

# **Politecnico di Torino**

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



## **Tesi di Laurea Magistrale**

*Le startup di Artificial Intelligence: analisi delle caratteristiche delle università e dei fattori demografici che ne influenzano la nascita*

Relatore:

*Prof. Alessandra Colombelli*

Co-Relatrice:

*Dott.ssa Elettra D'Amico*

Candidato:

*Ilaria Negri*

*Anno accademico 2020-2021*



## **Abstract**

<b>1. Overview.....</b>	<b>5</b>
1.1. Introduzione.....	5
1.2. Esternalità di agglomerazione e knowledge spillover.....	6
1.3. Obiettivo del lavoro.....	13
1.4. Analisi della letteratura e ipotesi.....	15
1.4.1. Prima Ipotesi.....	18
1.4.2. Seconda Ipotesi.....	19
1.4.3. Terza Ipotesi.....	21
<b>2. Metodologie.....</b>	<b>23</b>
2.1. Dati.....	23
2.2. Variabili.....	26
<b>3. Risultati.....</b>	<b>34</b>
3.1. Risultati delle analisi econometriche.....	34
3.1.1. Risultati per H1.....	41
3.1.2. Risultati per H2.....	42
3.1.3. Risultati per H3.....	42
<b>4. Discussione dei risultati.....</b>	<b>44</b>
<b>Conclusioni.....</b>	<b>49</b>
<b>Appendice A.....</b>	<b>51</b>
<b>Bibliografia.....</b>	<b>57</b>

## Abstract

Il presente lavoro di tesi verte sull'indagine dei fattori che influenzano la creazione di startup operanti nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale. In particolare, in base alla teoria degli Spillover di Conoscenza dell'Imprenditorialità ("*Knowledge Spillover Theory of Entrepreneurship*") si esamina la relazione che sussiste tra gli spillover di conoscenza derivanti dalle università e la nascita di startup di Artificial Intelligence in una determinata area geografica. Per effettuare l'analisi, condotta a livello europeo, sono stati presi in considerazione diversi elementi che, in base agli studi attualmente presenti in letteratura, potrebbero ricoprire un ruolo fondamentale nella valutazione della relazione tra la presenza di un ateneo e la creazione di una startup di AI. Tali elementi rispecchiano la specializzazione scientifica dell'università e alcune caratteristiche demografiche locali quali: la densità di imprese incumbents presenti sul territorio e appartenenti al settore high-technology, la densità di popolazione, il numero di studenti laureati presenti una determinata area geografica e il prodotto interno lordo pro capite. La specializzazione delle università nei campi di ricerca scientifici, in particolare le scienze di base e le scienze applicate, è stata calcolata tramite il computo dell'Indice di Balassa (Balassa 1965).

Al fine di verificare la correlazione tra i differenti fattori considerati, sono state condotte delle analisi econometriche sfruttando un modello di regressione Binomiale negativa, nel quale sono stati considerati i valori dell'indice di Balassa in base alla specializzazione degli atenei europei e variabili di controllo che comprendono i fattori demografici delle province europee ritenuti importanti e influenti per condurre una ricerca completa ed esaustiva.

I risultati della ricerca confermano quanto esposto in precedenti studi presenti in letteratura: la correlazione positiva tra gli spillover di conoscenza derivanti dall'università e la creazione di startup locate in una determinata area geografica sussiste ed è statisticamente rilevante. Lo studio, trattando di startup specializzate nello sviluppo di algoritmi di AI, ha arricchito la trattazione della Knowledge Spillover Theory of Entrepreneurship, indagando un ambito che non era mai stato esplorato precedentemente.

# 1.Overview

## 1.1 introduzione

Il concetto di imprenditorialità è definito come l'insieme dei requisiti necessari per svolgere la funzione dell'imprenditore, consistenti essenzialmente nella volontà e nella capacità di promuovere e organizzare un'impresa economica, insieme con la disponibilità ad affrontarne i rischi.

Uno dei primi studiosi a descrivere l'imprenditorialità è stato J. Schumpeter, che nel 1934 definì l'imprenditore come il motore dell'innovazione e del cambiamento tecnologico, l'individuo in grado di generare crescita economica, in quanto capace di rompere le strutture e gli schemi esistenti e consolidati. In seguito, il fenomeno imprenditoriale è stato definito come il risultato di un processo di adattamento del sistema economico, che tende costantemente all'equilibrio tra domanda e offerta di mercato.

Frequentemente, la decisione di intraprendere una carriera imprenditoriale deriva dall'intenzione di voler cogliere un'opportunità, che la persona scorge. Seguendo questa impostazione, alcuni autori descrivono l'attività dell'imprenditore come la scoperta, la valutazione e lo sfruttamento di opportunità. Si tratta di un processo caratterizzato da elevata incertezza che porta alla creazione di nuove occasioni di mercato, di nuovi beni o di nuovi servizi. Le opportunità imprenditoriali sono le fonti di valore economico. La loro individuazione non segue logiche o modelli predefiniti. Sono le strutture cognitive di ogni individuo (derivanti dalle conoscenze acquisite, dalle esperienze pregresse, dalle attitudini personali) che contribuiscono a modellare la percezione che ognuno ha dell'ambiente esterno.

L'imprenditorialità, quindi, è basata sul riconoscimento delle opportunità e sul perseguimento di queste ultime (Shane e Eckhardt, 2003 David B. Audretsch a,Erik E. Lehmann b 2005, Krueger 2003).

Lo studio dell'imprenditorialità, ovvero il processo attraverso il quale si concretizza la nascita di una nuova impresa, e dei fenomeni che la influenzano, costituisce un argomento ampiamente trattato in letteratura: essa, infatti, è considerata una

caratteristica cruciale necessaria per promuovere il progresso economico di una regione (Acs e Armington 2004; Acs e Plummer 2005; Audretsch 2003; Reynolds 1999; van Praag e Versloot 2007, Birch 1979; Acs et al. 2003; Audretsch et al. 2006, Colombelli 2017, Acosta 2009). La formazione di nuove imprese è considerata come una determinante della crescita regionale che risulta influenzare le dinamiche regionali di occupazione (Fritsch e Schindele 2011, Colombelli et al. 2019)

Questa teoria è stata ulteriormente confermata da diversi studi in letteratura ((Audretsch e Keilbach 2004; Fritsch e Schindele 2011) i cui risultati consistono nell'affermare che la creazione di nuove imprese corrisponde allo sfruttamento di opportunità imprenditoriali e porta allo sviluppo di attività economiche che hanno un effetto positivo sull'occupazione e sulla crescita della regione in cui l'impresa è situata. In particolare, lo sviluppo di realtà imprenditoriali innovative risulta essere fondamentale per lo sviluppo economico dal momento che, grazie proprio alla caratteristica innovativa che le contraddistingue, possono generare nuovi prodotti e servizi in grado di guidare il processo di innovazione (Del Bosco B.,2019 , colombelli e quatraro 2017, ghio 2016).

Un quesito largamente presente in letteratura consiste nell'identificare i fattori che contribuiscono a spiegare la creazione di nuove imprese e la distribuzione locale di quest'ultime (Del Bosco B., Mazzucchelli A., Chierici R., Di Gregorio A.) In particolare, per quanto concerne la nascita di nuove imprese, e quindi il concetto di imprenditorialità nella sua accezione più generale, si può fare riferimento a diversi studi (ad esempio, Andersson e Koster 2011; Audretsch e Fritsch 1994; Krugman 1991; Shane 2003). Invece, i fattori che influenzano la nascita di imprese innovative con alto livello e valore tecnologico si considerino i seguenti studi (Acosta et al. 2011; Cavallo et al. 2018b; Giudici et al. 2017; Venkataraman 2004).

## **1.2 Esternalità di agglomerazione e knowledge spillover**

In generale, dalle analisi condotte in diversi studi accademici emerge che un fattore di fondamentale importanza che influenza la creazione di una nuova realtà imprenditoriale è la zona geografica in cui si trova. Infatti, in tali studi si attesta che la produttività e

l'innovatività dell'attività imprenditoriale aumentino se diverse imprese sono localizzate in una determinata area geografica (ad esempio Baptista 2009, Faberman 2005).

Questo fenomeno può essere parzialmente spiegato dai concetti di esternalità di agglomerazione (***agglomeration externalities***) e di spillover di conoscenza (***knowledge spillover***).

Il concetto di economie di agglomerazione è utilizzato nell'economia urbana e regionale con riferimento alla tendenza delle attività economiche a concentrarsi geograficamente in alcune regioni e/o città all'interno di un Paese. In particolare, esse rappresentano l'insieme di fattori esterni che conferiscono vantaggi all'agglomerazione spaziale di imprese. Tali fattori sono responsabili della formazione, in un'area geograficamente concentrata, di relazioni input/output tra le imprese (che tendono a ridurre i costi di produzione); di riduzione dei costi di transazione; di condivisione dei rischi per quanto concerne la forza lavoro, le competenze e le innovazioni. (cf. Marshall, 1920, Libro IV, Capitolo X).

I benefici che possono derivare dalla specializzazione di un'area geografica in un determinato settore manifatturiero o terziario possono essere classificati in tre categorie: la condivisione di fattori produttivi, le economie nel mercato del lavoro e le esternalità di conoscenza. Riguardo alla prima, la presenza in un'area di un'elevata densità di imprese di uno stesso settore stimola la nascita di imprese specializzate nella fornitura di beni e servizi intermedi. Per quanto riguarda il mercato del lavoro, la concentrazione di imprese simili attira manodopera specializzata, riducendo i costi di ricerca, sia per i lavoratori sia per le imprese, e contribuendo a migliorare la corrispondenza fra le competenze specifiche, manageriali e tecniche, richieste dalle imprese e quelle offerte dai lavoratori. Infine, la prossimità geografica fra imprese simili facilita la diffusione locale della conoscenza e del sapere produttivo, sia per processi imitativi sia per comunicazione diretta, promuovendo in tal modo l'innovazione e il miglioramento dei processi produttivi.

La maggior parte degli studi che trattano della localizzazione industriale considera l'esistenza di **esternalità di agglomerazione** come un determinante fondamentale della concentrazione geografica delle attività economiche e delle startup innovative (Acosta

et al. 2011; Baptista e Mendonca 2010; Bonaccorsi et al. 2013). In tal senso sono stati ulteriormente condotte delle analisi empiriche da Delgado et al. (2010) e Qian et al. (2013) riguardo l'impatto che le caratteristiche regionali in termini di conoscenza e agglomerazione esercitano sulle dinamiche imprenditoriali.

Baptista, nello studio pubblicato nel 2009, afferma che le esternalità di agglomerazione contribuiscono a incrementare la performance innovativa di un'impresa grazie alla presenza di personale specializzato, capitale intellettuale, rete di clienti e fornitori, e fonti di informazione sulle condizioni di mercato e sugli sviluppi tecnologici. (Baptista 1998; Audretsch 2003).

Nello studio di Baptista è, inoltre, presente un concetto di significativa importanza: gli agglomerati urbani crescono perché permettono alle persone di interagire e imparare le une dalle altre (Jacobs 1969; Henderson 1974; Scott 1992; Florida 1995; Gertler 1995; Fujita e Thisse 1996; Simmie e Lever 2002). La frequenza di tale interazione è potenziata dalla vicinanza geografica. Si può quindi considerare che la localizzazione sia importante per lo sviluppo e la crescita delle industrie, così da favorire l'interazione tra le persone e il conseguente scambio di informazioni e conoscenza. (Stahlecker e Koschatzky 2004).

Conceição O., Faria A.P., Fontes M. indagano ulteriormente, in una ricerca pubblicata nel 2016, il fenomeno delle esternalità di agglomerazione, cercando però una correlazione con la presenza di spinoffs accademici, distinguendo quindi questa sottocategoria di realtà imprenditoriali dal più vasto insieme delle startup innovative. Il principale risultato derivante da questa ricerca risiede nella conferma che anche per quanto riguarda la creazione di spinoff accademici le economie di agglomerazione assumono un ruolo significativo.

Gli spillover ricoprono una funzione importante nello spiegare l'agglomerazione delle industrie, l'innovazione nelle reti e la crescita. Come affermato precedentemente, aggregandosi con imprese simili, un'impresa può trarre vantaggio da una serie di potenziali spillover di conoscenza, quali: la divisione del lavoro, gli scambi di input (spillover logistici), di competenze (accesso più facile a un mercato del lavoro che è anche più dinamico), o di informazioni (Lazzaro E. 2021).

Sono state condotte diverse ricerche riguardo l'idea secondo la quale le imprese tendono a concentrarsi in certe regioni in modo da poter beneficiare della co-localizzazione e degli spillover. Una particolare corrente di letteratura si concentra sui vantaggi derivanti dalla condivisione e dall'accesso all'informazione e alla conoscenza. Infatti, è possibile affermare che una rappresentazione significativa delle esternalità di agglomerazione è costituita dagli **spillover di conoscenza**. Il concetto di spillover di conoscenza può essere definito come uno scambio di idee tra individui, che avviene con maggiore frequenza e facilità grazie alla vicinanza geografica (Zoltan J. Acs, David B. Audretsch, Erik E. Lehmann 2013). Gli spillover si verificano ogni volta che un'impresa condivide la conoscenza con altri enti che svolgono attività di ricerca e sviluppo, come altre imprese, università e istituzioni governative (Griliches 1992). Essi sono un'esternalità secondo la quale quando una o più imprese investono in ricerca e sviluppo, si generano effetti anche su altre imprese localizzate nelle vicinanze. Ciò avviene mediante lo scambio di informazioni tra individui sia in modo formale che in modo informale, sia tra aziende dello stesso settore che tra aziende di settori diversi. La presenza degli spillover di conoscenza permette alle imprese che operano vicino ad importanti fonti di conoscenza di introdurre innovazioni con un tasso maggiore rispetto ad imprese situate altrove. Marshall (1890) osserva che le industrie si specializzano geograficamente, poiché la prossimità spaziale favorisce la trasmissione di conoscenza tra aziende dello stesso settore, riduce i costi di trasporto degli input e degli output e permette alle imprese di beneficiare di un più efficiente mercato del lavoro. Considerando, quindi, gli spillover di conoscenza come una delle modalità principali con cui si manifestano le economie di agglomerazione, allora la decisione di localizzazione delle nuove realtà imprenditoriali dovrebbe essere considerevolmente influenzata dalla possibilità di accesso alle fonti di tali spillover, quali la manodopera specializzata e gli enti che svolgono attività di Ricerca e sviluppo. (Audretsch et al. 2005, Baptista 2009).

David B. Audretsch, Erik E. Lehmann b affermano, in uno studio del 2005, che la propensione a raggrupparsi geograficamente dovrebbe essere più alta nelle industrie in cui la nuova conoscenza ricopre un ruolo più importante (Audretsch e Stephan 1996; Baptista e Swann 1999). Quindi, l'accesso alle fonti di conoscenza dovrebbe essere particolarmente significativo per le industrie e i servizi ad alta tecnologia e basati sulla

conoscenza. Le aziende dei settori innovativi tendono a scegliere località dove si verificano attività significative che generano conoscenza associate a questi settori.

In generale, gli spillover di conoscenza, la loro natura e le loro fonti, sono stati ampiamente trattati nella Teoria degli Spillover di Conoscenza dell'Imprenditorialità (*Knowledge spillover theory of Entrepreneurship*) (David B. Audretsch, Erik E. Lehmann b 2005) .

La Teoria dello Spillover della Conoscenza dell'Imprenditorialità si concentra sulle modalità con cui si generano nuove **opportunità imprenditoriali** che derivano da investimenti in conoscenza da parte di imprese esistenti e organizzazioni pubbliche di ricerca che non sono completamente appropriati dagli incumbents. David B. Audretsch, Erik E. Lehmann sviluppano una teoria che studia le dinamiche alla base degli spillover di conoscenza (*Knowledge spillover theory of Entrepreneurship*) attestando sostanzialmente che la conoscenza creata endogenamente, quindi esterna alla realtà imprenditoriale, si traduce in spillover di conoscenza, che permettono agli imprenditori di identificare e sfruttare nuove opportunità imprenditoriali.

È stato precedentemente affermato che gli spillover di conoscenza sono in sostanza degli scambi di informazioni tra individui, che permettono a piccole e nuove imprese di generare un output innovativo anche intraprendendo una quantità apparentemente trascurabile di investimenti in ricerca e sviluppo. Questo fenomeno si verifica grazie allo sfruttamento della conoscenza creata dagli investimenti in ricerca e sviluppo delle università e delle unità di R&D delle grandi imprese (Audretsch 1995, *Knowledge spillover theory of entrepreneurship*, David B. Audretsch a, Erik E. Lehmann b 2005)

La teoria dello Spillover di conoscenza dell'imprenditorialità si concentra sulla generazione delle opportunità imprenditoriali, identificandone come fonte principale le nuove conoscenze e idee. In particolare, la teoria postula che se l'idea o la nuova conoscenza non è adeguatamente sfruttata e commercializzata dall'ente che l'ha generata (ad es. un laboratorio di ricerca, una ricerca intrapresa da un'università, o da un reparto Ricerca e sviluppo di un'impresa) potrà servire come fonte di conoscenza che porta a un'opportunità imprenditoriale, e potrà essere quindi sfruttata e commercializzata da un'impresa emergente o da una startup innovativa. David B.

Audretsch, Erik E. Lehmann affermano che se l'uso di quella conoscenza da parte dell'imprenditore non comporta un pagamento completo all'azienda che ha fatto l'investimento che ha originariamente prodotto quella conoscenza, come una licenza o una royalty, allora l'atto imprenditoriale di iniziare una nuova azienda serve come un meccanismo per la conoscenza. (David B. Audretsch a, Erik E. Lehmann 2005).

Zoltan J. Acs, David B. Audretsch, Erik E. Lehmann presentano, nello studio pubblicato nel 2013, un ulteriore concetto che risulta essere interessante. Essi, infatti, identificano il ruolo dell'Incubatore di conoscenza (*Knowledge Incubator*) e dell'imprenditore ad alto impatto (*high impact entrepreneurs*). L'incubatore di conoscenza può essere un'impresa privata, un'organizzazione senza scopo di lucro, un governo, un'università o un'istituzione di ricerca che, attraverso il proprio lavoro e le proprie risorse, ha sviluppato nuova conoscenza con potenziale nei mercati commerciali ma che, per varie ragioni (ad es. l'incertezza legata alla nuova tecnologia) ha scelto di non commercializzare e sfruttare tale conoscenza. Gli agenti economici, che sono in grado di assorbire gli spillover di conoscenza e convertirli in conoscenza economica (e quindi di ottenere dei ritorni economici legati alla commercializzazione della conoscenza acquisita), non sono tenuti a sostenere tutti i costi dello sviluppo della conoscenza. Questo tipo specifico di imprenditore, che utilizza gli spillover di conoscenza, ma non sostiene tutti i costi della conoscenza appena sviluppata, viene definito imprenditore ad alto impatto. È questo tipo di imprenditore che guida quindi la creazione di nuove imprese, e la conseguente crescita economica di un'area geografica, grazie alla sua capacità di cogliere le opportunità imprenditoriali derivanti dagli spillover provenienti dall'incubatore di conoscenza. Questo suggerisce una forte relazione tra gli spillover di conoscenza e le attività imprenditoriali, mentre entrambi hanno un'influenza significativa sui tassi di crescita economica di regioni e paesi (Zoltan J. Acs, David B. Audretsch, Erik E. Lehmann 2013).

Sono state proposte delle evidenze empiriche a sostegno della teoria dello spillover di conoscenza, effettuando l'analisi degli *startup rates* in diversi settori, con diversi contesti tecnologici. In particolare, i settori nei quali si attuano maggiori investimenti in nuove conoscenze hanno anche riportato valori dei tassi più alti, mentre i settori nei quali gli investimenti in nuove conoscenze risultano essere inferiori, hanno esibito tassi

più bassi. Quindi, sono state fornite prove convincenti che suggeriscono che l'imprenditorialità sia una risposta endogena al potenziale di commercializzazione della conoscenza che non è stata adeguatamente sfruttata dalle imprese esistenti. Inoltre, Jaffe (1989), Audretsch e Feldman (1996) e Audretsch e Stephan (1996) hanno fornito prove riguardanti la dimensione spaziale degli spillover di conoscenza. In particolare, i loro risultati hanno suggerito che gli spillover di conoscenza sono geograficamente limitati e localizzati in prossimità della fonte di conoscenza (Baptista 2009).

In sintesi, è possibile affermare che la teoria degli spillover di conoscenza dell'imprenditorialità spiega l'atto imprenditoriale, perché alcune persone diventano imprenditori mentre altre si astengono dall'imprenditorialità, come una risposta agli spillover di conoscenza.

Inoltre, la Teoria degli Spillover di Conoscenza considera che le innovazioni che riguardano la commercializzazione di nuovi prodotti derivanti da spillover di conoscenza possono essere condotte sia da imprese *incumbents* del settore che si sta considerando, oppure da startup innovative. La differenza sostanziale risiede nel fatto che le imprese già esistenti e mature sfrutteranno gli spillover di conoscenza per effettuare miglioramenti di prodotti già esistenti (innovazioni incrementali), mentre le startup innovative risultano essere più propense a dedicarsi alla commercializzazione di prodotti e tecnologie nuove, di innovazioni "*disruptive*" che permettano il passaggio da una traiettoria tecnologica a un'altra (innovazioni radicali). In letteratura sono presenti diversi riscontri che possono confermare questa affermazione, ad esempio lo studio di Zoltan J. Acs, David B. Audretsch, Erik E. Lehmann del 2008.

Lo studio di Calcagnini et al. pubblicato nel 2015 conferma che, anche per quanto riguarda la scelta strategica legata alla localizzazione delle startup, si possono considerare nei modelli che descrivono l'agglomerazione dell'attività economica come il risultato di esternalità di localizzazione dovute, per esempio, ad altre imprese impegnate in attività simili o agli spillover di conoscenza delle istituzioni.

Come è stato precedentemente riportato, gli spillover possono aver origine da diversi enti che attuano investimenti in R&D, tra cui le grandi imprese, le università, i centri di ricerca e sviluppo. Mentre le azioni politiche non hanno un'influenza diretta sulle grandi

aziende come fonte di spillover, possono, più o meno, influenzare le università come promotore di imprenditorialità e importante fonte di ricadute. Un importante aspetto da considerare è che, se le imprese non possono essere influenzate dai governi come fonte di spillover, le università possono essere invece spinte verso il ruolo di promotore di innovazione e imprenditorialità proprio dalle politiche statali. Esse, infatti, possono intraprendere delle ricerche e partecipare alle collaborazioni con le imprese incument, permettendo così alle startup di essere più competitive sfruttando gli spillover che si creano (David B. Audretsch, Erik E. Lehmann b 2005).

### **1.3 Obiettivo del lavoro**

Nel panorama di letteratura presentato, il nostro studio si colloca in una sezione ben definita: l'intenzione alla base della seguente ricerca si traduce nel tentativo di applicare le teorie esposte in precedenza (*Knowledge spillover theory of entrepreneurship*) alla creazione di startup innovative che operino nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale.

Le definizioni riguardanti il concetto di intelligenza artificiale sono molteplici, in quanto questo argomento è stato oggetto di diversi studi, sin dagli anni '50 del '900. Stando alla definizione data da Somalvico nel 1987, si chiama Intelligenza Artificiale la disciplina, appartenente all'informatica, che studia i fondamenti teorici, le metodologie e le tecniche che consentono di progettare sistemi hardware e sistemi di programmi software capaci di fornire all'elaboratore elettronico prestazioni che, a un osservatore comune, sembrerebbero essere di pertinenza esclusiva dell'intelligenza umana. L'intelligenza artificiale risulta essere tuttora uno degli argomenti più all'avanguardia nell'ambito della ricerca e sviluppo portata avanti dalle imprese e dalle startup, dal momento che le sue applicazioni sono molteplici, e possono essere sfruttate in altrettanti campi di applicazione. È questa la ragione per la quale si vuole intraprendere un'analisi in questa direzione.

Dall'intenzione di cercare una relazione tra la teoria degli spillover di conoscenza e la creazione di startup specializzate nell'intelligenza artificiale, sono sorte le seguenti domande di ricerca:

- L'esistenza di università specializzate in determinate discipline favorisce la nascita di startup di Intelligenza artificiale in una determinata area geografica?

- La creazione di una startup di AI in una determinata area è influenzata dalla presenza di un'università specializzata nella ricerca di base e nella ricerca applicata?
- In letteratura sono presenti articoli che trattano della possibile relazione tra le università e la nascita di imprese in Italia e in altri Stati europei presi singolarmente, è possibile estendere la ricerca ad altre realtà europee analizzandole contemporaneamente?

L'obiettivo principale del presente studio si traduce nella ricerca di possibili risposte ai suddetti quesiti.

Per quanto riguarda il primo interrogativo, si considera che la specializzazione di una determinata università possa influenzare il processo di localizzazione di una startup che operano nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale in una determinata area geografica. Con specializzazione si intende il raggiungimento di competenze di alto livello in una disciplina specifica. Lo studio, quindi, verte sull'intenzione di capire se ci sia una correlazione tra la specializzazione in ambito scientifico - tecnologico delle università considerate e la nascita di startup di AI. Da questa prima domanda deriva necessariamente la seconda: ci si chiede, infatti, se la presenza di staff accademico specializzato nella ricerca di base (che comprende le scienze naturali, ovvero biologia, chimica, scienza della terra, matematica e fisica) o nella ricerca applicata (riguardante invece l'ingegneria e tutte le differenti tipologie) sia un fattore che possa influenzare la nascita di startup di Intelligenza Artificiale in un'area geografica definita.

Questa ricerca potrebbe arricchire le analisi condotte in questo ambito dal momento che sono presenti articoli in letteratura che studiano il fenomeno degli spillover di conoscenza universitari e lo sviluppo di startup nei settori high-technology (Acosta 2009, Giudici 2017, Colombelli 2019), ma nulla è stato indagato nell'ambito dell'intelligenza artificiale.

La terza domanda invece riguarda una mancanza in letteratura che il presente studio vorrebbe colmare: le analisi che sono state condotte sino ad oggi focalizzano l'attenzione sui fenomeni riguardanti gli spillover di conoscenza provenienti dalle università legati a un'area geografica ristretta (ad es. l'Italia o un singolo stato europeo).

Si vorrebbe ampliare il campo di ricerca ad altre realtà europee ed effettuare un'analisi estesa a diversi stati europei dal momento che attualmente gli studi in letteratura si compongono di analisi condotte a livello statale e regionale, ma raramente europeo. L'obiettivo del lavoro risulta essere, quindi, fornire un'analisi esaustiva e comprensiva dei diversi fenomeni che possono verificarsi in diverse regioni europee. L'intenzione è dunque quella di comprendere se a livello europeo si verificano gli stessi meccanismi presenti a livello locale delle singole regioni o stati europei analizzati singolarmente da precedenti studi in letteratura.

Al fine di rispondere alle domande sopracitate verranno condotte delle analisi econometriche, effettuate tramite un'analisi di regressione, che possano produrre delle evidenze statistiche alle ipotesi che guidano il presente lavoro di tesi. La presente ricerca è organizzata come segue: la sezione 1.4 riporta un'analisi della letteratura a supporto delle ipotesi di ricerca; il capitolo 2 descrive la metodologia e le fonti dei dati usati nelle analisi econometriche; il capitolo 3 descrive i risultati delle analisi e nel capitolo 4 sono presenti le conclusioni.

#### **1.4 Analisi della letteratura e ipotesi di ricerca**

Come precedentemente accennato, la creazione di nuove imprese è un fattore determinante della crescita economica di una regione o di uno stato. L'ipotesi riguardante la relazione positiva tra spillover di conoscenza e nascita di nuove imprese in un territorio è stata indagata e confermata da diversi studi in letteratura. È stato inoltre anticipato in precedenza che una fonte fondamentale di spillover di conoscenza è costituita dalle università e dalla ricerca che viene condotta dal personale accademico. A tal proposito, si intende ricordare come il ruolo ricoperto dalle università nel Modello Lineare dell'Innovazione confermi questa affermazione e fornisca un ulteriore punto di vista alla trattazione.

La tipologia di ricerca effettuata dalle università e dai centri di ricerca raramente risulta essere condotta dalle imprese, in quanto presenta un elevato livello di rischio. Tale rischio è causato dalla forte incertezza che caratterizza le prime fasi della ricerca riguardante ambiti nuovi e non ancora indagati (si pensi, ad esempio, al caso di innovazioni radicali). In particolare, esso risulta essere molto elevato nelle fasi iniziali del

processo innovativo (ricerca di base e ricerca applicata), per poi diminuire nella fase finale del processo, ovvero la fase competitiva. Tendenzialmente, le imprese si collocano in quest'ultima fase, in modo da ridurre al minimo i rischi legati alla commercializzazione di un'innovazione.

Gli enti che hanno la possibilità di effettuare tali ricerche (soprattutto ricerca di base e in seguito ricerca applicata) sono le università. Inoltre, la conoscenza è un bene che presenta caratteristiche specifiche: essa, infatti, è un bene pubblico e di conseguenza deve essere fruibile e accessibile per ogni individuo o impresa che voglia accedervi. L'impresa, essendo un attore privato del sistema economico non potrebbe garantire la certezza di questa caratteristica, senza contare che, se la conoscenza non fosse messa a disposizione dalle università, gli sforzi innovativi sarebbero moltiplicati all'infinito raggiungendo in tempi molto lunghi il risultato del processo innovativo.

Si può ancora considerare che, i possibili ritorni economici che potrebbero derivare dall'applicazione di un'innovazione non sono in alcun modo garantiti, e anche se l'innovazione fosse sfruttabile dal punto di vista economico, i tempi perché questo si verifici potrebbero essere molto lunghi e sicuramente non sostenibili per un'impresa il cui obiettivo ultimo è la generazione di extraprofitto.

Risulta quindi fondamentale che le università portino l'attività di ricerca per alimentare, tramite la generazione di Spillover di conoscenza, il processo di innovazione e più in generale la crescita economica di un paese.

Una migliore comprensione del ruolo e delle fonti degli spillover universitari come fattore determinante della localizzazione di nuove imprese e di startup può contribuire alla comprensione dei meccanismi che incoraggiano la crescita regionale (Acosta 2009).

È stata prestata una considerevole attenzione al ruolo delle università nello sviluppo economico regionale e nell'innovazione. Recentemente è stata identificata una nuova missione portata avanti dalle università, oltre ai due ruoli tradizionali di insegnamento e ricerca. In letteratura sono stati introdotti i termini "terza missione" o "trasferimento di conoscenza" per descrivere una nuova serie di attività attraverso le quali le università interagiscono con la comunità presente nell'area geografica dove sono situate (ad es. imprese, startup). (Laredo 2007, Bekkers e Freitas 2008, Barra 2020).

Può essere interessante, quindi, capire come questa interazione e il conseguente trasferimento di conoscenza avvenga. Basandoci su uno studio pubblicato da Acosta et al. nel 2009, possiamo affermare che la conoscenza prodotta nelle università si diffonde alle imprese collocate nella medesima area geografica attraverso una varietà di meccanismi che coinvolgono canali taciti e codificati, generando esternalità positive (spillovers).

I principali meccanismi che facilitano la trasmissione della conoscenza dalle università alle imprese presenti nell'area geografica limitrofa sono sostanzialmente due, ovvero la pubblicazione di articoli scientifici nelle riviste accademiche e l'impiego da parte delle imprese dei laureati delle università scientifiche.

Considerando in primo luogo la fonte primaria di spillover di conoscenza dalle università, ovvero la ricerca che viene pubblicata su riviste scientifica attraverso la redazione di articoli accademici, possiamo affermare che sia conoscenza codificata, che può essere trasferita e trasmessa a basso costo. Questo concetto porta a effettuare un'importante osservazione: la vicinanza geografica a un'università, o più in generale a una fonte di conoscenza codificata, risulta essere secondaria, dal momento che la conoscenza di questo tipo può essere trasmessa senza che la distanza geografica ne intralci la diffusione. (David B. Audretsch a, Erik E. Lehmann b 2005). Infatti, a causa della sua alta codificazione, la conoscenza scientifica può essere ampiamente accessibile leggendo (con competenza) le riviste scientifiche. Tuttavia, è fondamentale citare un concetto riportato nello studio condotto da Barra et al. Pubblicato nel 2020 che afferma come per quanto sia facile trasmettere la conoscenza codificata a basso costo (ad es. scaricando da internet gli articoli accademici), e quindi non sia necessaria la vicinanza dell'impresa alla fonte della ricerca, la prossimità all'università ad alto rendimento è significativamente importante per l'accesso alle reti di ricerca (Audretsch and Lehmann 2005).

La conoscenza associata alle scienze sociali, invece, presenta caratteristiche opposte: essa può essere classificata come conoscenza tacita, perché difficilmente esplicabile ed esplicitabile. In questo caso, quindi, la vicinanza geografica può essere una componente importante che influenza il posizionamento di una nuova impresa vicino a un'università (Audretsch and Lehmann 2005).

In secondo luogo, come affermato in precedenza, i laureati costituiscono una fonte fondamentale di spillover tra le università e le imprese. La vicinanza spaziale alle università può quindi generare esternalità positive che possono essere accessibili all'impresa attraverso il meccanismo di spillover del capitale umano (Audretsch and Lehmann 2005). Come mostra Varga (2000), i laureati possono essere uno dei canali più importanti per la diffusione della conoscenza dal mondo accademico l'industria locale di alta tecnologia. Così, sembra che i tipi più frequenti di interazioni tra imprese e università siano l'impiego di laureati (Schartinger et al., 2001, Calcagni 2015). Tuttavia, possono essere considerati ulteriori tipologie di spillover università-impresa, ovvero: gli spinoff accademici (D'Este, Patel 2007, Oscarina Conceic et al.2016), il numero di brevetti sottomessi, le attività di ricerca congiunta con le imprese, e le attività di consulenza. (D'Este, Patel 2007). Inoltre, una parte della letteratura ha anche sottolineato l'importanza delle attività informali (ad es. contatti personali), piuttosto che dei brevetti e dell'imprenditorialità accademica, che sono considerate significativamente più preziose da molte imprese (Perkmann et al. 2013). Le relazioni informali tra università e impresa sono, infatti, canali alternativi e importanti di trasferimento tecnologico (Bönte e Keilback 2005, Barra 2020).

#### **1.4.1 Prima Ipotesi**

Diversi studi hanno affrontato i differenti aspetti della collaborazione università-industria. Leten et al. (2007) si concentra sui benefici derivanti alle imprese dalla presenza delle università nello sviluppo di una tecnologia che tiene conto della conoscenza universitaria regionale, mentre Muscio (2013), Muscio e Pozzali (2013), Carboni (2013), Fantino et al. (2012), Cardamone et al. (2012, 2014) sottolineano l'impatto positivo della vicinanza geografica, cognitiva e industriale sul verificarsi delle partnership università-industria. Complessivamente, questi articoli suggeriscono che la vicinanza geografica porta effetti positivi sulle collaborazioni di ricerca e fornisce alle imprese incentivi all'innovazione attraverso i contatti interpersonali, lo scambio di conoscenza tacita e i costi di coordinamento e trasporto (Calcagnini 2015).

Anche gli studi di (Ghio 2016, Audretsch et al. 2004, Acosta 2009, Bonaccorsi et al. 2013) indagano la relazione tra università e nascita di nuove imprese in una determinata area geografica. Diverse analisi econometriche hanno indagato approfonditamente il ruolo

dalle università in determinate aree geografiche e le esternalità positive che si creano. (Anselin et al. 1997, 2000; Feldman e Florida 1994; Fischer e Varga 2003; Jaffe 1989; Varga 1998). La principale conclusione di tali studi consiste nell'affermare che gli spillover di conoscenza dalle università sono localizzati, e portano a tassi più alti di brevetti aziendali o innovazioni in aree geograficamente limitate. (David B. Audretsch, Erik E. Lehmann 2005). Inoltre, secondo Audretsch et al. (2005), la scelta localizzativa di una nuova impresa è una decisione strategica che tiene conto degli spillover di conoscenza e, più specificamente, degli spillover universitari.

Alcune ricerche invece, hanno soffermato l'attenzione sull'analisi del ruolo ricoperto dagli spillover di conoscenza e tecnologia sulla scelta di localizzazione delle start-up innovative, in particolare italiane (Calcagnini 2015, Colombelli et al. 2017, Colombelli et al. 2019, Del Bosco 2020).

I risultati presentati da tali studi risultano essere in linea con la Teoria degli Spillover di Conoscenza dell'imprenditorialità (Colombelli 2017), mostrando come la creazione di startup innovative sia positivamente correlata con gli spillover di conoscenza provenienti dalle università. Inoltre, i risultati suggeriscono che la decisione di localizzazione delle startup è influenzata dal tipo di conoscenza che fluisce (tacita o codificata) e dal meccanismo con cui si verifica lo spillover (capitale umano, spin offs, brevetti, collaborazioni) (Calcagnini 2015).

Considerando le trattazioni sopracitate, la prima ipotesi di ricerca che può essere formulata è la seguente:

*H1: la creazione di startups che operano nel settore dell'intelligenza artificiale è influenzata dagli spillover universitari in una determinata area geografica.*

#### **1.4.2 Seconda Ipotesi**

Basandosi sullo studio condotto da David B. Audretsch e Erik E. Lehmann nel 2005, si può affermare che nelle zone con un ricco patrimonio di conoscenza e una maggiore produzione di quest'ultima (date dalla presenza di università) si assiste a un aumento della nascita di startup innovative a carattere fortemente tecnologico. Inoltre, le startup e le nuove imprese caratterizzate da una specializzazione tecnologica influenzano il capitale di conoscenza del contesto locale e possono favorire l'innovazione e il

trasferimento di conoscenza. Uno studio recente di Dal Bosco et al 2020, ha confermato proprio questa ipotesi affermando che il tasso di nascita di startup innovative in un'area geografica sia positivamente correlato alla densità di università e centri di ricerca, al livello di istruzione della popolazione e al numero di incubatori presenti in quell'area. Un importante risultato, quindi, risiede nel fatto che la decisione della localizzazione non è solamente influenzata dalla presenza dell'università e dal suo output (es. studenti, numero di articoli scientifici pubblicati...), ma anche dalla natura e dalle caratteristiche dell'output (es. la specializzazione della conoscenza scientifica). Questo concetto è ulteriormente confermato dallo studio condotto da Audretsch e Lehmann: essi, infatti, Hanno trovato che la decisione di localizzazione è modellata non solo dall'output delle università (per esempio, studenti e ricerca), ma anche dalla natura di quell'output (cioè, la natura specializzata della conoscenza scientifica). Audretsch e Lehmann (2005) hanno concluso che le università nelle regioni con una maggiore capacità di conoscenza e una maggiore produzione di conoscenza generano anche un maggior numero di start-up tecnologiche.

La specializzazione delle università e la sua influenza sulla creazione di startup in una determinata area geografica è stata l'oggetto della ricerca condotta da Bonaccorsi et al. Pubblicato nel 2013. Uno degli obiettivi dello studio è capire come la specializzazione delle università impatti la creazione di nuove imprese nei diversi settori industriali.

Basando la propria ricerca su altri studi che attestano come la specializzazione delle università nelle scienze naturali e nell'ingegneria possa portare a un aumento dell'imprenditorialità nei settori high-technology in una determinata area (Woodward et al. 2006, Abramovsky et al. 2007, Kirchoff et al. 2007, Baptista e Mendonca 2010), i risultati dello studio arricchiscono questa trattazione. Infatti, si afferma che le università specializzate nella ricerca di base hanno un impatto positivo, ma limitato, sulla creazione di startup in un'area limitata, in tutti i settori considerati. Mentre, le università specializzate nelle scienze applicate e nell'ingegneria presentano un impatto senz'altro positivo e molto diffuso nei settori presi in considerazione.

Inoltre, anche lo studio di Colombelli 2017 tratta di questa questione, arrivando a stabilire gli spillover di conoscenza risultano essere più significativi per le imprese neonate nelle industrie a base scientifica e con fornitori specializzati. Anche la ricerca

condotta da Barra nel 2020 conferma ulteriormente questo risultato attestando che le imprese, quando si considera la ricerca di base, sembrano più propense a cercare una facoltà o un dipartimento di alta qualità, prestando meno attenzione a dove si trova l'università. D'altra parte, considerando invece la ricerca applicata, le imprese sembrano prediligere lavorare con un'università situata più vicino ai loro laboratori di R&S. Questo comportamento può essere spiegato dal fatto che per la ricerca applicata è necessaria un'interazione condotta di persona, in presenza, tra accademici e dipendenti delle imprese, mentre risulta essere meno vincolante per la ricerca di base.

In base a questi risultati, è possibile formulare la seconda ipotesi alla base del presente studio, ed è la seguente:

*H2: Nelle aree geografiche che presentano università con staff accademico specializzato nelle scienze applicate e scienze di base esistono maggiori probabilità che nasca una startup di AI.*

### **1.4.3 Terza Ipotesi**

In letteratura sono molteplici gli studi che collegano le caratteristiche demografiche di un'area geografica e la presenza di nuove imprese (Bonaccorsi et al. 2013, Colombelli 2019, Colombelli 2017, Giudici 2017, Del Bosco 2019, Calcagnini 2015).

In particolare, si può affermare che, le caratteristiche locali influenzano l'innovazione aziendale, poiché le aziende interagiscono con l'ambiente economico circostante (Asheim e Gertler 2005; Brunow, Hammer-Langrock e McCann 2017; Ferreira, Fernandes e Raposo 2017; Karlsson e Tavassoli 2016; Keeble 1997; Leiponen e Helfat 2011; Vaessen e Keeble 1995). La localizzazione dell'impresa influenza i potenziali dipendenti, i manager e il capitale che l'impresa può ottenere ed è legata ai comportamenti di finanziamento e investimento delle imprese della ricerca e sviluppo (Agarwal e Hauswald 2010; John, Knyazeva e Knyazeva 2011; Loughran e Schultz 2005), alle catene di approvvigionamento (Chu, Tian e Wang 2018), e quindi influenzano l'innovazione aziendale. (iaoying Li, Jinling Li & Xinjie Wu 2019).

Si arriva così a definire l'ultima ipotesi di ricerca che è stata formulata in questo studio, ed è la seguente:

*H3: le caratteristiche demografiche di una certa area geografica influenzano la nascita di startup di AI.*

## 2. Metodologie

### 2.1 Dati

Come precedentemente accennato, per rispondere alle domande di ricerca sono state condotte delle analisi econometriche che cercano una correlazione tra la creazione di nuove startup specializzate nell'ambito dell'intelligenza artificiale e la presenza di un'università in una determinata area geografica. Le fonti dei dati necessari per effettuare tali analisi sono molteplici.

In primo luogo, i dati riguardanti la popolazione delle startup operanti nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale sono stati reperiti tramite il database Crunchbase. Crunchbase è una piattaforma per trovare informazioni commerciali su aziende private e pubbliche. Le informazioni di Crunchbase includono investimenti e informazioni di finanziamento, membri fondatori e individui in posizioni di leadership, fusioni e acquisizioni, notizie e tendenze del settore. Originariamente costruito per tracciare le startup, il sito Crunchbase contiene informazioni su aziende pubbliche e private su scala globale.

Per analizzare il fenomeno legato alla creazione di nuove imprese, sono stati raccolti i dati relativi alle startup AI, utilizzando Crunchbase.com, che include oltre 400.000 profili aziendali da oltre 200 paesi. Il database CrunchBase fornisce il dominio tecnologico su cui si concentra ogni start-up e informazioni su investitori e fondatori (Kim et al., 2020).

Per selezionare le startup AI, i risultati sono stati filtrati utilizzando la parola "Artificial Intelligence" nella sezione "Industria" del database. Si è scelto di focalizzare la ricerca nel periodo di tempo compreso tra gennaio 2017 e dicembre 2017 sulle startup fondate in Europa. Il database Crunchbase.com contiene, per ogni start-up, le seguenti informazioni: anno e luogo di fondazione, numero di fondatori e loro nome. Tali informazioni hanno dato la possibilità di localizzare ciascuna startup in una regione europea e associare ad essa un codice NUTS3 ottenendo 227 codici differenti.

I dati riguardanti le università europee sono stati collezionati tramite il database ETER che raccoglie informazioni dettagliate su circa 1797 diversi istituti di istruzione superiore in Europa. ETER (European Higher Education Institution) è un database in cui sono

presenti numerose informazioni riguardanti gli atenei europei. In particolare, all'interno del database, le variabili sono definite come dati raccolti riguardo una specifica questione (ad es. Informazione Geografica, Attività di ricerca) che in seguito possono essere utilizzati per calcolare alcuni indicatori. I dati si riferiscono a un anno specifico e sono raccolti ogni anno. Nei casi in cui non si prevede che le variabili cambino nel tempo, il valore sarà riportato per gli anni successivi, sulla base dei dati degli anni precedenti. Nella tabella sottostante sono riportate le variabili presenti nel database ETER. La nostra analisi si concentra in particolare sulle istituzioni classificate come "università" o "università di scienze applicate".

Educational activities	Highest degree delivered	Nominal
	Lowest degree delivered	Nominal
	Number of enrolled students at ISCED levels 5, 6, 7, by fields of education, gender, citizenship and mobility	Integer
	Total number of students enrolled at ISCED 5-7	Integer
	Number of graduates at ISCED levels 5, 6, 7, by fields of education, gender, citizenship and mobility	Integer
	Total number of graduates at ISCED 5-7	Binary
	Distance education institution	

Tabella 2.1: lista delle variabili sugli studenti presenti nel data set ETER

Staff	Number of academic staff in FTEs and headcounts	Numeric/Integer
	Number of academic staff by fields of education, gender and citizenship in headcounts	Integer
	Number of non academic staff in FTEs and headcounts	Binary
	Number of professors by gender	Numeric/Integer
	Inclusion of PhD students	
	Number of total staff in FTE and HC	

Tabella 2.2: lista delle variabili Staff presenti nel data set ETER

In particolare, dal database ETER sono stati reperiti i dati riguardanti lo staff accademico, ovvero il numero di professori ordinari, professori associati e assistenti dei professori impiegati in una determinata università e specializzati nelle diverse discipline previste dalla classificazione presente nel database. Sono stati inoltre utilizzati i dati appartenenti al dataset riguardanti i laureati. Un ampio insieme di variabili raccolte da ETER include

la disaggregazione del personale accademico in sette discipline universitarie, riportate nella tabella 2.3. Come verrà spiegato nella sezione successiva, le discipline accademiche sono utilizzate per definire la specializzazione scientifica delle università presenti in ciascuna regione Nuts3.

<b>Fields of Education and Training (ETER)</b>	<b>Description</b>	<b>Variable name</b>
Social science, journalism	Social and behavioral science; journalism and information	SC
Business, administration	Business and Administration law	BUSS
Natural sciences	Biological and related sciences; environment; Physical science; mathematics and statistics	NS
Information and communication technologies	Computing; information and communication technologies	CT
Engineering	Engineering, manufacturing and construction	ENG
Health and welfare	Health welfare social services	HW
Services	Personal services; Safety services; transport services	SERV

*Tabella 2.3: descrizione discipline accademiche secondo la classificazione ETER*

L'ultima fonte da cui si è attinto per reperire i dati è Eurostat. Eurostat è l'ufficio statistico dell'Unione europea responsabile della pubblicazione di stative e di indicatori di qualità a livello europeo per consentire confronti fra paesi e regioni, e collabora con le autorità statistiche nazionali al fine di elaborare definizioni, classificazioni e metodologie armonizzate per la produzione di statistiche ufficiali europee. Da questo

database sono stati raccolti i dati riguardanti alcune variabili demografiche che sono state impiegate nell'analisi di regressione.

## **2.2 Variabili**

L'obiettivo del presente lavoro di tesi si esplica nel comprendere se alcune caratteristiche delle università (ad es. la specializzazione) possano influenzare la creazione di startup che trattano di Intelligenza Artificiale in una determinata area geografica. Per perseguire tale obiettivo è stato necessario creare un modello di regressione che comprendesse una variabile dipendente, e tante variabili indipendenti quanti sono i fenomeni per i quali si intende studiarne l'effetto.

Nell'analisi condotta, la variabile dipendente è rappresentata da  $NUM\_StartupAI_i$ , ovvero il numero di startup di intelligenza artificiale che sono state create nell'anno 2017.

Il modello ideato considera la presenza di un indice che rappresenta la specializzazione dell'università: esso è necessario per valutare l'influenza della specializzazione delle università sulla creazione delle startup operanti nell'ambito dell'Artificial Intelligence in una determinata area geografica.

Per effettuare il calcolo dell'indice di Balassa (*Balassa Index*), si è tenuto conto della disaggregazione dello staff accademico per disciplina trattata riportata dal database ETER (Balassa, 1965; Bonaccorsi et al., 2013). Il personale accademico comprende personale il cui compito primario è l'istruzione, la ricerca o il servizio pubblico, professore, assistente professore, docente o titolo equivalente, e dottorandi impiegati per l'assistenza didattica o la ricerca.

Il valore dell'indice è compreso tra zero e infinito, con valore neutro pari a uno. Se l'indice riporta un valore maggiore a uno, implica che l'università  $u$  è più specializzata nella disciplina  $d$ , rispetto all'università europea media (per lavori minori a uno vale il viceversa) (Bonaccorsi et al. 2013). Si riporta la formula per il calcolo dell'indice di seguito:

$$BI_{u,d} = \frac{staff_{u,d}}{\sum_d staff_{u,d}} \left( \frac{\sum_u staff_{u,d}}{\sum_{u,d} staff_{u,d}} \right)^{-1}$$

dove  $staff_{u,d}$  è il personale accademico iscritto all'università  $u$  e specializzato nella disciplina accademica  $d$  (con  $d = \{SC, BUSS, NS, IC, ENG, HW, SERV\}$  ).

Dal momento che l'analisi è stata condotta a livello provinciale e non sulla singola università, invece di utilizzare la formula precedentemente citata, il computo degli indici di Balassa riguardanti le province europee ha previsto una versione della formula lievemente modificata, che si riporta di seguito:

$$BI_{Nuts3,d} = \frac{staff_{Nuts3,d}}{\sum_d staff_{Nuts3,d}} \left( \frac{\sum_{Nuts3} staff_{Nuts3,d}}{\sum_{Nuts3,d} staff_{Nuts3,d}} \right)^{-1}$$

In questo caso,  $staff_{Nuts3,d}$  è il personale accademico iscritto a tutte le università presenti nella regione Nuts3 e specializzato nella disciplina accademica  $d$ .

La variabile dipendente, come accennato in precedenza, è  $NUM\_StartupAI_i$ , ovvero il numero di startup di Intelligenza Artificiale create nella provincia  $i$ , in un determinato periodo di tempo. Essa risulta essere una grandezza intera, e sempre positiva dal momento che rappresenta un fenomeno che può essere espresso da un conteggio. Per tali ragioni si valuta l'impatto della specializzazione delle università sulla creazione di startup di AI tramite un modello di regressione binomiale negativa (per un approccio simile si faccia riferimento a Bonaccorsi et al. 2013 , Audretsch e Lehman 2005, Colombelli 2017).

La funzione che descrive il modello implementato risulta quindi essere la seguente:

$$NewStartupAI_i = \exp(\alpha + BI_{Nuts3,d} + \gamma CONTROL_i + \varepsilon_i) \quad (\text{eq. 1})$$

Il vettore  $CONTROL_i$  comprende diverse variabili di controllo che sono state considerate nel modello, al fine di includere anche diversi fattori che, in base a studi

presenti in letteratura, possono influenzare la creazione di startup a livello locale (Colombelli et al. 2017).

Come affermato precedentemente, la possibilità di usufruire dei benefici economici che derivano dalla conoscenza locale non sfruttata è determinata dalla misura in cui le imprese e le persone sono raggruppate geograficamente, poiché la vicinanza migliora i flussi di conoscenza tra gli agenti innovatori. Di conseguenza, sono state comprese nell'analisi due misure diverse ma strettamente collegate per la valutazione della presenza delle economie di agglomerazione la cui importanza è già stata presentata nell'introduzione al seguente studio. In primo luogo, è stata inclusa la densità della popolazione (POP\_density) a livello NUTS 3, quindi a livello regionale europeo, ed è misurata in numero di persone per chilometro quadrato, per avere un riscontro sulla misura della domanda regionale.

In secondo luogo, è stato dimostrato che la densità di imprese esistenti in un'area geografica influenza significativamente la creazione di nuove imprese a livello locale poiché è fonte di spillover di conoscenza (Baptista e Swann, 1998; David B. Audretsch a, Erik E. Lehmann 2005; Bonaccorsi et al., 2013; Colombelli 2017; Colombelli 2019; Acs and Plummer 2005). Per questo motivo, è stata inclusa, come variabile di controllo, anche la densità delle imprese presenti in un determinata area geografica (FIRM\_DENSITY), considerando soltanto le imprese incumbents appartenenti ai settori high- technology (in base alla classificazione Eurostat) nella provincia i (Giudici 2017, Dal Bosco et al. 2019).

Inoltre, è stata introdotta nel modello un'ulteriore variabile di controllo per studiare come le caratteristiche personali di un individuo abbiano un impatto significativo sulla probabilità di creare una propria realtà imprenditoriale. Numerosi studi in letteratura, infatti, confermano che le caratteristiche individuali incidono sull'attitudine imprenditoriale di un individuo (ad es. si citano D'Este, Patel 2007 e Acs et al. 2008) e per questa ragione si inserisce la variabile Pop\_20\_39 che comprende la percentuale di popolazione che abbia un'età compresa tra i venti e i trentanove anni. Ci si attende, difatti, che gli individui appartenenti a questa classe d'età siano più propensi ad avviare una propria attività imprenditoriale (Kerr e Glaeser 2009, Bonaccorsi et al. 2013).

Al fine di valutare l'impatto della presenza di un ateneo sulla creazione di startup di AI in una specifica area geografica è stata introdotta la variabile GRAD che rappresenta il numero di studenti laureati (ISCED 5 short-cycle tertiary, ISCED 6 bachelor, ISCED 7 Master) nella determinata provincia Nuts3.

Infine, l'ultima variabile considerata dal presente studio è il prodotto interno lordo pro capite (GDP\_PROCAPITE) introdotto in modo da considerare l'eterogeneità delle condizioni economiche esistente tra le differenti province europee. Esso è stato calcolato tramite la formula:

$$GDP\_PROCAPITE = \frac{GDP_i}{Popolazione\ media\ annua_i}$$

dove  $i$  è la provincia (NUTS3) europea considerata.

È verosimile prevedere una correlazione positiva tra l'attività imprenditoriale locale e il prodotto interno lordo della provincia considerata. La tabella 2.2 riporta la descrizione dettagliata delle variabili considerate nello studio, e nella tabella 2.3 e 2.4 sono presenti le statistiche descrittive.

<b>Variabile</b>	<b>Descrizione</b>
$NewStartupAI_i$	Numero di startup di intelligenza artificiale nella provincia $i$ (fonte: Crunchbase)
$POP\_density_i$	Popolazione per km quadrato nella provincia $i$ (fonte: Eurostat)
$FIRM\_DENSITY_i$	Imprese attive nei settori high-technology nella provincia $i$ (fonte: Eurostat)
$Pop_{20\_39}_i$	Popolazione dai 20 ai 39 anni nella provincia $i$ (fonte: Eurostat)
$GDP\_PROCAPITE_i$	Prodotto interno lordo pro capite nella provincia $i$ (fonte: Eurostat)
$GRAD_i$	Numero di studenti laureati nella provincia $i$ (fonte: ETER)

Tabella 2.2: descrizione delle variabili del modello

variable name	storage type	display format	value label	variable label
NUTS3	long	%8.0g	y	NUTS3
POP_DENSIT~2016	double	%14.2f		POP_DENSITY_2016
POP_20_39_2016	long	%14.2f		POP_20_39_2016
FIRMS_DENS~2016	long	%14.2f		FIRMS_DENSITY_2016
gdp_procap~2016	long	%17.0g	gdp_procapite_2016	GDP_PROCAPITE_2016
BI_GENPROG	double	%10.0g		BI_GENPROG
BI_ED	double	%10.0g		BI_ED
BI_AU	double	%10.0g		BI_AU
BI_SC	double	%10.0g		BI_SC
BI_BUS	double	%10.0g		BI_BUS
BI_NS	double	%10.0g		BI_NS
BI_CT	double	%10.0g		BI_CT
BI_ENG	double	%10.0g		BI_ENG
BI_AGR	double	%10.0g		BI_AGR
BI_HW	double	%10.0g		BI_HW
BI_SERV	double	%10.0g		BI_SERV
NUM_STARTU~2016	int	%14.2f		NUM_STARTUP_2016
_merge	byte	%23.0g	_merge	
grad_2016	long	%15.0g	grad_2016	GRAD_2016_NUTS3

Tabella 2.3: descrizione tipologie delle variabili

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
NUTS3	1,536	768.5	443.5493	1	1536
POP_DEN~2016	1,510	556.4791	1412.587	1.6	21251.7
POP_20_~2016	1,511	110901.9	194855.6	2649	5247689
FIRMS_D~2016	625	38233.24	53688.12	576	566708
gdp_pro~2016	1,327	661.7558	382.4297	1	1323
BI_GENPROG	336	.6081582	3.782206	0	44.13977
BI_ED	334	1.180277	1.526479	0	19.05741
BI_AU	335	1.047731	1.081346	0	7.772395
BI_SC	337	1.04075	.9069116	0	5.915042
BI_BUS	339	1.363584	1.365504	0	8.317124
BI_NS	337	.6920972	.5853017	0	3.64403
BI_CT	340	1.268429	1.446717	0	11.76297
BI_ENG	342	1.181416	1.153374	0	6.542964
BI_AGR	333	1.076892	3.154337	0	32.93653
BI_HW	341	.7788184	.6534541	0	3.856321
BI_SERV	334	1.439538	2.790003	0	20.96885
NUM_STA~2016	363	6.688705	30.6786	1	528
_merge	1,536	2.192708	.9815757	1	3
grad_2016	681	327.8678	188.5068	1	653

Tabella 2.4: statistiche descrittive

Ogni variabile di controllo presente nel modello di regressione è stata inoltre analizzata singolarmente al fine di ottenere informazioni più approfondite sulla sua natura. Si riportano di seguito gli output ottenuti tramite l'utilizzo del software statistico STATA.

NUM_STARTUP_2016					
	Percentiles	Smallest			
1%	1	1			
5%	1	1			
10%	1	1	Obs		363
25%	1	1	Sum of Wgt.		363
50%	1		Mean		6.688705
		Largest	Std. Dev.		30.6786
75%	4	64			
90%	11	143	Variance		941.1763
95%	21	154	Skewness		14.2
99%	64	528	Kurtosis		233.6373

Tabella 2.5: variabile NUM\_STARTUP

POP_DENSITY_2016					
	Percentiles	Smallest			
1%	8.8	1.6			
5%	23.3	1.9			
10%	35.1	2.6	Obs		1,510
25%	66	2.6	Sum of Wgt.		1,510
50%	133.95		Mean		556.4791
		Largest	Std. Dev.		1412.587
75%	354.7	11695.2			
90%	1341	11952.2	Variance		1995402
95%	2533.7	15045.1	Skewness		6.388454
99%	7195.2	21251.7	Kurtosis		60.37288

Tabella 2.6: variabile POP\_DENSITY

POP\_20\_39\_2016

	Percentiles	Smallest		
1%	8385	2649		
5%	14813	3757		
10%	20861	4118	Obs	1,511
25%	34903	4541	Sum of Wgt.	1,511
50%	67140		Mean	110901.9
		Largest	Std. Dev.	194855.6
75%	128472	1384492		
90%	215241	1687926	Variance	3.80e+10
95%	331758	1774968	Skewness	14.099
99%	722661	5247689	Kurtosis	331.9914

Tabella 2.7: variabile POP\_20\_39

FIRMS\_DENSITY\_2016

	Percentiles	Smallest		
1%	2271	576		
5%	4964	1259		
10%	6852	1292	Obs	625
25%	12479	1501	Sum of Wgt.	625
50%	23131		Mean	38233.24
		Largest	Std. Dev.	53688.12
75%	42742	358535		
90%	75976	448790	Variance	2.88e+09
95%	124129	502011	Skewness	5.013024
99%	310886	566708	Kurtosis	37.61437

Tabella 2.8: variabile FIRMS\_DENSITY

GDP\_PROCAPITE\_2016

	Percentiles	Smallest		
1%	14	1		
5%	67	2		
10%	132	3	Obs	1,327
25%	330	4	Sum of Wgt.	1,327
50%	662		Mean	661.7558
		Largest	Std. Dev.	382.4297
75%	993	1321		
90%	1192	1322	Variance	146252.4
95%	1258	1323	Skewness	.0021645
99%	1311	1323	Kurtosis	1.799434

Tabella 2.9: variabile GDP\_PROCAPITE

GRAD\_2016\_NUTS3

	Percentiles	Smallest		
1%	7	1		
5%	33	2		
10%	67	3	Obs	681
25%	165	4	Sum of Wgt.	681
50%	326		Mean	327.8678
		Largest	Std. Dev.	188.5068
75%	492	650		
90%	588	651	Variance	35534.81
95%	621	652	Skewness	-.0024416
99%	647	653	Kurtosis	1.803052

Tabella 2.10: variabile GRAD

## 3. Risultati

### 3.1 Risultati delle analisi econometriche

Come presentato nel capitolo due del presente studio, è stato scelto un modello di regressione binomiale negativa per condurre le analisi econometriche (eq. 1), a causa della sovra-dispersione (*overdispersion*) della variabile dipendente (la sua deviazione standard è maggiore della media) (Greene, 2003). I risultati di tale modello sono presentati nella tabella 3.1. È interessante osservare come il software STATA provi in un primo momento ad applicare un modello di regressione di Poisson, e successivamente, passi all'applicazione di una regressione binomiale negativa, a causa dell'*overdispersion* dei dati.

I risultati riguardanti le variabili di controllo si considerano in linea con la letteratura: si trova infatti evidenza della relazione positiva che sussiste tra la presenza di imprese *incumbents* operanti in un determinato settore e la creazione di nuove startup operanti nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale. Infatti, il coefficiente della variabile FIRMS\_DENSITY risulta essere significativo al 5% e l'intervallo di fiducia associato al coefficiente della variabile non comprende il valore zero, con un livello di confidenza del 95%. È possibile quindi affermare che presumibilmente il coefficiente di tale variabile è diverso da zero, impattando così la variabile dipendente NUM\_STARTUP. Osservando il risultato dell'analisi di regressione si può notare come anche il coefficiente associato alla variabile di controllo POP\_DENSITY risulti essere inferiore alla soglia di significatività del 10%, confermando l'impatto della densità di popolazione in una determinata area geografica sulla creazione di startup di Intelligenza Artificiale.

La quota di popolazione compresa tra i venti e i trentanove anni presenta un impatto positivo e significativo sulla nascita di startup di intelligenza artificiale in un'area geografica specifica, presentando una significatività statistica del 5%.

La variabile di controllo GDP\_PROCAPITE si presenta statisticamente significativa all'1%, confermando così la previsione riguardante una correlazione positiva tra l'attività imprenditoriale locale e il prodotto interno lordo della provincia considerata.

Infine, si osserva che l'ultima variabile di controllo presente nel modello, GRAD, presenta anch'essa un impatto positivo sulla creazione di startup operanti nell'ambito dell'Artificial Intelligence. Infatti, il coefficiente associato a tale variabile risulta essere significativo al 5%, dimostrando così l'importanza di tale variabile nella valutazione del modello di regressione.

Per quanto concerne i valori dei coefficienti e degli intervalli di confidenza legati agli indici di Balassa presenti nel modello, calcolati in base alla disciplina universitaria e alla provincia di riferimento, è stato ritenuto opportuno approfondire l'analisi di potenziali effetti sulla variabile dipendente. Infatti, dalla tabella 3.1 del primo modello di regressione, si osserva che nessuno degli undici indici considerati presenta un p-value compreso nei limiti di soglia di significatività, risultato alquanto insoddisfacente, se si considerano le analisi condotte in tal senso e già presenti in letteratura, in cui la correlazione tra specializzazione e creazione di startup è statisticamente significativa.

Affinché si possa comprendere e valutare la correlazione tra le variabili comprese nel modello di regressione è stata calcolata la matrice di correlazione, riportata nella tabella 3.2. Come mostrato nella tabella 3.2, la correlazione è significativa tra alcune delle variabili indipendenti e la variabile dipendente. Le variabili che descrivono la specializzazione delle università non sono correlate al numero di startup di Artificial Intelligence, ma esiste una correlazione significativa tra alcuni indici di Balassa considerati nel modello di regressione.

VARIABLES\_STARTUP\_STARTUP\_STARTUP\_STARTUP\_STARTUP\_STARTUP

log_POPDI	-0.555*	-0.646**	-0.797***	-0.754***	-0.661**	-0.843***
	(0.311)	(0.283)	(0.283)	(0.279)	(0.293)	(0.289)
log_NUTS	-0.899***	-0.904***	-0.896***	-0.910***	-0.865***	-0.969***
	(0.251)	(0.219)	(0.231)	(0.221)	(0.221)	(0.227)
log_POP2C	1.911**	2.257***	2.388***	2.455***	2.432***	2.447***
	(0.797)	(0.755)	(0.748)	(0.766)	(0.742)	(0.740)
log_FIRMS	-1.438**	-1.719***	-1.717***	-1.821***	-1.877***	-1.723***
	(0.687)	(0.640)	(0.623)	(0.652)	(0.622)	(0.630)
log_GDP	-0.673***	-0.631***	-0.598***	-0.588***	-0.601***	-0.603***
	(0.209)	(0.205)	(0.208)	(0.212)	(0.204)	(0.210)
log_GRAD	-0.282**	-0.193	-0.139	-0.137	-0.161	-0.134
	(0.143)	(0.144)	(0.141)	(0.141)	(0.140)	(0.140)
BI_ED	-0.219	-0.232*				
	(0.345)	(0.128)				
BI_AU	0.381			-0.0123		
	(0.674)			(0.131)		
BI_GENPR	0.0232		0.00670			
	(0.132)		(0.138)			
BI_SC	0.803				0.196	
	(0.651)				(0.201)	
BI_BUS	0.198					-0.124
	(0.688)					(0.105)
BI_NS	0.673					
	(0.954)					
BI_CT	0.140					
	(0.202)					
BI_ENG	0.408					
	(0.818)					
BI_AGR	0.0646					
	(0.120)					
BI_HW	0.679					
	(1.028)					
o.BI_SERV	-					
Inalpha	-0.580**	-0.353	-0.364*	-0.335	-0.375*	-0.353
	(0.242)	(0.216)	(0.216)	(0.215)	(0.221)	(0.216)
Constant	3.119	4.651	3.114	3.164	3.426	3.234
	(6.517)	(2.982)	(2.939)	(2.946)	(2.912)	(2.953)
Observatic	62	65	66	66	65	66

Standard errors in parentheses

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

*Tabella 3.1: regressione binomiale negativa comprendente tutte le variabili considerate (colonna1), regressioni con un solo indice di Balassa.*

	NUM~2016	log_PO~Y	log_NU~3	log~2039	log_FI~S	log_GDP	log_GRAD
NUM_STA~2016	1.0000						
log_POPDEN~Y	0.0710 0.1770	1.0000					
log_NUTS3	0.0084 0.8736	0.0063 0.8055	1.0000				
log_POP2039	0.0260 0.6216	0.2837 0.0000	0.2888 0.0000	1.0000			
log_FIRMSD~S	-0.1208 0.2923	0.5798 0.0000	0.2085 0.0000	0.9230 0.0000	1.0000		
log_GDP	0.0603 0.2698	0.0889 0.0013	-0.0771 0.0050	0.0192 0.4884	-0.1483 0.0002	1.0000	
log_GRAD	0.0641 0.2682	-0.0386 0.3148	0.0467 0.2234	0.0002 0.9964	-0.0489 0.4040	-0.0205 0.5995	1.0000
BI_GENPROG	0.0028 0.9599	-0.1319 0.0156	-0.5612 0.0000	0.0122 0.8239	-0.0139 0.9044	-0.1161 0.0411	-0.0194 0.7418
BI_ED	-0.0269 0.6244	0.1218 0.0260	0.1791 0.0010	0.0173 0.7531	0.0419 0.7190	0.0697 0.2210	-0.0470 0.4248
BI_AU	0.0880 0.1080	-0.0449 0.4132	0.1671 0.0022	-0.0554 0.3124	-0.0908 0.4321	0.0359 0.5278	-0.0401 0.4956
BI_SC	0.0189 0.7302	0.1318 0.0155	0.2298 0.0000	-0.1293 0.0176	-0.0411 0.7246	0.1182 0.0372	0.0296 0.6139
BI_BUS	0.0434 0.4253	-0.1020 0.0608	-0.1839 0.0007	0.1202 0.0269	0.0251 0.8284	-0.1211 0.0322	0.0617 0.2907
BI_NS	-0.0573 0.2945	0.0519 0.3424	-0.0213 0.6968	-0.0598 0.2737	-0.0638 0.5864	0.0274 0.6302	0.0742 0.2052
BI_CT	-0.0011 0.9837	0.0215 0.6924	-0.0596 0.2729	0.0905 0.0956	0.3075 0.0062	-0.1913 0.0007	0.0173 0.7668
BI_ENG	-0.0103 0.8488	-0.0571 0.2927	-0.1787 0.0009	0.0407 0.4533	0.0147 0.8980	-0.0296 0.6000	-0.0848 0.1451
BI_AGR	-0.0286 0.6033	-0.0687 0.2111	-0.0329 0.5497	-0.0586 0.2862	0.0013 0.9911	0.0409 0.4749	-0.0847 0.1488
BI_HW	-0.0380 0.4843	0.0724 0.1824	0.0972 0.0731	-0.0868 0.1096	-0.1090 0.3423	0.0601 0.2880	0.0709 0.2237
BI_SERV	-0.0469 0.3925	-0.0675 0.2182	-0.0418 0.4467	0.1388 0.0111	0.1176 0.3084	-0.1056 0.0637	-0.0295 0.6162

  

	BI_GEN~G	BI_ED	BI_AU	BI_SC	BI_BUS	BI_NS	BI_CT
BI_GENPROG	1.0000						
BI_ED	-0.0847 0.1245	1.0000					
BI_AU	-0.0358 0.5172	0.0114 0.8369	1.0000				
BI_SC	0.1042 0.0587	0.0873 0.1135	0.0792 0.1501	1.0000			
BI_BUS	-0.0604 0.2701	-0.1589 0.0036	-0.2780 0.0000	-0.2198 0.0001	1.0000		
BI_NS	0.2367 0.0000	-0.0756 0.1695	-0.0210 0.7030	0.0923 0.0927	-0.3943 0.0000	1.0000	
BI_CT	-0.0412 0.4518	-0.1163 0.0337	-0.1886 0.0005	-0.1135 0.0382	0.0572 0.2940	-0.1165 0.0325	1.0000
BI_ENG	-0.0769 0.1602	-0.2570 0.0000	-0.3830 0.0000	-0.4196 0.0000	-0.0321 0.5571	-0.2656 0.0000	0.1482 0.0063
BI_AGR	-0.0238 0.6667	-0.0857 0.1218	-0.1329 0.0162	-0.1536 0.0054	-0.0518 0.3470	-0.0884 0.1091	-0.1453 0.0079
BI_HW	0.0441 0.4218	-0.0156 0.7770	-0.1079 0.0491	0.0461 0.4005	-0.3885 0.0000	0.2013 0.0002	-0.2104 0.0001
BI_SERV	-0.0829 0.1328	-0.0511 0.3559	-0.1403 0.0107	-0.0446 0.4195	0.2511 0.0000	-0.1792 0.0010	0.0071 0.8974

### *Tabella 3.2: matrice di correlazione*

Al fine di indagare in maniera più approfondita il legame tra la creazione di startup e la specializzazione delle università sono state condotte delle analisi di regressione binomiale negativa includendo un indice di Balassa per ogni regressione. Si può evincere, osservando la tabella 3.1, che anche effettuando delle analisi che considerino un unico indice di Balassa, la relazione tra specializzazione delle università in una specifica provincia europea e la creazione di startup di AI non risulta essere statisticamente significativa per alcun indice. Si riportano gli output di tali modelli di regressione nella tabella 3.1.

Per visionare le ulteriori analisi di regressioni che presentano un unico indice di Balassa si rimanda all'Appendice A.

Affinché l'analisi sia completa ed esaustiva sono state, inoltre, valutate le interazioni tra coppie di indici di Balassa (*two-way interactions*), in modo da valutare se la presenza della combinazione di due specializzazioni di un ateneo in una determinata area geografica potesse influire sulla nascita di startup di Intelligenza Artificiale.

L'analisi in tal senso ha prodotto dei risultati significativi, dal momento che sono emerse diverse interazioni, dimostrando che la creazione di startup che operano nell'ambito dell'intelligenza artificiale è un fenomeno complesso e influenzato da diversi fattori.

Sono riportati di seguito gli output dei modelli di regressione nei quali le interazioni two-way risultano essere statisticamente significative.

VARIABLES STARTUP STARTUP STARTUP STARTUP STARTUP STARTUP

log_POPDI	-0.862***	-0.826***	-0.787***	-0.871***	-0.618**	-0.806***
	(0.284)	(0.271)	(0.277)	(0.281)	(0.289)	(0.297)
log_NUTS	-0.985***	-1.088***	-1.112***	-1.043***	-0.799***	-0.956***
	(0.212)	(0.215)	(0.216)	(0.226)	(0.221)	(0.233)
log_POP2C	2.191***	2.444***	2.041***	2.619***	2.395***	2.865***
	(0.750)	(0.713)	(0.741)	(0.741)	(0.732)	(0.769)
log_FIRMS	-1.505**	-1.690***	-1.391**	-1.815***	-1.821***	-2.032***
	(0.654)	(0.606)	(0.636)	(0.641)	(0.618)	(0.634)
log_GDP	-0.613***	-0.664***	-0.638***	-0.622***	-0.538***	-0.569***
	(0.198)	(0.197)	(0.196)	(0.205)	(0.202)	(0.206)
log_GRAD	-0.159	-0.212	-0.205	-0.0392	-0.105	-0.175
	(0.139)	(0.133)	(0.134)	(0.140)	(0.139)	(0.138)
BI_ED	0.00709	-0.859***	0.0420			
	(0.170)	(0.216)	(0.146)			
BI_AU						
BI_GENPR						
BI_SC					-0.226	-0.548
					(0.271)	(0.477)
BI_BUS		-0.392***		-0.220*		-0.344**
		(0.114)		(0.128)		(0.156)
BI_NS	0.952**			-0.619		
	(0.407)			(0.456)		
BI_CT					-0.176	
					(0.115)	
BI_ENG						

BI_AGR						
BI_HW			0.693***			
			(0.229)			
o.BI_SERV						
lnalpha	-0.509**	-0.645***	-0.575**	-0.516**	-0.436*	-0.440*
	(0.233)	(0.244)	(0.241)	(0.235)	(0.223)	(0.227)
c.BI_NS#c.BI_ED	-0.565**					
	(0.286)					
c.BI_BUS#c.BI_ED		0.461***				
		(0.145)				
c.BI_HW#c.BI_ED			-0.561***			
			(0.190)			
c.BI_NS#c.BI_BUS				1.072***		
				(0.414)		
c.BI_SC#c.BI_CT					0.376**	
					(0.170)	
c.BI_SC#c.BI_BUS						0.360*
						(0.203)
Constant	3.887	4.823*	4.989*	2.146	2.378	1.663
	(2.891)	(2.856)	(2.861)	(2.868)	(2.883)	(3.029)
Observations	63	65	65	63	65	64

Standard errors in parentheses  
\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Tabella 3.3: calcolo delle two-way interactions.

Come si osserva dai risultati presentati nella tabella soprariportata, la specializzazione dell'università in *Education* presenta un'interazione significativa con diversi indici di Balassa considerati nel modello. Si nota infatti, che l'indice di Balassa relativo al campo di specializzazione *Education* influenza la creazione di startup di AI se i suoi effetti sulla variabile dipendente sono analizzati insieme agli indici comprendenti informazioni sui campi delle *Natural Sciences*, del *Business* e del *Health e Welfare*. I valori associati a queste interazioni two-way risultano essere statisticamente significativi, rispettando le soglie di significatività del 1% e del 5%. Questo risultato può essere interpretato considerando l'importanza dello studio della mente umana sulle ricerche inerenti all'Intelligenza Artificiale.

Si osserva, inoltre, che anche le interazioni che riguardano la specializzazione Social Sciences portano a dei risultati soddisfacenti: infatti, le *two-way interactions* che comprendono gli indici di Balassa relativi alle *Social Sciences*, le *Communication technologies* e il *Business* risultano essere statisticamente significative. Questo risultato conferma l'importante ruolo che ricopre lo studio delle scienze sociali e dei comportamenti e ragionamenti umani nelle ricerche riguardanti lo sviluppo dell'Intelligenza Artificiale, come tentativo di replicare e imitare tali ragionamenti e renderli parte di un algoritmo artificiale.

Infine, si riporta l'ultima interazione two-way statisticamente significativa, che riguarda la specializzazione dell'università nelle scienze di base (Natural Sciences) e la specializzazione nelle discipline economiche (Business). Si può affermare che la presenza di tale interazione rappresenta una conferma alle previsioni strutturate nelle fasi iniziali della ricerca: si dimostra, infatti, che la presenza di una specializzazione nelle scienze di base quali chimica, biologia, matematica, associata a una specializzazione in ambito economico possa influenzare positivamente la variabile dipendente e, di conseguenza, impattare sulla creazione di startup atte alla realizzazione di algoritmi di AI.

### 3.1.1 Risultati per la prima ipotesi

La prima ipotesi che si pone alla base del presente lavoro di tesi consiste nell'attestare che la creazione di startups che operano nel settore dell'intelligenza artificiale è influenzata dagli spillover universitari in una determinata area geografica. Al fine di valutare tale ipotesi è stata introdotta nel modello di regressione una variabile che potesse catturare e ben rappresentare tale fenomeno:  $GRAD_i$ , dove  $i$  rappresenta la provincia europea (NUTS3) considerata. La relazione di tale variabile, che indica il numero di laureati in una determinata area geografica, con la variabile dipendente è stata valutata attraverso il modello di regressione Binomiale negativa presentato in tabella 3.1. Osservando l'output dell'analisi di regressione, si nota che il valore del coefficiente della variabile in questione risulta essere significativo al 5%. Si può quindi affermare che la presenza di studenti laureati in una specifica area geografica influisce positivamente sulla creazione di startup di Artificial Intelligence, essendo statisticamente significativa.

### *3.1.2 Risultati per la seconda ipotesi*

La seconda ipotesi presentata nel seguente elaborato, si basa sulla che nelle aree geografiche che presentano università con staff accademico specializzato nelle scienze applicate e scienze di base esistono maggiori probabilità che nasca una startup di AI. Come presentato nella sezione 3.1 del presente studio, la specializzazione delle università è stata ampiamente indagata attraverso numerosi modelli di regressione che presentano delle interazioni tra coppie di indici di Balassa. Per quanto concerne le scienze di base, è stato dimostrato che esse rappresentano un elemento fondamentale nella creazione di startup di intelligenza artificiale in una specifica provincia europea, dal momento che sono state individuate due interazioni statisticamente significative (Business e Education). Questo risultato conferma l'ipotesi sopracitata e dimostra come la ricerca effettuata nelle università negli ambiti delle scienze di base ricopra un'importanza significativa nel processo innovativo e sia allineata alle esigenze del mercato.

Le scienze applicate, invece, che nel modello proposto sono rappresentate dall'indice BI\_ENG, non presentano alcun risultato soddisfacente o statisticamente significativo (tabella 3.1). Possiamo quindi affermare che la presenza di un ateneo specializzato nelle scienze applicate e nell'ingegneria non influenza la creazione di startup di Intelligenza Artificiale. La mancata correlazione tra i due fenomeni contrasta quindi in parte la seconda ipotesi alla base della presente ricerca, che non può essere completamente dimostrata e confermata.

### *3.1.2 Risultati per la terza ipotesi*

La terza e ultima ipotesi del presente lavoro di tesi è stata formulata per dimostrare che le caratteristiche demografiche di una determinata area geografica influenzano la nascita di startup di AI. Al fine di comprovare la validità di questa ipotesi sono state identificate e comprese nel modello di regressione alcune variabili di controllo, descritte nel capitolo 2 della seguente ricerca. Dalle analisi di regressione è possibile notare come l'importanza della presenza di tali variabili nel modello sia dimostrata. Infatti, tutte le variabili di controllo considerate, atte a valutare l'impatto delle diverse caratteristiche demografiche di un'area geografica specifica sulla variabile dipendente, presentano dei

valori di p-value ad esse associati decisamente esigui, rispettando ampiamente i limiti di soglia di significatività (tabella 3.1). È possibile quindi attestare che la terza ipotesi del modello sia dimostrata, dal momento che ogni variabile di controllo compresa nel modello è statisticamente significativa.

In sintesi, i principali risultati ottenuti tramite l'attuazione delle analisi econometriche possono riassumersi come segue:

- si è dimostrato che la creazione di startups che operano nel settore dell'intelligenza artificiale è influenzata dagli spillover universitari in una determinata area geografica, dal momento che la variabile che rappresenta tale fenomeno risulta essere statisticamente significativa;
- si è dimostrato che nelle aree geografiche che presentano università con staff accademico specializzato nelle scienze di base la probabilità che nasca una startup di Intelligenza Artificiale risulta essere elevata. Infatti, la specializzazione dell'ateneo nelle scienze naturali è un fattore fondamentale nella creazione di nuove realtà imprenditoriali che operano nell'ambito dell'Artificial Intelligence. Tuttavia, non sono state riscontrate delle evidenze statisticamente significative tra la presenza di un ateneo specializzato nelle scienze applicate e la creazione di startup di AI;
- si è dimostrato, infine, che le caratteristiche demografiche di una determinata area geografica influenzano in maniera considerevole la creazione di startup di AI. Infatti, ogni variabile inserita nel modello e atta a rappresentare un fenomeno demografico differente, influenza positivamente la variabile dipendente.

## 4. Discussione dei risultati

La creazione di nuove imprese è una condizione necessaria per la crescita economica. Seguendo la Knowledge Spillover Theory of Entrepreneurship, la disponibilità di conoscenza locale e le conseguenti opportunità di beneficiare delle ricadute di conoscenza, sono considerate determinanti per la nascita di nuove imprese (Colombelli et al. 2019). Le dinamiche che descrivono la creazione di nuove imprese hanno ricevuto una crescente attenzione negli ultimi anni a partire dalla definizione schumpeteriana di imprenditore come agente di cambiamento tecnologico e motore del processo innovativo. La letteratura sull'argomento è ampia e spazia da analisi che focalizzano la ricerca sulle caratteristiche personali degli imprenditori che gestiscono nuove imprese, ad analisi incentrate sulla relazione tra le caratteristiche dell'economia locale e la formazione di nuove imprese.

Il presente lavoro di tesi intende collocarsi in quest'ultimo filone di analisi studiando come la presenza di spillover di conoscenza locali possa influenzare le dinamiche di creazione di nuove startup atte allo sviluppo di algoritmi di Intelligenza Artificiale. L'obiettivo della ricerca si traduce nell'intenzione di trovare delle evidenze sulla relazione tra la creazione di startup di AI e la presenza di Università specializzate in una specifica disciplina accademica e situate in una determinata area geografica. Per condurre le analisi in tal senso sono state formulate, nelle fasi iniziali dello studio, tre domande di ricerca che hanno guidato le indagini in modo da apportare un contributo significativo alla letteratura riguardante la Knowledge Spillover theory of Entrepreneurship, gli spillover universitari, e la creazione di startup di AI. Le domande di ricerca sono state poi tradotte in ipotesi indagate tramite analisi econometriche.

I risultati di tali analisi si sono rivelati essere decisamente soddisfacenti permettendo, così, di dimostrare la validità delle ipotesi presentate e la loro significatività statistica. In particolare, la prima ipotesi presentata nella trattazione si riferisce alla relazione positiva che sussiste tra la creazione di startup operanti nel campo dell'intelligenza artificiale e la presenza di spillover universitari in una precisa area geografica. Come accennato precedentemente, in letteratura sono presenti numerosi studi che indagano la collaborazione tra università e industria, giungendo a risultati positivi.

Complessivamente, questi articoli suggeriscono che la vicinanza geografica porta effetti positivi sulle collaborazioni di ricerca e fornisce alle imprese incentivi all'innovazione attraverso i contatti interpersonali e lo scambio di conoscenza tacita (Calcagnini 2015). Ulteriori studi, inoltre, giungono alla conclusione secondo la quale gli spillover di conoscenza dalle università sono localizzati e portano a tassi più alti di brevetti aziendali o innovazioni in aree geograficamente limitate (David B. Audretsch, Erik E. Lehmann 2005).

La presente ricerca arricchisce la trattazione di tali tematiche presentando la conferma che la prima ipotesi del modello sia verificata: considerando il numero di studenti laureati per la valutazione di tale fenomeno, si osserva che maggiore è il numero di laureati nelle aree geografiche considerate, maggiore sarà la probabilità di creare una startup di AI locata nella medesima provincia europea. Ciò conferma come l'imprenditore che scorge un'opportunità imprenditoriale e intende avviare un'attività nell'ambito dell'intelligenza artificiale possa trarre beneficio dal situare la propria attività imprenditoriale nella provincia in cui sia presente un'università che possa fornire all'imprenditore stesso capitale umano formato e specializzato. La nostra ricerca ha quindi considerato che gli spillover universitari possano essere rappresentati dagli studenti laureati che mettono a disposizione della nuova realtà imprenditoriale le conoscenze tacite e codificate acquisite durante il percorso accademico intrapreso.

La letteratura riguardante il ruolo della specializzazione delle università risulta essere decisamente ricca: diversi studi hanno confermato che la specializzazione di un'università in una disciplina scientifica possa essere un determinante nella scelta strategica legata alla collocazione geografica di una nuova attività imprenditoriale. In particolare, nello studio di Bonaccorsi et al. pubblicato nel 2013, si attesta che le università specializzate nella ricerca di base hanno un impatto positivo sulla creazione di startup in un'area geografica specifica. Infatti, Bonaccorsi afferma che la conoscenza prodotta dalle università locali in scienze di base è un fattore determinante nella creazione di startup che operano in settori a forte connotazione scientifica (*science based*).

Inoltre, anche le analisi condotte da Woodward et al. (2006), Abramovsky et al. (2007), Kirchoff et al. (2007), Baptista e Mendonca (2010) riportano il medesimo risultato,

indicando come la presenza di un'università specializzata nelle scienze naturali sia di fondamentale importanza nella creazione di nuove attività imprenditoriali.

La seconda ipotesi quindi, che si pone alla base della seguente ricerca, è stata formulata proprio per verificare che in quelle aree geografiche che presentano università con staff accademico specializzato nelle scienze applicate e nelle scienze di base esistono maggiori probabilità che nasca una startup di AI. I risultati ottenuti confermano tale ipotesi per quanto concerne le scienze di base (chimica, biologia, matematica, fisica): infatti la relazione è confermata e risulta essere statisticamente significativa.

Per interpretare questo risultato sono state condotte ulteriori ricerche legate alle competenze e conoscenze necessarie per avviare un progetto imprenditoriale nell'ambito dell'AI. Da esse è emerso che l'avvio di un'attività autonoma nell'ambito dell'intelligenza artificiale richiede l'acquisizione di competenze precise comprendenti le scienze di base. In particolare, oltre alle competenze informatiche avanzate (a livello di master o dottorato di ricerca), è necessario conoscere approfonditamente la matematica, le scienze fisiche, le scienze della vita e la scienza dei materiali.

Quindi, se per intraprendere un'attività imprenditoriale in questo settore è necessario reperire tali competenze, si può immaginare che, grazie alle esternalità di agglomerazione, il fondatore della nuova startup sfrutti lo spillover di conoscenza derivante dall'università situata nell'area geografica limitrofa e specializzata in una delle discipline citate. Questo aspetto potrebbe spiegare la ragione per la quale le nuove startup di AI abbiano maggiori probabilità di nascere in un'area in cui è presente un'università con staff accademico specializzato in matematica o in fisica, piuttosto che in un'altra disciplina accademica.

Si osserva, infine, che la ricerca attuata dalle università (ricerca di base) ricopre un ruolo fondamentale nello sviluppo di nuove tecnologie e di nuove imprese e sia uno dei determinanti dello sviluppo del processo innovativo e per la crescita economica di una regione.

Per quanto riguarda le scienze applicate, invece, il presente studio non ha trovato correlazione significativa tra la presenza di un ateneo specializzato in ingegneria in una specifica provincia europea e la creazione di startup di Intelligenza artificiale. La

significatività statistica riguardante tale interazione non è stata confermata dalle analisi effettuate. Il nostro risultato si presenta in contrasto con quanto presentato nello studio di Barra et al. Pubblicato nel 2020 in cui si afferma che le imprese prediligano intrattenere una collaborazione con un'università situata più vicino ai loro laboratori di Ricerca e Sviluppo.

La mancata interazione tra la variabile rappresentante la specializzazione dell'università nelle scienze applicate e la variabile dipendente può essere parzialmente esplicita se si considera la creazione di una startup di AI come un fenomeno complesso e influenzato dalla compresenza di effetti differenti. Come presentato nel capitolo 3 della presente analisi, per approfondire e comprendere la complessità del fenomeno sono state effettuate delle interazioni tra coppie di variabili di specializzazione (Indici di Balassa) al fine di valutare l'effetto combinato di due specializzazioni sulla variabile dipendente.

Per approfondire l'analisi e indagare appieno il ruolo delle scienze applicate, potrebbe risultare interessante effettuare delle interazioni *three-way*, le quali si basano sull'interazione di tre variabili di specializzazione e sulla loro influenza sulla variabile dipendente. Effettuando tali interazioni potrebbe risultare un probabile effetto positivo delle scienze applicate sulla creazione di startup di AI. Questo aspetto dovrà essere, tuttavia, indagato ulteriormente.

La terza e ultima ipotesi formulata nella presente analisi pone l'attenzione sul ruolo delle caratteristiche demografiche di una determinata area geografica sulla creazione di startup di Artificial Intelligence. Molteplici studi presenti in letteratura indagano la relazione tra le caratteristiche demografiche di un'area geografica e la presenza di nuove realtà imprenditoriali (Bonaccorsi et al. 2013, Colombelli 2019, Colombelli 2017, Giudici 2017, Del Bosco 2019, Calcagnini 2015).

In particolare, in tali studi si afferma che le caratteristiche locali influiscono sull'innovazione aziendale, poiché le aziende interagiscono con l'ambiente economico circostante (Asheim e Gertler 2005; Brunow, Hammer-Langrock e McCann 2017; Ferreira, Fernandes e Raposo 2017; Karlsson e Tavassoli 2016; Keeble 1997; Leiponen e Helfat 2011; Vaessen e Keeble 1995, Agarwal e Hauswald 2010; John, Knyazeva e

Knyazeva 2011; Loughran e Schultz 2005, Chu, Tian e Wang 2018, iaoying Li, Jinling Li & Xinjie Wu 2019).

I risultati presentati nella seguente trattazione risultano essere concordi e coerenti con quanto affermato nelle ricerche in letteratura: la significatività statistica delle variabili considerate, atte alla rappresentazione di fenomeni demografici specifici di una determinata area europea (densità di popolazione nella provincia Nuts3, popolazione compresa tra la fascia 20-39 anni e PIL pro capite), è confermata dalle analisi econometriche per ogni provincia considerata. Questo risultato si può interpretare se si considera che la crescita economica è fortemente legata alle caratteristiche demografiche di un'area geografica: si pensi, ad esempio, all'importanza esercitata dalla prevalenza di una fascia d'età di popolazione, piuttosto che un'altra, sulla popolazione generale di un'area geografica.

## Conclusioni

Il presente elaborato contribuisce alla comprensione del ruolo della collaborazione tra università e imprese. In particolare, analizza come le scelte locali delle start-up innovative operanti nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale siano influenzate dagli spillover provenienti dalle istituzioni accademiche. La ricerca si basa sulla teoria degli spillover di conoscenza e sul ruolo che gli spillover universitari ricoprono nella creazione di imprese e startup in un'area geografica. Al fine di condurre le analisi in maniera esaustiva è stata effettuata l'analisi della letteratura e delle ricerche condotte sino ad oggi nell'ambito degli spillover di conoscenza e del ruolo delle università nella collocazione di nuove startup innovative. A seguito della valutazione degli articoli pubblicati, è stato individuato un set di variabili ritenute significative e i cui effetti potessero influenzare la creazione di startup di AI.

Sono state condotte analisi econometriche per cercare risposte alle domande di ricerca individuate nelle fasi iniziali dell'analisi e per validare e confermare le ipotesi che si pongono alla base dello studio. I risultati delle analisi sono concordi con le ricerche in letteratura, seppur presentino alcune caratteristiche di unicità e specificità.

Le motivazioni per le quali la seguente trattazione risulta arricchire la letteratura esistente sono le seguenti:

- In primo luogo, in letteratura sono presenti molteplici ricerche riguardanti lo studio dell'impatto della teoria degli spillover di conoscenza sulla creazione di imprese appartenenti a settori ad alta tecnologia (*high-tech industries*); tuttavia, nessuno studio condotto precedentemente ha indagato l'ambito dell'intelligenza artificiale. Infatti, negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale ha ricevuto una crescente attenzione da parte di studiosi e professionisti e i campi di ricerca in cui risulta essere applicata sono molteplici. Nondimeno, i fattori che influenzano la generazione di tecnologie AI non sono stati ancora indagati approfonditamente. Il presente lavoro di tesi ha quindi iniziato un'indagine in un ambito di ricerca ancora inesplorato.

- In secondo luogo, le analisi condotte sino ad oggi focalizzano l'attenzione sui fenomeni riguardanti gli spillover di conoscenza provenienti dalle università presenti in un'area geografica ristretta (ad es. l'Italia o un singolo stato europeo). Il lavoro di tesi, invece, ha contribuito a comprendere se a livello europeo si verificano gli stessi meccanismi presenti a livello locale, considerando non soltanto un singolo stato europeo, ma comprendendo nell'analisi tutte le province europee (NUTS3), per rendere la ricerca più ampia e completa.

Si osserva, inoltre, che la ricerca condotta presenta opportunità per continuare e approfondire l'analisi. In particolare, potrebbe risultare interessante studiare non soltanto i meccanismi che condizionano la nascita della startup di Intelligenza Artificiale, ma anche i fenomeni che influiscono sulla crescita e sulle sue tempistiche (ad esempio, potremmo chiederci se una startup di AI situata nell'area geografica in cui è presente un'università specializzata nelle scienze di base, nell'ingegneria, o nelle scienze sociali, cresca più velocemente rispetto a una startup che non dispone di un accesso ai knowledge spillover universitari). Potrebbero essere inoltre introdotte nel modello ulteriori variabili, quali il numero di incubatori presenti nella provincia NUTS3, per valutare il supporto offerto dalle istituzioni alle nuove realtà imprenditoriali presenti in un'area geografica precisa.

## Appendice A

VARIABLE	NUM_STA	NUM_STA	NUM_STA	NUM_STA	NUM_STA
log_POPDE	-0.865*** (0.282)	-0.741*** (0.280)	-0.708** (0.284)	-0.746*** (0.279)	-0.765*** (0.275)
log_NUTS	-0.951*** (0.217)	-0.892*** (0.216)	-0.870*** (0.218)	-0.903*** (0.217)	-0.927*** (0.215)
log_POP2C	2.486*** (0.751)	2.377*** (0.731)	2.248*** (0.752)	2.443*** (0.744)	2.183*** (0.736)
log_FIRMS	-1.757*** (0.645)	-1.746*** (0.616)	-1.667*** (0.625)	-1.812*** (0.633)	-1.530** (0.628)
log_GDP	-0.575*** (0.205)	-0.597*** (0.209)	-0.562*** (0.209)	-0.599*** (0.212)	-0.569*** (0.204)
log_GRAD	-0.127 (0.141)	-0.133 (0.140)	-0.127 (0.139)	-0.131 (0.140)	-0.165 (0.140)
BI_ED					
BI_AU					
BI_GENPR					
BI_SC					
BI_BUS					
BI_NS	0.352 (0.289)				
BI_CT		-0.0318 (0.0752)			
BI_ENG			-0.0754 (0.102)		
BI_AGR				0.00788 (0.0267)	
BI_HW					0.259 (0.165)
o.BI_SERV					
Inalpha	-0.396* (0.222)	-0.349 (0.214)	-0.357* (0.215)	-0.350 (0.214)	-0.377* (0.216)
Constant	2.576 (2.911)	3.252 (2.951)	3.499 (2.960)	3.172 (2.925)	3.346 (2.914)
Observatic	64	67	67	67	67
Standard errors in parentheses					
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1					

Tabella 1: outrut regressioni binomiali negative con un solo Indice di Balassa

Calcolo del **Incidence Rate Ratio** per le regressioni effettuate con le two-way interactions:

```

Negative binomial regression          Number of obs   -      64
                                     LR chi2(9)      -      30.15
Dispersion  = mean                   Prob > chi2     -      0.0004
Log likelihood = -151.23878          Pseudo R2      -      0.0906

```

NUM_STARTUP_2016	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
log_POPDENSITY	.4465999	.1327966	-2.71	0.007	.2493525	.7998776
log_NUTS3	.3844791	.089495	-4.11	0.000	.2436347	.6067452
log_POP2039	17.55359	13.49709	3.73	0.000	3.889288	79.22489
log_FIRMSDENS	.1310735	.0831555	-3.20	0.001	.0378004	.4544994
log_GDP	.5660077	.1165646	-2.76	0.006	.3780284	.847462
log_GRAD	.8391416	.1156718	-1.27	0.203	.6404733	1.099435
BI_SC	.5780619	.2759975	-1.15	0.251	.2267595	1.473612
BI_BUS	.7091976	.1104921	-2.21	0.027	.522578	.9624615
c.BI_SC#c.BI_BUS	1.432618	.2911046	1.77	0.077	.9619851	2.1335
_cons	5.27445	15.9781	0.55	0.583	.0139187	1998.736
/lnalpha	-.4402349	.227002			-.8851508	.0046809
alpha	.6438851	.1461632			.412652	1.004692

Note: Estimates are transformed only in the first equation.

Note: \_cons estimates baseline incidence rate.

LR test of alpha=0: chibar2(01) = 159.99

Prob >= chibar2 = 0.000

Tabella 6: regressione con IRR per BI\_SC#BI\_BUS

Negative binomial regression

Number of obs	-	65
LR chi2(9)	-	30.77
Prob > chi2	-	0.0003
Pseudo R2	-	0.0911

Dispersion = mean

Log likelihood = -153.48218

NUM_STARTUP_2016	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
log_POPDENSITY	.5387981	.1556292	-2.14	0.032	.3058867	.9490552
log_NUTS3	.4498275	.0993742	-3.62	0.000	.2917439	.6935697
log_POP2039	10.96959	8.026785	3.27	0.001	2.614208	46.02996
log_FIRMSDENS	.1619441	.1001377	-2.94	0.003	.0481978	.5441308
log_GDP	.5841181	.1178799	-2.66	0.008	.3932974	.8675216
log_GRAD	.8999039	.1252004	-0.76	0.448	.6851278	1.182009
BI_SC	.7973494	.2163908	-0.83	0.404	.4684282	1.357233
BI_CT	.8382586	.096775	-1.53	0.126	.6685113	1.051108
c.BI_SC#c.BI_CT	1.456114	.2469746	2.22	0.027	1.04429	2.030343
_cons	10.78604	31.101	0.82	0.409	.0378848	3070.852
/lnalpha	-.4361873	.2231302			-.8735145	.0011398
alpha	.6464966	.1442529			.4174817	1.00114

Note: Estimates are transformed only in the first equation.

Note: \_cons estimates baseline incidence rate.

LR test of alpha=0: chibar2(01) = 162.72

Prob >= chibar2 = 0.000

Tabella 7: regressione con IRR per BI\_SC#BI\_CT

Negative binomial regression

Number of obs	-	63
LR chi2(9)	-	32.97
Dispersion - mean		
Prob > chi2	-	0.0001
Log likelihood -147.9255		
Pseudo R2	-	0.1003

NUM_STARTUP_2016	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
log_POPDENSITY	.4186154	.1176508	-3.10	0.002	.2413165	.7261783
log_NUTS3	.3523227	.0797426	-4.61	0.000	.2260918	.5490304
log_POP2039	13.71603	10.16611	3.53	0.000	3.208715	58.6308
log_FIRMSDENS	.1628728	.1043941	-2.83	0.005	.0463731	.5720454
log_GDP	.5370846	.1103169	-3.03	0.002	.3590925	.8033022
log_GRAD	.9615992	.1343867	-0.28	0.779	.7311995	1.264598
BI_NS	.5386263	.2455833	-1.36	0.175	.2203878	1.316399
BI_BUS	.802291	.1025854	-1.72	0.085	.6244427	1.030793
c.BI_NS#c.BI_BUS	2.922631	1.20988	2.59	0.010	1.298382	6.57878
_cons	8.552953	24.52743	0.75	0.454	.0309822	2361.127
/lnalpha	-.5157766	.2348416			-.9760576	-.0554956
alpha	.5970368	.140209			.3767937	.9460162

Note: Estimates are transformed only in the first equation.

Note: \_cons estimates baseline incidence rate.

LR test of alpha=0: chibar2(01) = 140.42

Prob >= chibar2 = 0.000

Tabella 8: regressione con IRR per BI\_NS#BI\_BUS

Negative binomial regression

Number of obs	-	65
LR chi2(9)	-	36.74
Dispersion - mean		
Prob > chi2	-	0.0000
Log likelihood -	-149.83246	
Pseudo R2	-	0.1092

NUM_STARTUP_2016	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
log_POPDENSITY	.4554306	.1259439	-2.84	0.004	.2648699	.7830902
log_NUTS3	.3288684	.0711772	-5.14	0.000	.2151771	.5026298
log_POP2039	7.700736	5.708159	2.75	0.006	1.801277	32.92184
log_FIRMSDENS	.2489466	.1582247	-2.19	0.029	.0716312	.8651878
log_GDP	.528134	.1036211	-3.25	0.001	.359531	.7758038
log_GRAD	.8144425	.1089862	-1.53	0.125	.6265492	1.058682
BI_ED	1.042906	.1519889	0.29	0.773	.7837805	1.387701
BI_HW	2.000145	.4571657	3.03	0.002	1.277925	3.130527
c.BI_ED#c.BI_HW	.5704602	.1085322	-2.95	0.003	.3928992	.8282656
_cons	146.7725	419.9336	1.74	0.081	.5385860	39997.56
/lnalpha	-.5752502	.2412826			-1.048155	-.1023449
alpha	.5625641	.135737			.3505838	.9027182

Note: Estimates are transformed only in the first equation.  
 Note: \_cons estimates baseline incidence rate.  
 LR test of alpha=0: chibar2(01) = 127.14 Prob >= chibar2 = 0.000

Tabella 9: regressione con IRR per BI\_ED#BI\_HW

```

Negative binomial regression          Number of obs   -      63
                                     LR chi2(9)      -     33.41
Dispersion   - mean                  Prob > chi2     -     0.0001
Log likelihood = -147.70954          Pseudo R2      -     0.1016

```

NUM_STARTUP_2016	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
log_POPDENSITY	.4224268	.1199643	-3.03	0.002	.2421141	.7370259
log_NUTS3	.3735922	.0793591	-4.64	0.000	.2463679	.5665152
log_POP2039	8.942284	6.709253	2.92	0.004	2.05497	38.91271
log_FIRMSDENS	.2220176	.1451232	-2.30	0.021	.0616587	.7994304
log_GDP	.541919	.1071659	-3.10	0.002	.367796	.7984758
log_GRAD	.8527372	.1186221	-1.15	0.252	.6492422	1.120015
BI_ED	1.007114	.1715114	0.04	0.967	.7213052	1.406171
BI_NS	2.591292	1.054496	2.34	0.019	1.167159	5.753113
c.BI_ED#c.BI_NS	.5685365	.1626222	-1.97	0.048	.3245515	.9959399
_cons	48.7501	140.9591	1.34	0.179	.1685612	14099.17
/lnalpha	-.5088229	.2334419			-.9663607	-.0512851
alpha	.6012028	.140346			.3804652	.9500078

Note: Estimates are transformed only in the first equation.

Note: \_cons estimates baseline incidence rate.

LR test of alpha=0: chibar2(01) = 156.63

Prob >= chibar2 = 0.000

Tabella 10: regressione con IRR per BI\_NS#BI\_ED

## Bibliografija

Acosta, M., Coronado, D., & Flores, E. (2011). University spillovers and new business location in high-technology sectors: Spanish evidence. *Small Business Economics*, 36(3), 365–376. <https://doi.org/10.1007/s11187-009-9224-4>

Acs, Z. J., Braunerhjelm, P., Audretsch, D. B., & Carlsson, B. (2009). The knowledge spillover theory of entrepreneurship. 15–30. <https://doi.org/10.1007/s11187-008-9157-3>

Armington C, Acs Z (2002) The determinants of regional variation in new firm formation. *Reg Stud* 36: 33–45

Acs Z, Plummer LA (2005) Penetrating the 'Knowledge Filter' in regional economies. *Ann Reg Sci* 39: 439–456

Arundel, A., & Geuna, A. (2004). Economics of Innovation and New Technology Proximity and the use of public science by innovative European firms INNOVATIVE EUROPEAN FIRMS. November 2012, 37–41.

Audretsch, D. B. (1995). *Innovation and industry evolution*. Cambridge (Mass): MIT Press.

Audretsch, David B., & Keilbach, M. (2004). Entrepreneurship and regional growth: An evolutionary interpretation. *Journal of Evolutionary Economics*, 14(5), 605–616. <https://doi.org/10.1007/s00191-004-0228-6>

Audretsch, David B., & Lehmann, E. E. (2005). Does the knowledge spillover theory of entrepreneurship hold for regions? *Research Policy*, 34(8), 1191–1202. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2005.03.012>

Audretsch, David B. (2003). Entrepreneurship: A survey of the literature. In *Acta Radiologica* (Vol. 47, Issue s150). <https://doi.org/10.3109/00016925709170123>

Awang, A. H., Sapie, N. M., Hussain, M. Y., Ishak, S., & Yusof, R. M. (2019). Nurturing innovative employees: Effects of organizational learning and work environment. *Economic Research-Ekonomska Istrazivanja*, 32(1), 1152–1168. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2019.1592007>

Balassa, B. (1965). Trade liberalisation and “Revealed” comparative advantage. *The Manchester School*, 33(2), 99–123.

Baptista R., Mendonça J., (2009), Proximity to knowledge sources and the location of knowledge-based start-ups, DOI 10.1007/s00168-009-0289-4

Barra C., Maietta O., Zotti R., The effects of university academic research on firm’s propensity to innovate at local level: evidence from Europe, *The Journal of Technology Transfer* <https://doi.org/10.1007/s10961-020-09791-9>

Bonaccorsi, Andrea;, Colombo, M. G. ., Guerini, M., Rossi-Lamastra, C., Lepori, B., Bonaccorsi, A., Daraio, A., Daraio, C., Gunnes, H., Hovdhaugen, E., Ploder, M., Scannapieco, M., & Wagner-Schuster, D. (2013). University specialization and new firm creation across industries. *Small Business Economics*, 41(4), 837–863. <https://doi.org/10.1007/s11187-013-9509-5>

Bonaccorsi, Andrea, Colombo, M. G., Guerini, M., & Rossi-Lamastra, C. (2013). University specialization and new firm creation across industries. *Small Business Economics*, 41(4), 837–863. <https://doi.org/10.1007/s11187-013-9509-5>

Calcagnini, G., & Favaretto, I. (2011). *The economics of small businesses. An international perspective*. Heidelberg: Springer.

Calcagnini G., Favaretto I., Giombini G., Perugini F., Rombaldoni R. (2015). The role of universities in the location of innovative start-ups- DOI 10.1007/s10961-0159396-9

Cavallo, A., Ghezzi, A., Colombelli, A., & Casali, G. L. (2018). Agglomeration dynamics of innovative start-ups in Italy beyond the industrial district era. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 16(1), 239–262. <https://doi.org/10.1007/s11365-018-0521-8>

Cavallo, A., Ghezzi, A., Rossi-Lamastra C. (2020). Small-medium enterprises and innovative startups in entrepreneurial ecosystems: exploring an under-remarked relation. *International Entrepreneurship and Management Journal* <https://doi.org/10.1007/s11365-020-00698-3>

Chalmers, D., MacKenzie, N. G., & Carter, S. (2020). Artificial Intelligence and Entrepreneurship: Implications for Venture Creation in the Fourth Industrial Revolution. *Entrepreneurship: Theory and Practice*, 1–26. <https://doi.org/10.1177/1042258720934581>

Cohen, W. M., Nelson, R. R., & Walsh, J. P. (2002). Links and impacts: The influence of public research on industrial R&D. *Management Science*, 48(1), 1–23.

Cohen, Wesley M, Nelson, R. R., Walsh, J. P., Cohen, W. M., Nelson, R. R., & Walsh, J. P. (2002). Links and Impacts: The Influence of Public Research on Industrial R & D. November 2014.

Collins, A., & Bobrow, D. (2017). Representation and understanding: Studies in cognitive science. Elsevier.

Colombelli A., Quatraro F. (2017), New firm formation and regional knowledge production modes: Italian evidence <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.10.006>

Colombelli, A. (2016). The impact of local knowledge bases on the creation of innovative start-ups in Italy. *Small Business Economics*, 47(2), 383–396. <https://doi.org/10.1007/s11187-016-9722-0>

Colombo MM, D’Adda D, Piva E (2010) The contribution of university research to the growth of academic start-ups: An empirical analysis. *Journal of Technology Transfer* 35: 113–140

D’Este, P., & Patel, P. (2007). University – industry linkages in the UK : What are the factors underlying the variety of interactions with industry? 36, 1295–1313. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2007.05.002>

Del Bosco, B., Mazzucchelli, A., Chierici, R., & Di Gregorio, A. (2021). Innovative startup creation: the effect of local factors and demographic characteristics of entrepreneurs. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 17(1), 145–164. <https://doi.org/10.1007/s11365-019-00618-0>

Fritsch M., Schindele Y., The Contribution of New Businesses to Regional Employment—An Empirical Analysis (2011) <https://doi.org/10.1111/j.1944-8287.2011.01113>.

Fischer, M., & Varga, A. (2003). Spatial Knowledge Spillovers and University Research: Evidence from Austria. . . *Annals of Regional Science*, 37, 303–322.

Ghio, N., Guerini, M., & Rossi-Lamastra C., (2016). University knowledge and the creation of innovative start-ups: An analysis of the Italian case. *Small Business Economics*, 47(2), 293–311.

Giudici G., Guerini M., Rossi-Lamastra C., (2017). The creation of cleantech startups at the local level: the role of knowledge availability and environmental awareness. DOI 10.1007/s11187-017-9936-9

Greene, W. H. (2003). *Econometric analysis* (York New: Prentice Hall (ed.)).

Hao, C., Dotzel, J., Xiong, J., Benini, L., Zhang, Z., & Chen, D. (2021). Enabling Design Methodologies and Future Trends for Edge AI: Specialization and Co-design. *IEEE Design and Test*, 2356(c). <https://doi.org/10.1109/MDAT.2021.3069952>

Hassabis, D., Kumaran, D., Summerfield, C., & Botvinick, M. (2017). Neuroscience-inspired artificial intelligence. *Neuron*, 95(2), 245–258.

Kakkar, S., Kwapinski, W., Howard, C. A., & Kumar, K. V. (2021). Deep neural networks in chemical engineering classrooms to accurately model adsorption equilibrium data. *Education for Chemical Engineers*, 36, 115–127. <https://doi.org/10.1016/j.ece.2021.04.003>

Kim, H. J., Kim, T. S., & Sohn, S. Y. (2020). Recommendation of startups as technology cooperation candidates from the perspectives of similarity and potential: A deep learning approach. *Decision Support Systems*, 130(December 2019), 113229. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113229>

Kirchhoff, B. A., Newbert, S. L., Hasan, I., & Armington, C. (2007). The Influence of University R & D Expenditures on New Business Formations and Employment Growth. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 31(4), 543–559. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6520.2007.00187.x>

Lazzaro, E. Linking the Creative Economy with Universities' Entrepreneurship: A Spillover Approach. *Sustainability* 2021, 13, 1078. <https://doi.org/10.3390/su13031078>

Lin, Y. S., Chen, S. Y., Tsai, C. W., & Lai, Y. H. (2021). Exploring Computational Thinking Skills Training Through Augmented Reality and AIoT Learning. *Frontiers in Psychology*, 12(February), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.640115>

Lungarella, M., Iida, F., Bongard, J. C., & Pfeifer, R. (2007). AI in the 21st century - With historical reflections. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 4850 LNAI(May 2014), 1–8. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-77296-5\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-540-77296-5_1)

Marr, B. (2018). The AI skills crisis and how to close the gap. <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2018/06/25/the-ai-skills-crisis-and-how-to-close-the-gap/>

Navghane, S. S., Killedar, M. S., & Rohokale, V. M. (2016). IoT based smart garbage and waste collection bin. *Int. J. Adv. Res. Electr. Commun. Eng.*

Reynolds P, Storey DJ, Westhead P (1994) Cross-national comparisons of the variation in new firm formation rates. *Reg Stud* 28:443

Schumpeter, J. A. (1989). *Essays: On entrepreneurs, innovations, business cycles and the evolution of capitalism.* (New York: Routledge Taylor & Francis Group. (ed.)).

Secinaro, S., Calandra, D., Secinaro, A., Muthurangu, V., & Biancone, P. (2021). The role of artificial intelligence in healthcare: a structured literature review. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21(1), 1–23. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01488-9>

Shane, S.A. (2003). *A general theory of entrepreneurship: The individual-opportunity nexus.* Edward Elgar Publishing.

Uraikul, V., Chan, C. W., & Tontiwachwuthikul, P. (2007). Artificial intelligence for monitoring and supervisory control of process systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(2), 115–131. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2006.07.002>

Van Praag, C. M., & Versloot, P. H. (2007). What is the value of entrepreneurship? A review of recent research. *Small Business Economics*, 29(4), 351–382. <https://doi.org/10.1007/s11187-007-9074-x>

Xu Wang, Hong Fang , Fang Zhang, Siran Fang, The Spatial Analysis of Regional Innovation Performance and Industry-University-Research Institution Collaborative Innovation—An Empirical Study of Chinese Provincial Data (2018), doi:10.3390/su10041243

Xiaoying Li, Jinling Li & Xinjie Wu (2019): University Spillovers, Spatial Distance, and Firm Innovation: Evidence at Chinese Listed Firms, Emerging Markets Finance and Trade, DOI: 10.1080/1540496X.2019.1625765

Yafooz, W. M. S., Bakar, Z. B. A., Fahad, S. K. A., & Mithon, A. M. (2020). Business Intelligence Through Big Data Analytics, Data Mining and Machine Learning. In Advances in Intelligent Systems and Computing (Vol. 1016). [https://doi.org/10.1007/978-981-13-9364-8\\_17](https://doi.org/10.1007/978-981-13-9364-8_17)

Zang, Y., Zhang, F., Di, C. A., & Zhu, D. (2015). Advances of flexible pressure sensors toward artificial intelligence and health care applications. *Materials Horizons*, 2(2), 140–156.

## Sitografia

[https://www.simplilearn.com/top-artificial-intelligence-career-choices-and-ai-key-skills-article#4\\_research\\_scientist](https://www.simplilearn.com/top-artificial-intelligence-career-choices-and-ai-key-skills-article#4_research_scientist)

<https://www.lewagon.com/tech-jobs/data-science/ai-developer>

<https://dsv.units.it/it/dipartimento>