nelle occupazioni di trasporti e logistica, insieme alla maggior parte degli impiegati di supporto amministrativo, e la manodopera nelle occupazioni di produzione.

Quello che stupisce di più è il fatto che molti lavori a rischio rientrano proprio nell'area che più è cresciuta negli ultimi anni, cioè il settore dei servizi, dove le tecnologie più innovative potrebbero sopprimere molti posti di lavoro.

Un'altra evidenza che appartiene a questo filone fondato sull'imminente ondata di automatizzazione a discapito dell'occupazione è data dallo studio di Arntz et al. (2016) che coinvolge 21 paesi OCSE² con un approccio basato sui diversi compiti, tenendo conto dell'eterogeneità dei vari compiti dei lavoratori all'interno delle diverse occupazioni.

I risultati rivelano che circa in media il 9% dei compiti sono automatizzabili, un valore, comunque, molto inferiore rispetto a quello ottenuto da Frey e Osborne.

A seconda delle differenze tra livello d'istruzione e *timing* nella scelta di iniziare a servirsi di nuove tecnologie e differenze nei posti di lavoro, i risultati possono variare molto tra stati: per esempio, in un paese come la Corea del Sud circa il 6% dei compiti sono automatizzabili, mentre per l'Austria oltre il 12%.

A questa evidenza però ci sono tante difficoltà che si oppongono alla digitalizzazione nei posti di lavoro. Infatti, la quota stimata di posti di lavoro a rischio non deve essere equiparata alle perdite occupazionali, effettive o previste, dovute ai progressi tecnologici per tre ragioni:

- 1) l'utilizzo di nuove tecnologie è un processo lento, a causa di ostacoli economici, legali e sociali, per cui spesso la sostituzione tecnologica non avviene come previsto;
- 2) anche se venissero introdotte nuove tecnologie, i lavoratori potrebbero adattarsi alle mutevoli dotazioni tecnologiche facendo compiti diversi, prevenendo così la disoccupazione tecnologica;
- 3) il cambiamento tecnologico genera anche posti di lavoro aggiuntivi attraverso la domanda di nuove tecnologie e una maggiore competitività.

Il risultato più rivelante a cui giungono Arntz et al. è dato, quindi, dall'improbabilità che l'automazione e la digitalizzazione distruggano un gran numero di posti di lavoro.

² L'Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico (OCSE): è un'organizzazione internazionale di studi economici per i paesi membri, paesi avanzati aventi in comune un'economia di mercato.

A livello di singola impresa ci sono, invece, ancora pochissimi lavori sul tema dell'effetto dei robot sull'occupazione e sarebbe proprio a questo livello che si potrebbe indagare in misura maggiore, in modo tale da ottenere risultati più specifici e con un grado superiore di sofisticazione, ma anche più rappresentativi delle varie realtà settoriali e micro-settoriali all'interno dei paesi. Ovviamente, questo comporta un grande impegno da parte delle istituzioni e delle aziende nel redigere dei database con i propri risultati e soltanto pochi paesi ne sono attrezzati.

Uno fra questi lavori è quello di Koch et al. (2019). La ricerca si basa su un dataset panel sulle aziende del settore manifatturiero in Spagna, per un periodo di 27 anni (1990-2016), in cui vengono studiate le implicazioni dell'adozione di robot industriali a livello di singola impresa. La prima domanda che si pongono gli autori è: "Quali sono le aziende che adottano i robot?". La prima cosa da vedere è quale sia la relazione tra la probabilità di adozione di robot, la produttività e le dimensioni dell'impresa. Il risultato a cui si arriva mostra che ci sono prove solide che le imprese più grandi e più produttive e le imprese esportatrici hanno maggiori probabilità di adottare i robot, mentre le imprese ex ante più *skill-intensive* hanno meno probabilità di adottarne.

La seconda domanda è: "Quali sono gli effetti sul mercato del lavoro dell'adozione dei robot a livello aziendale?". Le stime portano alla conclusione che le aziende che adottano i robot nel processo produttivo accrescono la propria produzione di quasi il 25% entro 4 anni.

Un altro risultato sorprendente è che entro 4 anni gli utilizzatori di robot aumenteranno l'occupazione complessiva di circa il 10%. È importante sottolineare che, mentre gli effetti occupazionali positivi risultano essere particolarmente pronunciati per i lavoratori *high-skilled*, ci sono effetti positivi che possono anche essere applicati in misura minore ad altri tipi di lavoratori, vale a dire i lavoratori *low-skilled*, così come i lavoratori impiegati negli stabilimenti di produzione dell'azienda.

Inoltre, mentre la quota del costo del lavoro diminuisce significativamente a causa dell'adozione del robot, di 5-7 punti percentuali; non viene trovato alcun effetto significativo sui salari medi dell'impresa, sebbene il coefficiente sia stimato con segno negativo.

Koch et al. conducono una prova per vedere che relazione possa esserci nel processo produttivo tra l'adozione dei robot a confronto di altri sistemi basate su tecnologie digitali

(CAD³, CAM⁴, e FLEX). I risultati mostrano una notevole differenza tra la tecnologia dei robot e le altre tecnologie utilizzate nel processo di produzione dell'azienda: solo i robot portano a una riduzione significativa della quota di costo del lavoro dell'azienda.

La terza domanda che si pongono è: “In che modo l'eterogeneità aziendale nell'adozione dei robot influisce sull'equilibrio del settore?”.

Non vengono trovati effetti occupazionali negativi nelle imprese che adottano i robot, anche se si prendessero le varie classi di lavoratori. Anzi, vengono trovate evidenze che confermano che le imprese che adottano i robot creano posti di lavoro negli anni successivi rispetto ai competitors che non ne adottano (qui si concentrano gli effetti occupazionali negativi).

Quindi, c'è una certa compensazione tra imprese che investono in robot, che creano nuove opportunità di lavoro ed aziende che non investono in robot, le quali perdono posti di lavoro.

Un altro raro lavoro a livello di singola impresa è quello di Bessen et al. (2019), nel quale viene fornita la stima dell'impatto dell'automazione sui singoli lavoratori combinando i dati dei Paesi Bassi con una misura diretta delle spese di automazione che coprono le aziende in tutte le industrie private non finanziarie in un periodo di 17 anni (2000-2016).

Utilizzando un modello delle differenze nelle differenze⁵ nello studio di eventi, viene scoperto che l'automazione nelle aziende aumenta la probabilità che i lavoratori si separino dai loro datori di lavoro. In particolare, un lavoratore impiegato ma che ha bisogno di essere riaddestrato per rimanere competitivo (*incumbent worker*) ha circa il 25% in più di probabilità di essere licenziato dalla propria azienda; questo porta ad una perdita cumulativa di reddito salariale in 5 anni pari a circa l'8% del reddito di un anno per gli *incumbent workers*.

Gli autori trovano che i guadagni salariali persi sono solo parzialmente compensati da vari sistemi di benefici e vengono sostenuti in modo sproporzionato dai lavoratori anziani: il tasso di pensionamento anticipato aumenta del 24% a causa dell'automazione.

³ CAD (*computer-aided design*): indica il settore dell'informatica volto all'utilizzo di tecnologie software e in particolare della computer grafica per supportare l'attività di *design* di manufatti sia virtuali che reali.

⁴ CAM (*computer assisted design*): categoria di prodotti software che analizzano un modello geometrico virtuale, bidimensionale o tridimensionale, per generare le istruzioni necessarie a una macchina utensile a controllo numerico computerizzato (CNC) per seguire un "percorso utensile" definito da tali istruzioni.

⁵ Modello delle *difference-in-differences* (dif-in-dif): viene comunemente utilizzato in letteratura per la valutazione delle politiche pubbliche. La tecnica permette di misurare gli effetti di un "trattamento" (per esempio l'attribuzione di un incentivo pubblico a un'impresa), confrontando le variazioni intervenute nella dinamica della performance di due gruppi di soggetti, quelli sottoposti al trattamento e quelli non sottoposti al trattamento, tenendo conto del fatto che la dinamica di fondo degli uni e degli altri, pur simili per un ampio set di caratteristiche, poteva differire già prima del "trattamento".

Però bisogna precisare che gli effetti dell'automazione sono gradualisti e l'automazione sposta molti meno lavoratori rispetto a situazioni economiche avverse a cui seguono licenziamenti di massa, sia nelle singole imprese che nella forza lavoro in generale.

Come abbiamo visto in questa parte di rassegna di letteratura, a seconda del paese e delle proprie caratteristiche strutturali e istituzionali, i diversi autori hanno ottenuto risultati molto differenti tra loro.

Possiamo delineare due visioni generali tra le varie proposte: la visione “pessimistica”, che vede nei robot, sempre capaci di aumentare la produttività, i “nemici” dei lavoratori, o meglio soprattutto dei lavoratori *low-skilled* all'interno del settore manifatturiero sia in termini di occupazione, sia in termini di salari; la visione “*status-quo*” (Leigh et al., 2019), invece, sostiene che l'adozione di robot porti ad un aumento della produttività che a sua volta porta ad un maggiore volume di produzione e di conseguenza i costi si abbassano. Inoltre, questa visione che possiamo chiamare, anche “ottimistica” (Gentili et al., 2019) sostiene che ci sia un effetto occupazionale pari a zero: le aziende manifatturiere che non adottano robot sono le più colpite, soprattutto i lavoratori *low-skilled*, ma che vengono “compensati” dall'incremento di occupazione nelle aziende sia del settore manifatturiero che in quello dei servizi.

Un altro punto di vista interessante viene offerto dal lavoro di Gentili et. al (2019), dove vengono fornite prove empiriche che sia la visione “ottimistica” che “pessimistica” nel confronto dei robot possono non essere contraddittorie e sono il risultato della diversità delle strutture economiche nei vari paesi.

Gli esiti diversi derivano dallo specifico e complesso circolo di causalità tra produttività, occupazione, salari e domanda aggregata. Ciò implica, inoltre, che questo processo è sensibile al tempo e dipende dall'attuale fase di sviluppo di un paese, nonché dalle sue caratteristiche socio-istituzionali.

Gli autori adottano un approccio basato sui dati per studiare la transizione tecnologica in sei paesi leader dell'OCSE, eseguendo un'analisi di cluster transnazionale e intersettoriale basata sul database OCSE-Stan e sul database dell'IFR, collegando i primi risultati a quelli relativi alla densità settoriale dei robot.

Le coppie paese-settore risultanti vengono sintetizzate in cinque cluster:

Il primo cluster (A++) è risultato il più robotizzato, dimostrando che l'aumento della produttività possa essere associato ad un aumento dell'utilizzo del lavoro e delle retribuzioni, in linea con la visione “ottimistica” del futuro. Tuttavia, questo cluster, composto

principalmente da industrie ad alta tecnologia, è stato di gran lunga il più piccolo in termini di quota di occupazione

Il secondo e il terzo cluster (A+; A-) hanno mostrato che mentre la produttività aumentava con la robotizzazione, l'utilizzo del lavoro diminuiva. I settori in questi cluster possono sperimentare la dislocazione del lavoro.

Infine, i cluster successivi (B+; B-) includevano i settori stagnanti in termini di produttività. Tuttavia, B-, che ha sperimentato una robotizzazione più rapida, ha mostrato una maggiore dislocazione del lavoro.

Nel complesso, i risultati sono stati in linea con la visione “ottimistica”

In conclusione, dalle proposte e dai risultati ottenuti della letteratura, la robotica si conferma un'importante innovazione che ha tutti i presupposti per dare un notevole “slancio” alla produttività delle aziende, ma l'integrazione tra robot e lavoratori deve essere gestita in modo efficace.

Infatti, sebbene i robot non sostituiranno completamente la forza lavoro umana nel breve periodo, il problema della dislocazione del lavoro deve essere affrontato con politiche mirate a causa dei suoi effetti negativi sull'occupazione e sulla polarizzazione della ricchezza nei diversi paesi. In particolare, negli ultimi anni la robotica sta entrando sempre più in simbiosi con l'intelligenza artificiale, grazie allo sviluppo sempre più sostenuto di quest'ultima, dando un grande impulso all'utilizzo di nuovi robot che necessitano sempre meno dell'aiuto e della supervisione umana.

Gli stati dovrebbero anticipare la formazione di nuove classi di lavoratori, sempre più interconnessi ed abituati a cambiare e mettersi in gioco in un ambiente dinamico, in modo da sviluppare una predisposizione al cambiamento.

Come abbiamo visto, la classe di lavoratori più a rischio è quella dei lavoratori *low-skilled* all'interno del settore manifatturiero ed un primo passo sarebbe quello di tutelarli con delle leggi apposite, così da evitare gli effetti negativi nell'occupazione già nel prossimo futuro.

Infine, dopo questa prima parte di rassegna sull'occupazione, ci dovremmo porre il quesito sul perché chi investe maggiormente in robotica dovrebbe innovare di più.

A questa domanda possiamo rispondere con spiegazioni diverse.

Per prima cosa chi investe fortemente in robotica aumenta la produttività dell'azienda portando così l'azienda ad aumentare i volumi che nel tempo faranno diminuire i costi medi unitari di prodotto, ovvero si dà luogo ad economie di apprendimento, dove una parte dei guadagni di specializzazione possono essere investiti in nuovi brevetti ed invenzioni che daranno possibili nuovi vantaggi competitivi all'azienda.

Inoltre, le aziende possono investire nella funzione di ricerca e sviluppo per poter creare nuove tecnologie, prodotti o processi produttivi in cui è indispensabile l'utilizzo di nuovi robot applicati a tali prodotti o processi. Questo è soprattutto vero per il settore manifatturiero.

Nel capitolo successivo si partirà con la propria elaborazione personale, mostrando quali correlazioni ci sono tra la capacità innovativa e la densità di robot all'interno di alcuni dei paesi più rappresentativi del mondo nelle suddette categorie.

CAPITOLO 2

2.1 *Dati*

In questa analisi con il termine robot industriale indichiamo, in accordo alla definizione ISO 8373, "*un manipolatore con più gradi di libertà, governato automaticamente, riprogrammabile, multiscopo, che può essere fisso sul posto o mobile per utilizzo in applicazioni di automazioni industriali*". Tali robot possono eseguire diverse attività manuali come saldatura, verniciatura, assemblaggio, manipolazione di materiali o imballaggi.

L'analisi include 12 paesi tra i più intensivi per quanto riguarda l'uso di robot industriali: Cina, Repubblica Ceca, Francia, Germania, India, Italia, Giappone, Polonia, Corea del Sud, Spagna, Svezia e Stati Uniti.

La fonte è fornita dagli stock operativi di robot industriali dell'IFR⁶, cioè il numero di robot industriali in uso. Si tratta di un numero calcolato dalle installazioni annuali per ogni paese.

L'altra variabile principale per l'analisi è la capacità innovativa. Per tracciare l'attività innovativa quotidiana dei paesi servirebbero delle indagini (*survey*) che, però, sono per l'appunto difficili da misurare e richiedono molto tempo, specialmente quando si parla di introduzione di nuovi beni, nuovi servizi e nuovi processi produttivi.

Noi abbiamo scelto di utilizzare i brevetti come *proxy* per valutare la capacità di innovazione di un paese, considerando, però, che i brevetti non sempre da invenzione si traducono in innovazione ci possono essere alcune imprecisioni.

Per ogni paese sono stati presi in considerazione i dati annuali di brevetto dai server WIPO⁷, per le categorie:

- *totale pubblicazioni di brevetto*,
- *totale pubblicazioni di brevetti per settori*, in questo caso si sono presi in esame solamente due tra i settori più innovativi, ICT (costruito come sommatoria dei dati di brevetto di tecnologia di macchine elettriche ed energia, telecomunicazioni, comunicazioni digitali e

⁶ International Federation of Robotics: è un'organizzazione no-profit che connette il mondo della robotica in tutto il mondo. Il loro obiettivo è promuovere i benefici positivi dei robot per la produttività, la competitività, la crescita economica e la qualità del lavoro e della vita.

⁷ World Intellectual Property Organization: è il forum globale per i servizi, la politica, l'informazione e la cooperazione in materia di proprietà intellettuale (IP). Sono un'agenzia autofinanziata delle Nazioni Unite, con 193 stati membri.

tecnologia informatica) e HEALTH (costruito come sommatoria dei dati di brevetto di tecnologia medica, biotecnologie e farmaceutico)),

- *totale pubblicazioni di brevetto per milione di abitanti.*

Un'ultima fonte dati riguarda gli indicatori di sviluppo (*World Development Indicators*) della World Bank che ci aiutano a completare l'analisi: popolazione totale, GDP pro capite (a prezzi costanti 2010 US\$), tasso di crescita annuale del PIL pro capite e incidenza della spesa in ricerca e sviluppo sul PIL.

Dalle tre fonti di dati considerate è stato costruito un dataset che collega ognuno dei 12 paesi scelti alle rispettive variabili lungo un arco temporale di 26 anni, dal 1993 al 2018, così da avere una fotografia sufficientemente ampia per arrivare a solide conclusioni.

Da questo dataset generale sono stati calcolate le densità di robot dividendo il dato degli *operational stock* di robot per la popolazione residente totale, in modo da avere delle variabili di *robot density*. Questi valori di densità di robot ottenuti sono stati moltiplicati per 1000 abitanti.

Inoltre, in modo da uniformare le variabili, le variabili annuali di brevetto sono state riformulate in termini di stock attraverso il metodo dell'inventario permanente, che prevede che il dato stock per l'anno t è dato dalla sommatoria del dato stock dell'anno precedente (psk_{t-1}) deprezzato di un tasso δ (che, seguendo la letteratura sui brevetti, abbiamo ipotizzato del 15%) più il flusso all'anno t dei brevetti (pat_t).

$$psk_t = psk_{t-1}(1 - \delta) + pat_t$$

I dati sono stati tutti divisi anche per il dato di popolazione e moltiplicati per 1 milione, così da avere lo stock annuale di brevetti pro capite.

Riassumendo, le variabili utilizzate per l'analisi sono:

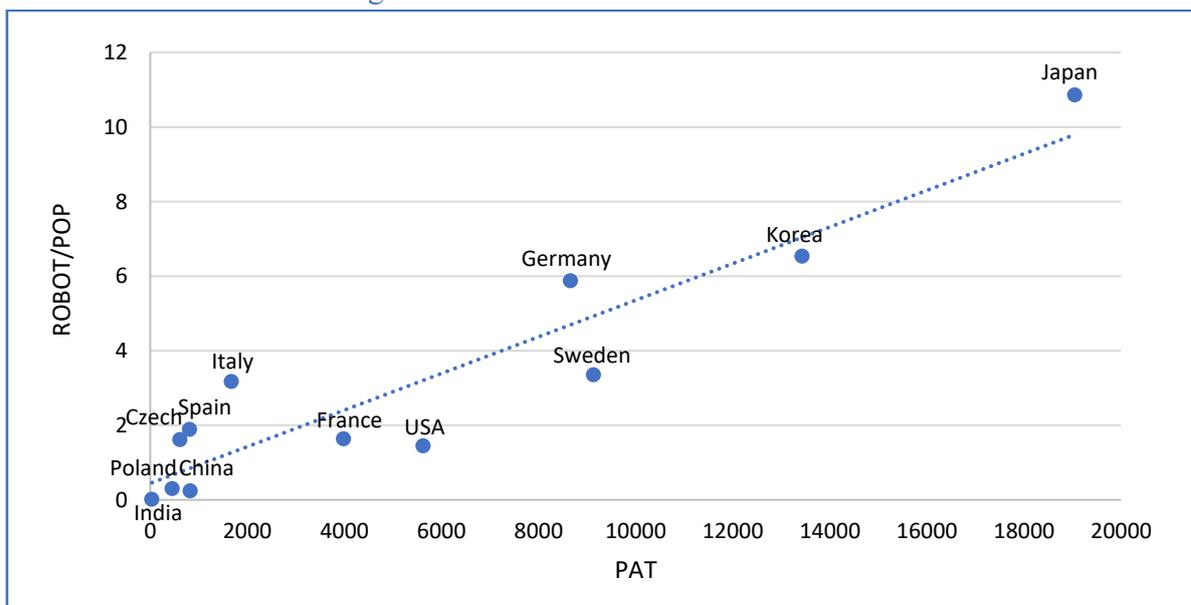
- 1) PAT: numero di pubblicazione di brevetti totali per 1 milione di abitanti
- 2) ICT: numero di pubblicazione di brevetti settore ICT per 1 milione di abitanti
- 3) HEALTH: numero di pubblicazione di brevetti settore ICT per 1 milione di abitanti
- 4) ROBOT/POP: numero di robot sulla popolazione
- 5) R&D/GDP: spesa in ricerca e sviluppo sul PIL

2.2 Statistiche descrittive

Partendo dal dataset, si è proceduto con il calcolare la media dei dati annuali per paese nelle categorie di densità di robot e stock di brevetti su popolazione.

Attraverso un'analisi grafica (Grafico 1) si può notare come la correlazione tra densità di robot e intensità brevettuale è positiva.

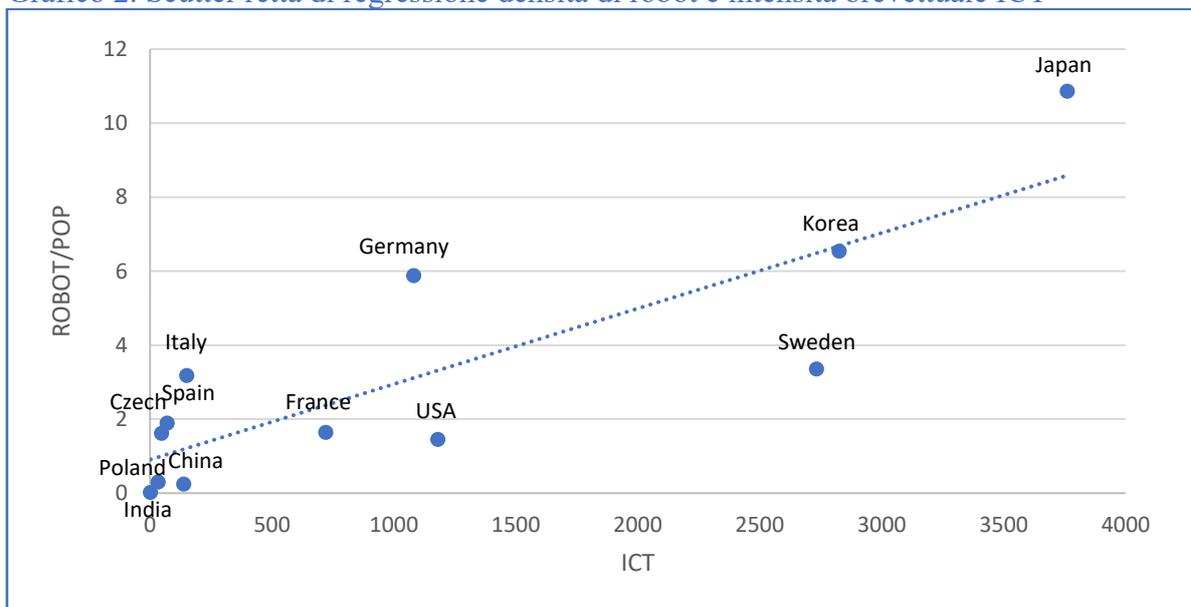
Grafico 1. Scatter plot di regressione densità di robot e intensità brevettuale



Fonte: elaborazioni personali dell'autore dai database WIPO e IFR

Anche il Grafico 2 evidenzia una correlazione positiva tra la densità di robot e il totale dei brevetti per il settore ICT.

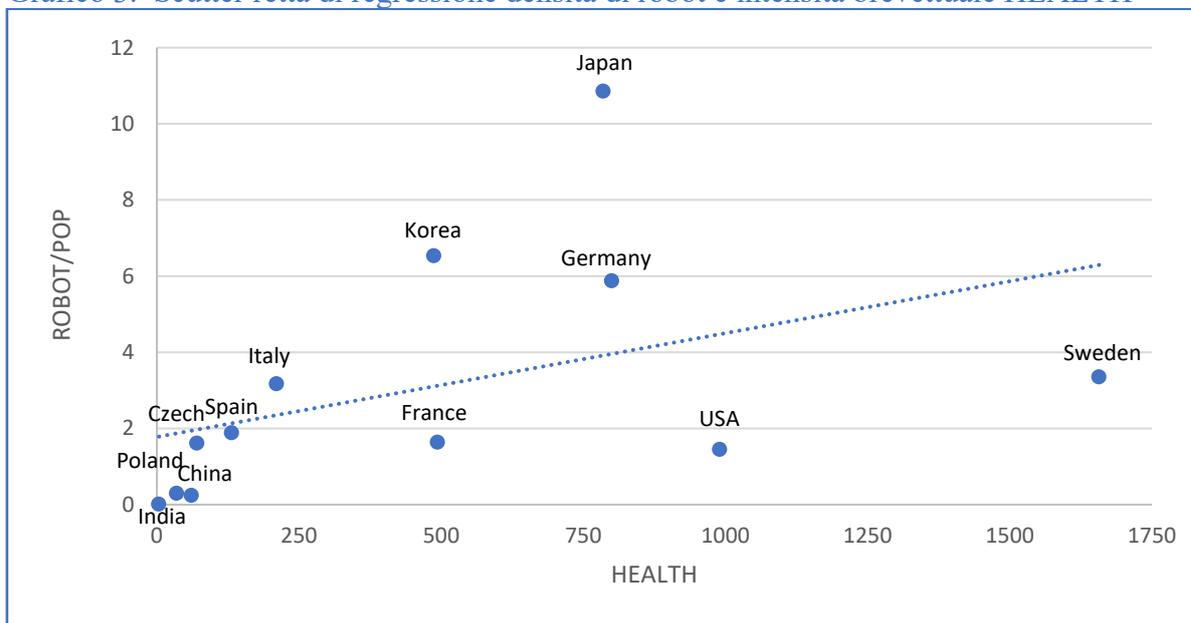
Grafico 2. Scatter plot di regressione densità di robot e intensità brevettuale ICT



Fonte: elaborazioni personali dell'autore dai database WIPO e IFR

Una situazione analoga trova riscontro nel Grafico 3, nel quale al posto del settore ICT viene correlata la densità di robot con il settore HEALTH.

Grafico 3. Scatter plot di regressione densità di robot e intensità brevettuale HEALTH



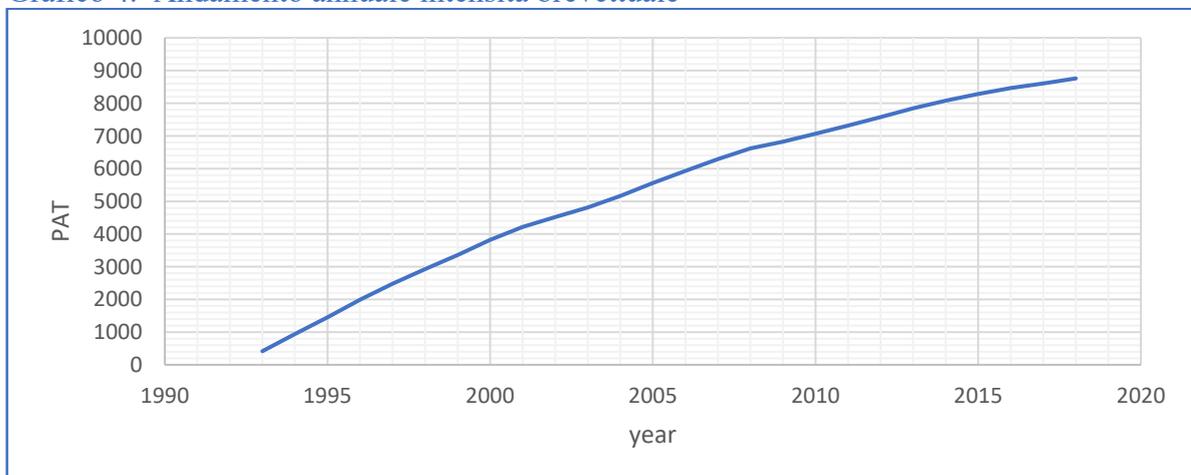
Fonte: elaborazioni personali dell'autore dai database WIPO e IFR

Quasi tutti i paesi riportano una certa regolarità nella posizione del grafico nelle rispettive situazioni.

I paesi che riportano una maggiore densità sia di robot sia di brevetti risultano: in primis Giappone, poi seguono Corea del Sud, Svezia, Germania e Stati Uniti.

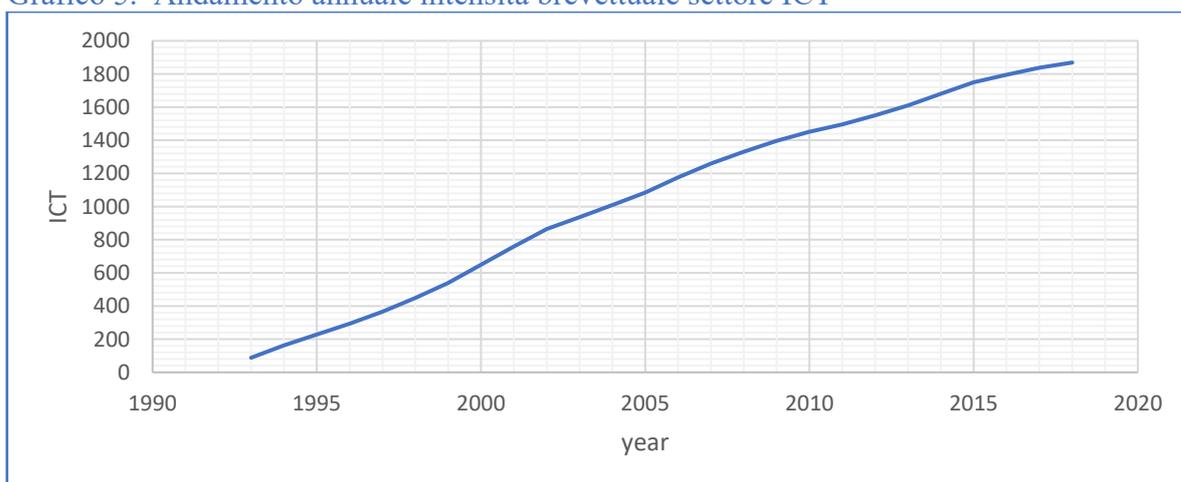
Svolgendo un'analisi per anno, invece che di paese, è possibile valutare come variano i dati stock di densità di brevetti e densità di robot. In questo caso in ascissa ci sono gli anni e in ordinata la variabile studiata.

Grafico 4. Andamento annuale intensità brevettuale



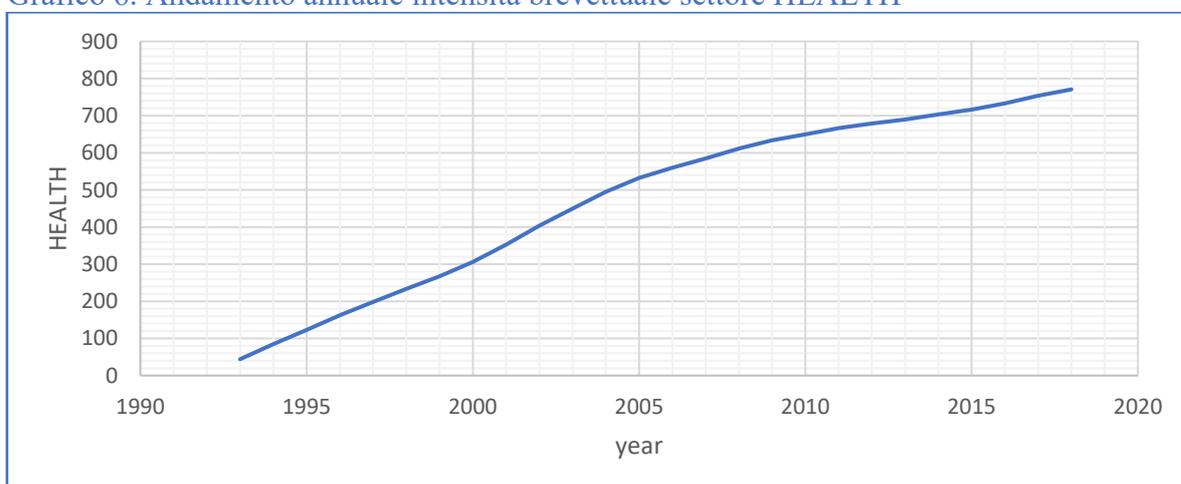
Fonte: elaborazioni personali dell'autore dal database WIPO

Grafico 5. Andamento annuale intensità brevettuale settore ICT



Fonte: elaborazioni personali dell'autore dal database WIPO

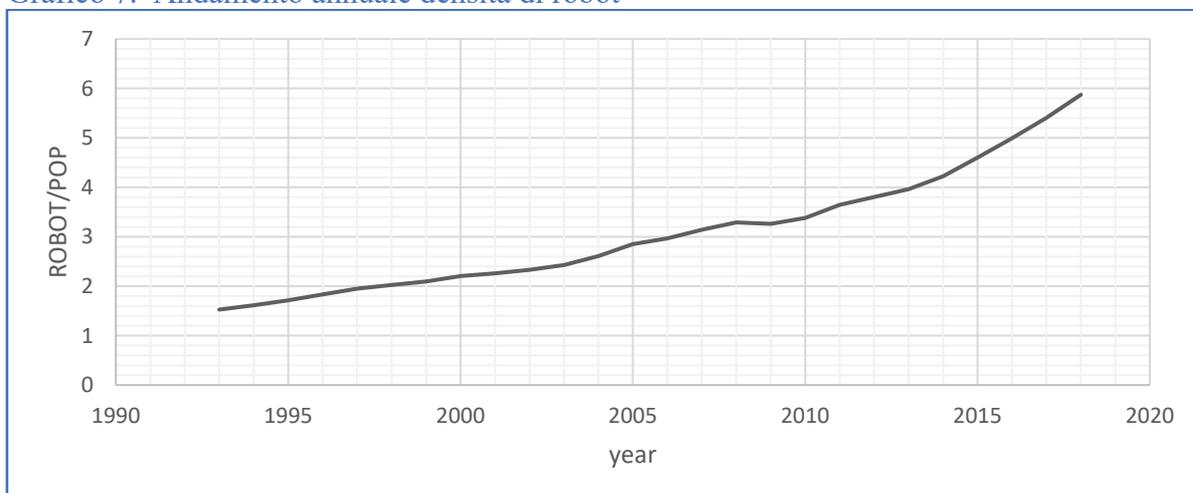
Grafico 6. Andamento annuale intensità brevettuale settore HEALTH



Fonte: elaborazioni personali dell'autore dal database WIPO

Per quanto attiene ai brevetti, si vede chiaramente un trend crescente per ogni categoria di brevetto analizzata.

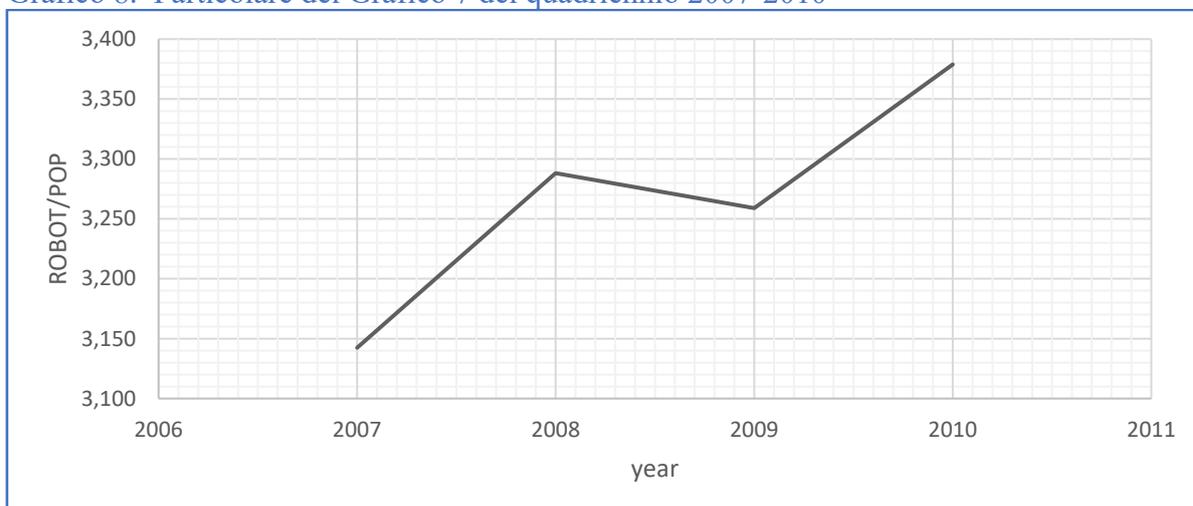
Grafico 7. Andamento annuale densità di robot



Fonte: elaborazioni personali dell'autore dal database IFR

Invece, per i dati di robotica il trend rimane sempre fortemente crescente: per i primi anni presi in esame la crescita è abbastanza regolare con un leggero rialzo prima della crisi del 2008.

Grafico 8. Particolare del Grafico 7 del quadriennio 2007-2010



Fonte: elaborazioni personali dell'autore dal database IFR

Il grafico 8 mostra un particolare sugli anni degli anni della crisi finanziaria del 2008: nel 2009 (valore di 3.259) gli stock di robot diminuiscono rispetto al 2008 (valore di 3.288) per poi riprendere la crescita.

Infine, dal 2013 c'è una forte ripresa e l'utilizzo di robot subisce una forte impennata.

Nella tabella 1 sono riportate le statistiche descrittive delle variabili prese in esame per l'analisi.

Tabella 1. Statistiche descrittive

Variabile	Obs	Media	Deviazione standard	Valore minimo	Valore massimo
PAT	312	5358.065	6889.338	1.305	26094.22
ICT	312	1062.718	1544.631	0.015	6020.207
HEALTH	312	477.097	581.042	0.024	2360.643
ROBOT/POP	312	3.076	3.803	0	22.904
R&D/GDP	312	0.020	0.011	0.005	0.074

Osservando la tabella, la media dello stock di brevetti totali per milione di abitanti è 5358.065, circa 10 volte la media dello stock di brevetti di HEALTH e circa 5 volte la media dello stock di brevetti di ICT.

Per quanto riguarda i valori minimi, molti di essi appartengono agli stati più popolosi come India e Cina, ma anche a Polonia e Repubblica Ceca che, anche se non grandissimi, non hanno una capacità di brevettazione e di investimento in robotica sufficientemente equiparabile agli altri.

Invece, quelli con i valori massimi sono gli stessi che abbiamo citati prima, che nei grafici precedenti (grafici 1-2-3) troviamo in alto e a destra.

La media della densità di robot è circa 0.003 robot per abitante.

Il dato della spesa in ricerca e sviluppo sul GDP in media è 0.02: per ogni euro di GDP vengono destinati alla ricerca e sviluppo circa 2 centesimi.

Nella tabella sottostante, sono riportate le correlazioni tra le variabili.

Tabella 2. Matrici delle correlazioni

	PAT	ICT	HEALTH	ROBOT/POP	R&D/GDP
PAT	1				
ICT	0.97	1			
HEALTH	0.69	0.75	1		
ROBOT/POP	0.84	0.77	0.47	1	
R&D/GDP	0.65	0.66	0.63	0.51	1

Come si può ben vedere dai risultati della matrice, tutte le variabili analizzate sono correlate positivamente tra loro. Il valore più basso è 0.47, quindi, le variabili si collocano tra la moderata e la forte correlazione.

Il valore più interessante proviene dalla correlazione tra i dati di robot e dati di brevetto totali: questo valore (0.84) mostra quanto abbiano in comune queste due variabili tanto da assumere un valore più alto della correlazione tra dati di brevetto e spesa in R&D sul GDP, principale determinante della propensione a brevettare.

CAPITOLO 3

3.1 Il modello e le stime

Per conoscere se vi è una relazione tra brevetti e utilizzo di robot industriali, stimiamo il seguente modello:

$$\text{Log}BREV_{it} = \beta_1 \text{Log}ROBOT/POP_{it-1} + \beta_2 \text{Log}R\&D/GDP_{it-1} + \alpha_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

dove:

- i indica il paese d'origine e t l'anno;
- $BREV$ assume tre diverse specificazioni:
 - 1) PAT: il numero stock di brevetti totali per milione di abitanti;
 - 2) ICT: il numero stock di brevetti del settore ICT per milione di abitanti;
 - 3) HEALTH: stock di brevetti del settore HEALTH per milione di abitanti;
- $ROBOT/POP$ indica lo stock di robot industriali pro-capite;
- $R\&D/GDP$: indica la spesa in R&S per unità di PIL;
- α_i è il termine che cattura gli effetti fissi non osservati a livello di paese d'origine, come per esempio la qualità dell'istruzione, la dotazione di infrastrutture, il capitale sociale, il capitale naturale, ecc. Sono tutte caratteristiche che rimangono invariate nel tempo.
- δ_t è un vettore di dummy annuali che catturano gli effetti del tempo, ossia shock macroeconomici, effetti del ciclo economico, effetti della crisi, ecc.
- ε_{it} è il termine di errore stocastico.

Le variabili sono tutte trasformate in logaritmo naturale, in modo da interpretare i coefficienti di stima β_1 e β_2 come elasticità.

Il modello è stimato utilizzando

lo stimatore ad effetti fissi (FE) applicato a dati panel, in modo così da controllare proprio per gli effetti fissi non osservati a livello di paese. Per confronto, il nostro modello è stimato anche ricorrendo al metodo dei minimi quadrati ordinati (pooled OLS): mentre le stime FE sono più riferibili alla relazione tra robot e innovazione nel breve termine, le stime pooled OLS (P-OLS) catturano tale relazione nel lungo periodo.

Di seguito sono riportate le tabelle con le stime per il campione totale: nelle colonne dispari calcolate con il metodo ad effetti fissi per le categorie brevetti totali, ICT, HEALTH, mentre nelle colonne pari calcolate con il metodo pooled OLS per le medesime categorie di brevetto.

Tabella 3. Stime Panel FE e P- OLS

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
METODO:	LogPAT FE	LogPAT P- OLS	LogICT FE	LogICT P- OLS	LogHEALTH FE	LogHEALTH P- OLS
LogROBOT/POP _{t-1}	0.236*** (0.044)	0.363*** (0.017)	0.364*** (0.028)	0.431*** (0.026)	0.253*** (0.026)	0.382*** (0.022)
LogR&D/GDP _{t-1}	0.031 (0.087)	1.579*** (0.076)	0.016 (0.171)	2.189*** (0.111)	-0.046 (0.098)	1.383*** (0.108)
Dummy anno	✓	✓	✓	✓	✓	✓
N	300	300	300	300	300	300
R ²		0.923		0.909		0.886
R ² within	0.934		0.918		0.924	
R ² totale	0.694		0.703		0.676	
VIF medio		1.94		1.94		1.94

Standard error robusti all'eteroschedasticità tra parentesi. Le stime includono anche una costante.

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.1.1 Stime FE

Partendo dal metodo ad effetti fissi, abbiamo depurato il modello di α_i , in quanto essa contiene valori non osservabili e che quindi verrebbero considerati parte integrante dell'errore del modello. Viene perciò sottratta da ogni variabile la media e poi stimato il modello senza l'intercetta (procedimento di *time-demeaning*), quindi si tiene conto degli effetti individuali grazie alla trasformazione e si elimina dal modello utilizzando per ciascun paese l'informazione derivante dalle variazioni temporali.

Prima di tutto, tenendo conto dello stock di robot pro-capite, possiamo subito vedere che per ogni categoria di brevetto la stima del coefficiente β_1 è positiva e statisticamente significativa al livello dell'1%. ICT ha il coefficiente stimato più alto (0.364), quindi, ad un aumento del 10% nello stock di robot corrisponde un aumento medio del 3.6% di brevetti ICT. PAT e HEALTH hanno stime dei coefficienti simili ed inferiori in valore assoluto ad ICT.

Invece, considerando la spesa in ricerca e sviluppo sul PIL i valori stimati del coefficiente β_2 sono molto inferiori al caso precedente, per HEALTH la stima è addirittura negativa. Nessuna stima di β_2 è significativamente dipendente.

Utilizziamo come R^2 del modello stimato con il metodo ad effetti fissi l' R^2 within, che considera il variare di *BREV* all'interno dello stesso paese al variare del tempo.

I valori dell' R^2 sono altissimi tra lo 0.918 e lo 0.934, un risultato che un po' sorprende ma che conferma la bontà del modello: più del 90% dell'attività di brevettazione è spiegata dalle variabili scelte.

3.1.2 Stime pooled-OLS

Il secondo metodo che abbiamo scelto di utilizzare è il metodo *pooled* OLS, che utilizza il metodo dei minimi quadrati ordinari in dati panel. Abbiamo così un metodo di confronto con i risultati ottenuti in precedenza.

Per la stima dei coefficienti di regressione è necessario assumere che gli effetti non osservati, α_i , non siano correlati con la variabile di densità di robot.

Anche in questo caso la stima del coefficiente β_1 è positiva ed i valori sono più elevati di quelli calcolati con il metodo ad effetti fissi. Per esempio, si è passati da una situazione che prevedeva che ad un aumento del 10% nello stock di robot corrispondeva un aumento medio del 3.6% (FE), ad una che prevede un aumento del 4.3% (P-OLS).

Una notevole differenza si riscontra nelle stime del coefficiente β_2 che passa per esempio per ICT da 0.016 a 2.189. Inoltre, si passa dalla non significatività statistica per β_2 ad un livello di significatività dell'1% per tutte e 3 le categorie di brevetti, assicurando una correlazione tra l'attività di brevettazione e la spesa in ricerca e sviluppo sul GDP.

I valori dell' R^2 sono in linea con quelli trovati con il metodo precedente, anche se leggermente inferiori: i risultati sono tra lo 0.886 e 0.923.

Quindi, anche qui, circa il 90% della variabilità nell'attività di brevettazione è spiegata dalle variabili scelte selezionate, confermando quindi la bontà del modello utilizzato.

Con il metodo *pooled* OLS abbiamo aggiunto un test di controllo per rimuovere i dubbi sulla possibilità di correlazione tra le variabili indipendenti: il VIF (*Variance Inflation Factor*), che rileva la multicollinearità nell'analisi di regressione

Il VIF si calcola come:

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2}$$

Il VIF stima quanto la varianza di un coefficiente di regressione è gonfiata a causa della multicollinearità nel modello. In presenza di valore uguale a 1 si parla di assenza di multicollinearità, se il VIF assume valori maggiori a 5 le due variabili sono distorte per problemi di multicollinearità.

Il risultato del VIF è 1.94, un valore che ci permette di essere ragionevolmente sicuri che la spesa in ricerca e sviluppo sul GDP e lo stock di robot industriali pro-capite non hanno distorsioni per problemi di multicollinearità.

Il VIF ci ha dato una prova in più rispetto alla tabella delle matrici delle correlazioni (vedi tabella 2).

Riassumendo, nella tabella 3 i risultati confermano la bontà del modello, abbiamo preso in considerazione le variabili che spiegano circa il 90% dell'attività di brevettazione ed i valori di β sono quasi tutti positivi e consistenti con un livello di significatività dell'1%, ovvero una probabilità di sbagliare prossima a 0.

Nelle pagine seguenti abbiamo cercato di controllare se vi è una qualche possibilità di endogeneità nei dati di robotica. Siamo ricorsi ad un approccio strumentale con il metodo dei minimi quadrati ordinari a due stadi (2SLS).

Ci sono tre motivi che possono determinare la presenza di endogeneità:

- 1) errori di misurazione
- 2) eterogeneità non osservata
- 3) simultaneità e causalità inversa

Nel nostro caso escludiamo le prime due: la prima perché i dati provengono da database ufficiali come WIPO, World Bank, ecc., che presumiamo senza errori; la seconda perché nel modello teniamo in considerazione la variabile che cattura gli effetti fissi non osservati a livello di paese d'origine (α_i).

Quindi, dobbiamo controllare se c'è simultaneità o causalità inversa tra la variabile di brevetto e la variabile di densità di robot, possibilità che trova riscontro normalmente nei settori farmaceutico e ICT. In altre parole, potrebbe essere possibile che la maggior densità di robot industriale sia il frutto dell'intensa attività brevettuale di un paese, anziché esserne la

determinante.

Secondo l'approccio di variabili strumentali occorre individuare degli strumenti esterni correlati con la variabile endogena ma non con i dati di brevetto, cioè che spieghino la densità di robot ma non l'attività brevettuale di un paese.

In linea con la recente letteratura sugli effetti occupazionali dei robot (Dottori, 2021), come strumento utilizziamo la densità di robot del Regno Unito, un paese simile ai 12 del modello. Abbiamo assunto che la spesa in robotica influenzi la capacità di innovazione di un paese, considerando l'attività di brevettazione come fonte principale della capacità di innovazione. Ipotizziamo inoltre, che lo stock di robot industriale pro-capite del Regno Unito influenzi la capacità di innovazione degli altri paesi indirettamente: la densità robot del Regno Unito influenza le densità di robot degli altri paesi, ma non l'attività di brevettazione.

In altre parole, stiamo supponendo che l'attività brevettuale di un paese non sia influenzabile dall'esposizione ai robot di altri paesi, se non mediante l'influenza che quest'ultima ha sull'esposizione ai robot del paese stesso.

Tabella 4. Stime Panel 2SLS

	(1) LogPAT	(2) LogICT	(3) LogHEALTH
LogROBOT/POP _{t-1}	0.319*** (0.029)	0.363*** (0.040)	0.385*** (0.031)
LogR&D/GDP _{t-1}	1.717*** (0.102)	2.399*** (0.139)	1.374*** (0.112)
Dummy anno	✓	✓	✓
<hr/> <i>Primo stadio</i> <hr/>			
LogROBOT/POP-UK _{t-1}	0.946*** (0.098)		
N	300	300	300
F	93.42		
R ² centered	0.920	0.905	0.886
R ² primo stadio	0.635		

Standard error robusti all'eteroschedasticità tra parentesi. Le stime includono anche una costante.

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

3.1.3 Metodo 2SLS

La tabella 4 riporta la stima con l'approccio 2SLS.

Affinché uno strumento Z sia valido, deve soddisfare due condizioni:

- 1) Rilevanza dello strumento: correlazione tra lo strumento e la variabile indipendente diversa da 0: $\text{corr}(Z_i, X_i) \neq 0$
- 2) Esogeneità dello strumento: correlazione tra lo strumento e il termine di errore uguale a 0: $\text{corr}(Z_i, u_i) = 0$

Nel primo stadio, isoliamo la parte della variabile di densità di robot che non è correlata con l'errore ε_{it} : regrediamo la variabile di densità di robot sulla variabile densità di robot del Regno Unito.

$$\text{LogROBOT}/\text{POP}_{it-1}^{new} = \pi_1 \text{LogROBOT}/\text{POP} - \text{UK}_{it-1} + e_{it}$$

Dalla Tabella 4, otteniamo un coefficiente di primo stadio di 0.946 e fortemente significativo: ad un aumento del 10% in stock di robot pro-capite in Gran Bretagna corrisponde un aumento del 9.5% in stock di robot pro-capite. Stimato π_1 , calcoliamo quindi il valore predetto di $\text{LogROBOT}/\text{POP}$ e lo utilizziamo nelle stime di secondo stadio.

Per controllare la forza dello strumento calcoliamo la statistica test F nel primo stadio. Il valore 93.42 di F conferma che lo strumento è abbondantemente forte, decisamente maggiore del valore soglia di 10. In questo modo abbiamo una conferma sulla rilevanza dello strumento.

Nel secondo stadio, riscriviamo il modello con al posto della variabile dipendente di densità di robot il nuovo valore previsto che è stato estratto dal nostro strumento.

$$\text{LogBREV}_{it} = \beta_1 \widehat{\text{LogROBOT}/\text{POP}_{it-1}^{new}} + \beta_2 \text{LogR\&D}/\text{GDP}_{it-1} + \alpha_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

Regrediamo la variabile dipendente sulla nuova versione *predicted* della densità di robot.

Il coefficiente stimato β_1^{2SLS} per ogni categoria di brevetto mostra risultati simili se confrontati ai valori della tabella 3, dove è stata effettuata la regressione con il metodo P-OLS: i coefficienti stimati sono tutti positivi e statisticamente significativi al livello dell'1%.

In più, notiamo che i valori dei coefficienti stimati per brevetti totali e ICT risultano inferiori

rispetto a quelli generati dalle stime con il metodo pooled-OLS, il che prova parte della correlazione iniziale sia in effetti dovuta alla presenza di simultaneità tra intensità brevettuale ed esposizione ai robot.

Anche i valori di R^2 sono quasi gli stessi riportati con il metodo P-OLS, confermando la bontà del modello che riesce a spiegare circa il 90% dell'attività di brevettazione con le variabili utilizzate.

CAPITOLO 4

4.1 Conclusioni

L'analisi condotta in questa tesi ha visto come punto di partenza l'acceso dibattito sulla questione dell'attuale crescita di robot industriali nei luoghi di lavoro, i quali sempre più performanti e capaci di svolgere nuovi compiti potrebbero rimuovere una "grossa fetta" di lavoratori.

Ma, come abbiamo avuto modo di vedere, la letteratura è spaccata in due schieramenti opposti: da un lato, c'è chi ha una visione "pessimistica" sul futuro per quanto riguarda la crescita troppo veloce di robot a discapito dei lavoratori, che non porta ad un miglioramento dei salari di quest'ultimi ed aumenta la disoccupazione (uno su tutti, Acemoglu); dall'altro lato c'è una visione che possiamo definire "*status quo*" (Leigh et. al, 2019), che non nega una diminuzione dei posti di lavoro, soprattutto nel settore manifatturiero, ma grazie all'aumento consistente della produttività delle aziende, diminuisce il livello dei prezzi, determinando una crescita della domanda e quindi, nuove assunzioni di lavoratori. In più, la crescita delle aziende che investono in robotica può coinvolgere altre aziende dello stesso settore (anche *knowledge spillover*) o altri settori (come i servizi), che fanno parte della stessa catena del valore. Inoltre, possono essere motivo di creazione di nuovi *job*.

Ma che relazione c'è tra robotica e innovazione? A questa domanda abbiamo cercato di rispondere attraverso un'analisi *cross-country* per un periodo di 26 anni (dal 1993 al 2018) servendoci dei dati di brevetto, dei dati sull'utilizzo di robot industriali e dei dati sugli indicatori di sviluppo (popolazione totale, spesa in R&D, GDP). I 12 paesi che abbiamo selezionato, li abbiamo scelti perché sono tra i più grandi utilizzatori di robot e rientrano tra i paesi più innovativi.

I grafici che abbiamo presentato mostrano un andamento crescente nel tempo sia per l'attività brevettuale sia per la densità di robot, mentre i primi risultati dalle tabelle statistiche mostrano una forte correlazione tra i dati di brevetto e robotica, tanto da avere un valore maggiore (0.84) di quello proveniente dalla correlazione tra brevetti e spesa in ricerca e sviluppo sul GDP (0.65), quest'ultima principale determinante della propensione a brevettare.

Il modello econometrico studiato riporta stime dei coefficienti di regressione che mostrano che ad un aumento del 10% nell'utilizzo di robot corrisponde un aumento tra il 2.4 e il 4.3 % (per i metodi di analisi FE, P-OLS, 2SLS) in attività di brevettazione, mostrando quanto siano correlate le due variabili.

Inoltre, i risultati dell' R^2 , il coefficiente che misura la bontà del modello, ovvero quanto la variabile indipendente è spiegata dalle altre variabili ha valori per ogni metodo di analisi circa del 90%. In poche parole, abbiamo selezionato le variabili che spiegano quasi tutta la capacità di innovazione (ricordo che noi abbiamo considerato la brevettazione come principale fonte dell'innovazione) di un paese.

Ovviamente, questi risultati appartengono ai paesi più innovativi e dotati dei maggiori stock di robotica, questo potrebbe non valere per i paesi che sono in via di sviluppo o per altri paesi come Messico, Russia o Canada che per mancanza, sicurezza ed omogeneità dei dati abbiamo tralasciato nell'analisi

L'esito ottenuto dall'analisi su questi 12 paesi risulta, comunque, essere uno spunto per analisi più approfondite. Infatti, si potrebbe indagare se la robotica possa influenzare, in maniera più o meno consistente, la capacità di innovazione utilizzando come *proxy* al posto dell'attività brevettuale, la qualità media dei prodotti esportati attraverso l'ECI⁸ e confrontarne i due modelli.

⁸ ECI (*Economic Complexity Index*): è una misura che prende in considerazione i dati di export del paese in questione e viene calcolata in base alla diversità delle esportazioni che un paese produce e alla loro ubiquità, o al numero dei paesi in grado di produrle (e alla complessità di quei paesi).

BIBLIOGRAFIA

Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2017) '*Robots and Jobs: Evidence from US Labour Markets*'. NBER Working Papers 23285. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, Inc.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2019) '*Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor*'. *The Journal of Economic Perspectives*, 33 (2), 3–30

Arntz, M., Gregory, T. and Zierahn, U. (2016). '*The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis*'. OECD Social, Employment and Migration Working Papers 189, OECD Publishing.

Bessen, J., Goos, M., Salmons, A. and Van Den Berge, W. (2019). '*Automatic Reaction - What Happens to Workers at Firms that Automate?*'. Boston University School of Law, Law and Economics Research Paper 19 (2).

Compagnucci, F., Gentili, A., Valentini, E., Gallegati, M., (2019) '*Robotization and labour dislocation in the manufacturing sectors of OECD countries: a panel VAR approach*'. *Applied Economics*, 51 (57), 6127-6138.

Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. and Woessner, N. (2018). '*Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence*'. Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Papers 13, Federal Reserve Bank of Minneapolis.

Dosi, G., Piva, M. E., Virgillito and Vivarelli, M. (2019). '*Embodied and Disembodied Technological Change: The Sectoral Patterns of Job-Creation and Job-Destruction*'. IZA Discussion Papers 12408, Institute of Labor Economics.

Dottori, D. (2021) '*Robots and employment: evidence from Italy*'. *Questioni di Economia e Finanza*, Occasional Papers 572, Banca d'Italia Eurosystem.

Frey, C. B., Osborne M. A., (2013), '*The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?*'. Oxford Martin School, Mimeo

Gentili, A., Compagnucci, F., Gallegati, M., Valentini, E. (2019), '*Are machines stealing our jobs?*'. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society 2020, 13, 153–173

Graetz, G. and Michaels, G. (2015) '*Robots at Work*'. Centre for Economic Policy Research, Discussion Paper, No. 10477.

International Federation of Robotics (2020), '*World distribution of industrial robots*', Chapter 2, 35-111

Koch M., Manuylov, I. and Smolka, M. (2019). '*Robots and firms*'. CESifo Working Paper Series 7608, CESifo Group Munich.

Leigh, N. G., Kraft, B. and Lee, H. (2019). '*Robots, skill demand and manufacturing in US regional labour markets*'. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society 2020, 13, 77–97

SITOGRAFIA

ISO: <https://www.iso.org/>

WIPO: <https://www3.wipo.int/ipstats/index.htm?tab=patent>

WORLD BANK: <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>

IFR: <https://ifr.org/>

BANCA D'ITALIA: <https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/temi-discussione/2014/2014-0985/index.html>

ATLAS OF ECONOMIC COMPLEXITY: <https://atlas.cid.harvard.edu/glossary>