

POLITECNICO DI TORINO

**PROSSIMITA' E COMPLESSITA' ECONOMICA
DELLE REGIONI EUROPEE**



RELATORI

**Federico Caviggioli
Antonio De Marco**

CANDIDATE

Elena Di Gioia

Aprile 2024

This work is subject to the Creative Commons Licence

All Rights Reserved

INDICE

Page

1 INTRODUZIONE	V
2 CAPITOLO	1
RASSEGNA DELLA LETTERATURA.....	1
2.1 <i>Complessità economica</i>	1
2.1.1 Introduzione al concetto di complessità.....	1
2.1.2 Definizione di complessità economica.....	9
2.1.3 Importanza e applicabilità della complessità economica.....	10
2.1.4 Misura della complessità economica.....	11
2.1.5 Rassegna di letteratura accademica.....	12
2.2 <i>Prossimità</i>	17
2.2.1 Definizione di prossimità.....	17
2.2.2 Lo Spazio dei prodotti.....	18
3 CAPITOLO	22
DATI E METODOLOGIA.....	22
3.1 <i>Dati</i>	22
3.1.1 I brevetti come misura dell'attività innovativa.....	22
3.1.2 Descrizione del dataset.....	25
3.2 <i>Metodologia</i>	27
4 CAPITOLO	40
ANALISI EMPIRICA DEI RISULTATI.....	40
4.1 <i>Analisi descrittive del campione</i>	40
4.2 <i>Analisi dei risultati</i>	45
4.2.1 Analisi univariate.....	45
4.2.2 Analisi bivariate con variabili macro-economiche.....	75
5 CAPITOLO	81
CONCLUSIONI.....	81
FIRST APPENDIX.....	83
THE OTHER APPENDIX.....	85
BIBLIOGRAPHY.....	92

INDICE Tabelle

TABELLA 1: LE 10 REGIONI CON IL PIÙ ALTO NUMERO DI DOMANDE BREVETTUALI DEPOSITATE.....	42
TABELLA 2: LE 10 TECNOLOGIE CHE CONTANO IL MAGGIOR NUMERO DI DOMANDE BREVETTUALI.....	44
TABELLA 3: SPECIALIZZAZIONI.....	45
TABELLA 4: STATISTICHE DI BASE $Kr0$	46
TABELLA 5: LE 10 REGIONI CON MAGGIORE DIVERSIFICAZIONE TECNOLOGICA.....	47
TABELLA 6: LE 10 REGIONI CON MINORE DIVERSIFICAZIONE TECNOLOGICA.....	47
TABELLA 7: STATISTICHE DI BASE DELL'INDICATORE $Kt0$	49
TABELLA 8: LE 10 TECNOLOGIE PIÙ UBIQUE.....	50
TABELLA 9: LE 10 TECNOLOGIE MENO UBIQUE.....	51
TABELLA 10: STATISTICHE DI BASE DELL'INDICATORE DI TECHNOLOGICAL PROXIMITY.....	52
TABELLA 11: LE 10 COPPIE DI TECNOLOGIE PIÙ PROSSIME.....	53
TABELLA 12: LE 10 COPPIE DI TECNOLOGIE MENO PROSSIME.....	54
TABELLA 13: STATISTICHE DI BASE DELL'INDICATORE DI PROSSIMITÀ REGIONALE.....	55
TABELLA 14: LE 10 COPPIE DI REGIONI TECNOLOGICAMENTE PIÙ PROSSIME.....	57
TABELLA 15: LE 10 COPPIE DI REGIONI TECNOLOGICAMENTE MENO PROSSIME.....	57
TABELLA 16: LE 10 PROVINCE ITALIANE PIÙ PROSSIME TECNOLOGICAMENTE.....	61
TABELLA 17: LE 10 PROVINCE ITALIANE TECNOLOGICAMENTE PIÙ DISTANTI.....	62
TABELLA 18: STATISTICHE DI BASE DEL TCI.....	65
TABELLA 19: LE 10 CLASSI TECNOLOGICHE CON TCI PIÙ ALTI.....	66
TABELLA 20: LE 10 CLASSI TECNOLOGICHE CON TCI PIÙ BASSI.....	68
TABELLA 21: STATISTICHE DI BASE DELL'ECI.....	70
TABELLA 22: LE 10 REGIONI CON ECI PIÙ ALTI.....	70
TABELLA 23: LE 10 REGIONI EUROPEE CON ECI PIÙ BASSI.....	72
TABELLA 24: LE PROVINCE ITALIANE CON ECI PIÙ ELEVATI (SINISTRA) E ECI PIÙ BASSI (DESTRA).....	74
TABELLA 26: STATISTICHE DI BASE DELLE VARIABILI X E Y.....	76
TABELLA 27: STATISTICHE DI BASE DELLE VARIABILI X E Y.....	77
TABELLA 28: STATISTICHE DI BASE DELLE VARIABILI X E Y.....	79
TABELLA 25: STATISTICHE DI BASE DELLE VARIABILI X E Y.....	83

INDICE Figure

FIGURA 1: RAPPRESENTAZIONE GRAFICA DELL'ATTIVITÀ BREVETTUALE SUDDIVISA PER REGIONE.....	41
FIGURA 2: RAPPRESENTAZIONE GRAFICA DELL'ATTIVITÀ BREVETTUALE SUDDIVISA PER TECNOLOGIA.....	43
FIGURA 3: DISTRIBUZIONE DELL'INDICATORE DI DIVERSIFICAZIONE.....	46
FIGURA 4: DISTRIBUZIONE DELL'INDICATORE DI UBIQUITÀ TECNOLOGICA.....	49
FIGURA 5: DISTRIBUZIONE DELL'INDICATORE DI PROSSIMITÀ TECNOLOGICA.....	52
FIGURA 6: DISTRIBUZIONE DELL'INDICATORE DI PROSSIMITÀ REGIONALE.....	56
FIGURA 7: LO SPAZIO DEI PORTAFOGLI TECNOLOGICI REGIONALI.....	59
FIGURA 8: LO SPAZIO DEI PORTAFOGLI TECNOLOGICI ITALIANI.....	63
FIGURA 9: DISTRIBUZIONE DEL TCI.....	65
FIGURA 10: DISTRIBUZIONE DELL'ECI.....	69
FIGURA 11: RAPPRESENTAZIONE GRAFICA DELLA DISTRIBUZIONE DELL'ECI IN EUROPA.....	73
FIGURA 13: SCATTERPLOT TRA ECI E GVA.....	76
FIGURA 14: SCATTERPLOT TRA $Kr0$ E GVA.....	78
FIGURA 15: SCATTERPLOT TRA ECI E TASSO DI CRESCITA DEL GVA.....	80
FIGURA 12: SCATTERPLOT TRA $Kr0$ E ECI.....	84

1 INTRODUZIONE

La presente tesi si propone di testare l'esistenza di significative correlazioni statistiche tra la complessità dei portafogli tecnologici e le performance economiche. L'obiettivo è quello di verificare che aree geografiche in cui le dinamiche innovative sono più complesse tendono ad essere più performanti economicamente, più ricche e a crescere più velocemente.

L'analisi condotta inizia dalla determinazione di alcune variabili che possano descrivere la composizione di un portafoglio di tecnologie regionale, prima fra tutte, per l'appunto, una misura di complessità. Per fare ciò, la ricerca si avvale dei metodi legati alla Complessità Economica, sviluppati dal celebre pioniere César Hidalgo e, in particolare, del Metodo delle Riflessioni. Dal momento in cui lo studio mira alla misurazione della base di competenze tecnologiche delle regioni, verranno utilizzati dati brevettuali come punto di partenza dell'elaborato. Tale scelta trova le sue radici alla letteratura scientifica precedente, dalla quale emerge un'ampia e diffusa adozione del numero di brevetti come proxy del patrimonio conoscitivo regionale.

L'analisi si estende alle regioni situate nei 27 Stati membri dell'Unione Europea e a quelle appartenenti al Regno Unito, alla Svizzera e alla Norvegia. Considerando una finestra temporale che copre il periodo dal 2013 al 2018, vengono esaminate le statistiche brevettuali afferenti a 124 aree tecnologiche differenti.

In questa sede, le performance economiche vengono misurate attraverso l'indicatore macroeconomico GVA, equivalente al valore aggiunto lordo prodotto da un paese.

Tale lavoro di tesi offrirà un contributo significativo alla ricerca scientifica in quanto, nonostante la letteratura precedente abbia già dimostrato la presenza di una relazione positiva tra le misure di complessità di un paese e la sua ricchezza economica, la suddetta analisi statistica non è mai stata condotta contemporaneamente sulle regioni Europee e con dati di natura brevettuale.

Come accennato inizialmente, lo studio in esame si colloca nel contesto della Complessità Economica, disciplina accademica che studia la geografia e la dinamica delle attività economiche, avvalendosi di metodologie utilizzate nell'ambito dei sistemi complessi, delle reti e dell'informatica e tralasciando l'adozione di approcci tradizionali. Negli ultimi anni, tale campo di ricerca ha assunto un ruolo di fondamentale importanza. Numerose ricerche condotte da studiosi provenienti da diverse discipline scientifiche hanno contribuito a

sviscerare questa disciplina complessa, portando alla luce molteplici risultati empirici. Di conseguenza, il primo capitolo di questa tesi sarà interamente dedicato alla definizione del concetto di complessità economica e alla rassegna della letteratura esistente fino ad oggi in questo ambito scientifico. Attraverso questa panoramica, si mira a fornire una comprensione approfondita dello stato attuale delle conoscenze e delle prospettive di ricerca nel vasto e dinamico ambito della complessità economica. Successivamente, il secondo capitolo si propone di spiegare dettagliatamente il campione dei dati utilizzato e la metodologia applicata per ottenere i risultati necessari a descrivere approfonditamente la composizione delle basi tecnologiche a livello regionale. Entrando nel vivo della trattazione, il terzo capitolo è dedicato all'analisi empirica dei risultati ottenuti e ai test statistici con gli indicatori macroeconomici. Infine, la conclusione dell'elaborato si prefigge di unire e dare significato alle evidenze riscontrate nei capitoli precedenti.

2 CAPITOLO

RASSEGNA DELLA LETTERATURA

2.1 Complessità economica

2.1.1 Introduzione al concetto di complessità

Fin dagli albori della letteratura economica, gli economisti hanno dibattuto sulle radici della prosperità economica delle nazioni. Nel corso degli ultimi due secoli, sono emerse numerose teorie che cercano di spiegare i motori della crescita economica e delle considerevoli disparità di reddito tra i vari paesi. Secondo Hausmann et al. (2011), la spinta dietro la crescita economica e la prosperità risiede nella produttività. Fondamentalmente, per crescita si intende il processo di trasformazione di cosa si produce e come lo si fa. Nel corso del tempo, la tecnologia ha subito un'evoluzione rapida, dando vita a produzioni globalmente sempre più complesse. Grazie a svariati tipi di capitale e lavoro disponibili oggi, persino la realizzazione di un prodotto apparentemente semplice come il "latte" richiede una combinazione di attività diverse: dalla mungitura delle mucche, alla refrigerazione, al processamento termico per l'eliminazione dei batteri e al confezionamento in bottiglia. Tuttavia, questa è solo la parte di produzione alla quale segue quella di distribuzione: il latte deve, infatti, giungere ai consumatori attraverso un mercato ben organizzato, il che a sua volta richiede un certo livello di qualità istituzionale, capitale umano adeguato e infrastrutture efficienti come ponti e strade. In sintesi, anche la gestione di un mercato apparentemente semplice richiede a un paese di disporre di sufficiente capitale umano, istituzioni e infrastrutture adeguate, ma soprattutto un mercato efficiente.

Ma perché la prosperità economica delle nazioni dipende strettamente dal funzionamento dei loro mercati secondo questa teoria? La risposta si individua facilmente se si pensa ai prodotti scambiati in un mercato come involucri della conoscenza che viene utilizzata per realizzarli. Riprendendo l'esempio sopracitato, una bottiglia di latte cela il suo valore nelle conoscenze che la sua produzione ha richiesto: la conoscenza sull'allevamento del bestiame, sulla salute animale, sulla tecnologia agricola, sulla mungitura e sui processi di refrigerazione e pastorizzazione. Pensando ai beni prodotti in questi termini, il mercato può essere considerato il veicolo attraverso il quale è possibile accedere alle immense quantità di conoscenza sparse

tra gli individui nel mondo. Ogni prodotto scambiato all'interno di un mercato incorpora una diversa conoscenza specifica, la quale evidentemente appartiene ad un numero ristretto di persone che la depositano in ciò che producono (nel caso del latte si potrebbe pensare agli allevatori di bovini o ai produttori caseari). Già nel 1776 Adam Smith, padre della rivoluzione economica, trovò nella divisione del lavoro il segreto per la prosperità economica delle nazioni avendo empiricamente appreso che un operaio da solo fabbricava un intero spillo al giorno, mentre suddividendo la produzione di uno spillo in diciotto operazioni distinte la produzione aumentava di circa 4800 volte per ogni lavoratore¹. Per Adam Smith, quindi, man mano che le persone e le aziende si specializzano in diverse attività, l'efficienza economica aumenta. Tuttavia, questa divisione del lavoro è limitata dall'estensione del mercato: più è grande il mercato, più i partecipanti possono specializzarsi e più profonda può essere la divisione del lavoro che si può raggiungere. Ciò suggerisce che la ricchezza e lo sviluppo sono correlati alla complessità che emerge dalle interazioni tra il crescente numero di attività individuali che costituiscono un'economia.

In una prospettiva attuale di questo concetto, la suddivisione del lavoro è il meccanismo che ci consente di accedere a una quantità di conoscenza che nessun individuo potrebbe possedere da solo. I mercati e le organizzazioni fungono da tramite per far sì che la conoscenza detenuta da pochi possa beneficiare un numero più ampio di persone.

La quantità di conoscenza incorporata in una società non è principalmente determinata dal livello di conoscenza posseduto da ogni individuo. Al contrario, dipende dalla diversità delle conoscenze tra gli individui e dalla loro capacità di combinare tali conoscenze attraverso reti complesse di interazioni. Il segreto delle società moderne risiede nell'utilizzo collettivo di grandi volumi di conoscenza, pur essendo ciascun individuo titolare di soli pochi frammenti. La società funziona in virtù del fatto che i suoi membri possono specializzarsi e condividere le proprie conoscenze con gli altri attraverso le reti che riescono a creare. Il motivo per il quale le persone devono specializzarsi e non possono conoscere tutto è legato al fatto che una parte di conoscenza, detta 'tacita', non è trasferibile e, quindi, incorporabile, in quanto il processo di apprendimento richiederebbe uno sforzo troppo lungo e costoso per l'individuo. Ecco allora che le differenze di prosperità sono legate alla quantità di conoscenza tacita che le società detengono considerando tale parte di conoscenza come limite al processo di crescita

¹ *“Ricerche sopra la natura e le cause della ricchezza delle nazioni”* – La fabbrica di spilli

e sviluppo. Questo è il motivo per cui le persone vengono addestrate per occupazioni specifiche e le organizzazioni diventano esperte in funzioni specifiche.

L'adattamento del mondo all'espansione della conoscenza avviene attraverso la distribuzione di questa conoscenza in porzioni coerenti tra gli individui. In altre parole, per contenere l'ampio spettro della conoscenza disponibile, la società si organizza in modo che ciascun individuo detenga e contribuisca con frammenti specifici di sapere, incorporando questi ultimi sotto forma di "abilità".

Questo approccio permette una gestione più efficace della conoscenza in un contesto di crescente complessità, consentendo agli individui di specializzarsi in ambiti specifici e di contribuire in modo sinergico alla costruzione e all'espansione del sapere collettivo.

Tuttavia, la maggior parte dei prodotti richiede una vasta quantità di conoscenza, ben al di là delle abilità di un singolo individuo e dell'unica conoscenza da questi padroneggiata. La realizzazione di prodotti complessi, pertanto, implica la necessità di interazioni tra individui dotati di competenze eterogenee, e ciò avviene attraverso organizzazioni strutturate o reti di organizzazioni interconnesse. In particolare, attraverso il sistema di divisione del lavoro, le conoscenze frammentarie e specifiche di ciascuno vengono combinate attraverso i diversi meccanismi di mercato. A tal proposito, Hausmann, Hidalgo et al. (2018) introducono il concetto di "personbyte", proprio per sottolineare che la somma delle conoscenze individuali è essenziale per affrontare la complessità richiesta dalla produzione di beni avanzati.

Pertanto, come afferma Hausmann et al. (2011:18): "La complessità economica, quindi, si esprime nella composizione dell'output produttivo di un paese e riflette le strutture che emergono per contenere e combinare la conoscenza". In altre parole, la complessità economica di una società è strettamente legata alla diversità e alla combinazione delle conoscenze richieste per la produzione di beni e servizi o per le proprie attività innovative. La capacità di un paese di contenere e combinare efficacemente le diverse competenze determina la sua complessità economica e riflette le strutture emergenti necessarie per gestire e sfruttare la conoscenza in modo sinergico. I paesi non producono semplicemente ciò di cui hanno bisogno, ma piuttosto ciò che sono in grado di produrre in base alle conoscenze disponibili. Prodotti complessi, come le macchine per la risonanza magnetica (MRI), richiedono una vasta rete di conoscenze, mentre prodotti più semplici, come pane o penne a sfera, richiedono reti meno estese. Le economie complesse sono caratterizzate dalla capacità

di intrecciare ampie quantità di conoscenza attraverso reti estese, generando una varietà diversificata di prodotti ad alta intensità di conoscenza. Al contrario, le economie più semplici producono beni meno complessi con una base più ristretta di conoscenze produttive e reti più piccole.

Dato che le conoscenze individuali sono intrinsecamente limitate, l'unico approccio per consentire alle società di ampliare il proprio bagaglio di conoscenze è favorire l'interazione tra individui all'interno di reti sempre più intricate di organizzazioni e mercati. L'incremento della complessità economica si configura come un elemento essenziale per permettere a una società di ospitare e utilizzare una maggiore quantità di conoscenza produttiva. L'unità di misura della complessità economica di un paese può essere identificata con la varietà di prodotti che il paese stesso è in grado di concepire e realizzare.

Globalmente, la complessità del sistema economico sta notevolmente aumentando e ciò ha portato molti economisti a teorizzare e modellare questo sistema sempre più intricato. Gli sforzi di Hidalgo e Hausmann (2009) e Simoes e Hidalgo (2011) si sono concentrati sull'analisi di questa struttura complessa attraverso i dati del commercio internazionale. Essi hanno evidenziato come, nonostante i collegamenti tra i paesi nei mercati globali, persistono notevoli disparità nei livelli di reddito. Questa disparità può essere attribuita a elementi non importabili, come determinati tipi di capitale fisico/umano, lavoro, qualità istituzionale, e regolamentazione del mercato. In altre parole, la produttività di una società dovrebbe dipendere prevalentemente dalle sue risorse o capacità locali, che non sono facilmente trasferibili attraverso il commercio. Di conseguenza, a conferma di quanto detto sopra, il corretto funzionamento di una società è legato alla specializzazione, condivisione e diffusione delle conoscenze tra i membri (Hausmann et al., 2011). I paesi possono produrre determinati beni solo se dispongono di tutte le conoscenze produttive necessarie. Hausmann et al. (2011) hanno analizzato queste capacità e conoscenze produttive tra i paesi, elaborando un indice denominato Indice di Complessità Economica, che spiega la struttura complessa di un'economia (seguirà spiegazione più approfondita nelle sezioni successive).

Hidalgo, Klinger, Barabási e Hausmann (2007), insieme a Hidalgo e Hausmann (2009), hanno dimostrato che il percorso di sviluppo e crescita di un paese sia strettamente legato alla sua abilità di accumulare conoscenza produttiva per la creazione di prodotti sempre più diversificati. Pertanto, il concetto di diversificazione assume un ruolo fondamentale in

termini di complessità economica. Come insegna anche il famoso proverbio italiano “Non puntare tutto su una sola carta”, risulta di grande importanza distribuire le risorse in diversi settori al fine di mitigare il rischio, per far sì che la perdita in un determinato contesto non comporti la perdita totale delle entrate. Analogamente a questa massima, la diversificazione della struttura produttiva agisce come strategia per ridurre i rischi potenziali che un paese può affrontare. La dipendenza da uno o pochi prodotti o da una o poche tecnologie potrebbe esporre significativamente il paese a rischi considerevoli in caso di imprevisti disturbi che colpiscano quegli specifici settori. Di conseguenza, l'obiettivo della diversificazione è quello di creare diverse fonti di reddito (Hvidt, 2013).

Inoltre, secondo Al-Marhubi (2000), le strategie di diversificazione della produzione possono fornire vantaggi aggiuntivi per altre imprese e settori, contribuendo al miglioramento delle tecniche di produzione e generando diffusione della conoscenza attraverso i cosiddetti *spillover*. Questo perché l'apprendimento è un fenomeno complesso che riguarda l'acquisizione di un nuovo sapere e dipende dai meccanismi di generazione, diffusione e accumulazione della conoscenza stessa. Un aspetto cruciale del processo di apprendimento è che spesso non si svolge in solitudine, ma rappresenta un'attività che coinvolge interazioni sociali, spesso di natura faccia a faccia, generando molteplici esternalità positive, denominate, per l'appunto, “spillover”. In letteratura si trovano essenzialmente due teorie concorrenti sugli spillover, in termini di benefici o di costi eccessivi che si diffondono tra le attività economiche. Queste teorie includono gli spillover all'interno di un settore, noti come effetti di Marshall–Arrow–Romer (MAR), e gli spilli tra settori, conosciuti come effetti di Jacobs. Le esternalità di MAR sono ritenute cruciali per la produttività e la crescita a breve termine, mentre quelle di Jacobs sono considerate essenziali per l'innovazione e la crescita a lungo termine. Segue un'analisi più approfondita rispetto a tali teorie.

Già nell'opera di Marshall (1890) sulla teoria delle esternalità della conoscenza, si sottolinea il ruolo chiave dell'agglomerazione nel favorire la diffusione delle idee. L'ambiente urbano, in particolare, emerge come un contesto favorevole all'attivazione e al funzionamento dei meccanismi di generazione, diffusione e accumulazione di conoscenza, poiché favorisce il contatto e lo scambio tra un ampio numero di individui. Questa fu l'evidenza del lavoro di ricerca di Balland, Figueroa et al. (2018). Spesso, per rendere praticabili determinate idee imprenditoriali, l'individuo potrebbe trovarsi carente di alcuni elementi conoscitivi, i quali

possono essere acquisiti attraverso processi imitativi, come il "trial-and-error", nei confronti di altre imprese già operative sul territorio. Il processo di apprendimento beneficia delle evidenze prodotte in prossimità e genera vantaggi dinamici associati alla presenza locale di un certo grado di diversità. Le città, in questo contesto, fungono da vivaio per le nuove imprese, svolgendo un ruolo più efficace in contesti urbani di dimensioni maggiori.

I meccanismi di diffusione della conoscenza seguono le caratteristiche tipiche dei processi che si sviluppano all'interno di reti, trarre beneficio dalla presenza di un numero maggiore di nodi e collegamenti. La prossimità di un individuo ad altri dotati di capacità e conoscenze rilevanti facilita così l'acquisizione, lo scambio e la diffusione di conoscenze.

Per quanto concerne il processo di acquisizione, il punto fondamentale è che il sapere generato deve accumularsi nel corso del tempo prima di diventare concretamente fruibile, anche in prospettiva dinamica, da potenziali utilizzatori. In tutti i modelli di crescita economica, la conoscenza costituisce un fattore di produzione che genera ulteriore innovazione in un processo circolare, con conseguenti effetti non lineari. La conoscenza si accumula sotto forma codificata, come un manuale o un progetto, o in forma tacita, rappresentata dal capitale umano. Essa presenta le caratteristiche di un bene pubblico che può essere sfruttato dagli altri individui nel sistema economico. Se le esternalità positive generate nei meccanismi di produzione, diffusione ed accumulazione della conoscenza hanno un impatto prevalentemente locale, allora la città, e più in generale qualsiasi agglomerato di individui, assume un ruolo cruciale nei processi di innovazione.

La letteratura sulla crescita economica endogena ha sottolineato l'importanza di come l'incremento della conoscenza e dell'innovazione influiscano sullo sviluppo economico. Autori come Romer (1986) e Lucas (1988) considerano le esternalità di conoscenza come veri motori della crescita economica. La prossimità, definita in modi diversi come geografica, culturale, tecnologica, gioca un ruolo chiave nel determinare l'efficacia degli spillover di conoscenza. Se la prossimità geografica facilita la trasmissione delle idee, ciò implica che le esternalità di conoscenza saranno particolarmente efficaci nelle città, dove l'alta densità nello spazio urbano favorisce l'interazione frequente tra individui.

Il filone di letteratura scientifica associato a Marshall (1890), Arrow (1962) e Romer (1986) esamina le esternalità di conoscenza tra lavoratori e imprese operanti all'interno dello stesso settore industriale. Secondo questa prospettiva, la concentrazione di un settore industriale in

una determinata agglomerazione di individui favorisce la generazione di esternalità di conoscenza tra le imprese specializzate, poiché la conoscenza accumulata da un produttore beneficia anche gli altri. Di conseguenza, ciò contribuisce allo sviluppo di quel particolare settore industriale e alla crescita economica della città in cui è concentrato. L'accumulo di conoscenza genera esternalità poiché gli individui nelle vicinanze possono acquisire il sapere disponibile localmente senza dover pagare un prezzo. Nei modelli basati sul paradigma di Marshall (1890), Arrow (1962) e Romer (1986), i potenziali innovatori sono consapevoli che alcune delle loro idee potrebbero essere imitate attraverso l'osservazione diretta o la mobilità dei lavoratori o perfino perfezionate da altre imprese, senza che essi possano ottenere alcun ritorno economico. Non a caso, la limitata affermatività del valore generato dall'innovazione, derivante dalla protezione incompleta della proprietà intellettuale, costituisce un incentivo minore per le imprese ad investire in attività che potrebbero generare esternalità positive. Se gli innovatori avessero il monopolio delle proprie idee o se la probabilità di imitazione da parte di altre imprese fosse minore, ci sarebbe una maggiore propensione agli investimenti in ricerca e sviluppo, portando a un'attività innovativa più intensa e a una crescita economica più elevata. In linea con la teoria di Schumpeter (1942), questa prospettiva prevede che il potere di mercato locale assicuri l'efficienza dinamica del sistema, limitando il flusso di idee tra le imprese e rafforzando la capacità innovativa del monopolista attraverso incentivi.

Contrariamente a quella di Marshall (1890), la teoria di Jacobs (1969) propone una visione diametralmente opposta, sostenendo che le esternalità di conoscenza più significative si verificano al di fuori del settore industriale predominante in un determinato territorio. Conseguentemente, la contaminazione di idee provenienti da settori industriali o tecnologici diversi genera gli spillover di conoscenza, chiamati da Jacobs esternalità di urbanizzazione. Secondo l'economista, la varietà e la diversità dei settori industriali o tecnologici geograficamente vicini stimolano l'innovazione e la crescita economica, in contrasto con l'approccio basato sulla specializzazione. Tale teoria sposa, quindi, il tema diametralmente opposto alla specializzazione, quello della diversificazione. Oggigiorno la diversificazione potrebbe essere uno dei concetti più centrali che mirino a descrivere la complessità del mondo. Non a caso, le economie di tutto il mondo si dimostrano essere diverse in termini di

capitale, lavoro, mercati, qualità istituzionale, ecc. secondo la Banca Centrale Europea². La diversità implica l'importanza relativa di varie attività economiche che contribuiscono all'output aggregato. Anche se molti celebri economisti del secolo scorso, come David Ricardo, sostengono che i paesi devono specializzarsi, e non diversificarsi, per prosperare economicamente, molti studiosi recenti, come Hesse (2008) e Agosin (2007), hanno dimostrato che la diversificazione porta a una crescita più elevata.

Ed è proprio sulle teorie MAR e Jacobs, in aggiunta al concetto di diversificazione, che lo studioso Hidalgo ha sviluppato le sue teorie sulla complessità economica. In un suo articolo del 2018, "From useless to keystone", Hidalgo riflette proprio sul processo di acquisizione di elementi conoscitivi e, in particolare, sul costo che tali dinamiche comportano. Il testo in oggetto sottolinea, infatti, l'importanza della complementarità degli input nelle attività economiche, da modelli classici di crescita a quelli più recenti che prevedono le future partecipazioni regionali. La nozione centrale è che il valore di un'attività deriva dalla combinazione armoniosa degli input. Ciò implica che, se il numero di input aumenta, il tasso di crescita di un'economia è limitato esclusivamente dal costo di individuare e acquisire gli input utili. Questo concetto influisce sulla struttura industriale delle economie regionali, suggerendo che le attività future di un'area saranno correlate a quelle già presenti, dato che le imprese hanno interesse ad accumulare input complementari. Inoltre, in posizioni meno diversificate, la gamma di attività sarà un sottoinsieme di quella presente in posizioni relativamente più diversificate. Hidalgo (2018) si allinea anche all'idea di Jacobs, secondo cui la combinazione di settori tecnologici diversificati facilita la generazione di innovazione radicale, sostenendo come, alle volte, input altamente complementari possono inizialmente apparire inutili, evolvendo in qualcosa di utile solo quando altri input diventano disponibili; basti pensare ad esempi come l'intelligenza artificiale o i motori a vapore. La storia di tali sviluppi tecnologici suggerisce che le innovazioni radicali possono iniziare come curiosità per poi evolversi in elementi cruciali nelle attività economiche.

A riprova di quanto detto, si propone una celebre citazione dell'economista:

² <https://www.ecb.europa.eu/mopo/eaec/diversity/html/index.en.html>

"L'innovazione tecnologica sembra essere dominata dal caso. Ma una nuova analisi matematica suggerisce che potremmo essere in grado di prevedere quando tecnologie apparentemente inutili diventano elementi chiave in ambienti più complessi."

César A. Hidalgo

2.1.2 Definizione di complessità economica

Se si volesse cercare una definizione precisa per il concetto di Complessità Economica, con tutta probabilità si potrebbe affermare che trattasi di un campo accademico che studia la geografia e la dinamica delle attività economiche, avvalendosi di metodologie utilizzate nell'ambito dei sistemi complessi, delle reti e dell'informatica. La complessità economica si allontana dagli approcci tradizionali presentando caratteristiche uniche che la contraddistinguono. In contrasto con le metodologie convenzionali, questa disciplina abbraccia un approccio innovativo, utilizzando dati dettagliati su migliaia di attività economiche per comprendere sia i fattori astratti di produzione che il modo in cui questi si combinano per generare output. Proprio a causa della numerosità dei dati da analizzare vengono largamente applicate tecniche di riduzione dimensionali facilmente riconducibili all'ambito dell'apprendimento automatico. Più specificatamente l'analisi ricade solitamente su dati relativi all'esportazioni dei prodotti, all'occupazione per settore o ai brevetti per tecnologia con l'obiettivo di stimare la disponibilità, la diversificazione e la sofisticatezza dei fattori presenti in un'economia, fornendo informazioni sulla capacità di questa di generare e distribuire reddito. In ultima istanza, è doveroso sottolineare che le metriche di complessità, contrariamente agli approcci più conosciuti e consolidati, sono agnostiche rispetto alla natura dei fattori: stimano la loro presenza combinata senza fare forti ipotesi perché sfruttano l'idea che attività economiche simili richiedano capacità simili, senza che queste debbano essere necessariamente identificate.

2.1.3 Importanza e applicabilità della complessità economica

La letteratura sulla complessità economica viene considerata come un'estensione della teoria della crescita endogena³. La sua analisi si allinea a tendenze contemporanee, quali la rinascita delle politiche industriali e lo sviluppo dell'intelligenza artificiale (IA); iniziative significative, come la Strategia di Specializzazione Intelligente dell'Europa (S3)⁴ e l'Iniziativa Superclusters per l'Innovazione (ISI) del Canada⁵, sfruttano i metodi di complessità. Più in generale, tali metodi trovano applicazione nello studio di diverse economie globali, in sintonia con la crescente diffusione dell'apprendimento automatico nel contesto della geografia economica.

Nel corso degli ultimi decenni, le metriche della Complessità Economica vengono utilizzate per spiegare la dinamica delle attività economiche e per predire importanti variabili macroeconomiche e sociali come il livello atteso di reddito di un paese, la crescita economica, l'ineguaglianza di reddito e le emissioni di gas serra. Le stesse contribuiscono, inoltre, a spiegare la concentrazione, o, più in generale, la distribuzione spaziale di tali attività. Inizialmente, l'attenzione si è concentrata sulla correlazione tra complessità economica e crescita economica. Hidalgo e Hausmann (2009), nell'articolo attraverso il quale è stato introdotto il concetto di complessità⁶, hanno evidenziato che le economie con una maggiore complessità, rapportata al reddito pro capite, mostrano una crescita più veloce. Tale risultato è stato successivamente confermato e ampliato attraverso ulteriori studi che hanno dato vita ad altri numerosi articoli come, ad esempio, *The Atlas of Economic Complexity* del 2018, nel quale gli autori indicano che un aumento della complessità

³ La teoria della crescita endogena è un principio secondo il quale la crescita si basa sulla dinamica del progresso tecnologico, inteso come processo endogeno che porta nel tempo allo sviluppo della produttività, e quindi all'aumento della ricchezza all'interno di un Paese.

⁴ La cosiddetta S3 è la strategia di ricerca e innovazione che dal 2014 Regioni e Stati membri sono chiamati ad adottare in attuazione delle politiche di innovazione cofinanziate con i fondi strutturali della politica di coesione UE.

⁵ L'Iniziativa Superclusters per l'Innovazione (ISI) è pensata per sostenere gli sforzi guidati dalle imprese per sviluppare e promuovere un vantaggio supercluster, ed è progettata per incoraggiare la collaborazione su larga scala tra i protagonisti dell'ecosistema dell'innovazione.

⁶ Hidalgo, C. A. & Hausmann, R. The building blocks of economic complexity. PNAS 106, 10570–10575 (2009)

economica pari a una deviazione standard, realizzato da Thailandia tra il 1970 e il 1985, comporta un successivo aumento del tasso di crescita a lungo termine del paese dell'1,6% all'anno. È opportuno sottolineare che si tratta di un incremento, pertanto è aggiuntivo alla crescita che ci si sarebbe aspettata dalle statistiche predittive basate sugli ultimi anni trascorsi. D'altro canto, solo più di recente gli studiosi hanno esteso il loro interesse a temi quali l'ineguaglianza di reddito e la sostenibilità ambientale. Hartmann, Guevara et al. (2017) hanno dimostrato che i paesi caratterizzati da una complessità economica più elevata tendono a mostrare livelli più contenuti di disuguaglianza di reddito; tale tesi ha trovato successivamente conferma in un articolo scritto da Zhu et al. (2020). Relativamente alle emissioni di gas serra Can (2017) e Neagu (2019) hanno riscontrato una correlazione analoga: maggiore è la complessità locale, minore saranno le quantità di gas emesse. Complessivamente, l'importanza della complessità economica è da ricercarsi proprio nella sua capacità di spiegare le differenze nel livello di reddito tra paesi e, ancor più significativamente, di predire la futura crescita economica di una località. Ciò, unito agli importanti impatti sulla sostenibilità ambientale, rende tale oggetto di studio un obiettivo politico sfidante ma promettente per le nazioni che mirano a promuovere uno sviluppo via via più inclusivo.

2.1.4 Misura della complessità economica

Come precedentemente accennato, Hidalgo e Hausmann (2009) e Hausmann et al. (2011) hanno cercato di analizzare le strutture produttive dei paesi. Le conclusioni alle quali sono giunti in modo unanime sottolineano come ogni paese ha una conoscenza produttiva diversa, che include molti aspetti quali infrastrutture, lavoro, capitale, istituzioni e molto altro. Poiché è quasi impossibile misurare e analizzare direttamente queste complesse caratteristiche della conoscenza produttiva, Hidalgo e Hausmann (2009), nel loro lavoro intitolato *The Building Blocks of Economic Complexity*, hanno proposto di utilizzare le strutture di esportazione dei paesi come proxy per misurare la conoscenza produttiva tra i paesi e hanno creato l'Indice di Complessità Economica (ECI) insieme a Simoes e Hidalgo (2011). Tuttavia, tale indice, utilizzato come strumento per valutare la complessità economica di un paese, può essere stimato utilizzando anche altre fonti dati: Fritz et al. (2019) si riferirono ai dati sull'

occupazione⁷ ad esempio, Gao et al. (2018) a quelli relativi al mercato azionario⁸ mentre Balland et al. (2017) basarono la loro analisi sui dati riguardanti i brevetti (come verrà fatto nel presente lavoro di tesi)⁹. Il suddetto indicatore viene calcolato combinando due proprietà: la diversità della struttura produttiva di un paese e l'ubiquità dei prodotti che quest'ultimo commercia. Analizzando dati brevettuali, le due proprietà sarebbero, analogamente, la diversificazione delle specializzazioni tecnologiche e l'ubiquità delle tecnologie su cui si innova. L'ubiquità di un prodotto o tecnologia è la misura della sua sofisticazione che sarebbe difficilmente misurabile altrimenti.

Generalmente, l'ECI esprime quantitativamente la capacità di un'economia e, più specificatamente, può essere considerato una misura della complessità richiesta per dare vita ad un prodotto o impegnarsi in una attività innovativa. Come è possibile evincere dall'articolo di Balland et al. (2020) l'indice di complessità economica è, altresì, correlato alla concentrazione spaziale delle varie attività economiche¹⁰.

Tale metrica è diventata uno strumento fondamentale nell'analisi della diversificazione tecnologica e nella comprensione dei fattori che influenzano la crescita dei paesi.

2.1.5 Rassegna di letteratura accademica

Negli ultimi decenni, l'interesse per la complessità economica è cresciuto in modo significativo, con un numero sempre maggiore di studiosi che si sono dedicati e si dedicano tuttora a esplorare sfide e opportunità legate a questo campo. Il concetto di complessità economica è emerso come un elemento cruciale nelle discussioni sullo sviluppo economico e la competitività globale. La crescente interconnessione tra le economie, la rapida evoluzione della tecnologia e i cambiamenti nei modelli commerciali hanno posto l'accento

⁷ Fritz, B. S. L. & Manduca, R. A. The Economic Complexity of US Metropolitan Areas. arXiv:1901.08112 [econ, q-fin] (2019).

⁸ Gao, J. & Zhou, T. Quantifying China's regional economic complexity. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 492, 1591–1603 (2018).

⁹ Balland, P.-A. & Rigby, D. The Geography of Complex Knowledge. *Economic Geography* 93, 1–23 (2017).

¹⁰ Balland, P.-A. et al. Complex economic activities concentrate in large cities. *Nat Hum Behav* 1–7 (2020) doi:10.1038/s41562-019-0803-3.

sull'importanza di comprendere e gestire la complessità in contesti economici con un'attenzione sempre più rilevante.

Prima di addentrarsi nei dettagli dell'analisi specifica di questo elaborato, è essenziale comprendere il contesto e lo stato attuale della letteratura su questo argomento. Gli articoli scientifici che ci si accinge a presentare saranno argomentati secondo l'ordine cronologico di pubblicazione degli stessi.

Come suggerisce Hidalgo (2021), è lecito pensare che Warren Weaver sia stato un precursore nella comprensione della complessità organizzata e che la sua visione abbia contribuito alla fondazione concettuale della complessità economica. Weaver, infatti, nel suo articolo "Science and complexity", intuì che la realtà comprende sistemi vasti in cui non si può ignorare l'identità degli elementi coinvolti e le loro interazioni specifiche. Questa prospettiva si allinea con il concetto di complessità economica, che tratta l'economia come un sistema complesso di agenti interagenti. Anche se Weaver non si è focalizzato specificamente sull'economia nel suo articolo, la sua visione generale sulla complessità organizzata può essere considerata come un precursore di concetti che in seguito sono stati applicati all'economia.

È stato precedentemente argomentato che il concetto vero e proprio di complessità economica è stato introdotto da Hidalgo e Hausmann (2009): nell'articolo, gli autori proposero una interessante metafora che associa le capacità di un paese a dei blocchetti Lego e la creazione di prodotti all'assemblaggio di modelli Lego. L'idea che si vuole trasmettere è quella che, così come un bambino può costruire modelli Lego solo se dispone di tutti i pezzi necessari nel suo secchiello, un paese può produrre determinati beni solo se ha a disposizione tutte le "capacità" richieste per la loro produzione.

Alla teoria sostenuta, viene poi affiancata l'introduzione di un metodo per caratterizzare le reti bipartite, chiamato Metodo delle Riflessioni. Questo è il metodo che viene utilizzato per estrarre le informazioni rilevanti sulla disponibilità di capacità di un paese in quanto produce le variabili che vengono annoverate come indicatori di complessità economica; nel Capitolo 'Metodologia' verrà spiegato a fondo e, in seguito, applicato ai dati analizzati, oggetto del lavoro di tesi.

Sempre Hausmann e Hidalgo (2010) svilupparono tecniche per caratterizzare la struttura del modello globale delle esportazioni e le utilizzarono per spiegare che esiste una relazione

sistematica tra il numero di prodotti diversi che un paese produce, ossia la sua diversificazione, e il numero di altri paesi che in media producono quei prodotti, ovvero l'ubiquità dei prodotti stessi. Tali concetti verranno ampiamente approfonditi nel Capitolo 2.

Ourens (2012), utilizzando la stessa metodologia ma un set di dati diverso rispetto ai suoi predecessori, ha creato la sua versione del Metodo delle Riflessioni per testare il potere esplicativo del metodo stesso sulla crescita economica. Nel suo lavoro principale, "Can the Method of Reflections help predict future growth?", si servì del Database del Commercio Internazionale a livello di prodotto (o BACI) e, applicando tecniche a sezione trasversale e ad effetti fissi, e considerando intervalli temporali diversi, dimostrò che, sebbene il metodo delle riflessioni sia un buon indicatore esplicativo della crescita economica nel lungo periodo, non può farlo con altrettanta robustezza nel breve periodo.

Bahar et al. (2014), pochi anni dopo, pubblicarono i risultati di uno studio piuttosto interessante relativamente al processo di diffusione della conoscenza e al suo impatto sui modelli di esportazione. La letteratura precedente mostrava già come la conoscenza si deteriori notevolmente con la distanza; la ricerca di Bahar et al. (2014) confermò tale tesi evidenziando che essa tende a diffondersi più efficacemente a distanze brevi e che i paesi vicini condividono modelli simili di vantaggio comparato nelle esportazioni. Più specificatamente, venne dimostrato che la probabilità che un prodotto venga aggiunto al paniere delle esportazioni di un paese è, in media, il 65% più alta se un paese vicino è un esportatore di successo dello stesso prodotto. Per i prodotti esistenti, la crescita delle esportazioni in un paese è più alta del 1,5% all'anno se ha un vicino con vantaggio comparato in questi prodotti.

Utilizzando il paniere delle esportazioni come indicatore, fu verificato che i paesi vicini hanno piani di esportazione simili sia staticamente che dinamicamente. Tali teorie suggeriscono una relazione causale tra la presenza di conoscenza produttiva in un paese e la sua diffusione ai paesi vicini. L'articolo contribuì così alla letteratura introducendo una misura tangibile dell'acquisizione di conoscenza attraverso l'analisi dei modelli di esportazione dei paesi.

A seguire, si propone la pubblicazione scientifica di alcuni ricercatori italiani, i quali applicarono il metodo di Hidalgo a dati brevettuali. L'intento di Antonelli, Crespi et al.

(2017) era, infatti, quello di analizzare il ruolo della composizione della conoscenza nelle performance di innovazione delle regioni europee. Utilizzando gli indicatori di Hidalgo-Hausmann (HH), l'analisi si concentrò sulla varietà, ubiquità e complessità della base di conoscenza regionale, esplorando l'influenza delle esternalità di Jacobs sulla performance innovativa. Le esternalità di Jacobs, basate sulla composizione e complessità della conoscenza, si rivelano complementari alle esternalità marshalliane (i due concetti verranno meglio approfonditi in seguito). I risultati suggerirono che la "coerenza tecnologica" (TCI), misurata attraverso l'analisi delle co-occorrenze di brevetti in diverse classi tecnologiche, contribuisce positivamente alle prestazioni di generazione di conoscenza. In particolare, fu evidenziata l'importanza della rarità relativa degli elementi nella composizione della conoscenza, oltre alla loro quantità. Le regioni più avanzate mostrarono una maggiore correlazione tra la complessità della base di conoscenza e le performance innovative, suggerendo che la diversificazione qualificata delle capacità tecnologiche è cruciale. Infine, l'articolo sottolineò l'importanza di preferire un approccio di politica mirato a unire diverse e qualificate risorse di conoscenza rispetto a strategie di specializzazione unidimensionali o diversificazioni non qualificate nel contesto della strategia di specializzazione intelligente dell'Unione Europea.

Hausmann, Hidalgo et al. (2018) estesero le loro pubblicazioni in merito all'argomento attraverso un articolo precedentemente citato, "The Atlas of economic complexity", il quale rappresenta la massima espressione concettuale della teoria in esame. L'argomento di discussione è, per l'appunto, il legame che sussiste inequivocabilmente tra la complessità e ricchezza di una società e la diversità della conoscenza in essa incorporata, che implica a sua volta divisione del lavoro, specializzazione e capacità combinatoria di conoscenze diverse. L'articolo riflette anche sull'importanza della conoscenza tacita, difficilmente trasferibile, e sulla necessità di reti complesse per mantenere e sviluppare la conoscenza produttiva. Inoltre, si evidenzia come le economie complesse siano in grado di tessere insieme una vasta gamma di conoscenze per produrre una varietà di prodotti ad alta intensità di conoscenza.

Nello stesso anno furono effettuate delle interessanti ricerche sulla relazione tra complessità e distribuzione spaziale delle attività, condotte da Balland, Figueroa et al. (2018). Più specificatamente, la loro analisi affrontò il tema della concentrazione delle attività economiche nelle aree urbane e cercò di spiegare perché alcune attività si concentrano più

fortemente di altre. L'idea alla base è che le attività economiche complesse tendono a concentrarsi maggiormente nelle grandi città a causa della necessità di una divisione più profonda della conoscenza e del lavoro. Lo studio utilizzò misure di complessità, come l'età della conoscenza in un brevetto o le dimensioni del team in un campo scientifico, per spiegare variazioni nella concentrazione urbana. Le conclusioni evidenziarono che, nonostante i progressi nelle tecnologie di comunicazione e trasporto, le attività economiche complesse continuano ad agglomerarsi nelle grandi città. Fu osservato anche un aumento della concentrazione urbana nel corso del tempo, specialmente durante la seconda rivoluzione industriale, con una divergenza tra attività complesse e meno complesse durante la rivoluzione informatica. Infine, l'articolo sottolineò le implicazioni dell'agglomerazione delle attività economiche complesse per l'ineguaglianza spaziale, suggerendo che la crescita e l'innovazione potrebbero contribuire all'aumento dell'ineguaglianza tra città grandi e piccole.

Hidalgo (2021) pubblicò anche un elaborato che, al suo interno, contiene una rassegna di letteratura riguardante i concetti di complessità e correlazione. Più in generale, il documento in questione fornisce un'analisi delle prospettive future della ricerca sulla complessità economica. Inizialmente, si riflette sul cambiamento storico introdotto da Alexander Hamilton nel 1791 con il suo rapporto sulle manifatture negli Stati Uniti. Successivamente, si sottolinea il passaggio dagli strumenti matematici basati sull'aggregazione all'approccio della complessità economica, che utilizza la riduzione delle dimensioni. Si evidenzia la crescente disponibilità di dati dettagliati, consentendo agli studiosi di studiare gli input specifici nella produzione di singoli prodotti.

L'interesse crescente è rivolto anche alla connessione tra complessità economica e politica industriale. Si discute dell'applicazione di metodi di complessità economica nelle politiche di innovazione in Europa e nella Strategia di Specializzazione Intelligente. Tuttavia, resta aperta la questione di quando e come tali approcci siano rilevanti per la scienza, l'innovazione e la politica industriale.

Si sottolinea che molte aree di indagine sono ancora aperte, come la velocità di diffusione della conoscenza, la dinamica della correlazione e della prossimità, e l'interazione delle scale spaziali. Ci sono anche sfide nella misurazione della complessità a livelli diversi e nell'uso di dati multipli. Infine, si afferma che il contributo più significativo della complessità

economica potrebbe essere nella ridefinizione del panorama accademico, riunendo diverse discipline e promuovendo la ricombinazione della conoscenza.

Si ritiene che l'ultimo articolo degno di nota per questa rassegna di letteratura sia un lavoro pubblicato sempre dall'economista Hidalgo nel 2022. Quest'ultimo si interrogò sulla natura della conoscenza e concluse che la stessa sia da considerarsi un bene caratterizzato da non fungibilità.

2.2 Prossimità

L'analisi condotta vede anche la definizione di misure di prossimità, che stabiliscono connessioni tra coppie di attività o località. Queste misure di prossimità hanno trovato applicazione nella creazione di mappe che evidenziano prodotti o tecnologie simili, ma non solo: individuano similarità anche tra settori industriali, tecnologie, occupazioni, aree di ricerca, nonché nei settori dello sport e della musica.

Questa sezione dell'elaborato si propone di approfondire l'analisi del concetto di prossimità.

2.2.1 Definizione di prossimità

Come è stato discusso in precedenza, i prodotti sono il risultato della combinazione di capacità, e affinché un paese possa produrre un bene, deve saper integrare tali capacità. Secondo Hausmann e Klinger (2006), le capacità necessarie per produrre un bene possono essere considerate sostituti imperfetti per la produzione di altri beni. Yıldırım (2014) ha sottolineato che la probabilità di transizione tra prodotti che richiedono conoscenze produttive simili è più elevata. In una situazione analoga, Hausmann, Cunningham, Matovu, Osire e Wyett (2014) hanno evidenziato che il processo di diversificazione avviene spostandosi verso prodotti che richiedono conoscenze produttive simili.

Per chiarire questo concetto, si consideri l'esempio seguente: se un paese produce felpe, ciò implica che possiede le capacità necessarie per produrle. È plausibile presumere che le capacità per produrre felpe siano più simili a quelle richieste per produrre giacche piuttosto che a quelle necessarie per produrre sostanze chimiche. Di conseguenza, i paesi diversificano la loro produzione passando a beni che richiedono capacità simili.

Sebbene l'esempio sopra illustri il concetto di similarità, la misurazione matematica di tale similarità è essenziale per esaminare il percorso di diversificazione di un paese. Tuttavia, questo compito è complesso poiché identificare e analizzare ciò che è necessario per produrre un bene richiede un'elevata quantità di informazioni. Esaminare non solo gli input necessari per i prodotti ma anche altre capacità come fattori istituzionali, capitale umano, infrastrutture, ecc., rende il processo estremamente laborioso. Per risolvere tali difficoltà, è stato detto che Hausmann et al. (2011) hanno adottato un approccio pratico, analizzando la struttura delle esportazioni dei paesi, già discussa nella sezione precedente. Se, ad esempio, il vino richiede capacità vicine a quelle per produrre uva, ma distanti da quelle per produrre computer, allora la probabilità che un paese esporti sia uva che vino sarà maggiore della probabilità che esporti motori. Di conseguenza, la probabilità di co-esportare prodotti offre informazioni cruciali sulla similarità tra questi beni (Hausmann et al., 2011). Per analizzare quanto i prodotti siano simili o vicini (parallelamente ad una probabilità elevata di essere co-esportati) tra loro, Hausmann et al. (2011) hanno creato un indice chiamato “prossimità”. Questo indice si basa sulla probabilità condizionata che un paese esporterà un prodotto sapendo che esporta già un altro prodotto ritenuto simile o vicino o innova in un campo tecnologico perché innova già in un altro campo simile, che richiede, quindi, le stesse competenze.

2.2.2 Lo Spazio dei prodotti

Utilizzando la metodologia succitata, Hausmann et al. (2011) hanno calcolato la prossimità tra coppie di prodotti, e, successivamente, hanno creato una rete che collega prodotti che sono verosimilmente esportati insieme. Tale sistema di rete è chiamato, per l'appunto, “Spazio dei prodotti” e si costruisce attraverso il concetto di prossimità tra coppie. Per analizzare i percorsi di diversificazione di un paese, è necessario fare uso dello spazio dei prodotti, che mostra la correlazione tra i prodotti scambiati nel mondo. L'idea in questione è apparsa per la prima volta in un documento fondamentale intitolato “The Product Space conditions the development of nations” di Hausmann, Klinger et al. (2007). Nell'articolo lo spazio dei prodotti viene costruito utilizzando dati sul commercio internazionale. Il risultato è una rappresentazione grafica delle prossimità reciproche di tutti i settori: trattasi, infatti, di un grafo costituito da nodi, e ogni nodo rappresenta un prodotto o settore, mentre le loro dimensioni rappresentano l'ammontare in aggregato delle transazioni di export di quel bene

nel mondo. In altre parole, nodi più grandi implicano volumi di scambio più elevati. I collegamenti che connettono i prodotti tra loro sono gli archi del grafo; ogni arco rappresenta la probabilità di quei prodotti di essere co-esportati e, quindi, la prossimità reciproca. La modalità per indicare la prossimità è discrezionale e può essere riconducibile sia alla lunghezza che allo spessore del collegamento. Ogni nodo è colorato diversamente a seconda del prodotto che rappresenta. Lo spazio dei prodotti è uguale per tutti i paesi del mondo essendo costruito con dati su scala mondiale; tuttavia, considerando che paesi diversi sono specializzati in settori diversi, questi si presiederanno parti diverse del grafico. Pertanto, a seconda del paese, si coloreranno nodi diversi, ossia solo quelli che indicano settori nei quali il paese stesso ha una specializzazione, mentre gli altri saranno grigi. Ad esempio, pensando al settore automobilistico, è possibile vedere colorati i nodi relativi a questo mercato se si osserva il grafo relativo all'Italia, paese che produce automobili, ma non al Mozambico, in cui, contrariamente, il settore non è avviato.

Gli autori hanno categorizzato 800 beni distinti utilizzando la classificazione Standard International Trade Classification e li hanno organizzati in 34 cluster, ognuno identificato da un colore unico. Questi cluster non sono stati selezionati casualmente, ma sono il risultato di un'analisi delle capacità necessarie per produrre tali beni. Ciò implica che le diverse categorie, rappresentate spazialmente dai cluster all'interno del grafo, racchiudono al loro interno beni con colori simili che richiedono un insieme affine di competenze, aumentando la probabilità di co-esportazione tra i paesi e, quindi, intuitivamente, la loro prossimità reciproca, che ci si aspetta essere molto elevata o unitaria. L'analisi ha rivelato inoltre che prodotti simili, in termini di prossimità, tendono ad avere livelli comparabili di complessità. Analizzando la struttura di questo spazio, è possibile rilevare la sua modularità, con alcuni beni altamente collegati e altri meno. Si evidenzia, inoltre, una struttura "core-periphery", con prodotti sofisticati nel core e meno sofisticati in periferia: lo spazio dei prodotti ha evidenziato, infatti, che le connessioni nelle parti centrali dello spazio sono più dense rispetto alle zone periferiche. Ciò suggerisce che i prodotti più complessi e con volumi commerciali più elevati, grazie alla loro maggiore interconnessione, conferiscono vantaggi chiari ai paesi che esportano tali beni rispetto a quelli che operano nelle parti periferiche dello spazio.

L'analisi dello spazio dei prodotti offre una prospettiva sulla produttività dei paesi in via di sviluppo. I dati indicano che tali paesi esportano prevalentemente beni semplici, come tessuti

o prodotti agricoli, mentre le nazioni sviluppate si concentrano su beni più complessi, come macchinari o prodotti chimici. L'immagine suggerisce che i paesi in via di sviluppo devono affrontare la sfida di passare dalla periferia dello spazio dei prodotti, dove si trovano beni come tessili e prodotti agricoli, verso le zone più dense e centrali, caratterizzate da beni più complessi e produttivi.

Per analizzare più approfonditamente le sfide di questi paesi, Hausmann et al. (2011) hanno introdotto un indice chiamato "connettività". Misurato dalla prossimità media dei prodotti di un cluster, questo indice riflette la posizione di un cluster nello spazio dei prodotti. Esiste una relazione positiva tra connettività e complessità, indicando che gruppi con poche connessioni, come cotone e riso, presentano bassa complessità. Al contrario, gruppi altamente connessi, come elettronica e macchinari, sono caratterizzati da elevata complessità. L'indice di connettività sottolinea anche le difficoltà che i paesi in via di sviluppo affrontano, poiché le loro principali esportazioni tendono ad avere meno connessioni con altri prodotti e mostrano bassa complessità.

La configurazione dello spazio prodotti di un paese fornisce preziose informazioni sulla sua base di conoscenze produttive e valuta la sua capacità di diversificare la struttura produttiva esplorando nuove opportunità nel passaggio a prodotti differenti. Per approfondire queste implicazioni dello spazio prodotti, Hausmann et al. (2011) hanno introdotto un altro indice chiamato "valore delle opportunità", il quale utilizza dati quali la distanza di un paese da prodotti alternativi e la complessità di tali prodotti. Questo indice rappresenta le opportunità potenziali per un paese di transizione verso prodotti più complessi. Sebbene la distanza rifletta la separazione tra i prodotti dati gli schemi di esportazione di un paese, valutare il valore delle opportunità basandosi solo sulla distanza potrebbe essere inaccurato. Questo perché alcuni paesi potrebbero essere vicini a prodotti semplici e poco complessi, mentre altri potrebbero essere vicini a prodotti complessi e altamente interconnessi, a seconda della loro posizione iniziale nello spazio dei prodotti. Pertanto, è essenziale considerare anche il livello di complessità per analizzare il valore delle opportunità. Il valore delle opportunità esamina la possibilità che i paesi transitino verso prodotti più complessi. Secondo i risultati di Hausmann et al. (2011), i paesi con una complessità più bassa hanno meno opportunità e viceversa. Calcolando distanza e guadagno di opportunità, Hausmann et al. (2011) hanno analizzato prodotti simili per le esportazioni di un paese specifico e hanno discusso che i

paesi dovrebbero diversificarsi in questi beni perché hanno quasi abbastanza capacità per produrli. Per implementare questa idea, gli autori hanno creato dei grafici, chiamati “grafici di fattibilità” che mostrano i prodotti potenziali da esportare per un paese. I grafici di fattibilità sono essenzialmente combinazioni di distanza e complessità e visualizzano le opportunità possibili per i paesi data la loro struttura produttiva. La parte dei grafici che include beni complessi e raggiungibili in termini di distanza dovrebbe essere considerata come obiettivo futuro di produzione per i paesi. Da queste analisi, si possono evincere importanti implicazioni per la politica economica. Paesi con opportunità prossime possono beneficiare di politiche incentrate su salti più piccoli, mentre quelli in vicoli ciechi richiedono strategie più complesse per promuovere salti più grandi e trasformazioni strutturali.

In breve, lo spazio prodotti, insieme alla complessità economica, esamina le formazioni di esportazione dei paesi e funge da consulente per la diversificazione ed espansione della loro produzione. In modo più specifico, fornisce un percorso unico per ciascun paese, a seconda delle sue capacità e conoscenze produttive, tenendo conto delle misurazioni di prossimità e distanza.

Si tenga presente che negli studi precedentemente menzionati, Hidalgo e gli altri ricercatori hanno costruito lo spazio dei prodotti e l'indice di complessità basandosi sui dati di import-export. Tuttavia, è possibile replicare la medesima metodologia utilizzando altri tipi di dati, come quelli relativi ai brevetti o all'occupazione settoriale. Tale procedura genererà comunque un indice di complessità, sebbene potrebbe non riflettere più la complessità economica, ma piuttosto quella tecnologica considerando l'impiego di dati brevettuali, analogamente a uno spazio dei prodotti che, in contesto di attività innovativa, sarebbe più appropriato definire come spazio delle tecnologie.

3 CAPITOLO

DATI E METODOLOGIA

3.1 Dati

3.1.1 I brevetti come misura dell'attività innovativa

In questo studio la metodologia di Hidalgo viene applicata a dati brevettuali al fine di analizzare la composizione del portafoglio tecnologico di alcune aree geografiche, di cui si vuole valutare la correlazione tra complessità economica in termini di ECI e alcune variabili macroeconomiche. Oggetto di analisi sono, quindi, le attività innovative delle regioni di interesse e lo strumento attraverso il quale queste vengono misurate e confrontate sono i brevetti, i quali consentono di accedere alla conoscenza tacita alla base di una tecnologia. È importante sottolineare che analizzare e quantificare il progresso tecnologico è tutt'altro che semplice. Questo perché l'innovazione è un processo complesso, le cui dinamiche sono intrinsecamente poco decifrabili; pertanto, può essere misurata solo attraverso delle proxy. Nonostante in letteratura siano stati utilizzati anche strumenti diversi, le informazioni brevettuali risultano essere una buona risorsa da poter utilizzare come proxy principale dell'innovazione.

Da più di un decennio, infatti, le statistiche brevettuali rappresentano la forma di misurazione del processo innovativo più largamente adottata negli articoli di ricerca. Le ragioni di questa scelta risiedono principalmente nella più facile capacità di accesso a tali dati, sia in termini di raccolta delle informazioni che di fattibilità di analisi delle medesime. Gli uffici brevetti come l'Ufficio europeo dei brevetti (EPO) e l'Istituto per la Proprietà Intellettuale (IIP) in Giappone svolgono un ruolo fondamentale per consentire ciò, in quanto si occupano di generare quotidianamente informazioni brevettuali e istituiscono ampi database brevettuali disponibili a tutti, proprio al fine di condurre analisi sugli sviluppi tecnologici e le performance innovative aziendali o regionali. Così facendo, la mole di dati accessibili raggiunge scala globale e tale diffusione accresce inevitabilmente il valore delle informazioni brevettuali. D'altra parte, la possibilità di condurre analisi statistiche, spesso sofisticate, su database di dimensioni considerevoli, è da imputare alla disponibilità odierna di computer e

software sempre di più alta qualità e con potenze computazionali sempre più elevate. L'adozione di informazioni brevettuali come base di analisi è stata, altresì, facilitata da una comprensione via via migliore del funzionamento dei sistemi brevettuali e dalla disponibilità di ulteriori risultati ottenuti mediante analisi complementari ai dati ufficiali sui brevetti.

I documenti brevettuali costituiscono un ampio bacino di informazioni dettagliate riguardanti l'invenzione tecnologica e il relativo brevetto. La loro struttura comprende diverse sezioni chiave, tra cui le informazioni bibliografiche, un riassunto dell'invenzione, le rivendicazioni, la descrizione dettagliata dell'invenzione e i disegni accompagnati dalle relative spiegazioni. Questa organizzazione mirata fornisce un quadro completo e approfondito dell'oggetto brevettato, agevolando l'analisi e la comprensione dei dettagli legati all'innovazione e alla sua protezione attraverso il brevetto stesso.

Tuttavia, le ricerche condotte grazie all'analisi di dati brevettuali non si focalizzano tanto sul corpo principale del brevetto appena descritto, quanto più sulle informazioni contenute all'interno della prima pagina: nome e indirizzo di inventori e richiedenti, data di priorità, data di domanda, data di concessione e settori tecnologici ai quali afferiscono, identificati secondo la Classificazione Internazionale dei Brevetti (IPC).

Il richiedente di un brevetto è il soggetto che ha fornito le risorse necessarie in termini di ricerca R&S che ha portato all'invenzione tecnologica e che, pertanto, ne detiene i diritti legali di proprietà. Mentre con inventore ci si riferisce all'autore dell'invenzione. In rari casi, può capitare che l'inventore di una tecnologia ne sia anche proprietario: in questo caso si può parlare di inventore indipendente. Ogni brevetto può avere più di un inventore, così come più di un richiedente. Solitamente, infatti, un'invenzione è il prodotto di un lavoro di squadra, ovvero di un team di ricerca. La dimensione di questo team può essere variabile ma, come hanno dimostrato Nagaoka et al. (2010), la frequenza dei brevetti diminuisce proprio con l'aumentare del numero di inventori e il 90% di tutti i brevetti hanno da uno a cinque inventori. D'altra parte, per quanto riguarda i richiedenti, la proprietà singola emerge come struttura di proprietà dominante: nell'articolo succitato, si evidenzia il 90% dei brevetti caratterizzati da una singola entità richiedente. Se il numero di richiedenti è superiore a uno, si parla di co-proprietà brevettuale e, se i proprietari sono localizzati in paesi differenti, si ha una co-proprietà internazionale. Sebbene quest'ultima sia poco frequente sul totale dei dati

brevettuali, spesso si accompagna ad una invenzione portata a termine da un gruppo di ricerca anch'esso internazionale, caratterizzato da inventori che risiedono in diverse nazioni. Pertanto, la collaborazione tra organizzazioni e oltre i confini nazionali sembra favorire la formazione di team di ricerca più ampi e diversificati, in grado di affrontare compiti di ricerca più complessi e ardui.

Le informazioni sull'indirizzo degli inventori possono essere utilizzate per identificare l'area geografica in cui vi è stata attività innovativa; tuttavia, è necessario notare che l'indirizzo dell'inventore può essere sia il suo indirizzo di casa, che l'indirizzo dell'unità commerciale alla quale appartiene e, talvolta, anche l'indirizzo della sede dell'azienda per la quale lavora pertanto la localizzazione dell'invenzione potrebbe essere distorta.

Riprendendo quanto discusso nel capitolo precedente, l'analisi dell'interazione dei flussi di conoscenza e degli effetti spillati tra diverse organizzazioni e regioni rappresenta un argomento di vitale importanza e complessità. Questa dinamica gioca un ruolo fondamentale nell'economia della conoscenza, caratterizzata dalla condivisione non competitiva delle risorse, con importanti implicazioni per l'appropriabilità e la protezione legale della stessa. Nel corso del tempo gli studiosi impegnati in tale disciplina si sono dedicati alla ricerca di un metodo per misurare l'entità degli effetti generati dagli spillover di conoscenza. In questo lavoro di tesi verrà utilizzata la metrica di prossimità di Hidalgo come indicatore della similarità tra i portafogli tecnologici delle diverse regioni Europee.

Già Jaffe (1986) si servì di informazioni brevettuali per valutare la distanza tecnologica tra organizzazioni: nel suo studio sviluppò una misura di tale distanza basata proprio sulla similarità dei portafogli brevettuali tra aziende e confermò l'ipotesi che entità prossime nello spazio tecnologico traggono maggiori benefici dalle reciproche esternalità di conoscenza. Tale metodo fu ampiamente utilizzato nel corso degli anni a venire.

3.1.2 Descrizione del dataset

L'analisi di questo lavoro di tesi è stata condotta utilizzando un dataset derivato da un altro più ampio, costituito da molteplici tabelle, fornito interamente dal Politecnico di Torino. Quest'ultimo consiste in un'ampia raccolta di domande di brevetto depositate presso l'Ufficio Brevetti Europeo (EPO). Tali domande brevettuali provengono dal Worldwide Statistical Patent Database (PATSTAT), pubblicato dall'EPO due volte l'anno. I riferimenti geografici relativi agli indirizzi dei richiedenti e degli inventori dei brevetti seguono la classificazione NUTS 2021, pubblicata dall'Ufficio statistico dell'Unione Europea (EUROSTAT). La classificazione NUTS (Nomenclatura delle unità territoriali per le statistiche) è un sistema di suddivisione gerarchico del territorio economico dell'Unione Europea e del Regno Unito. I livelli gerarchici sono tre e vengono elencati di seguito:

- NUTS 1: suddivide le principali regioni socioeconomiche contandone 92;
- NUTS 2: le regioni vengono ulteriormente suddivise sulla base dell'applicazione delle diverse politiche regionali (corrispondenti alle regioni in Italia). A questo livello si contano 242 unità;
- NUTS 3: suddivisione più dettagliata utile per analisi specifiche che raggiunge un numero pari a 1166 regioni (corrispondenti alle province italiane).

Ogni domanda di brevetto afferisce a uno o a più settori tecnologici: questi vengono riportati nel dataset sotto forma di codici, provenienti dalla Classificazione Internazionale dei Brevetti (IPC), pubblicata dall'Organizzazione mondiale della proprietà intellettuale (WIPO). Tali codici sono la base per l'analisi della composizione tecnologica dei portafogli regionali.

Per maggiore chiarezza, vengono indicate le informazioni disponibili per ciascun brevetto, fornite attraverso le diverse tabelle: il numero e il codice del deposito del brevetto, il numero di pubblicazione, le date di presentazione della domanda, di priorità e di concessione, gli indirizzi degli inventori e dei richiedenti dettagliati per città, provincia, sistema locale, regione e paese, e i riferimenti alle aree tecnologiche, definiti tramite classe, sottoclasse, gruppo e sottogruppo IPC.

Il dataset finale, ottenuto mediante la combinazione di diverse tabelle e la selezione accurata delle variabili di interesse, rappresenta una cernita di quello sopradescritto e contiene informazioni relative all'attività brevettuale delle regioni europee riconducibile ad una

finestra temporale che copre un periodo di sei anni, dal 2013 al 2018. Le istanze relative a periodi al di fuori di questo sono state escluse. Nello specifico, come riferimento temporale è stato scelto l'anno di presentazione della domanda in quanto questo è sufficiente a definire la presenza di attività inventiva, conseguentemente al fatto che con il sistema brevettuale europeo, tutte le domande sono automaticamente divulgate. D'altra parte, la dimensione spaziale è stata definita considerando gli stati membri dell'Unione Europea più altri tre Paesi: la Svizzera, la Norvegia e il Regno Unito. I brevetti sono stati regionalizzati in base agli indirizzi corrispondenti degli inventori e, qualora questi ultimi fossero localizzati in regioni differenti, il brevetto è stato contato un numero di volte pari al numero di regioni di provenienza degli stessi. L'analisi è stata effettuata ad una granularità geografica corrispondente al livello NUTS3. Per quanto riguarda, invece, i codici relativi alle aree tecnologiche al quale ciascun brevetto fa capo, sono stati adottati i codici IPC a tre cifre, corrispondenti al livello di specificazione tecnologica delle classi al fine di ottenere una mappatura di tutti i brevetti in 124 aree tecnologiche. I brevetti con più di un codice IPC sono stati contati il numero di codici corrispondenti.

Pertanto, si è ottenuto un dataset nel quale ciascun record riporta:

- *Application identifier*: identificativo di deposito del brevetto;
- *Application code*: codice di deposito del brevetto;
- *Application year*: anno di deposito del brevetto;
- *Region code*: codice della regione associato all'inventore del brevetto (corrispondente all'area geografica NUTS2);
- *Country code*: codice del paese associato all'inventore del brevetto;
- *Class code*: codice della classe tecnologica associata al brevetto (IPC3). Ad ogni classe corrisponde una lettera che identifica il settore tecnologico di riferimento:
 - A. Human necessities;
 - B. Performing operations; transporting;
 - C. Chemistry; metallurgy;
 - D. Textiles; paper;
 - E. Fixed constructions;
 - F. Mechanical engineering; lighting; heating; weapons; blasting;
 - G. Physics;

H. Electricity.

Il dataset è stato poi ulteriormente modificato, al fine di raggiungere la forma matriciale necessaria per applicarvi la metodologia di Hidalgo spiegata nel Capitolo 2. Pertanto, per ciascuna regione è stato calcolato il numero di brevetti in ognuna delle 124 aree tecnologiche lungo l'intera finestra temporale presa come periodo di interesse. Il risultato ottenuto presenta le seguenti informazioni:

- Codice NUTS3 della regione;
- Codice IPC3 della classe tecnologica;
- Numero totale di brevetti per regione e classe specifiche;
- Numero totale di brevetti per regione senza considerare i settori tecnologici;
- Numero totale di brevetti per classe tecnologica senza considerare l'area geografica;
- Numero totale di brevetti.

3.2 Metodologia

Dopo aver descritto dettagliatamente la struttura del dataset di partenza, lo studio in esame propone la sua parte principale, ovvero l'applicazione della metodologia di Hidalgo ai dati brevettuali a disposizione.

Tale metodologia mira ad ottenere una misurazione dell'indice di complessità.

L'indice di complessità economica (ECI) mira a combinare due proprietà, ossia diversità e ubiquità, al fine di creare un indice che misuri quanto sia complessa la base tecnologica di un'economia. L'attività innovativa relativa ad un insieme diversificato di tecnologie implica che un paese abbia molte capacità. La misurazione della diversificazione è piuttosto agevole e può essere calcolata attraverso il procedimento sopra illustrato. D'altra parte, la misurazione della sofisticazione è in parte controversa. Numerosi autori, come Lall et al. (2006) e Hausmann et al. (2007), hanno creato indici che riflettono la sofisticazione delle esportazioni. Tuttavia, entrambi gli articoli hanno utilizzato i livelli di reddito dei paesi, il che potrebbe introdurre un certo bias. Per superare questo problema, Hausmann et al. (2011) hanno sottolineato che i beni sofisticati tendono ad essere meno ubiqui, poiché la loro produzione richiede la combinazione di molte capacità e la maggior parte dei paesi non può produrli a

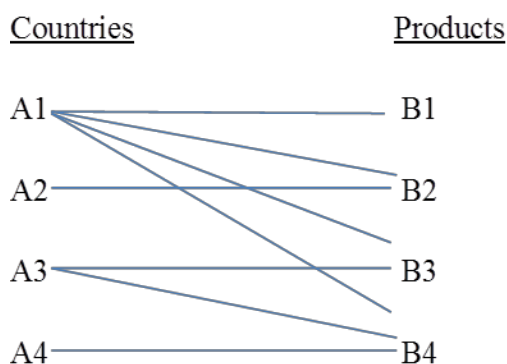
causa della mancanza di competenze. Ad esempio, produrre pane è relativamente facile, poiché richiede poche capacità da combinare, mentre produrre aeroplani o motori richiede molte capacità. Pertanto, analizzando le capacità di un paese, Hausmann et al. (2011) hanno sviluppato una misurazione della sofisticazione più robusta. Combinando l'ubiquità, che è una misura di sofisticazione, con la diversificazione si forniscono informazioni preziose sulle capacità di un paese.

Hausmann et al. (2011) hanno dimostrato che, per catturare la complessità di una regione, le misure di diversità e ubiquità dovrebbero essere utilizzate per correggersi a vicenda. Essere un paese diversificato o investire solo in tecnologie non ubique non sarebbe sufficiente per una struttura tecnologica complessa. Si consideri l'esempio seguente riportato da Hausmann et al. (2011) facendo riferimento a dati di export: sia il Pakistan che Singapore esportano lo stesso numero di prodotti nei quali risultano specializzati. Tuttavia, in termini di PIL pro capite, Singapore è trentotto volte più ricca del Pakistan. Poiché entrambi i paesi sono esattamente uguali in termini di diversità dei prodotti esportati, la grande differenza deve derivare dai tipi di prodotti che esportano. Verificando l'ubiquità delle esportazioni, le esportazioni del Pakistan in media sono anche esportate da altri ventotto paesi, mentre le esportazioni di Singapore in media sono esportate solo da altri diciassette paesi. Anche se ciò potrebbe non sembrare una differenza enorme, queste classifiche pongono il Pakistan nel sessantesimo percentile in termini di ubiquità e pongono Singapore nel primo percentile in termini di ubiquità. Inoltre, le esportazioni di Singapore sono per lo più esportate da paesi con una maggiore diversificazione, mentre le esportazioni del Pakistan sono per lo più esportate da paesi scarsamente diversificati. Come suggerisce questo esempio, la diversità da sola non fornisce informazioni sufficienti sulla complessità.

Si consideri adesso un altro esempio riguardante i diamanti grezzi, proposto sempre da Hausmann et al. (2011). Sono prodotti solo da pochi paesi e ciò li rende piuttosto non ubique. Ma se la produzione di diamanti grezzi richiede una conoscenza produttiva elevata, ci si aspetta logicamente che i paesi che esportano diamanti esportino anche molti altri prodotti. Tuttavia, i dati mostrano che i paesi che esportano diamanti non sono diversificati e esportano principalmente prodotti semplici. Pertanto, ciò è un indicatore che i diamanti grezzi non sono beni complessi, richiedono semplicemente una sorta di fortuna geografica. Questo esempio

mostra che l'ubiquità da sola non è nemmeno una misura perfetta di complessità o reddito elevato.

Gli esempi sopra evidenziano che diversità e ubiquità devono essere utilizzate contemporaneamente per correggersi a vicenda. Se un paese è diversificato, è un indicatore che il paese ha molte competenze. Tuttavia, se un paese diversificato innova nel campo di tecnologie in cui pochi altri innovano, e se quei paesi sono anche diversificati, l'indicatore dell'assunzione di avere molte capacità diventa più forte. Pertanto, la diversità deve essere corretta con l'ubiquità e viceversa. Questo metodo è chiamato Metodo delle Riflessioni ed è stato delineato da Hidalgo e Hausmann (2009). Si propone un semplice esempio del metodo delle riflessioni di seguito:



Nell'esempio sopra, le A rappresentano i paesi e le B rappresentano i prodotti. I collegamenti tra ciascun paese e prodotto implicano che un paese esporti quel prodotto. Quindi, il paese A1 esporta tutti i prodotti, il paese 2 esporta solo il secondo prodotto, il paese 3 esporta i prodotti B3 e B4, e il paese 4 esporta solo il prodotto B4.

Riferendosi all'esempio sopra, la diversità dei paesi e l'ubiquità dei prodotti possono essere scritte come segue:

<u>Diversità:</u>	<u>Ubiquità:</u>
$k_{a1,0}=4$	$k_{b1,0}=1$
$k_{a2,0}=1$	$k_{b2,0}=2$
$k_{a3,0}=2$	$k_{b3,0}=2$
$k_{a4,0}=1$	$k_{b4,0}=3$

Nelle equazioni sopra, gli indici da a1 a a4 rappresentano i paesi, mentre quelli da b1 a b4 rappresentano i prodotti e il secondo pedice rappresenta il numero di iterazioni (in questo caso 0 iterazioni). Ad esempio, poiché il paese 1 esporta tutti e 4 i prodotti, $k_{a1,0}$ è uguale a quattro e poiché il prodotto 2 è esportato da due paesi, $k_{b2,0}$ è uguale a due.

Si procede con il calcolo della prima riflessione. Esso include l'ubiquità media di un prodotto e la diversificazione media dei paesi. Pertanto,

$$\begin{aligned} k_{a1,1} &= (1/4)(1+2+2+3) = 2 & k_{b1,1} &= (1/1)4 = 4 \\ k_{a2,1} &= (1/1)2 = 2 & k_{b2,1} &= (1/2)(4+1) = 2.5 \\ k_{a3,1} &= (1/2)(2+3) = 2.5 & k_{b3,1} &= (1/2)(4+2) = 3 \\ k_{a4,1} &= (1/1)3 = 3 & k_{b4,1} &= (1/3)(4+2+1) = 2.3333 \end{aligned}$$

La seconda riflessione è calcolata considerando i vicini dei valori della prima riflessione. Pertanto,

$$\begin{aligned} k_{a1,2} &= (1/4)(4+2.5+3+2.3333) = 2.9583 & k_{b1,2} &= (1/1)2 = 2 \\ k_{a2,2} &= (1/1)2.5 = 2.5 & k_{b2,2} &= (1/2)(2+2) = 2 \\ k_{a3,2} &= (1/2)(3+2.3333) = 2.66 & k_{b3,2} &= (1/2)(2+2.5) = 2.25 \\ k_{a4,2} &= (1/1)2.3333 = 2.3333 & k_{b4,2} &= (1/3)(2+2.5+3) = 2.5 \end{aligned}$$

Questo processo può continuare all'infinito per calcolare ulteriori riflessioni, ma l'esempio sopra riportato, seppur limitato, è sufficiente allo scopo di spiegare meglio il metodo delle riflessioni. È chiaro che ogni volta che la diversità viene corretta dall'ubiquità e viceversa, si estraggono nuove informazioni su prodotti e paesi. Ad esempio, i valori della seconda iterazione pongono il paese A1 al primo posto, seguito da A3, A2 e A4. Il motivo per cui A2 è davanti ad A4 è che, sebbene entrambi i paesi esportino un prodotto, A2 esporta un prodotto meno ubiquo, vale a dire B2, che è esportato solo da A1 e A2. D'altra parte, A4 esporta B4,

che è esportato da A1, A3 e A4. Poiché B4 è un bene meno ubiquo, A4 rimane alla fine delle classifiche.

Hidalgo and Hausmann (2009) hanno scoperto che continuando le iterazioni, c'è la possibilità di trovare nuove informazioni su un paese o un prodotto. Pertanto, applicando questo processo ancora e ancora si ottengono ulteriori informazioni sulle capacità di un paese. Quindi, ogni volta che la diversità viene corretta dall'ubiquità e viceversa, ci si avvicina sempre di più a delineare la complessità di un paese. Il metodo converge, infatti, verso un numero dopo alcune iterazioni, e tale numero ottenuto rappresenta l'Indice di Complessità Economica (ECI). Si è scoperto questo processo completa la sua convergenza dopo la 18^a iterazione (Hausmann et al., 2011). Pertanto, la 18^a iterazione è stata utilizzata come valore matematico dell'indice di complessità economica. Utilizzando la stessa metodologia, gli autori calcolano anche l'indice di complessità del prodotto (PCI). La complessità del prodotto misura quanto sia complesso un prodotto. Un prodotto è considerato complesso se richiede una grande quantità di conoscenza produttiva e viene creato da organizzazioni complesse in cui interagiscono un gran numero di individui esperti. In modo analogo, si può calcolare anche la misura di complessità di una tecnologia, che verrà chiamata TCI per indicare la natura tecnologica dei dati grezzi.

Hausmann et al. (2011) generalizzano il metodo delle riflessioni per calcolare l'ECI per tutti i paesi.

I risultati di questo metodo saranno quindi le seguenti variabili: la specializzazione regionale, le metriche di diversificazione regionale e ubiquità tecnologica, la prossimità regionale in termini di similarità dei portafogli tecnologici e la prossimità tra tecnologie e, infine, la complessità dell'innovazione regionale e delle tecnologie.

Nelle sezioni successive, verranno esplorati i procedimenti che hanno condotto ai risultati della ricerca, offrendo, altresì, una chiara e dettagliata spiegazione della suddetta metodologia.

Specializzazione

Il primo passo è quello di ottenere le specializzazioni regionali, organizzate in una matrice.

La struttura del dataset di partenza alla quale si è pervenuti combacia esattamente alla matrice che utilizzano Hausmann et al. (2011) per implementare il Metodo delle Riflessioni, di cui viene proposto un esempio a scopo esplicativo qui di seguito.

La matrice viene chiamata Xrt (dove la lettera r sta per “Region” e la lettera t per “Technology”):

Xrt	1	2	3	4	5	TOTAL
A	41	11	76	55	72	255
B	6	4	43	19	71	143
C	55	28	52	64	85	284
D	0	94	52	57	65	268
E	26	37	57	60	77	257
F	82	3	70	49	87	291
G	75	9	26	93	16	219
TOTAL	285	186	376	397	473	1.717

Si considerino questi dati tenendo presente che sono stati attribuiti ad essi valori casuali, con l’unico scopo di esplicitare al meglio il calcolo analitico. All’incrocio di ogni regione i-esima e ogni tecnologia j-esima vi è il valore aggregato delle domande brevettuali effettuate dalla regione i-esima in merito alla tecnologia j-esima. Nella colonna a destra compaiono i totali di riga che costituiscono il valore totale delle domande associate a ciascuna regione. Nell’ultima riga, invece, è possibile leggere i totali di colonna che esprimono il valore totale europeo dei brevetti depositati relativi ad una determinata classe tecnologica.

Questa matrice è utile per derivare la specializzazione relativa di ciascuna regione in ciascun settore tecnologico analizzato. La specializzazione si esprime attraverso un indice introdotto da Balassa (1965) e denominato Revealed Compared Advantage (RCA). L’RCA costituisce una misura del grado di specializzazione relativa di una qualche unità spaziale i-esima in una specifica attività innovativa j-esima rispetto quello dell’intero sistema tecnologico. Tale indicatore si calcola come rapporto tra la quota di attività inventive del paese i-esimo relative al settore j-esimo sulla quota globale delle innovazioni relative al settore j-esimo. Numericamente, si ha:

$$RCA_{rt} = \frac{X_{rt}}{\sum r, X_{rt}} / \frac{\sum t, X_{rt}}{\sum r, X_{rt}}$$

Si utilizza questa misura per costruire la matrice che indica le specializzazioni relative di ogni regione per ogni tecnologia citata inizialmente. La matrice che si vuole ottenere deve essere binaria, pertanto si consideri una soglia del valore di RCA (RCA*) sopra la quale un paese può essere considerato specializzato in una determinata classe tecnologica. Si prenda come riferimento RCA*=1. Gli elementi della matrice acquistano valore 1 se la regione deposita brevetti afferenti a quella tecnologia con un vantaggio comparato rivelato maggiore di 1, e 0 altrimenti. Formalmente definiamo questa matrice come la matrice Mrt, dove:

$$M_{cp} = \begin{cases} 1 & \text{if } RCA_{cp} \geq 1; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Riferendosi alla matrice Xrt d'esempio sopra riportata, la matrice delle specializzazioni derivata sarebbe:

Mrt	1	2	3	4	5
A	0	0	1	0	1
B	0	0	1	0	1
C	1	0	0	0	1
D	0	1	0	0	0
E	0	1	1	1	1
F	1	0	1	0	1
G	1	0	0	1	0

Ove sono state colorate di rosso le caselle in cui non vi è specializzazione e in verde quelle in cui è, invece, presente una specializzazione.

Tuttavia, si ritiene importante mettere in luce alcuni limiti rilevanti, dei quali l'indice di vantaggio comparato rivelato è affetto. Il primo limite dell'RCA è che il suo dominio è

illimitato superiormente: tende, infatti, a più infinito se si considera un settore tecnologico molto raro, le cui domande brevettuali globali sono relativamente poche. Per ovviare al problema è opportuno introdurre una versione standardizzata dell'indicatore, definita come:

$$RCA_N = \frac{RCA-1}{RCA+1}$$

Questa versione normalizzata conferisce alla metrica delle proprietà maggiormente desiderabili, quali un dominio limitato sia inferiormente che superiormente, nonché una simmetria di tale dominio attorno allo 0. Scegliendo di utilizzare questa variante dell'indice di specializzazione, la regione i-esima viene considerata specializzata nella classe tecnologica j-esima quando RCA_N assume valori positivi (e non maggiori di uno come precedentemente). Pertanto, il valore della soglia RCA^* è stato impostato uguale a 0.

Altro difetto dell'indicatore è che risulta essere distorto se si utilizzano località geografiche molto piccole in cui vi si contano poche domande di brevetto o settori tecnologici molto particolareggiati e specifici. Una possibile conseguenza di errori come questi potrebbe essere che una regione risulti avere una forte specializzazione in una tecnologia quando non è effettivamente così. Pertanto, sono state prese alcune accortezze al fine di ottenere un indicatore di specializzazione relativa non soggetto a distorsioni. Sono state, infatti, eliminate:

- La classe tecnologica identificata con codice H99;
- Le regioni appartenenti al 40° percentile, in termini di domande di brevetto.

Dopo le seguenti operazioni, il campione presenta dati per 793 regioni europee e 123 aree tecnologiche.

Diversificazione e ubiquità

Dopo aver determinato la matrice delle specializzazioni, è possibile calcolare gli indicatori K_{r0} e K_{t0} corrispondenti, rispettivamente, alle metriche di diversificazione del portafoglio tecnologico regionale e di ubiquità della tecnologia.

Si reinserisce per comodità di lettura la matrice delle specializzazioni sopra riportata.

Mrt	1	2	3	4	5
A	0	0	1	0	1
B	0	0	1	0	1
C	1	0	0	0	1
D	0	1	0	0	0
E	0	1	1	1	1
F	1	0	1	0	1
G	1	0	0	1	0

Gli indici di diversificazione e di ubiquità possono essere calcolati sommando rispettivamente i valori di riga i valori di colonna:

$$\text{Indice di Diversificazione} - k_{r,0} = \sum_t M_{rt} \quad (1.1)$$

$$\text{Indice di Ubiquità} - k_{t,0} = \sum_r M_{rt} \quad (1.2)$$

Complessità

Successivamente, per ottenere una misura più accurata, si raffinano gli indici di diversità e ubiquità appena calcolati utilizzandoli entrambi per correggersi reciprocamente. Il calcolo iterativo delle misure di diversità e ubiquità fornisce le equazioni (1.3) e (1.4) di seguito riportate, dove n rappresenta il numero di iterazioni.

$$k_{r,N} = (1/k_{r,0}) * \sum_t M_{rt} \cdot k_{t,N-1} \quad (1.3)$$

$$k_{t,N} = (1/k_{t,0}) * \sum_r M_{rt} \cdot k_{r,N-1} \quad (1.4)$$

Sostituendo quest'ultima nella prima, si ottiene:

$$k_{r,N} = (1/k_{r,0}) \sum_t M_{r,t} (1/k_{t,0}) \sum_r M_{r,t} \cdot k_{r',N-2} \quad (1.5)$$

che può essere riscritta come:

$$k_{r,N} = \sum_r k_{r',N-2} \sum \frac{M_{rt} M_{c'p}}{k_{r,0} k_{t,0}} \quad (1.6)$$

L'equazione (1.6) può essere riscritta come segue:

$$k_{r,N} = \sum_r M'_{rr} k_{r',N-2} \quad (1.7)$$

dove,

$$M'_{rr} = \sum \frac{M_{rt} M_{c'p}}{k_{r,0} k_{t,0}} \quad (1.8)$$

L'equazione (1.7) è soddisfatta quando $k_{a,N} = k_{a,N-2} = 1$, che equivale a calcolare il primo autovalore di $M'M$. Tuttavia, tale valore non ha contenuto informativo in quanto l'autovettore relativo ad un autovalore uguale a uno è sempre costante. Pertanto, si prenda in considerazione l'autovettore correlato al secondo autovalore più grande. Questo è il misuratore della complessità economica, ovvero l'ECI.

Pertanto, si è ottenuto:

$$ECI = (k - \langle k \rangle) / stdev(k) \quad (1.9)$$

Dove $\langle \rangle$ rappresenta una media, $stdev$ indica la deviazione standard e k è l'autovettore di $M'M$ associato al secondo autovalore più grande.

Così come fanno gli autori del metodo, si procede analogamente per il calcolo dell'indice di complessità della tecnologia TCI. A causa della simmetria, cambiare r con t fornisce l'indice di complessità TCI:

$$TCI = (o - \langle o \rangle) / stdev(o) \quad (1.10)$$

Dove o rappresenta l'autovettore di $M'M$ associato al secondo autovalore più grande.

Gli indicatori di complessità vengono, quindi, standardizzati, al fine di consentire una migliore confrontabilità tra le diverse regioni e i diversi settori tecnologici. La loro forma standardizzata contribuisce alla realizzazione di valutazioni uniformi e comparabili.

Prossimità regionale e tecnologica

A seguito della definizione dei suddetti indicatori, è possibile calcolare la metrica di prossimità tra regioni in termini di similarità di composizione dei portafogli tecnologici e quella di prossimità tecnologica.

Si prenda come punto di partenza la matrice $M'M$: di seguito tale matrice, la quale è stata calcolata sulla base dell'esempio di matrice Mrt sopra proposta.

M'M	1	2	3	4	5
1	3	0	1	1	2
2	0	2	1	1	1
3	1	1	4	1	4
4	1	1	1	2	1
5	2	1	4	1	5

Ora si consideri la matrice sottostante, le cui righe e colonne sono costituite dai prodotti in analisi.

Xtt	1	2	3	4	5
1	3	3	4	3	5
2	3	2	4	2	5
3	4	4	4	4	5

4	3	2	4	2	5
5	5	5	5	5	5

Ogni casella di tale matrice rappresenta così una coppia di prodotti, il cui valore altro non è che il massimo tra i valori di ubiquità assunti dalla tecnologia i-esima e dalla tecnologia j-esima.

Dividendo elemento per elemento, si ottiene la matrice di prossimità tra tecnologie, come mostrato di seguito:

T	1	2	3	4	5
1	1	0	0,25	0,33333333	0,4
2	0	1	0,25	0,5	0,2
3	0,25	0,25	1	0,25	0,8
4	0,33333333	0,5	0,25	1	0,2
5	0,4	0,2	0,8	0,2	1

Evidentemente, T è una matrice simmetrica e contiene i valori di similarità tra le diverse coppie di classi tecnologiche.

Sebbene possa sembrare complicata, la misura di prossimità è molto diretta e può essere spiegata con un semplice esempio pratico. Si supponga che le classi tecnologiche 1 e 3 siano rispettivamente la A61 e la B23. Osservando la matrice Mrt, è facile dedurre che, con $RCA > 1$, domande di brevetto afferenti alla tecnologia A61 siano state depositate da 3 regioni, mentre quelle relative alla B23 da 4 regioni ed entrambe da una sola. In questo caso, la prossimità tra A61 e B23 sarebbe pari a $1/4 = 0,25$, risultato coerente con la matrice T ottenuta. Si noti come la variabile di prossimità sia stata calcolata tra coppie di classi tecnologiche; tuttavia, il procedimento per derivare i valori di prossimità per coppie di località è del tutto analogo.

Seguendo la metodologia utilizzata da Hidalgo (2021), è possibile formalizzare il calcolo appena descritto. Infatti, nonostante esistano molteplici modi per calcolare gli indicatori di prossimità, quello sopra riportato ricorre alla probabilità condizionale minima, definita come:

$$\Phi_{pp'} = \frac{\sum_{\{c\}} MrtMrt}{\max(Mt, Mt')} \quad (1.11)$$

Si noti come numeratore e denominatore combacino rispettivamente con gli elementi delle matrici MM' e Xt .

4 CAPITOLO

ANALISI EMPIRICA DEI RISULTATI

Il seguente capitolo si propone di offrire un'analisi chiara e approfondita dei risultati ottenuti attraverso l'applicazione della metodologia delucidata nel Capitolo 2. Nello specifico l'obiettivo è quello di esaminare il campione di dati utilizzato per la ricerca in oggetto e di analizzare e interpretare le variabili di diversificazione, prossimità e complessità economica regionale e, analogamente, quelle di ubiquità, prossimità e complessità delle tecnologie. Le analisi statistiche condotte e presentate nel presente capitolo saranno utili per fornire una panoramica complessiva dell'attività innovativa Europea, con particolare attenzione alle prossimità e alle complessità tecnologiche dei diversi portafogli tecnologici regionali. Successivamente, la trattazione mira a delineare la presenza di significative correlazioni statistiche tra le misure di complessità ottenute e un indicatore di ricchezza economica per rispondere alla domanda di ricerca formulata in principio.

4.1 Analisi descrittive del campione

Dopo aver analizzato dettagliatamente la struttura del dataset di partenza nel Capitolo 2, occorre condurre qualche analisi descrittiva preliminare al fine di comprendere meglio l'andamento e la distribuzione dei dati a disposizione.

In primo luogo, si vuole esaminare l'intensità dell'attività brevettuale separatamente per ogni area geografica delle 1313 prese in considerazione, a prescindere dalle classi tecnologiche a cui afferiscono le applicazioni brevettuali. Il numero di domande di brevetti depositate per regione presenta la seguente distribuzione.

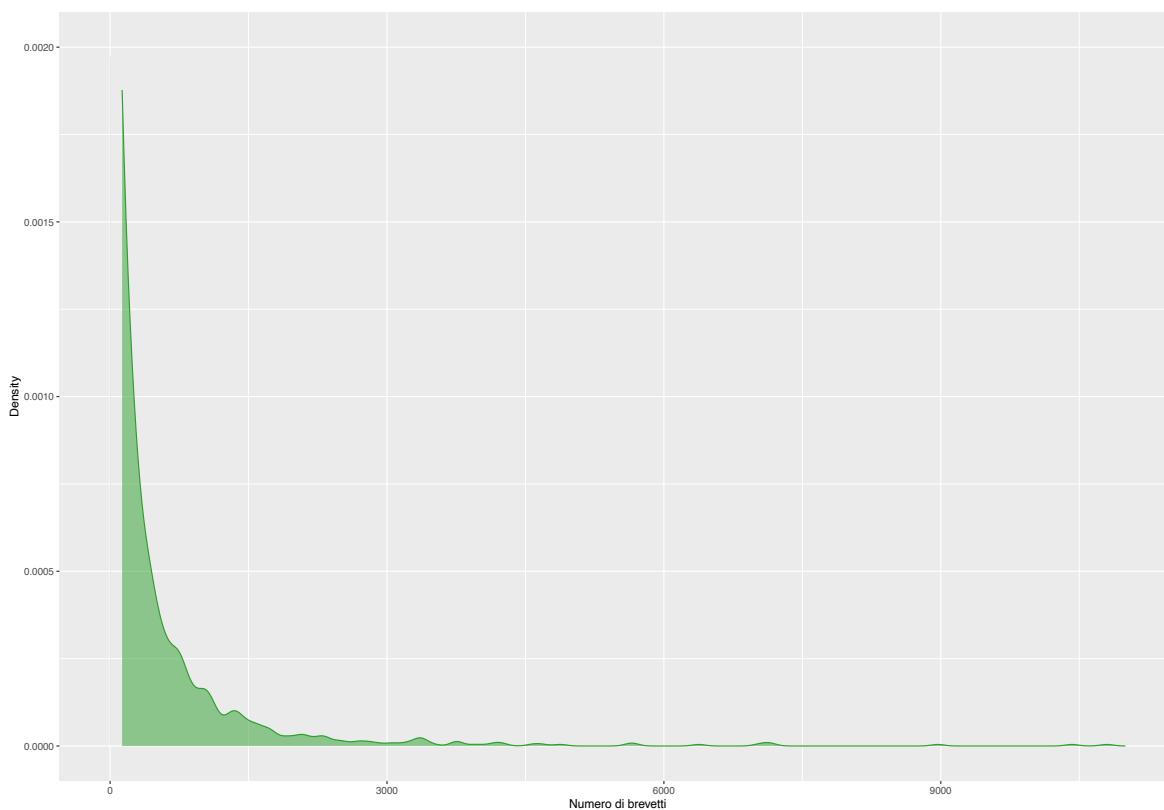


Figura 1: Rappresentazione grafica dell'attività brevettuale suddivisa per regione

Appare evidente che la domanda brevettuale dal 2013 al 2018 varia notevolmente tra le diverse regioni, evidenziando una considerevole eterogeneità dell'attività inventiva nelle diverse aree geografiche dell'Europa. Ad esempio, il 25% delle regioni conta meno di 46 domande presentate, mentre il 75% ne conta meno di 483. Il punto centrale della distribuzione corrisponde ad un numero di brevetti pari a 170, indicando che il 50% delle regioni presenta un numero inferiore di applicazioni brevettuali. I casi estremi sono caratterizzati da un valore minimo pari a 1 ed un valore massimo pari a 10799. Un range così ampio indica un'importante variabilità della distribuzione, la quale presenta, infatti, una significativa deviazione standard pari a circa 889.775. Pertanto, i dati appaiono notevolmente dispersi intorno al valor medio, calcolato come 455.874.

A fronte di tali considerazioni, risulta più comprensibile una forma della distribuzione così peculiare. Il grafico mostra una evidente asimmetria verso destra, che si traduce in una pesante e allungata coda a destra: ciò implica che ci sono valori più alti che si verificano meno frequentemente ma che sono più distanti dalla media rispetto ai valori più bassi.

In vista delle successive analisi, è interessante capire quali sono le aree geografiche la cui attività innovativa è più intensa. A tal proposito, di seguito si riportano le 10 regioni con il più alto numero di domande brevettuali presentate nel periodo di interesse.

RGN_CD	Regione	Paese	N. Brevetti	Perc. Totale
NL414	Zuidoost-Noord-Brabant	Paesi Bassi	10799	2,9%
DE212	München, Kreisfreie Stadt	Germania	10420	2,8%
SE110	Stockholms län	Svezia	8968	2,4%
FR105	Hauts-de-Seine	Francia	7164	1,9%
FR101	Paris	Francia	7118	1,9%
DE300	Berlin	Germania	7032	1,9%
FR714	Isère	Francia	6378	1,7%
FR103	Yvelines	Francia	5669	1,5%
FI1B1	Helsinki-Uusimaa	Finlandia	5633	1,5%
SE224	Skåne län	Svezia	4879	1,3%
Altre regioni			304480	80,4%
Totale			378540	100%

Tabella 1: Le 10 regioni con il più alto numero di domande brevettuali depositate

Il 20% del numero totale di brevetti europei con domanda depositata nel periodo 13-18 è stato registrato in alcuni dei Paesi maggiormente sviluppati del Nord Europa, tra i quali Svezia, Olanda, Finlandia, Germania e Francia. In particolare, le province nelle quali l'attività inventiva è stata più intensa sono principalmente le capitali dei paesi sopracitati, ovvero alcune tra le più grandi capitali europee, ad eccezione della provincia olandese in prima posizione con circa il 3% del numero totale di brevetti, del dipartimento dell'Isère situato nel sud-est della Francia al settimo posto e della contea più meridionale della Svezia che si posiziona al decimo posto della classifica. Infine, degna di nota è Monaco, terza città tedesca per popolazione, che, contando più di 10 000 brevetti depositati si colloca in seconda posizione.

Analogamente a quanto fatto sopra, si procede adesso con un'analisi della distribuzione del numero di domande di brevetti suddivise per classe tecnologica di appartenenza. L'obiettivo

è quello di indagare quali aree della tecnologia hanno vissuto una maggiore attività innovativa nel periodo d'interesse.

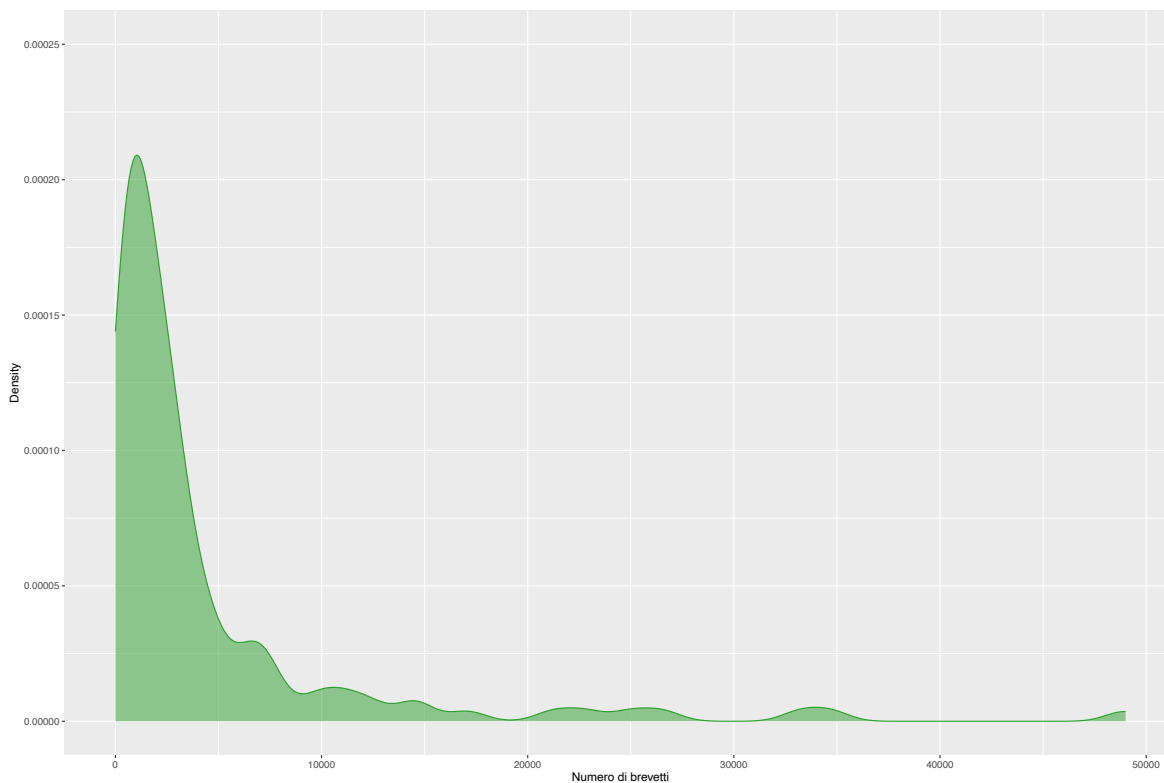


Figura 2: Rappresentazione grafica dell'attività brevettuale suddivisa per tecnologia

Anche in questo caso, il grafico evidenzia una distribuzione molto variegata dei dati. Con un totale di 124 osservazioni, corrispondenti alle 124 classi tecnologiche trattate, il range dei valori coperto dalla distribuzione oscilla tra un minimo di 1 e un massimo di 48955. Sebbene la mediana risulti pari a 2082, la media dei dati è di circa 4469 brevetti, valore notevolmente superiore: ciò suggerisce la presenza di valori molto elevati che influenzano positivamente il valor medio. Similmente a quanto discusso nel caso precedente, anche in questo grafico si evince una significativa variabilità dell'intensità della domanda brevettuale tra le diverse tecnologie, ipotesi confermata dalla misura di dispersione pari a 7462.176.

La distribuzione presenta un coefficiente di skewness positivo (3.385) che indica una coda più lunga verso destra, suggerendo una concentrazione di brevetti in un numero relativamente limitato di classi tecnologiche, con alcuni settori che registrano un numero molto elevato di brevetti rispetto ad altri.

In sintesi, l'analisi della distribuzione del numero di domande brevettuali suddivise per classe tecnologica suggerisce una grande varietà di dati, con alcuni settori che registrano un numero molto elevato di brevetti rispetto ad altri. Per individuare le aree tecnologiche che hanno attratto una più intensa attività inventiva, si riportano di seguito le prime dieci classi che contano i più alti numeri di domande brevettuali afferenti.

CLS_CD	Classe tecnologica	Settore tecnologico	N. Brevetti	Perc. Totale
A61	Medical or veterinary science; hygiene	Human necessities	48955	12,9%
H04	Electric communication technique	Electricity	34694	9,2%
G01	Measuring; testing	Physics	33233	8,8%
G06	Computing; calculating; counting	Physics	26541	7,0%
H01	Basic electric elements	Electricity	24979	6,6%
B60	Vehicles in general	Performing operations; transporting	22803	6,0%
F16	Engineering elements or units; general measures for producing and maintaining effective functioning of machines or installations; thermal insulation in general	Mechanical engineering; lighting; heating; weapons; blasting	21256	5,6%
C07	Organic chemistry	Chemistry; metallurgy	17075	4,5%
B65	Conveying; packing; storing; handling thin or filamentary material	Performing operations; transporting	14662	3,9%
H02	Generation, conversion, or distribution of electric power	Electricity	14424	3,8%
Altre tecnologie			119918	31,7%
Totale			378540	100%

Tabella 2: Le 10 tecnologie che contano il maggior numero di domande brevettuali

La classe tecnologica a cui afferisce il maggior numero di domande di brevetto registrate nel cinquennio 13-18 è quella relativa alle scienze mediche e veterinarie e rappresenta il 12,9% del numero totale dei brevetti per tecnologia. A seguire, si individuano i settori G e H, rispettivamente gli ambiti tecnologici della fisica e dell'elettricità: alcune delle sottocategorie contano, infatti, più di 20 000 domande brevettuali depositate. Anche l'area tecnologica dedicata al trasporto di persone e merci, riconosciuta come settore B, risulta essere stata molto attrattiva dal punto di vista innovativo, con ben due classi che si classificano al sesto e al nono posto del ranking per numero di brevetti associati. Allo stesso modo, altre due classi più specifiche hanno riscontrato dei numeri degni di noti: la chimica organica, appartenente al settore C, e l'area dell'ingegneria meccanica che si occupa del corretto funzionamento di impianti e macchinari, la quale afferisce alla macro-area F.

4.2 Analisi dei risultati

4.2.1 Analisi univariate

Dapprima è stata ottenuta la matrice binaria delle specializzazioni regionali nelle diverse tecnologie, caratterizzata da 793 regioni e 123 classi tecnologiche, rispettivamente i vettori colonna e i vettori riga della matrice.

	Freq.	Perc. Totale
Regione-Tecnologia con specializzazione	21447	22%
<i>Totale righe</i>	97539	
Regioni con almeno una specializzazione	793	100%
<i>Totale regioni</i>	793	
Tecnologie con almeno una specializzazione	123	100%
<i>Totale tecnologie</i>	123	

Tabella 3: Specializzazioni

Su un totale di 793x123 duple Regione-Tecnologia, il 22% riscontra una specializzazione, mentre tutte le regioni risultano essere specializzate in almeno una tecnologia e tutte le aree tecnologiche riportano almeno un portafoglio regionale con la relativa specializzazione.

Attraverso la costruzione di un indicatore di distanza euclidea, sono stati analizzati dapprima i vettori colonna della matrice e, successivamente, i vettori riga. I risultati hanno rivelato che non c'è nessuna regione con la stessa composizione del portafoglio tecnologico e che non ci sono tecnologie che godono della stessa diffusione tra le regioni europee. Tali considerazioni troveranno conferma con l'analisi delle prossimità regionali e tecnologiche ricavate dal metodo.

Il passo successivo è quello di analizzare l'output relativo alle diversificazioni dei portafogli regionali, tabella costituita da 793 elementi, nella quale, per ogni regione, è stato riportato il numero di specializzazioni diverse.

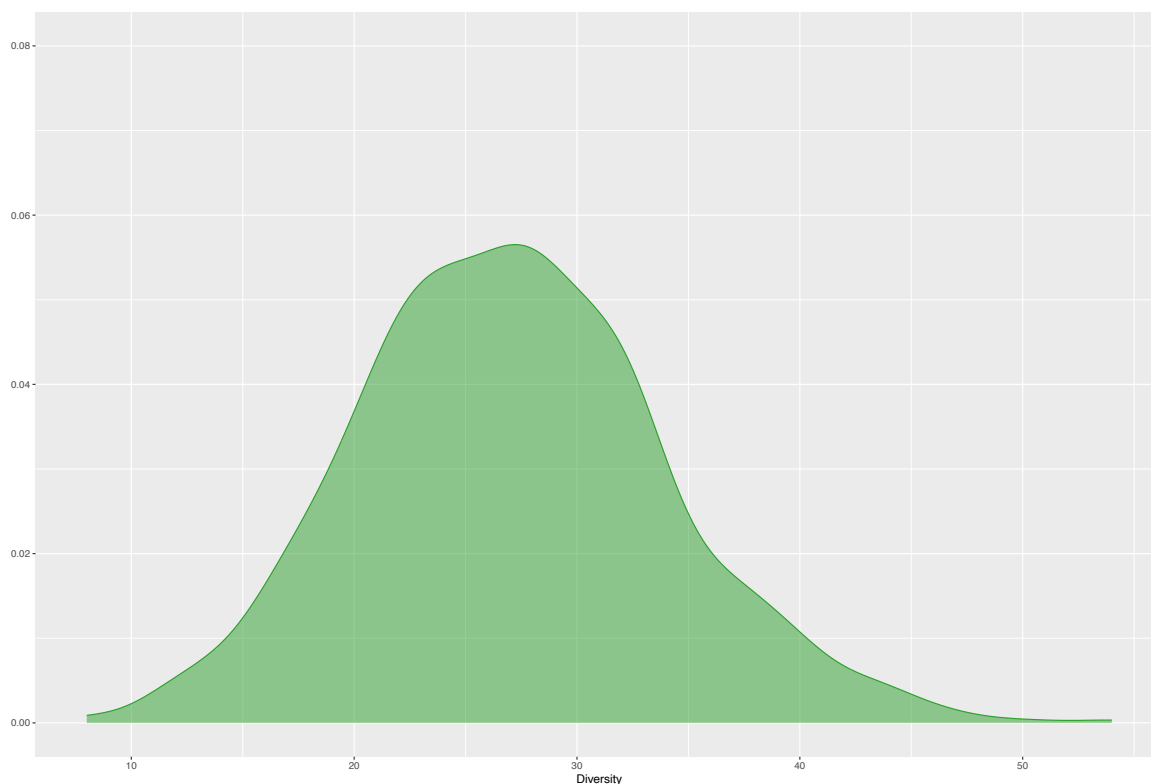


Figura 3: Distribuzione dell'indicatore di diversificazione

L'indicatore di diversificazione regionale, ovvero l'indicatore Kr0, è caratterizzato dalla distribuzione mostrata in Figura 3 e presenta le seguenti statistiche di base.

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Kr0 - Diversificazione	27.05	6.88	8	54

Tabella 4: Statistiche di base Kr0

Il valore centrale della distribuzione indica che il 50% delle regioni è specializzata in meno di 27 tecnologie, valore leggermente più basso della media. I quartili riportano, rispettivamente, 22 e 31 specializzazioni, mentre il decile superiore corrisponde ad un valore di Kr0 pari a 36. Quest'ultimo valore insieme al valore massimo registrato pari a 54, suggerisce che la distribuzione è caratterizzata da una coda leggermente più lunga verso destra, come evidenzia il grafico soprastante. La distribuzione di Kr0 appare, infatti, relativamente simmetrica, ma con una leggera asimmetria verso destra, confermata dal valore positivo di skewness. Inoltre, il valore di kurtosis, pari a circa 3.21, spiega la forma più appuntita rispetto ad una distribuzione normale: ciò si traduce in una maggiore

concentrazione dei dati attorno alla media, con code poco più pronunciate rispetto ad una normale.

È interessante conoscere quali sono i portafogli regionali europei maggiormente diversificati e quali meno. Per questo, è stato fatto un ranking dell'indicatore, di cui vengono illustrate qui di seguito le prime e ultime dieci istanze ottenute.

RGN_CD	Regione	Paese	Diversificazione
ITH32	Vicenza	Italia	54
ITC47	Brescia	Italia	50
ITH34	Treviso	Italia	47
FR826	Vaucluse	Francia	47
ITC46	Bergamo	Italia	46
DK031	Fyn	Danimarca	45
DEA1B	Kleve	Germania	45
ITC43	Lecco	Italia	44
UKK23	Somerset	Regno Unito	44
FR715	Loire	Francia	44

Tabella 5: Le 10 regioni con maggiore diversificazione tecnologica

RGN_CD	Regione	Paese	Diversificazione
UKK21	Bournemouth and Poole	Regno Unito	8
PL128	Radomski	Polonia	8
DE124	Rastatt	Germania	11
UKM62	Inverness & Nairn and Moray	Regno Unito	11
DE803	Rostock, Kreisfreie Stadt	Germania	11
ITI16	Livorno	Italia	12
FR523	Ille-et-Vilaine	Francia	12
UKD74	Wirral	Regno Unito	12
DE913	Wolfsburg, Kreisfreie Stadt	Germania	12
DE266	Rhön-Grabfeld	Germania	12

Tabella 6: Le 10 regioni con minore diversificazione tecnologica

Dalle tabelle si evince una forte prevalenza di regioni appartenenti a Italia, Francia, Germania e Regno Unito. Ai primi posti si classificano tre province del Nord Italia, tra le quali due venete e Brescia, secondo capoluogo lombardo per popolazione. Da notare anche che, tra le 10 regioni con più specializzazioni rientrano altre due città della Lombardia, Bergamo e

Lecco. D'altra parte, invece, Livorno appare al sesto posto tra le regioni meno diversificate. La prima città tedesca per numero di specializzazioni è Kleve, situata a nord-ovest della Germania e confinante con i Paesi Bassi, mentre altre quattro regioni tedesche si collocano tra gli ultimi posti della classifica: tra queste, si può notare Wolfsburg, sede della casa automobilistica Volkswagen e, quindi, fortemente specializzata nel settore automobilistico. Con un indicatore di diversificazione pari a 45, Fyn, seconda isola della Danimarca si posiziona al sesto posto dopo Bergamo, mentre con una sola specializzazione in meno, la prima tabella mostra, oltre a Lecco, una regione amministrativa della Francia occidentale e una contea a sud-ovest dell'Inghilterra. Si evidenzia, altresì, il terzo posto per maggior numero di specializzato, occupato da un dipartimento francese della Provenza, che, come visto in precedenza, ha mostrato una intensa attività brevettuale. Le regioni con il portafoglio tecnologico meno diversificato risultano essere Bournemouth, città balneare sulla costa meridionale dell'Inghilterra e Radomski, città polacca a 100 chilometri dalla capitale, con un numero di specializzazioni tecnologiche pari a 8.

Spostando l'attenzione alle tecnologie, si procede esaminando la loro ubiquità tra le regioni europee, misurata attraverso l'indicatore Kt_0 , che indica il numero di regioni nelle quali una determinata tecnologia è diffusa. La tabella ottenuta consta di 123 righe, ognuna delle quali riporta una classe tecnologica e il relativo valore calcolato all'iterazione Kt_0 . Tale indicatore si distribuisce come illustrato nel grafico sottostante.

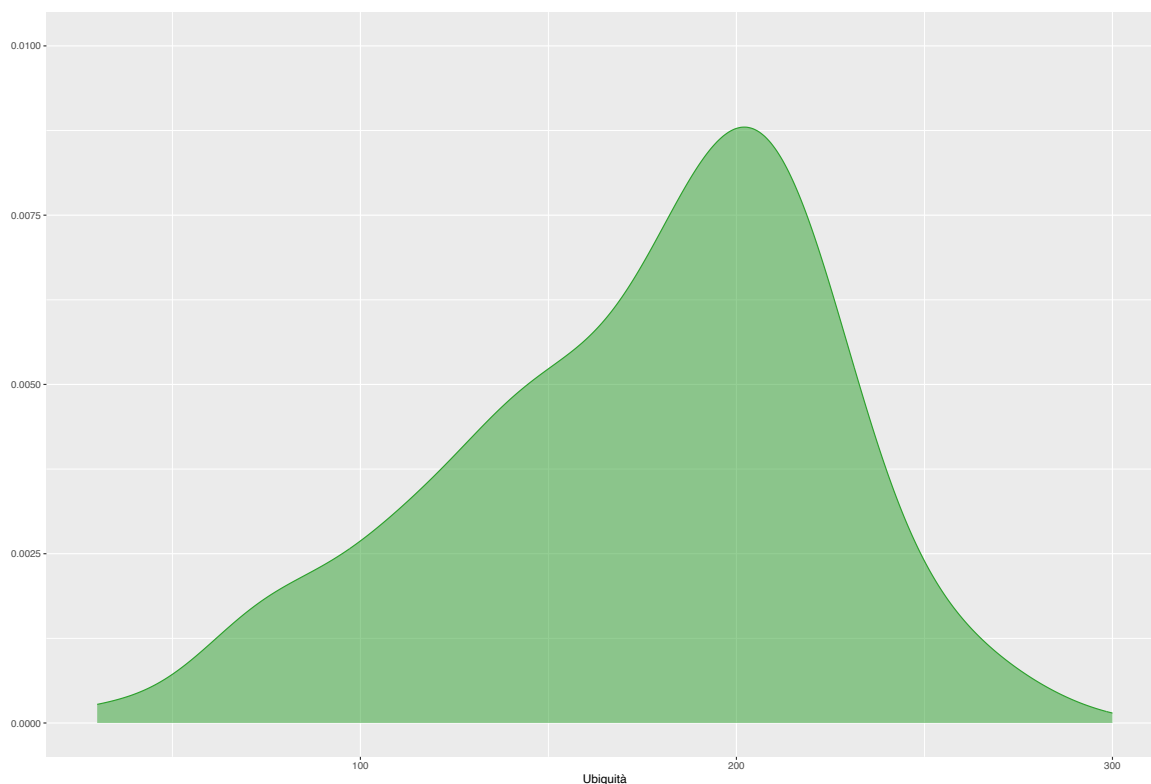


Figura 4: Distribuzione dell'indicatore di ubiquità tecnologica

Si riportano anche i valori di media, deviazione standard e gli estremi registrati dalla variabile:

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Kt0 - Ubiquità	174.37	49.65	31	280

Tabella 7: Statistiche di base dell'indicatore Kt0

L'analisi della distribuzione mostra una certa variabilità dei risultati, che si muovono da un valore minimo di 31 ad un valore massimo di 280 regioni in cui si riscontra la specializzazione. In media, le tecnologie risultano diffuse in 174 aree geografiche, con una deviazione standard pari a circa 49.65. Il primo quartile corrisponde a 143, mentre il secondo a 212. Il 50% delle classi tecnologiche ha attratto attività innovative in meno di 187 regioni, valore che, confrontato con il più basso valor medio, suggerisce una leggera asimmetria, come si può evincere dal grafico. In questo caso, la coda più lunga è quella di sinistra, giustificando un valore negativo di skewness. I dati risultano abbastanza concentrati intorno alla media, con code più pronunciate rispetto ad una distribuzione normale e una forma più

appuntita rispetto al caso precedente. Non a caso, si evidenzia un valore di kurtosis inferiore a 3, pari a circa 2.8.

In modo del tutto analogo a quanto fatto per le regioni, anche per le tecnologie si è interessati a capire quali tecnologie risultano essere più ubique e quali, invece, più rare.

CLS_CD	Classe tecnologica	Settore tecnologico	Ubiquità
F16	Engineering elements or units; general measures for producing and maintaining effective functioning of machines or installations; thermal insulation in general	Mechanical engineering; lighting; heating; weapons; blasting	280
E01	Construction of roads, railways, or bridges	Fixed constructions	265
E04	Building	Fixed constructions	261
A01	Agriculture; forestry; animal husbandry; hunting; trapping; fishing	Human necessities	257
C04	Cements; concrete; artificial stone; ceramics; refractories	Chemistry; metallurgy	252
A61	Medical or veterinary science; hygiene	Human necessities	243
E06	Doors, windows, shutters, or roller blinds, in general; ladders	Fixed constructions	241
B65	Conveying; packing; storing; handling thin or filamentary material	Performing operations; transporting	238
E02	Hydraulic engineering; foundations; soil-shifting	Fixed constructions	236
B21	Mechanical metal-working without essentially removing material; punching metal	Performing operations; transporting	232

Tabella 8: Le 10 tecnologie più ubique

Come mette in luce la tabella, il settore tecnologico più diffuso appare essere il settore E, settore relativo alla costruzione di opere di ingegneria civile come edifici, ponti e strade, che conta ben quattro classi tecnologiche tra le prime dieci e un totale di 1003 domande di brevetto. Anche la macroarea A delle necessità umanitarie riscontra una notevole attività innovativa, presentando la classe relativa all'agricoltura, allevamento e silvicoltura in quarta posizione e la classe A61, vista in precedenza come la prima per numero di brevetti, in sesta posizione. Alcune delle tecnologie appartenenti al settore B dei trasporti risultano, altresì, essere molto diffuse. Tuttavia, la tecnologia più ubiqua è quella relativa alla produzione e al mantenimento di impianti e macchinari che raggiunge il massimo numero di regioni specializzate. Non a caso, tale classe tecnologica si era annoverata il settimo posto per numerosità di domande brevettuali ad essa afferenti.

CLS_CD	Classe tecnologica	Settore tecnologico	Ubiquità
G12	Instrument details	Physics	31
C40	Combinatorial technology	Chemistry; metallurgy	60
C14	Skins; hides; pelts; leather	Chemistry; metallurgy	69
D05	Sewing; embroidering; tufting	Textiles; paper	71
C06	Explosives; matches	Chemistry; metallurgy	75
C13	Sugar industry	Chemistry; metallurgy	76
G04	Horology	Physics	77
B43	Writing or drawing implements; bureau accessories	Performing operations; transporting	79
B68	Saddlery; upholstery	Performing operations; transporting	86
D07	Ropes; cables other than electric	Textiles; paper	91

Tabella 9: Le 10 tecnologie meno ubiquie

Al contrario, il settore tecnologico C, relativo alla chimica e alla metallurgia, presenta il maggior numero di classi tra le meno ubiquie riportate sopra. In particolare, si evidenziano le tecnologie combinatorie, quelle per il trattamento delle pelli, quelle relativi agli esplosivi e l'industria dello zucchero. La tecnologia meno diffusa in assoluto rientra nel campo della fisica e, in particolare, in quello degli strumenti di dettaglio, che presenta un numero di regioni specializzate molto distante da tutti gli altri. Viceversa, la classe tecnologica dedicata all'orologeria, seppur appartenente sempre all'area della fisica, risulta leggermente più ubiqua, contando più del doppio di specializzazioni regionali. Il settore tessile D conta due tra le classi meno ubiquie, così come il settore dei trasporti per merci e persone.

Adesso si vogliono analizzare i risultati ottenuti rispetto alle similarità tra portafogli tecnologici regionali e tra tecnologie, ovvero le prossimità regionali e tecnologiche ricavate attraverso il metodo di Hidalgo.

L'analisi comincia dalla matrice di prossimità tecnologiche, di cui si osserva solo una delle due porzioni triangolari, data la sua simmetria, la consta di 7503 elementi. Ogni elemento riporta una coppia di tecnologie e il relativo indicatore di prossimità Φ . Tale indicatore presenta la distribuzione illustrata nel seguente grafico.

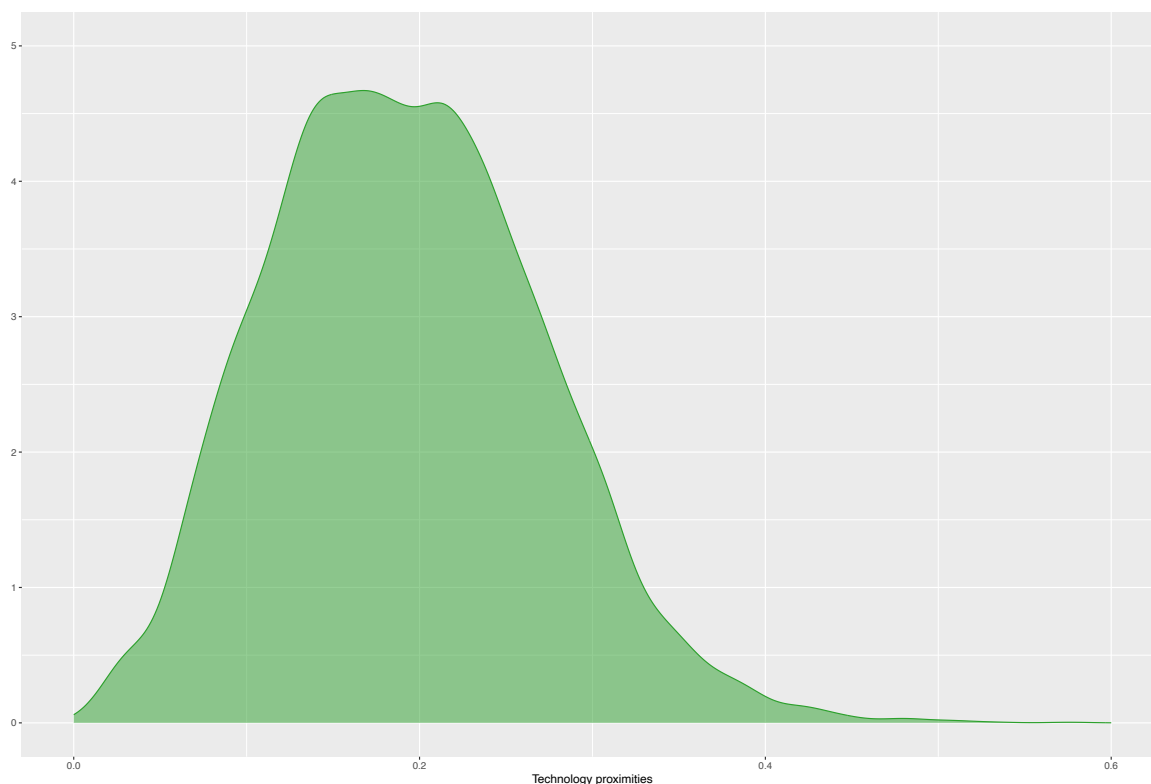


Figura 5: Distribuzione dell'indicatore di prossimità tecnologica

La distribuzione appare caratterizzata da una forte concentrazione dei dati intorno alla media e una coda più lunga verso destra che suggerisce alcuni valori più elevati. Il valore di skewness è, infatti, positivo e spiega l'asimmetria verso destra.

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Tech proximity	0.19	0.078	0.006	0.576

Tabella 10: Statistiche di base dell'indicatore di technological proximity

Guardando alle statistiche di base, si nota che il valore massimo di prossimità tra due tecnologie è di 0.576, confermando il risultato del calcolo della distanza euclidea tra i vettori riga della matrice di specializzazione, secondo il quale non vi era nessuna tecnologia caratterizzata dallo stesso identico vettore, e quindi dalla stessa diffusione tra le regioni.

Il valore medio è leggermente superiore al 50° percentile, pari a circa 0.188. Il 25% delle coppie di classi tecnologiche gode di un indice di prossimità inferiore a 0.135, mentre il 75% presenta un valore inferiore a 0.244. I valori più alti sono concentrati nell'ultimo 10% delle osservazioni; infatti, il decile superiore corrisponde ad una misura di prossimità pari a 0.294.

Le dieci coppie di tecnologie che riscontrano una più alta prossimità, che va da 0.479 al massimo di 0.576, sono elencate qui di seguito.

Tecnologia A	Tecnologia B	phi
Dyes; paints; polishes; natural resins; adhesives; compositions not otherwise provided for; applications of materials not otherwise provided for	Organic macromolecular compounds; their preparation or chemical working-up; compositions based thereon	0.576
Biochemistry; beer; spirits; wine; vinegar; microbiology; enzymology; mutation or genetic engineering	Organic chemistry	0.533
Building	Doors, windows, shutters, or roller blinds, in general; ladders	0.513
Vehicles in general	Land vehicles for travelling otherwise than on rails	0.511
Medical or veterinary science; hygiene	Biochemistry; beer; spirits; wine; vinegar; microbiology; enzymology; mutation or genetic engineering	0.502
Computing; calculating; counting	Electric communication technique	0.5
Machines or engines in general; engine plants in general; steam engines	Combustion engines; hot-gas or combustion-product engine plants	0.486
Mechanical metal-working without essentially removing material; punching metal	Machine tools; metal-working not otherwise provided for	0.483
Organic chemistry	Medical or veterinary science; hygiene	0.481
Inorganic chemistry	Physical or chemical processes or apparatus in general	0.479

Tabella 11: Le 10 coppie di tecnologie più prossime

Delle dieci coppie, sei sono costituite da classi appartenenti allo stesso settore tecnologico, mentre quattro appartengono a settori tecnologici diversi. Queste ultime richiedono un'attenzione maggiore. Al quinto posto si individuano le tecnologie relative alle scienze mediche e veterinarie e alla biochimica e microbiologia, afferenti, rispettivamente, al settore A e al settore C: tali classi sono, infatti, strettamente correlate dal punto di vista della salute umana, della ricerca medica e dello studio di agenti patogeni. Segue, poi, con una prossimità simile, la coppia costituita dall'ambito dell'elaborazione dei dati (settore G) e dalle tecniche di comunicazione elettrica (settore H), aree tecnologiche che richiedono simili competenze, quali la manipolazione dei segnali, la conoscenza dei fondamenti matematici e dei concetti di programmazione. Al nono posto, si classifica nuovamente una coppia di classi C e A, nello specifico la chimica organica e le scienze mediche: un valore alto di prossimità reciproca è

spiegato dal fatto che in campo medico si applicano i principi della chimica organica per la progettazione e manipolazione delle molecole utilizzate per lo sviluppo di trattamenti farmacologici. Infine, l'ultima dupla lega due delle classi tecnologiche appartenenti ai settori C e B con una prossimità pari a 0.479, valore giustificato dal fatto che molti processi e apparecchiature utilizzati nella 'Tecnologia b' sono caratterizzati da reazioni e fenomeni che coinvolgono elementi chimici inorganici, oggetto di studio della 'Tecnologia a'. Pertanto, sebbene le classi tecnologiche appartengano a settori IPC1 differenti in qualche caso, condividono tutte alcune competenze di base che le rendono prossime secondo la definizione di Hidalgo.

Parallelamente, vengono illustrate anche le dieci coppie di tecnologie che si posizionano al fondo della classifica per valore di prossimità registrato.

Tecnologia A	Tecnologia B	phi
Metallurgy of iron	Instrument details	0.006
Instrument details	Construction of roads, railways, or bridges	0.008
Conveying; packing; storing; handling thin or filamentary material	Instrument details	0.008
Combinatorial technology	Furniture; domestic articles or appliances; coffee mills; spice mills; suction cleaners in general	0.009
Instrument details	Natural or man-made threads or fibres; spinning	0.012
Instrument details	Making articles of paper, cardboard or material worked in a manner analogous to paper; working paper, cardboard or material worked in a manner analogous to paper	0.013
Horology	Instrument details	0.013
Instrument details	Sewing; embroidering; tufting	0.014
Life-saving; fire-fighting	Instrument details	0.015
Agriculture; forestry; animal husbandry; hunting; trapping; fishing	Instrument details	0.016

Tabella 12: Le 10 coppie di tecnologie meno prossime

La tabella suggerisce che la tecnologia che presenta meno similarità con altre è quella relativa agli strumenti di dettaglio, afferente al settore della fisica G: in nove coppie su dieci, infatti, una delle due classi tecnologiche, risulta proprio essere la G12. In quasi tutti i casi, le classi IPC3 che presentano una prossimità esigua appartengono a settori IPC1 differenti, esclusa la dupla costituita dalla G12 e dalla G04, ovvero quella dedicata all'orologeria.

Si evidenzia come tutti i valori bassi riportati in tabella siano da ricondurre a coppie di tecnologie molto distanti rispetto alla natura delle competenze alla base del loro sviluppo.

L'analisi successiva volge, invece, la sua attenzione all'esame delle similarità tra le diverse composizioni dei portafogli tecnologici regionali, per capire quali regioni hanno riscontrato un'attività inventiva simile, che, a sua volta, si traduce nel capire quali aree geografiche hanno sviluppato e coltivato competenze simili dal punto di vista tecnologico.

Si procede, pertanto, con l'analisi di un altro output del Metodo delle Riflessioni: la matrice delle prossimità regionali, e, più in particolare, di una delle due porzioni triangolari per le stesse ragioni di simmetria citate precedentemente.

La tabella che si ottiene contiene 314 028 istanze e ciascuna di esse presenta una coppia di regioni e il relativo indicatore di prossimità Φ .

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Region proximity	0.203	0.091	0	0.8

Tabella 13: Statistiche di base dell'indicatore di prossimità regionale

L'indicatore Φ si muove in un intervallo di valori più esteso rispetto al caso precedente, presentando un valore minimo pari a 0 che coincide con il suo limite inferiore e un valore massimo pari a 0.8. Non vi è nessuna coppia di regioni con una prossimità pari a 1, validando il risultato ottenuto calcolando la distanza euclidea tra i vettori colonna della matrice di specializzazione, secondo il quale non sono emerse coppie di portafogli tecnologici regionali con la stessa composizione. Il valor medio si attesta intorno a 0.203, valore simile a quello assunto dalla mediana, che è pari 0.2. Questo suggerisce che la maggior parte dei dati si trova intorno al valore centrale della distribuzione, così come evidenzia il grafico sottostante.

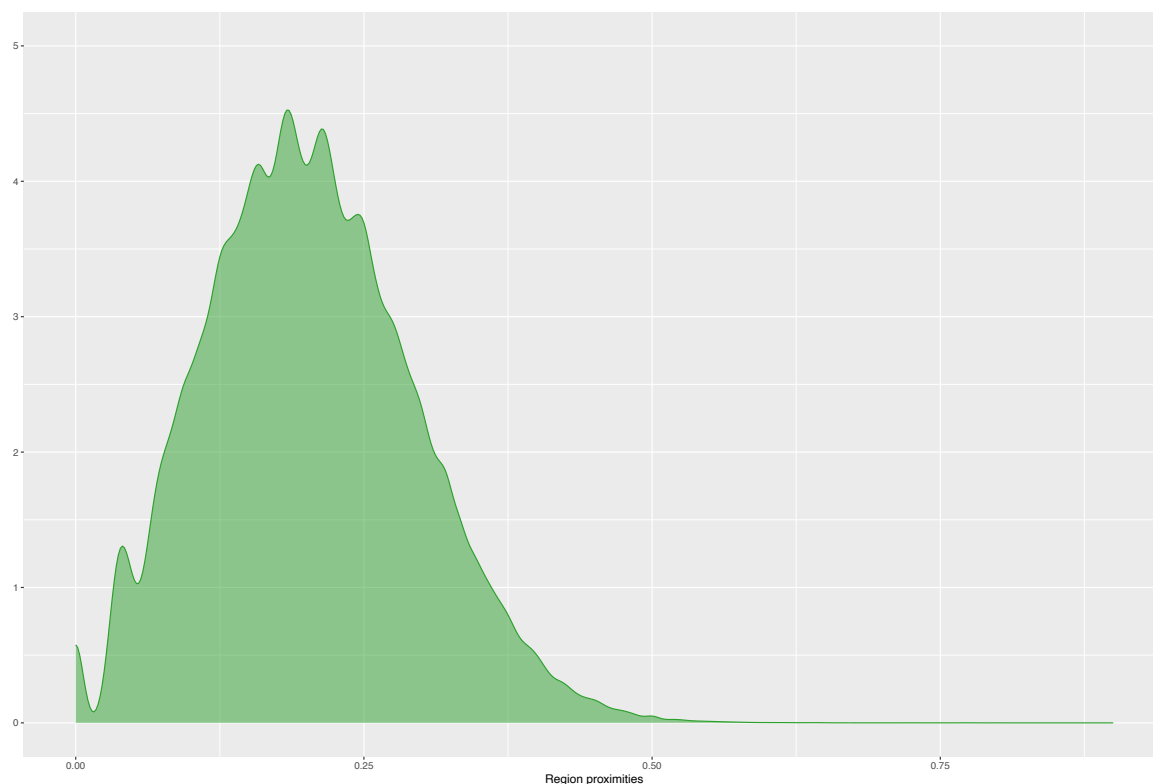


Figura 6: Distribuzione dell'indicatore di prossimità regionale

Osservando il grafico si evince facilmente che vi è una forte tendenza centrale intorno alla mediana, con una variabilità dei dati che si aggira intorno ad un valore pari a 0.091. Tuttavia, è possibile notare che vi sono anche dei valori molto più alti rispetto alla media. Questi, che rappresentano meno dell'1% delle osservazioni, si collocano graficamente lungo la coda destra più allungata della distribuzione che appare, pertanto, leggermente asimmetrica con un valore di skewness di poco superiore a 0. Il 99% delle coppie di regioni presenta una misura di prossimità inferiore a 0.429 suggerendo una eterogeneità significativa nella distribuzione dei valori all'interno del range min-max: i valori da 0.429 al massimo di 0.8 sono registrati e concentrati nell'ultimo percentile. Il grafico mostra, altresì, una forma più appuntita rispetto ad una distribuzione normale, presentando, nella zona centrale, dei picchi più pronunciati.

Ordinando la tabella secondo valori decrescenti di Φ , è possibile esaminare quali sono i portafogli tecnologici regionali più simili e quali risultano, invece, essere più distanti. A tal proposito, di seguito si riportano le porzioni superiore e inferiore del ranking ottenuto.

Regione A	Regione B	phi
Nordsjælland (DK013)	Københavns omegn (DK012)	0.8
Rhein-Pfalz-Kreis (DEB31)	Neustadt an der Weinstraße, Kreisfreie Stadt (DEB36)	0.778
München, Kreisfreie Stadt (DE212)	München, Landkreis (DE21H)	0.773
Ludwigsburg (DE115)	Böblingen (DE112)	0.769
Neustadt an der Weinstraße, Kreisfreie Stadt (DEB36)	Bad Dürkheim (DEB3C)	0.75
Nürnberg, Kreisfreie Stadt (DE254)	Erlangen, Kreisfreie Stadt (DE252)	0.739
Mettmann (DEA1C)	Düsseldorf, Kreisfreie Stadt (DEA11)	0.727
Stuttgart, Stadtkreis (DE111)	Ludwigsburg (DE115)	0.72
Nürnberg, Kreisfreie Stadt (DE254)	Nürnberg Land (DE259)	0.708
Erlangen-Höchstadt (DE254)	Nürnberg, Kreisfreie Stadt (DE259)	0.696

Tabella 14: Le 10 coppie di regioni tecnologicamente più prossime

Le regioni che risultano avere il portafoglio tecnologico più simile si trovano in Danimarca e sono la sua capitale, Copenaghen, e una regione situata nella parte settentrionale del paese. Le restanti coppie di regioni illustrate nella tabella sono interamente regioni tedesche e si individuano prevalentemente nella parte occidentale della Germania e in Baviera. Tutte le coppie considerate sono costituite da regioni vicine anche geograficamente. Al terzo e al nono posto si possono notare gli alti valori di prossimità tra le città di Monaco e Norimberga e i rispettivi distretti rurali. Le duple di regioni situate nella Germania occidentale, si concentrano presso la città di Stoccarda e nelle aree limitrofe, nella zona dell'estremo ovest confinante con il Lussemburgo a nord di Strasburgo e nella parte settentrionale vicino a Bonn.

Al fondo della classifica si posizionano tutte quelle coppie di regioni i cui portafogli tecnologici risultano del tutto dissimili, registrando il valore minimo di prossimità pari a 0. Queste rappresentano lo 0.9% della totalità delle istanze; tuttavia, nella tabella sottostante si riportano soltanto dieci di queste coppie regionali, estratte in modo casuale.

Regione A	Regione B	phi
Arr. Roeselare (BE)	Radomski (PL)	0
Rhön-Grabfeld (DE)	Norrbottnens län (SE)	0
Nordburgenland (AT)	Wirral (UK)	0
Cuneo (IT)	Inner London occidentale (UK)	0
Vienne (FR)	Stockholms län (SE)	0
Warendorf (DE)	Inverness & Nairn and Moray, Badenoch & Strathspey (UK)	0
Cher (FR)	Cantabria (ES)	0
Ανατολική Αττική (EL)	Ludwigsburg (DE)	0
Peine (DE)	Cambridgeshire CC (UK)	0
Midland (IE)	Erlangen-Höchstadt (DE)	0

Tabella 15: Le 10 coppie di regioni tecnologicamente meno prossime

Come si evince dalla tabella, le regioni tecnologicamente più distanti risultano anche essere lontane geograficamente e, nella maggior parte dei casi, situate in paesi diversi.

Dopo aver esaminato i risultati relativi alle specializzazioni e alle prossimità regionali, l'analisi condotta in questo lavoro di tesi propone la creazione di un grafo che rappresenta lo spazio dei portafogli tecnologici regionali. Guardando alla letteratura precedente, si riscontra che i lavori di ricerca affini a quella in oggetto sono spesso corredati da grafi rappresentativi lo Spazio dei Prodotti o lo Spazio delle Tecnologie, a seconda della natura dei dati di partenza. Quest'ultimo, come spiegato nella sezione dedicata, rappresenta le prossimità tecniche tra le diverse tecnologie, e, attraverso la visualizzazione grafica delle connessioni, evidenzia relazioni e similitudini tra le varie innovazioni, consentendo agli studiosi di identificare eventuali aree di convergenza e opportunità di sviluppo futuro. Tuttavia, questa ricerca adotta un approccio innovativo, proponendo la costruzione di uno spazio diverso, quello dei portafogli tecnologici regionali che esplora e rappresenta, quindi, le prossimità regionali in termini innovativi. Si ritiene che tale scelta fornisca un contributo significativo sottolineando l'importanza del contesto regionale nel determinare le dinamiche dell'innovazione e dello sviluppo tecnologico. Lo spazio dei portafogli tecnologici regionali rappresenta uno strumento analitico molto utile che arricchisce lo studio sull'attività inventiva europea in oggetto, fornendone una visualizzazione immediata. Il grafo, infatti, permette di esaminare come le tecnologie sono distribuite geograficamente e di individuare efficacemente le similarità e dissimilarità tra regioni discusse precedentemente.

È importante sottolineare che, per ragioni di elevata numerosità del campione, sono state considerate solo le regioni con una attività brevettuale considerevole e che registrano un valore alto di prossimità reciproca, in quanto si è maggiormente interessati a individuare le similarità tra le diverse basi di conoscenza tecnologica. Pertanto sono state impostate le seguenti soglie:

- Regioni con N. Brevetti > 1000
- Prossimità regionale $\Phi > 0.5$

Per quanto riguarda la struttura del grafo, ogni nodo rappresenta una regione europea e la dimensione del nodo è proporzionale alla quantità di brevetti depositati in quella regione, quindi più il nodo è grande, più intensa è stata la sua attività brevettuale. Gli archi nel grafo

rappresentano le prossimità tra i portafogli tecnologici delle regioni, e sono resi più spessi quanto più due regioni sono simili tecnologicamente.

Inoltre, ogni nodo è colorato in base alla categoria tecnologica a cui appartiene. Sono state individuate otto categorie che corrispondono agli otto settori tecnologici IPC1 più ubiqui. Per ogni area geografica, è stata considerata la classe tecnologica IPC3 a cui afferisce il maggior numero di brevetti depositati. Successivamente, è stata assegnata a quella regione la categoria corrispondente al settore A-H della Classificazione IPC al quale quella classe appartiene.

Questo approccio consente di visualizzare chiaramente l'ubiquità delle diverse tecnologie nelle regioni esaminate e di identificare eventuali cluster o aree in cui le tecnologie simili sono più concentrate. La combinazione di dimensione del nodo, spessore degli archi e colorazione dei nodi fornisce una rappresentazione visiva intuitiva delle dinamiche tecnologiche regionali e delle relazioni tra le diverse regioni in termini di sviluppo tecnologico.

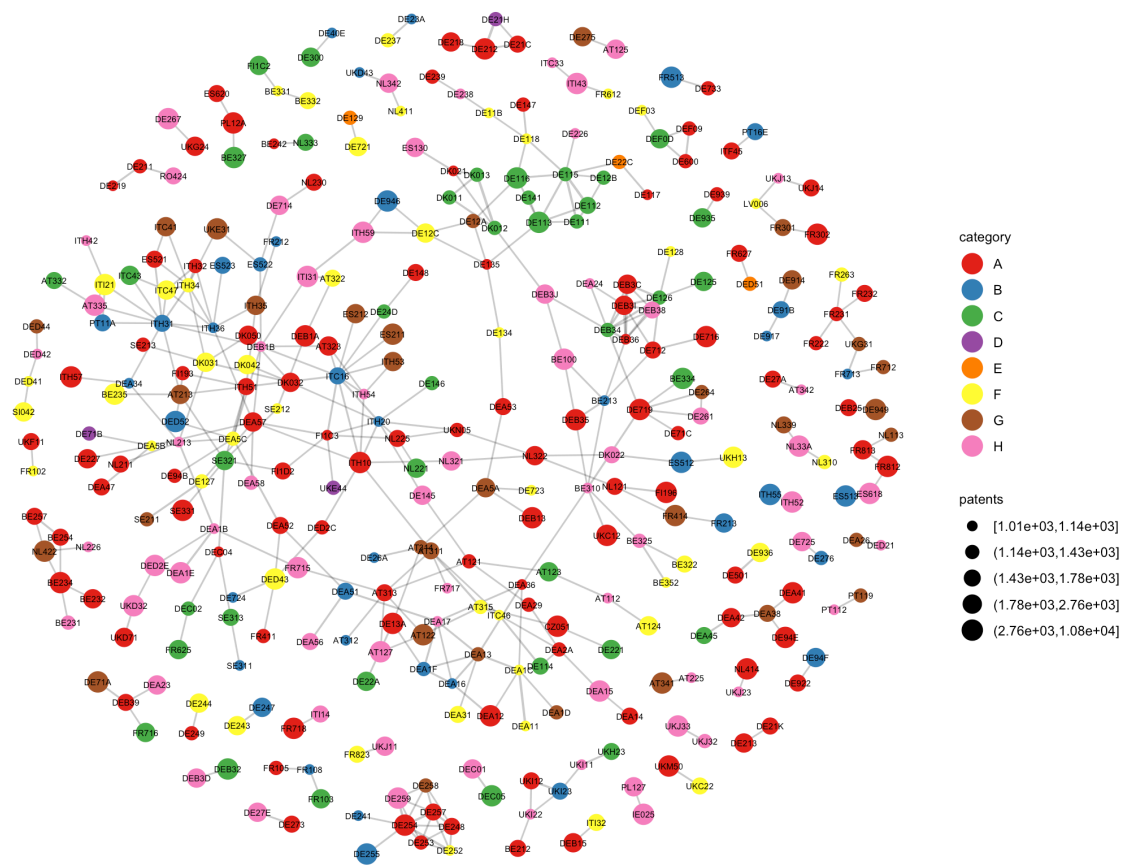


Figura 7: Lo Spazio dei portafogli tecnologici regionali

Analizzando scrupolosamente il grafo, emergono diverse osservazioni significative. In primo luogo, sono ben riconoscibili tutte le coppie di portafogli tecnologici simili analizzate precedentemente: si osservi, a tal proposito, la marcata concentrazione delle regioni della Germania occidentale, che suggerisce una attività brevettuale simile in quest'area. Si noti, altresì, la spessa connessione tra le due province danesi nel grafo, indicando la massima similitudine tecnologica tra esse.

È interessante sottolineare che molte regioni con elevate prossimità tecnologiche e, quindi, congiunte da archi più spessi, presentano colorazioni simili, suggerendo la base di conoscenza condivisa. Inoltre, emergono connessioni sorprendenti tra regioni apparentemente distanti, come ad esempio tra Piacenza (ITH51) e la contea di Västernorrland (SE321) nella parte settentrionale della Svezia, tra Bruxelles (BE100) e Magonza (DEB35), e tra la Spagna, la Polonia e il Belgio, specificamente la regione della Murcia (ES620), Varsavia (PL911) e la suddivisione amministrativa belga di Tournai (BE327).

Numerose connessioni sono osservabili tra regioni dell'Austria e regioni tedesche, suggerendo un'affinità tecnologica significativa tra i due paesi. Allo stesso modo, sono presenti collegamenti tra regioni italiane e altre regioni europee, come ad esempio tra Cuneo (ITC16) e una provincia della Finlandia meridionale (FI1C3), Salisburgo (AT323) e qualche regione del nord-est della Spagna. Portafogli tecnologici simili si individuano anche tra le contee nella Svezia meridionale e le province tedesche a sud di Francoforte.

Ulteriori connessioni interessanti includono quelle tra Bergamo (ITC46) e una provincia tedesca vicino a Strasburgo (DE114), tra regioni del Belgio e dell'Olanda, tra la Slovenia occidentale e la Sassonia, e tra Bolzano (ITH10) e una provincia situata nei pressi di Amsterdam (NL321). Sono presenti anche evidenti collegamenti tra Varsavia (PL911) e la contea di Kerry (IE053), nell'Irlanda del sud, e tra province della regione francese Rodano-Alpi e Firenze (ITI14). Alcune province della Provenza risultano avere prossimità significative con le città inglesi dell'Oxfordshire.

Infine, il grafo rivela che la categoria A relativa alle scienze mediche e veterinarie è la più diffusa, seguita dalla categoria tecnologica dell'elettricità (H) mentre i settori tecnologici D e E (settori tessile e della costruzione di opere) risultano i meno diffusi. Ciò significa che le regioni europee che hanno avuto una intensa attività brevettuale nel periodo dal 2013 al 2018

e il cui portafoglio tecnologico è risultato simile ad altri, si sono concentrate maggiormente sullo sviluppo tecnologico in ambito medico e nel campo dell'ingegneria elettrica.

Prima di procedere con l'analisi dei risultati relativi alle complessità tecnologiche e regionali, si propone un approfondimento sulle dinamiche innovative dell'Italia.

Anche in questo caso l'obiettivo è quello di indagare le similarità tra i portafogli tecnologici delle province italiane per individuare le aree in cui si concentrano maggiormente alcune competenze tecniche e per capire quali regioni possono beneficiare degli scambi di conoscenze.

Le coppie di province italiane che hanno riscontrato maggiori similarità in termini innovativi sono quelle elencate di seguito.

Regione A	Regione B	phi
Trento	Cuneo	0.615
Cuneo	Bolzano	0.585
Verona	Treviso	0.574
Vicenza	Brescia	0.574
Vicenza	Treviso	0.574
Rimini	Pesaro e Urbino	0.567
Piacenza	Cuneo	0.564
Modena	Bolzano	0.561
Trento	Bolzano	0.561
Treviso	Padova	0.533

Tabella 16: Le 10 province italiane più prossime tecnologicamente

Come mostra la tabella, portafogli tecnologici italiani simili si riscontrano nel Nord-Est del paese e si concentrano maggiormente nelle regioni del Veneto e dell'Emilia-Romagna. Fanno eccezione Cuneo, provincia piemontese, e Pesaro e Urbino, situata nelle Marche. La prima appare particolarmente prossima nell'attività brevettuale alle maggiori città del Trentino-Alto-Adige, nonché alla romagnola Piacenza, seppur riscontrando una misura di prossimità più bassa.

D'altra parte, si vogliono esaminare le coppie di regioni con valori di Φ prossimi allo zero, che vengono riportate nella successiva tabella.

Regione A	Regione B	phi
Milano	Livorno	0
Pordenone	Livorno	0
Pordenone	Catania	0
Lecco	Livorno	0.023
Lodi	Livorno	0.029
Novara	Livorno	0.029
Livorno	Macerata	0.036
Livorno	Ascoli Piceno	0.038
Pordenone	Napoli	0.04
Catania	Savona	0.042

Tabella 17: Le 10 province italiane tecnologicamente più distanti

La tabella evidenzia una significativa tendenza generale: i più bassi valori di prossimità tecnologica si stabiliscono, infatti, tra le province del Nord e del Sud Italia, che si dimostrano essere particolarmente distanti dal punto di vista innovativo. Tale fenomeno è spiegabile attraverso una serie di fattori socioeconomici e strutturali. Le regioni settentrionali, storicamente più industrializzate e sviluppate, potrebbero godere di una maggiore disponibilità di risorse finanziarie, tecnologiche e umane, favorendo così la creazione di portafogli tecnologici più avanzati. Questo divario potrebbe essere ulteriormente amplificato dalle differenze nei livelli di investimento pubblico e privato tra le due aree geografiche.

Inoltre, le regioni del nord e del sud potrebbero presentare differenti specializzazioni industriali e strutture economiche, con le prime più orientate verso settori ad alta tecnologia e ad alto valore aggiunto. Tuttavia, nel sud del paese prevalgono settori tradizionali o meno avanzati tecnologicamente. Le disparità culturali, storiche e istituzionali tra le regioni potrebbero influenzare anche la propensione all'innovazione e all'adozione di nuove tecnologie. La presenza di cluster industriali consolidati nel nord potrebbe favorire lo scambio di conoscenze tecnologiche, mentre nel sud potrebbero mancare simili agglomerati industriali. La tendenza evidenziata dalla tabella non deve quindi sorprendere: è comprensibile, per tutte le ragioni succitate, che le maggiori differenze nei portafogli tecnologici esistano proprio tra regioni settentrionali e meridionali.

Un'ulteriore considerazione degna di nota è che una città presente assiduamente tra le dieci coppie di province tecnologicamente meno prossime è Livorno, città toscana totalmente dissimile da Milano e Pordenone, e parzialmente dalla provincia piemontese.

Analogamente a quanto fatto per le regioni europee nel loro complesso, anche per l'Italia si è deciso di costruire il grafo rappresentativo dello spazio dei portafogli tecnologici. In questo caso, conseguentemente al numero inferiore del campione, sono state considerate tutte le province. Tuttavia, per le stesse ragioni succitate, è stata impostata una soglia anche per l'indicatore Φ che lega le province italiane. Tale soglia corrisponde al valore di 0.4, pertanto tutte le coppie di città che riscontrano una prossimità tecnologica inferiore sono state scartate. Tutti gli attributi degli archi e dei vertici hanno lo stesso significato delucidato per il grafo europeo.

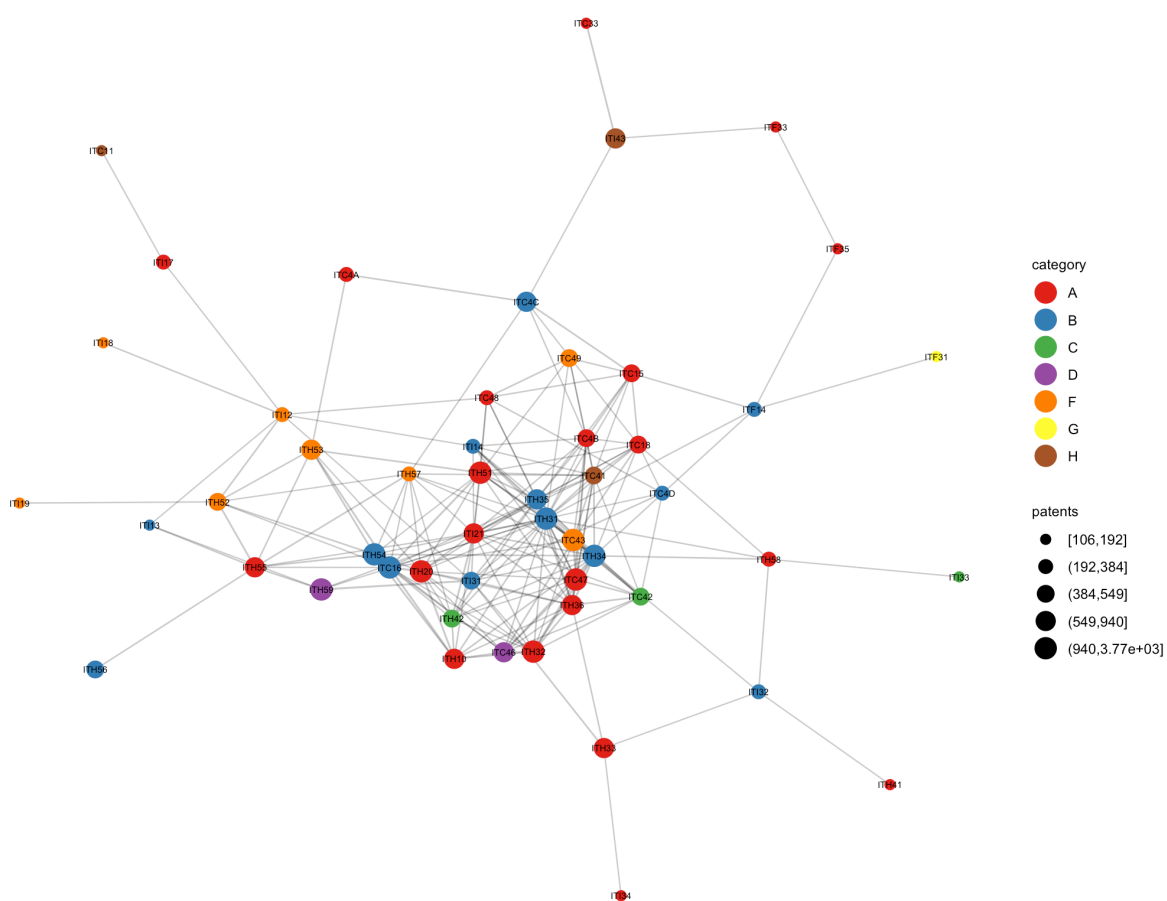


Figura 8: Lo spazio dei portafogli tecnologici italiani

Osservando il grafo, ci si accorge immediatamente che le regioni del nord-est e del nord-ovest dell'Italia confermano una stretta prossimità tecnologica, evidenziata dalle connessioni dense e spesse tra i codici delle aree geografiche ITC e ITH, come già indicato nella tabella.

Inoltre, si individuano connessioni significative con alcune tra le principali province toscane, come Firenze (ITI14), Lucca (ITI12), Pisa (ITI17), Arezzo (ITI18), e le più grandi città del Veneto e della Lombardia.

Continuando l'analisi verso il centro Italia, emergono portafogli tecnologici simili tra il capoluogo delle Marche (ITI32), Forlì-Cesena (ITIH58), e le province nordiche Pordenone (ITH41) e Belluno (ITH33). Chieti (ITF14) risulta simile tecnologicamente a Novara (ITC15), Monza (ITC4D), e alle province campane di Caserta e Salerno (ITF31 e ITF35).

Il portafoglio tecnologico di Roma (ITI43) presenta similarità con quello di Genova (ITC33), Napoli (ITF33), e in misura leggermente, minore con quello di Milano (ITC4C).

Per quanto riguarda Milano, si evincono diverse connessioni, soprattutto con Novara (ITC15), Alessandria (ITC18), Cremona (ITC4A), e Modena (ITH54), oltre a quella con Roma.

Esplorando la colorazione dei diversi nodi, emerge l'evidenza di un cluster del settore tecnologico F, dedicato all'ingegneria meccanica, nelle province del nord-est e del centro Italia, in particolare in Toscana. Il settore più diffuso è il settore medico A, con una forte prevalenza nel Nord Italia, seguito dal settore B relativo ai trasporti, presente nella macro-area del nord-est, e, infine, dalle aree tecnologiche afferenti a F. Al contrario, i settori IPC1 G, H, e D si dimostrano essere stati i meno attrattivi in termini di sviluppo tecnologico in territorio italiano nel periodo dal 2013 al 2018.

Il presente lavoro di tesi prosegue, adesso, con l'analisi degli ultimi due macro-risultati ricavati attraverso il Metodo delle Riflessioni: la complessità tecnologica delle 123 classi tecnologiche e la complessità economica delle 793 regioni europee prese in considerazione. La prima è misurata attraverso l'indicatore di complessità tecnologica, noto come TCI (Technological Complexity Index). Tale indicatore, tra le diverse tecnologie, si distribuisce come illustrato nella figura sottostante.

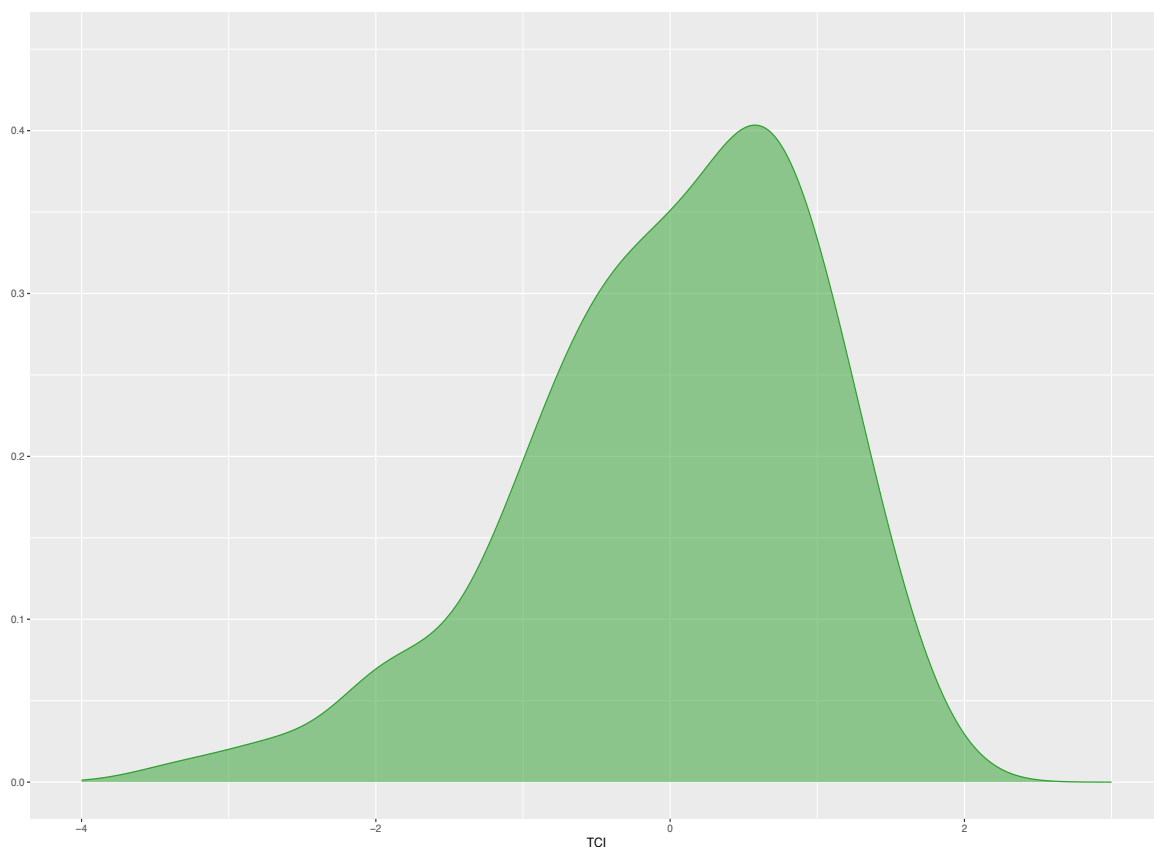


Figura 9: Distribuzione del TCI

Al fine di analizzare più dettagliatamente la distribuzione del TCI vengono fornite anche alcune delle statistiche di base.

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Technological Complexity	-3.11e-09	1	-3.308	1.690

Tabella 18: Statistiche di base del TCI

Servendosi della versione standardizzata dell'indicatore, è facile giustificare un valor medio così prossimo allo zero nonché una forte concentrazione dei dati attorno allo zero, come si evince in Figura 9. Il valore della deviazione standard rispecchia la dispersione moderata dei dati intorno alla media. La maggior parte delle osservazioni della variabile si concentra tra valori compresi tra -0.587 e 0.760 con una leggera coda verso valori più alti e una coda poco più pronunciata verso quelli più bassi. Tale differenza nel comportamento lungo le code trova conferma attraverso il valore di skewness che, essendo negativo, indica una leggera asimmetria della distribuzione proprio verso sinistra. Tutto ciò, unito al fatto che il 50% delle

classi tecnologiche presenta un valore di complessità inferiore a 0, consente di affermare che vi siano più valori negativi che positivi. D'altra parte, la kurtosis risulta pari a 3.43 suggerendo una distribuzione più appuntita rispetto a una distribuzione normale, con una coda più spessa.

Dopo aver analizzato attentamente come si distribuisce la variabile, si è interessati a trarre un'interpretazione più profonda, ovvero quali tecnologie si sono dimostrate essere più o meno complesse. Ordinando i risultati in ordine decrescente di TCI, sono state ricavate le successive due tabelle, contenenti, rispettivamente, le dieci classi tecnologiche con valori più alti di complessità e le dieci classi con valore più basso.

CLS_CD	Classe tecnologica	Settore tecnologico	Tech complexity
B23	Machine tools; metal-working not otherwise provided for	Performing operations; transporting	1.690
F16	Engineering elements or units; general measures for producing and maintaining effective functioning of machines or installations; thermal insulation in general	Mechanical engineering; lighting; heating; weapons; blasting	1.619
B21	Mechanical metal-working without essentially removing material; punching metal	Performing operations; transporting	1.608
B60	Vehicles in general	Performing operations; transporting	1.464
F15	Fluid-pressure actuators; hydraulics or pneumatics in general	Mechanical engineering; lighting; heating; weapons; blasting	1.378
B25	Hand tools; portable power-driven tools; handles for hand implements; workshop equipment; manipulators	Performing operations; transporting	1.350
F04	Positive-displacement machines for liquids; pumps for liquids or elastic fluids	Mechanical engineering; lighting; heating; weapons; blasting	1.345
B62	Land vehicles for travelling otherwise than on rails	Performing operations; transporting	1.285
E05	Locks; keys; window or door fittings; safes	Fixed constructions	1.260
A47	Furniture; domestic articles or appliances; coffee mills; spice mills; suction cleaners in general	Human necessities	1.191

Tabella 19: Le 10 classi tecnologiche con TCI più alti

In vetta alla classifica, si posiziona la classe tecnologica relativa alla produzione delle macchine utensili: questo settore è, infatti, in continua evoluzione e richiede costanti innovazioni tecnologiche per migliorare le prestazioni delle macchine. Tali macchine sono spesso dotate di tecnologie avanzate, come controlli numerici computerizzati (CNC) e automazione, che richiedono una profonda conoscenza tecnica. Sono necessarie anche competenze specializzate nell'ingegneria meccanica per garantire che i macchinari lavorino con estrema precisione e tolleranze strette. La seconda posizione è occupata dalle tecnologie dedicate agli aspetti ingegneristici e manutentivi di macchinari, impianti e isolamenti termici e, successivamente, si individua un altro campo dell'ingegneria meccanica, quello che si occupa della lavorazione dei metalli. È interessante notare che anche il settore automobilistico presenta alti valori di TCI, probabilmente causati dalla necessaria interconnessione di diverse tecnologie e discipline.

La tabella mostra altre due classi IPC3 afferenti al più generale settore relativo all'ingegneria meccanica: i sistemi idraulici o pneumatici per il controllo di dispositivi meccanici e la produzione di macchine a spostamento positivo per la movimentazione dei fluidi. Le tecnologie richieste da classi sono accomunate dalla richiesta di competenze in campi quali la meccanica, il controllo automatico e la fluidodinamica. Le ultime due posizioni sono, invece, occupate dalle aree tecnologiche dedicate alla produzione di chiavi, serrature e cassaforti e prodotti per l'arredamento domestico. I valori di complessità raggiunti dalle suddette E05 e A47 risultano altrettanto degni di nota.

Una volta identificate le classi tecnologiche più complesse, ci si propone di attenzionare quelle che si sono dimostrate esserlo meno, registrando i valori più bassi di TCI.

CLS_CD	Classe tecnologica	Settore tecnologico	Tech complexity
C40	Combinatorial technology	Chemistry; metallurgy	-3.308
G06	Computing; calculating; counting	Physics	-2.739
H04	Electric communication technique	Electricity	-2.667
G11	Information storage	Physics	-2.137
C07	Organic chemistry	Chemistry; metallurgy	-2.015
G12	Instrument details	Physics	-2.012
G16	Information and communication technology specially adapted for specific application fields	Physics	-1.971
C12	Biochemistry; beer; spirits; wine; vinegar; microbiology; enzymology; mutation or genetic engineering	Chemistry; metallurgy	-1.830
H03	Basic electronic circuitry	Electricity	-1.745
C13	Sugar industry	Chemistry; metallurgy	-1.697

Tabella 20: Le 10 classi tecnologiche con TCI più bassi

Come si può notare osservando la tabella, le classi tecnologiche che si sono classificate come quelle meno complesse, rientrano in tre settori tecnologici più grandi: quello che si occupa della fisica, dell'elettricità e l'ambito chimico-metallurgico. In particolare, il valore più basso di TCI è stato assegnato alla tecnologia combinatoria largamente utilizzata dall'industria chimica: trattasi di una tecnologia utilizzata per esplorare rapidamente un gran numero di varianti di materiali e identificare quelle con le proprietà desiderate per applicazioni specifiche. Allo stesso modo, anche altre aree della chimica quali la chimica organica, la biochimica e l'industria dello zucchero si sono dimostrate essere relativamente meno complesse secondo la metodologia applicata. Nel campo fisico, l'indicatore TCI assume valori bassi per tecnologie a supporto della computazione scientifica e delle molteplici metodologie per immagazzinare, gestire e recuperare dati in diversi dispositivi. In sesta posizione si individua anche la classe G12 relativa agli strumenti di dettaglio e già discussa in precedenza a causa delle deboli connessioni che ha dimostrato avere con altre tecnologie. Si noti anche che la terza classe tecnologica con valori più bassi di TCI risulta essere quella delle tecniche di comunicazione elettrica, che includono, tra gli altri telefonia, trasmissioni radio e televisive, internet, reti di computer, reti cellulari e reti di comunicazione via satellite.

Queste tecnologie sono fondamentali per il funzionamento di tutte le società moderne, consentendo la trasmissione rapida e affidabile di dati, voce e video su lunghe distanze.

L'analisi di questa ricerca si concentra, adesso, su un altro indicatore prodotto dal Metodo delle Riflessioni: l'ECI, la misura di complessità economica delle 793 regioni europee che sono state esaminate in questo studio. Tale metrica presenta la distribuzione illustrata nel grafico seguente.

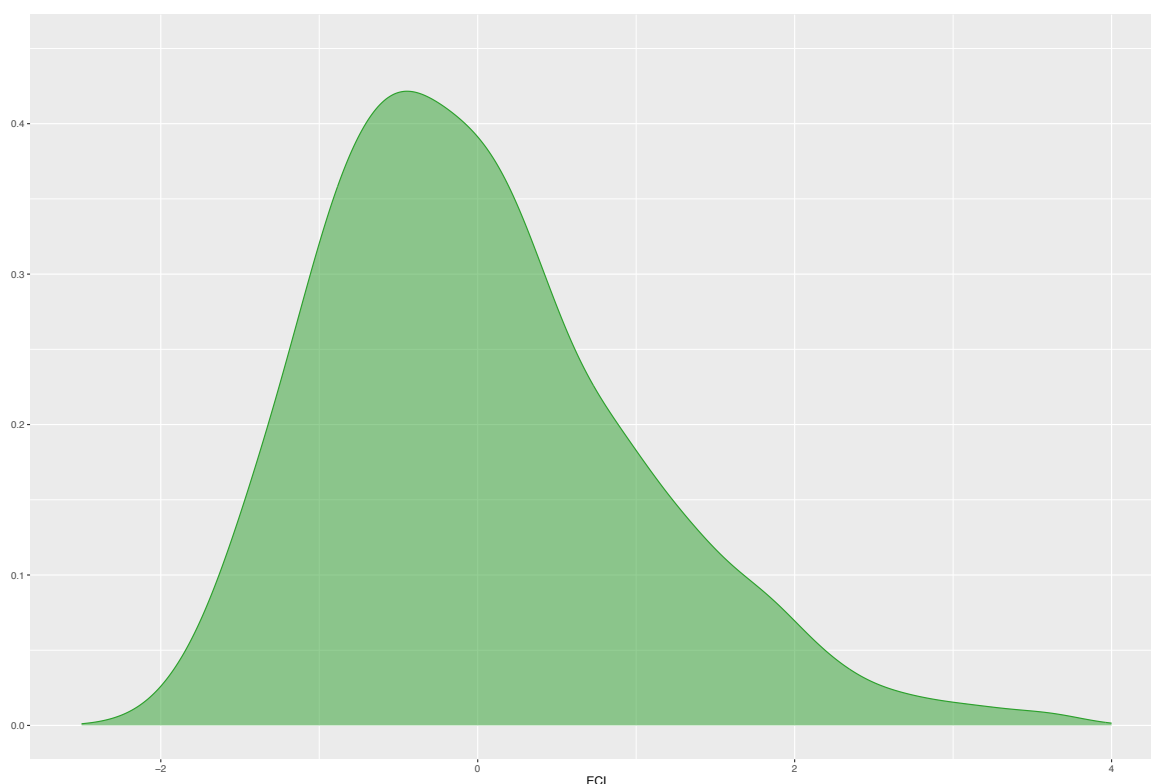


Figura 10: Distribuzione dell'ECI

Così come del TCI, anche dell'ECI si utilizza una versione standardizzata. Proprio per questo motivo, nel grafico si osserva che i dati spaziano da valori negativi a positivi, indicando un intervallo ampio e bilanciato di valori. La mediana si colloca a circa -0.134, mentre la media è estremamente vicina a zero, suggerendo una distribuzione simmetrica dei dati rispetto a quest'ultima.

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Economic Complexity	1.02e-09	1	-2.162	3.630

Tabella 21: Statistiche di base dell'ECI

La deviazione standard pari a 1 indica una moderata dispersione dei dati intorno alla media, confermando il bilanciamento dei valori presenti. È interessante notare che la distribuzione mostra una leggera asimmetria verso destra, indicando una coda più lunga verso i valori positivi rispetto ai valori negative, come suggerisce la skewness pari a 0.740.

Inoltre, la kurtosis della distribuzione presenta un valore maggiore di 3 spiegando la maggiore concentrazione dei dati intorno alla media rispetto a una distribuzione normale. Questo implica che la distribuzione possa presentare code più spesse rispetto alla normale distribuzione gaussiana. Il 95% delle regioni presenta un valore di ECI inferiore a 3.033, mentre il 99% di esse inferiore a 3.630: ciò significa che la maggior parte dei dati si concentra al di sotto di questi valori, ovvero in un intervallo limitato, con pochi valori estremi superiori a questi limiti.

Al fine di fornire una panoramica completa delle dinamiche innovative europee, si vuole indagare quali regioni sono state classificate più o meno complesse sulla base del loro portafoglio tecnologico.

RGN_CD	Regione	Paese	Economic complexity
UKI11	Inner London occidentale	Regno Unito	3.630
SE110	Stockholms län	Svezia	3.622
FR101	Paris	Francia	3.557
IE021	Dublin	Irlanda	3.292
DE125	Heidelberg, Stadtkreis	Germania	3.226
UKH12	Cambridgeshire CC	Regno Unito	3.078
UKL22	Cardiff and Vale of Glamorgan	Regno Unito	3.077
UKM62	Inverness & Nairn and Moray, Badenoch & Strathspey	Regno Unito	3.033
SE121	Uppsala län	Svezia	2.815
UKJ13	Buckinghamshire CC	Regno Unito	2.808

Tabella 22: Le 10 regioni con ECI più alti

Le prime 10 regioni con il portafoglio economico più complesso in Europa sono concentrate principalmente nel Regno Unito, in Svezia, Francia, Irlanda e Germania, riflettendo la più

diversificata base economica di queste nazioni. La città che presenta il valore di ECI più elevato è Londra, una delle metropoli più grandi e sviluppate non solo in Europa ma anche a livello globale. La sua posizione al vertice della classifica si allinea indubbiamente alla sua importanza come centro finanziario internazionale e sede di numerose industrie e istituzioni economiche.

Altre città di spicco con un alto ECI includono tre delle maggiori capitali europee: Stoccolma, Parigi e Dublino, tutte caratterizzate da una forte presenza di attività economiche avanzate e una solida base tecnologica. La presenza di Cardiff, capitale del Galles, nella lista delle prime dieci regioni con portafoglio economico complesso evidenzia il ruolo crescente che questa città sta giocando nel panorama economico europeo. Inoltre, la presenza di regioni come il Buckinghamshire, nelle vicinanze di Londra, e il Cambridgeshire, sede della rinomata Università di Cambridge, sottolinea l'importanza delle aree urbane e degli hub accademici nell'economia europea. In Germania, è la città di Heidelberg a distinguersi per il suo portafoglio tecnologico complesso, beneficiando della presenza di istituzioni accademiche di alto livello e di una vivace comunità di ricerca e innovazione. Allo stesso modo, la contea svedese di Uppsala, situata vicino a Stoccolma, e Inverness, città scozzese situate a nord-est del paese, evidenziano l'importanza delle regioni periferiche e delle città universitarie nella creazione di competenze tecnologiche diversificate atte che contribuiscono al raggiungimento di una complessa attività inventiva.

Si noti come la misura di complessità economica regionale riflette basi di conoscenza altamente diversificate, sviluppi urbani e tecnologici avanzati e le concentrazioni di università di prestigio: tutti questi fattori costituiscono, infatti, il motore dei processi di creazione di conoscenza.

Dal lato diametralmente opposto della classifica, si trovano le dieci regioni che hanno registrato le più basse misure di complessità economica.

RGN_CD	Regione	Paese	Economic complexity
DE119	Hohenlohekreis	Germania	-2.162
DE27B	Ostallgäu	Germania	-1.911
DE124	Rastatt	Germania	-1.896
DE11B	Main-Tauber-Kreis	Germania	-1.879
DE118	Heilbronn, Landkreis	Germania	-1.871
DEA18	Remscheid, Kreisfreie Stadt	Germania	-1.852
DEA5A	Siegen-Wittgenstein	Germania	-1.832
DE113	Esslingen	Germania	-1.733
DEA42	Gütersloh	Germania	-1.732
DE116	Rems-Murr-Kreis	Germania	-1.691

Tabella 23: Le 10 regioni europee con ECI più bassi

Tra queste, come illustrato in tabella, non vi sono capitali o grandi città, ma piuttosto aree provinciali e urbane minori. Inoltre, tutte le regioni al fondo della classifica si trovano in Germania e, prevalentemente, nella sua parte orientale nonché in qualche area più concentrata a sud del paese. A tal proposito, è importante ricordare che, storicamente, si sono verificate disparità significative nello sviluppo economico e sociale tra la Germania occidentale e quella orientale. È noto, infatti, che l'economia della parte ovest del paese è indubbiamente più prospera e cela un tenore di vita più elevato portando a differenze di reddito e di opportunità lavorative con le regioni dell'est. Pertanto, anche lo stato di avanzamento dello sviluppo tecnologico ne risulta inficiato conducendo le città tedesche orientali ad avere un'attività innovativa meno intensa.

Al fine di offrire una più ampia e immediata visione sulla distribuzione dell'indicatore di complessità economica dell'Europa, è stata implementata una mappa che riflette i valori di ECI misurati per le singole regioni. Ogni regione è rappresentata da un colore sulla mappa, con una gradazione che varia da tonalità più scure a tonalità più chiare, a seconda del valore dell'ECI corrispondente. Le regioni con un ECI più elevato sono colorate con tonalità di viola scuro, mentre quelle con un ECI più basso assumono tonalità di rosa più chiare.

Per determinare le gradazioni di colore, la distribuzione dei valori dell'ECI è stata divisa in cinque percentili. Le regioni con valori di ECI compresi nel primo percentile, corrispondenti ai valori più bassi, sono colorate con tonalità di rosa più chiare. Man mano che si sale nei percentili, le regioni assumono gradazioni di colore più scure, fino ad arrivare al quinto

percentile, dove si trovano le regioni con i massimi valori raggiunti dall'indicatore e sono colorate, per l'appunto, di viola scuro. Alcune aree geografiche non sono colorate sulla mappa. Queste coincidono con le regioni che sono state escluse dall'applicazione del metodo perché ritenute 'piccole' in termini di domanda brevettuale.

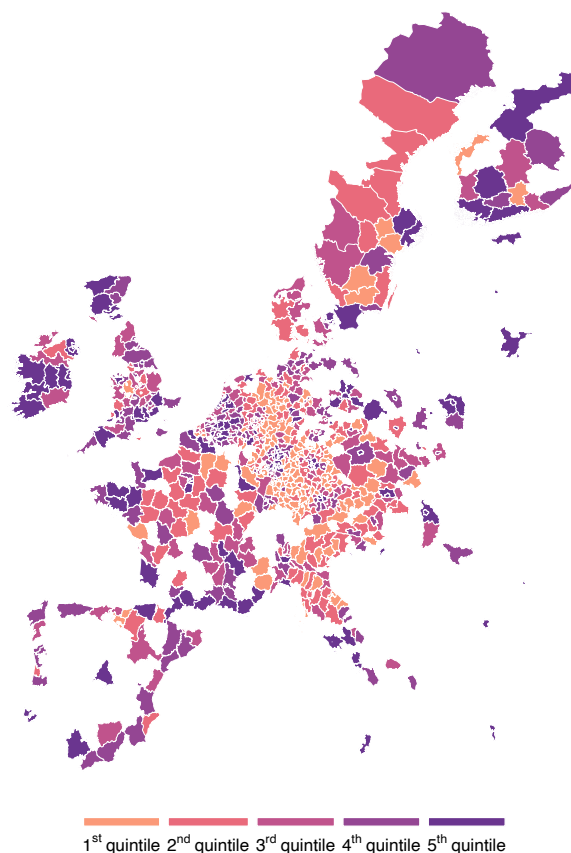


Figura 11: Rappresentazione grafica della distribuzione dell'ECI in Europa

Infine, questa ricerca propone l'analisi dei risultati della variabile di complessità economica per un gruppo limitato di aree geografiche: le province italiane.

Tali province sono state ordinate secondo l'ordine decrescente dei valori di ECI e sono state, così, identificate le province più e meno complesse rispetto al portafoglio tecnologico che vantano.

RGN_CD	Regione	Paese	ECI
ITI43	Roma	Italia	1.574
ITC33	Genova	Italia	1.403
ITC4C	Milano	Italia	1.399
ITH44	Trieste	Italia	1.157
ITF33	Napoli	Italia	1.132
ITG17	Catania	Italia	1.049
ITF31	Caserta	Italia	1.009
ITF11	L'Aquila	Italia	0.808
ITF35	Salerno	Italia	0.639
ITF45	Lecce	Italia	0.508

RGN_CD	Regione	Paese	ECI
ITI31	Pesaro e Urbino	Italia	-1.437
ITI32	Ancona	Italia	-1.385
ITH55	Bologna	Italia	-1.270
ITH59	Rimini	Italia	-1.244
ITC16	Cuneo	Italia	-1.231
ITH41	Pordenone	Italia	-1.182
ITC47	Brescia	Italia	-1.150
ITH10	Bolzano	Italia	-1.146
ITH34	Treviso	Italia	-0.984
ITC11	Torino	Italia	-0.982

Tabella 24: Le province italiane con ECI più elevati (sinistra) e ECI più bassi (destra)

Le tabelle mettono in luce delle importanti considerazioni: nonostante il Nord Italia presenta, tradizionalmente, dei valori di PIL più elevati rispetto al Sud Italia, conseguentemente alla presenza di un tessuto economico industriale più sviluppato, le misure di complessità economica appaiono omogeneamente distribuite sia nel Settentrione che nel Meridione.

Tuttavia, i due centri metropolitani più popolosi del Paese si collocano in prima e terza posizione, registrano dei valori di complessità significativi. Trattasi rispettivamente di Roma, città cosmopolita che ospita un numero notevole di sedi legali, e Milano, sede della Borsa Italiana e capitale mondiale del design.

4.2.2 Analisi bivariate con variabili macro-economiche

In questa sezione verranno mostrati i risultati della parte finale dell'analisi di questo lavoro di tesi. L'obiettivo ultimo della presente ricerca è quello di testare la presenza di significative correlazioni statistiche tra le misure di complessità ottenute attraverso il Metodo delle Riflessioni e alcuni indicatori di ricchezza economica, al fine di dimostrare che maggiori complessità in termini di composizione dei portafogli tecnologici corrispondano a maggiori livelli di ricchezza all'interno di un'area geografica.

In particolare, sono state testate presenza e significatività di tre correlazioni:

- Tra l'indicatore di complessità (ECI) e il Valore Aggiunto Lordo (GVA – Gross Value Added) di una regione
- Tra l'indicatore di diversificazione tecnologica (Kr0) e il Valore Aggiunto Lordo (GVA – Gross Value Added) di una regione
- Tra l'indicatore di complessità (ECI) e il tasso di crescita del Valore Aggiunto Lordo (GVA – Gross Value Added) di una regione

Tali correlazioni verranno, ora, esplorate dettagliatamente.

4.2.2.1 Correlazione tra ECI e GVA

Il primo indicatore economico preso in considerazione per l'analisi è stato il Valore Aggiunto Lordo (GVA) delle regioni europee, i cui dati sono stati interamente forniti dal Politecnico di Torino.

La complessità economica regionale è stata calcolata sulla finestra temporale che va dal 2013 al 2018: pertanto, si è ritenuto opportuno valutare i valori di GVA relativi all'anno successivo di tale periodo, relativi al 2019.

Al fine di indagare la relazione tra l'Indice di Complessità Economica e il Valore Aggiunto Lordo, è stato determinato, innanzitutto, il coefficiente di correlazione tra le due variabili. Quest'ultimo è pari a 0.4269 ed è statisticamente significativo considerando un livello di significatività del 5%. Tra ECI e GVA appare, quindi, sussistere una relazione positiva che è stata testata attraverso un modello di regressione lineare, il quale vede l'ECI come la

variabile indipendente, mentre il logaritmo del GVA come la variabile dipendente. Questo perché si è interessati a valutare l'impatto che la complessità ha sul valore creato da una regione e, quindi, sulla sua ricchezza. Per la variabile y è stata adottata la scala logaritmica in quanto tale scala aiuta a stabilizzare la variabilità dei residui schiacciando i dati più rumorosi verso la nube di punti conferendo, così, migliore visibilità alla correlazione.

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
ECI	1.02e-09	1	-2.162	3.630
GVA	14564.91	21361.9	1154.13	232774.4
lnGVA	9.096	0.917	7.051	12.358

Tabella 25: Statistiche di base delle variabili x e y

Il diagramma di dispersione mostra chiaramente come si distribuiscono i punti dati lungo l'asse x (ECI) e y (lnGVA).

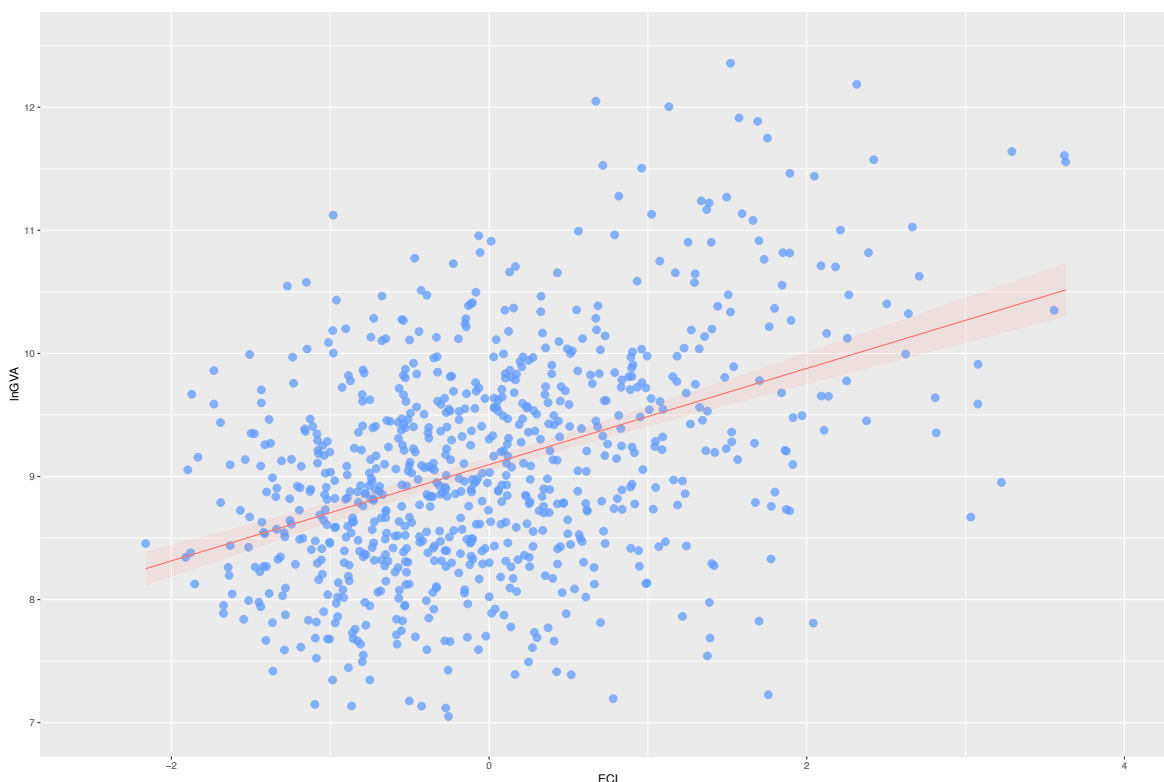


Figura 12: Scatterplot tra ECI e GVA

Il grafico conferma che l'ECI ha un impatto significativamente positivo sui valori di GVA. La retta interpolante presenta, infatti, una pendenza positiva, rappresentata dal coefficiente β pari a 0.39. Tale coefficiente presenta un p-value uguale a 0.00, che, essendo inferiore a 0.05, dimostra la sua significatività statistica.

Si è, così, dimostrato che le regioni con indici di complessità maggiori sono anche quelle economicamente più ricche. Ciò significa che l'attività innovativa ha un impatto significativamente positivo sull'economia di un paese e che, laddove questa sia più complessa, ci sarà anche una maggiore ricchezza.

4.2.2.2 Correlazione tra Kr0 e GVA

Dopo aver dimostrato che esiste una correlazione statisticamente significativa tra complessità e ricchezza, sono state testate ulteriori correlazioni per rafforzare la tesi succitata. Ad esempio, si è interessati a capire se anche la diversificazione regionale della sua attività inventiva può contribuire positivamente alla creazione di ricchezza economica.

Per stabilirlo, si esamina la correlazione che esiste tra gli indicatori Kr0 e il GVA. I valori di GVA si riferiscono all'anno 2019 come nel caso precedente.

È stato determinato che il coefficiente di Pearson è uguale a 0.1641 ed è statisticamente significativo ad un livello di significatività del 5%. La positività del coefficiente suggerisce una relazione positiva tra le due variabili, che è stata validata con un modello di regressione lineare. In tale modello, il logaritmo del GVA rappresenta la variabile dipendente y , mentre l'indicatore Kr0 la variabile indipendente x .

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
Kr0 - Diversificazione	27.05	6.88	8	54
GVA	14564.91	21361.9	1154.13	232774.4
lnGVA	9.096	0.917	7.051	12.358

Tabella 26: Statistiche di base delle variabili x e y

Si ottiene il seguente diagramma di dispersione.

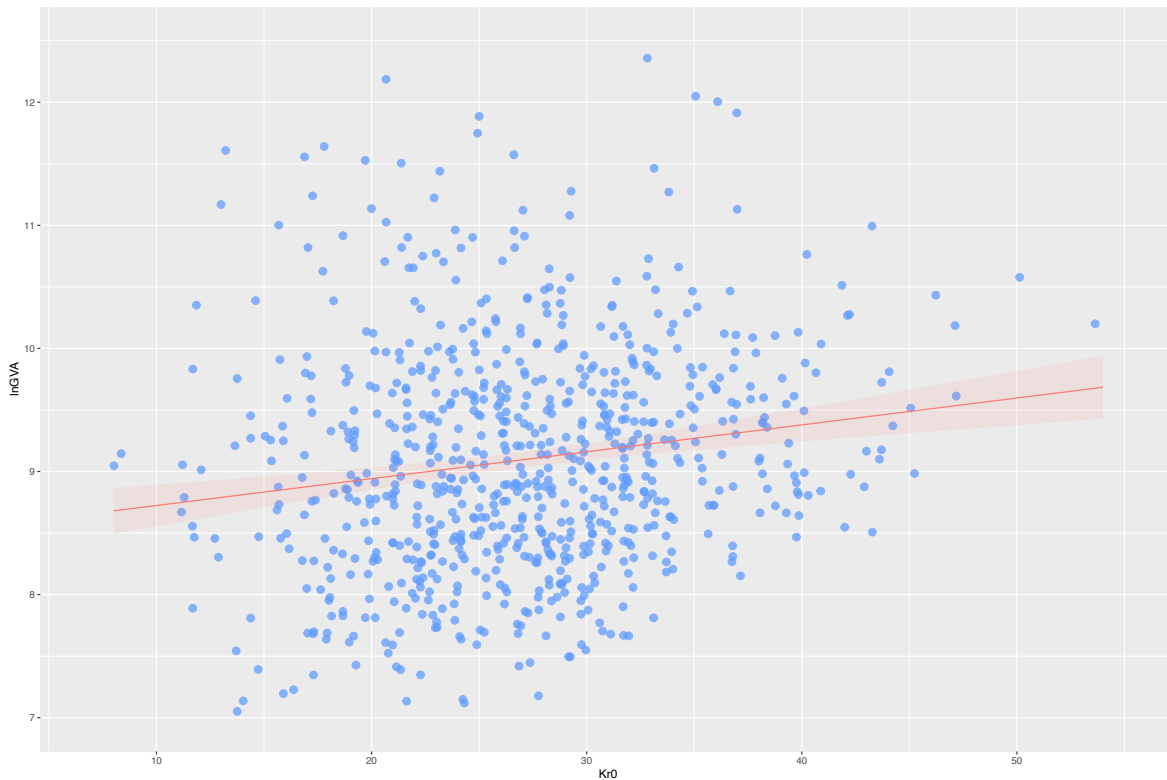


Figura 13: Scatterplot tra Kr0 e GVA

Anche in questo caso, il grafico mette in luce una chiara relazione positiva tra le due variabili, rappresentata dalla pendenza positiva della retta, seppur questa sia meno ripida rispetto al caso precedente. Il coefficiente β del modello di regressione è pari a 0.022 ed è significativo in quanto il p-value è uguale a 0.00.

Tali evidenze statistiche consentono di affermare che anche la diversificazione del portafoglio tecnologico di una regione ha un impatto positivo sul valore aggiunto lordo creato e che attività innovative più diversificate corrispondono a maggiori livelli di ricchezza economica.

4.2.2.3 Correlazione tra ECI e tasso di crescita del GVA

In quest'ultima sezione della trattazione verranno illustrate le evidenze statistiche tratte dall'analisi di correlazione tra la misura di complessità e il tasso di crescita dell'indicatore di ricchezza economica.

I risultati ottenuti precedentemente hanno dimostrato che esiste una correlazione significativa e positiva tra l'ECI di una regione e il suo andamento economico. Adesso, l'obiettivo è quello di estendere la ricerca verificando la presenza o meno di correlazione positiva anche tra la complessità del portafoglio tecnologico di una regione e la sua crescita economica. Il fine ultimo consiste nel fornire una prospettiva più dinamica ai risultati conseguiti.

La crescita economica viene misurata attraverso il tasso di crescita del Valore Aggiunto Lordo, calcolato prendendo come valore iniziale quello relativo all'anno 2013 e come valore finale il 2018, ovvero il periodo temporale nel quale si è concentrata la ricerca di questa tesi. L'analisi statistica tra le due variabili evidenzia un coefficiente di correlazione pari a 0.0752 che si rivela essere significativo con un livello di confidenza del 5%. È stato, altresì, effettuato un test di regressione lineare tra le variabili ECI e tasso di crescita GVA, il cui modello vede la prima come variabile indipendente x e la seconda come variabile dipendente y .

Variabile	Media	Std. Dev.	Min	Max
ECI	1.02e-09	1	-2.162	3.630
Tasso di crescita GVA	13.369	12.884	-20.675	300.939
ln_CrescitaGVA	2.68	0.521	-0.312	5.707

Tabella 27: Statistiche di base delle variabili x e y

Come nelle analisi precedenti, è stata utilizzata una scala logaritmica per meglio rappresentare la variabile y . I risultati del test vengono mostrati attraverso il diagramma di dispersione del modello, inserito qui di seguito.

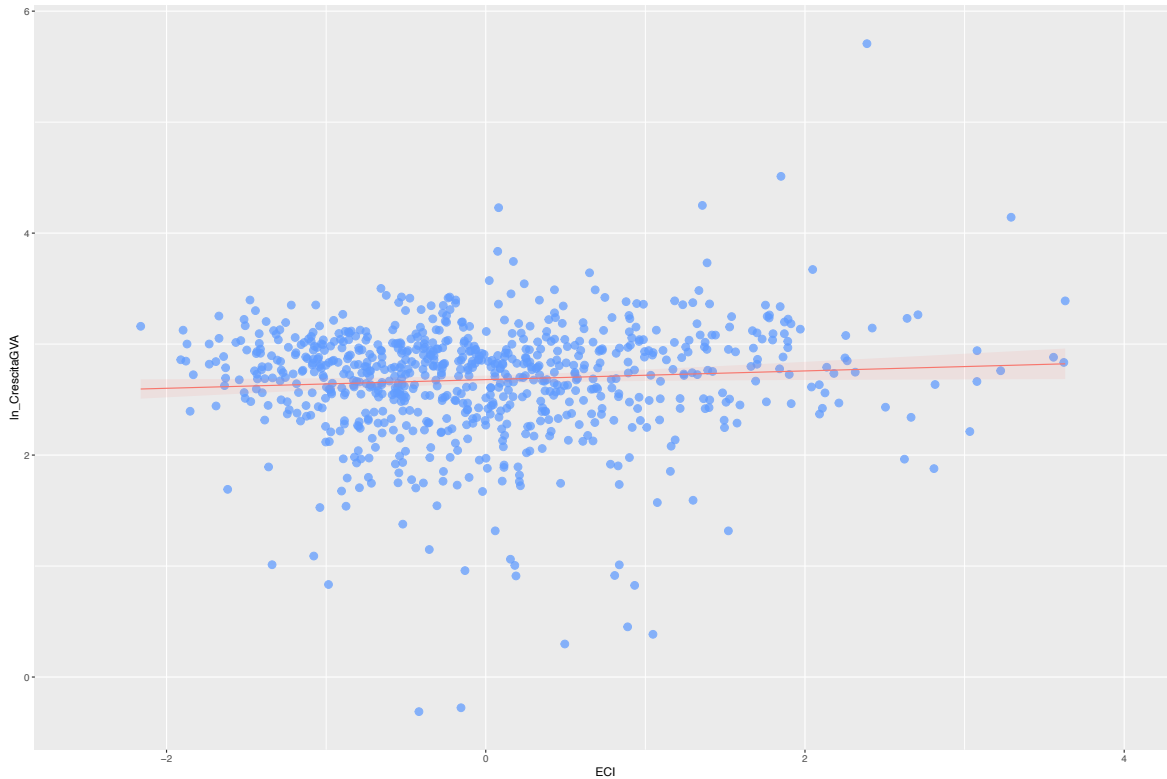


Figura 14: Scatterplot tra ECI e tasso di crescita del GVA

Come evidenzia il grafico, la pendenza della retta interpolante i punti della nube è lieve, seppur positiva come conferma numericamente il coefficiente β del modello, pari a 0.039. Tuttavia, quest'ultimo si dimostra essere statisticamente significativo riportando un p-value uguale a 0.036.

Date le evidenze del test, è possibile affermare che esiste una correlazione positiva e significativa anche tra la complessità economica di una regione e la sua crescita economica. Pertanto, le regioni o i paesi, la cui innovazione è più complessa, tendono ad avere tassi di crescita del valore aggiunto più elevati nel tempo e, quindi, a crescere economicamente ad un ritmo più accelerato.

5 CAPITOLO

CONCLUSIONI

I risultati presentati in questo documento consentono di trarre alcune conclusioni, alcune delle quali si possono considerare provvisorie alla luce delle future ricerche che verranno sicuramente conseguite.

L'analisi empirica condotta dimostra l'esistenza di una correlazione statisticamente significativa tra la composizione del portafoglio tecnologico a livello regionale e le performance economiche della regione stessa. La precedente letteratura scientifica aveva già testato una relazione positiva tra le misure di complessità di un paese e la sua prosperità economica: Ourens (2012) fu uno dei principali autori di tale ricerca e si servì, anch'egli, del Metodo delle Riflessioni. Tuttavia, la base di dati a cui attinse raccoglie dati sul commercio regionale. Al contrario, il presente lavoro di tesi si è focalizzato su dati di natura brevettuale per giungere alla definizione degli indicatori di complessità e, tale strada, ha condotto ugualmente ed efficacemente ai risultati desiderati. Il primo importante risultato è che la complessità della base di conoscenza tecnologica di un'area geografica contribuisce positivamente al suo livello di ricchezza economica. Pertanto, ad attività innovative più complesse corrispondono regioni più ricche. La seconda evidenza dello studio estende le conclusioni appena discusse in quanto dimostra che la composizione di un portafoglio tecnologico regionale non impatta positivamente sulle performance economiche della località attraverso la sua misura di complessità, ma, altresì, mediante il suo indicatore di diversificazione. Empiricamente, è stata messa in luce una relazione positiva tra la misura di diversificazione tecnologica dell'attività inventiva e la misura di valore economico creato in una certa regione. Date tali considerazioni, è possibile affermare che basi di conoscenza più diversificate attraggono maggiori livelli di ricchezza: tale risultato potrebbe implicare la necessità di introdurre disegni di politica mirati a creare pool di conoscenze tecnologiche diversificate a livello regionale.

L'ultimo contributo significativo della trattazione suggerisce che la complessità di una struttura tecnologica regionale non ha un impatto positivo solo sui livelli di ricchezza contingenti di un paese, ma anche sulla sua crescita economica. Le evidenze descrittive permettono di asserire che le regioni o i paesi che vantano dinamiche innovative più

complesse tendono, oltre che ad essere più ricchi, anche a prosperare economicamente più velocemente.

Tutti questi aspetti rappresentano dei punti ancora da esplorare e altrettanti percorsi di ricerca futuri che potrebbero essere sviluppati per fornire una maggiore comprensione delle dinamiche dell'innovazione e di come i portafogli tecnologici regionali possano influire sul benessere e sulla crescita economica di un paese.

APPENDIX A

FIRST APPENDIX

La seguente sezione è dedicata alle analisi bi-variate che sono stata condotte sui risultati ottenuti attraverso la metodologia esplicita nel Capitolo 2.

Dopo aver analizzato singolarmente tutte le metriche ottenute, le analisi bi-variate contribuiscono a fornire una panoramica più approfondita e dettagliata, identificando e studiando eventuali correlazioni esistenti tra le variabili.

Dapprima, si è stati interessati ad indagare la relazione che sussiste tra la diversificazione di un portafoglio tecnologico regionale e la sua complessità economica e, più nello specifico, l'impatto che la prima ha sulla seconda. Per farlo è stata studiata la correlazione tra le variabili Kr0 e ECI attraverso una regressione lineare semplice.

Variabile	Media	Standard Deviation	Min	Max
Kr0 - Diversificazione	27.05	6.88	8	54
ECI	1.02e-09	1	-2.162	3.630

Tabella 28: Statistiche di base delle variabili x e y

Il coefficiente di correlazione di Pearson è risultato pari a -0.2849 ed è statisticamente significativo considerando un livello di significatività del 5%. Pertanto, appare che l'indicatore Kr0 abbia un impatto significativamente negativo sull'indicatore ECI.

Di seguito si riporta il diagramma di dispersione, nel quale sull'asse x vi sono i valori dell'indice di diversificazione e sull'asse y quelli dell'indice di complessità.

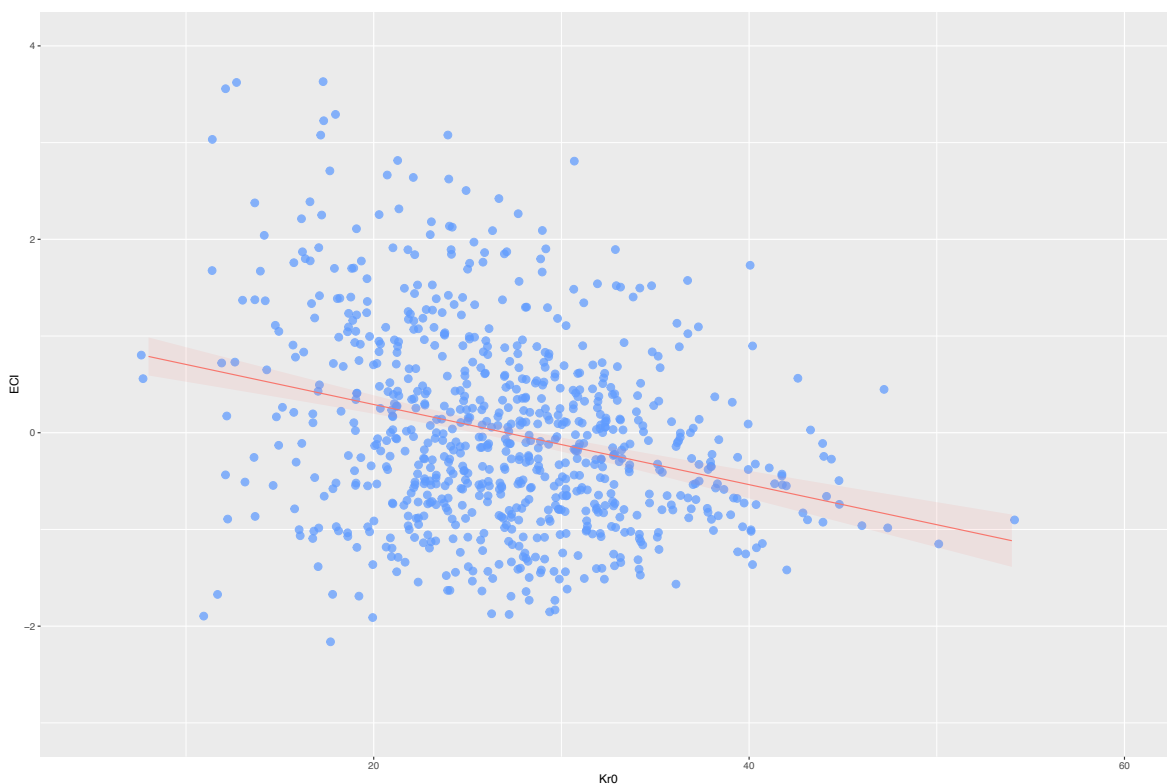


Figura 15: Scatterplot tra Kr0 e ECI

Il grafico conferma le conclusioni tratte dall'interpretazione del coefficiente di correlazione: la retta interpolante i dati mostra, infatti, una pendenza negativa che suggerisce una relazione negativa tra diversificazione del portafoglio tecnologico e complessità dello stesso.

Tale evidenza empirica non è coerente con quanto riportato nella precedente letteratura scientifica: Antonelli, Crespi et al. (2017), ad esempio, dimostrano che la complessità tecnologica di una regione cresca al crescere della diversificazione della relativa base di conoscenza. Pertanto, ciò richiederebbe ulteriori approfondimenti.

APPENDIX B

THE OTHER APPENDIX

In questa appendice verranno inseriti gli algoritmi che sono stati utilizzati per il calcolo delle metriche.

```
# importa le librerie
library('readr')
require('dplyr')

# imposta il numero di decimali che saranno utilizzati per i calcoli
options(digits = 15)

# imposta la soglia per la matrice di specializzazione
threshold = 0

# importa i dati
patents <- read_delim('../models/exports/count-patents-by-region-and-class.csv', ';',
escape_double = FALSE, trim_ws = TRUE, col_types = list(col_factor(), col_factor(),
col_double()))

# modifica le intestazioni dei campi
names(patents) <- c('rgn', 'sctr', 'cnt', 'rcnt', 'scnt', 'tcnt')

# definisce la lista di codici tecnologici da scartare
sectors <- c('H99')

# rimuove le tecnologie piccole
patents <- patents[!patents$sctr %in% sectors,]

# rimuove le regioni piccole
patents <- patents[!patents$rcnt < 25,]
```

```

# rimuove i livelli dei fattori
patents <- droplevels(patents)

# somma i conteggi
sum(patents$cnt)

# conta il numero di righe
nrow(patents)

# genera la specializzazione
patents$rta <- (patents$cnt / patents$rcnt) / (patents$scnt / patents$tcnt)

# genera la specializzazione normalizzata
patents$nrta <- (patents$rta - 1) / (patents$rta + 1)

# seleziona i campi della matrice di specializzazione
counts <- data.frame(rgn = patents$rgn, sctr = patents$sctr, nrta = patents$nrta)

# genera la matrice di specializzazione
nrta <- reshape(data = counts, idvar = 'rgn', timevar = 'sctr', direction = 'wide', v.names =
'nrta', new.row.names = unique(counts$rcnt))

# modifica le intestazioni delle osservazioni
rownames(nrta) <- nrta$rgn

# rimuove la prima colonna
nrta$rgn <- NULL

# ordina le colonne della matrice di specializzazione
nrta = nrta[sort(colnames(nrta))]

```

```

# modifica le intestazioni dei campi
colnames(nrta) <- sub('nrta.', '', colnames(nrta))

# costruisce la matrice di specializzazione
M <- as.matrix((nrta > threshold) + 0)

# sostituisce le celle vuote della matrice di specializzazione
M[is.na(M)] <- 0

# calcola le dimensioni della matrice di specializzazione
rows = as.numeric(nrow(M))
cols = as.numeric(ncol(M))

# calcola i valori delle matrici di diversificazione ed ubiquità
d = as.vector(rowSums(M))
u = as.vector(colSums(M))

# costruisce le matrici di diversificazione ed ubiquità
D = as.matrix(diag(d, rows))
U = as.matrix(diag(u, cols))

# costruisce le matrici di co-occorrenza
MR = M %*% t(M)
MT = t(M) %*% M

# costruisce le matrici di prossimità
PR = matrix(NA, rows, rows)
PT = matrix(NA, cols, cols)

# riempie la matrice di prossimità delle aree

```

```

for (i in 1:rows) {
  for (j in 1:rows) {
    if (i != j) {}
    PR[i, j] = MR[i, j] / max(d[i], d[j])
  }
}

# riempie la matrice di prossimità dei settori
for (i in 1:cols) {
  for (j in 1:cols) {
    PT[i, j] = MT[i, j] / max(u[i], u[j])
  }
}

# modifica le intestazioni delle osservazioni
rownames(PR) <- rownames(MR)
rownames(PT) <- rownames(MT)

# modifica le intestazioni dei campi
colnames(PR) <- colnames(MR)
colnames(PT) <- colnames(MT)

# svuota la diagonale delle matrici di prossimità
diag(PR) <- NA
diag(PT) <- NA

# trasforma le matrici
d <- as.data.frame(d)
u <- as.data.frame(u)

# modifica le intestazioni delle osservazioni

```

```

rownames(d) <- rownames(M)
rownames(u) <- colnames(M)

# trasforma le matrici
M <- as.data.frame.table(M)
PR <- as.data.frame.table(PR)
PT <- as.data.frame.table(PT)

# modifica le intestazioni dei campi
names(M) <- c('rgn', 'sctr', 'splz')
names(PR) <- c('rgni', 'rgnj', 'phi')
names(PT) <- c('sctri', 'sctrj', 'phi')

# esporta i dati
write.csv(M, '../models/exports/specializations.csv', row.names = FALSE, na = "")

# esporta i dati
write.csv(d, '../models/exports/diversities.csv', row.names = TRUE, na = "")
write.csv(u, '../models/exports/ubiquities.csv', row.names = TRUE, na = "")

# esporta i dati
write.csv(MR, '../models/exports/region-cospecializations.csv', row.names = TRUE, na = "")
write.csv(MT, '../models/exports/technology-cospecializations.csv', row.names = TRUE, na = "")

# esporta i dati
write.csv(PR, '../models/exports/region-proximities.csv', row.names = FALSE, na = "")
write.csv(PT, '../models/exports/technology-proximities.csv', row.names = FALSE, na = "")

#
SC = M %*% solve(U) %*% t(M)

```



```

SP = t(M) %*% solve(D) %*% M

#
MC = solve(D) %*% SC
MP = solve(U) %*% SP

#
rownames(PC) <- rownames(SC)
colnames(PC) <- colnames(SC)
rownames(PP) <- rownames(SP)
colnames(PP) <- colnames(SP)

# calcola autovalori e autovettori
EC <- eigen(MC)
EP <- eigen(MP)

# estrae autovalori e autovettori delle aree
LC <- EC$values
VC <- EC$vectors

# estrae autovalori e autovettori dei settori
LP <- EP$values
VP <- EP$vectors

# estrae la parte reale dei risultati
ECI <- Re(VC[, 2])
PCI <- Re(VP[, 2])

# standardizza i risultati
SECI <- (ECI - mean(ECI)) / sdp(ECI)
SPCI <- (PCI - mean(PCI)) / sdp(PCI)

```

```

#
SECI <- data.frame(ECI = SECI)
SPCI <- data.frame(PCI = SPCI)

# aggiunge le etichette
rownames(SECI) <- rownames(SC)
rownames(SPCI) <- rownames(SP)

#
d <- as.data.frame(d)
u <- as.data.frame(u)

#
rownames(d) <- rownames(M)
rownames(u) <- colnames(M)

write.csv(SECI, '/Users//Documents/Ricerca/economic_complexity/ECI.csv', row.names =
TRUE)
write.csv(SPCI, '/Users//Documents/Ricerca/economic_complexity/PCI.csv', row.names =
TRUE)

#
write.csv(ECI, '/Users/Documents/Ricerca/economic_complexity/NSECI.csv', row.names =
TRUE, na = "")
write.csv(PCI, '/Users/Documents/Ricerca/economic_complexity/NSPCI.csv', row.names =
TRUE, na = "")

```

BIBLIOGRAPHY

- [the_atlas_of_economic_complexity_hidalgo_2018](#)
- [economic_complexity_theory_and_applications_hidalgo_2021](#)
- <https://platform.europeanmoocs.eu/users/8/Marco-E.L.Guidi-Gli-spilli-di-Adam-Smith.pdf>
- <https://oec.world/en/resources/methods#economic-complexity> – Observatory of Economic Complexity (OEC)
- https://www.uniba.it/it/docenti/capolupo-rosa/attivita-didattica/Econ_MAN_8.pdf
- <https://www.agenziacoessione.gov.it/s3-smart-specialisation-strategy/>
- <https://s3platform.jrc.ec.europa.eu/what-we-do>
- <https://ised-isde.canada.ca/site/audits-evaluations/en/internal-audit/internal-audit-reports-fiscal-year/audit-innovation-supercluster-initiative>
- Hidalgo, C. A. & Hausmann, R. The building blocks of economic complexity. *PNAS* 106, 10570–10575 (2009)
- Hartmann, D., Guevara, M. R., Jara-Figueroa, C., Aristarán, M. & Hidalgo, C. A. Linking Economic Complexity, Institutions, and Income Inequality. *World Development* 93, 75–93 (2017).
- Can, M. & Gozgor, G. The impact of economic complexity on carbon emissions: evidence from France. *Environmental Science and Pollution Research* 24, 16364–16370 (2017).
- Neagu, O. The Link between Economic Complexity and Carbon Emissions in the European Union Countries: A Model Based on the Environmental Kuznets Curve (EKC) Approach. *Sustainability* 11, 4753 (2019).
- Zhu, S., Yu, C. & He, C. Export structures, income inequality and urban-rural divide in China. *Applied Geography* 115, 102150 (2020).
- Fritz, B. S. L. & Manduca, R. A. The Economic Complexity of US Metropolitan Areas. [arXiv:1901.08112 \[econ, q-fin\]](https://arxiv.org/abs/1901.08112) (2019).
- Gao, J. & Zhou, T. Quantifying China's regional economic complexity. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 492, 1591–1603 (2018).
- Balland, P.-A. & Rigby, D. The Geography of Complex Knowledge. *Economic Geography* 93, 1–23 (2017).
- Balland, P.-A. et al. Complex economic activities concentrate in large cities. *Nat Hum Behav* 1–7 (2020) [doi:10.1038/s41562-019-0803-3](https://doi.org/10.1038/s41562-019-0803-3).
- [the_network_structure_of_economic_output_hausmann_2011](#)
- warren weaver, 'Science and complexity'
- Hidalgo, C.A., Klingler, B., Barabási, A.-L., Hausmann, R.: *Science* 317, 482 (2007)
- Neffke, F., Henning, M.: *Strateg. Manag. J.* 34, 297 (2013)
- Delgado, M., Porter, M.E., Stern, S.: *J. Econ. Geogr.* 16, 1 (2016)
- Neffke, F., Henning, M., Boschma, R.: *Econ. Geogr.* 87, 237 (2011)
- Zhu, S., He, C., Zhou, Y.: *J. Econ. Geogr.* 17, 521 (2017)
- Kogler, D.F., Rigby, D.L., Tucker, I.: *Eur. Plann. Stud.* 21, 1374 (2013)
- Boschma, R., Balland, P.-A., Kogler, D.F.: *Ind. Corp. Change* 24, 223 (2015)
- Guevara, M.R., Hartmann, D., Aristarán, M., Mendoza, M., Hidalgo, C.A.: *Scientometrics* 109, 1695 (2016)

- Pinheiro, F.L., Alshamsi, A., Hartmann, D., Boschma, R., Hidalgo, C.A.: arXiv:1801.05352 [Physics, q-Fin] (2018)
- Lee, K., Malerba, F.: Res. Policy 46, 338 (2017)
- Lee, K., Ki, J.: Res. Policy 46, 365 (2017)
- Zhu, S., He, C., Zhou, Y.: J. Econ. Geogr. 17, 521 (2017)
- Petralia, S., Balland, P.-A., Morrison, A.: Res. Policy 46, 956 (2017)
- Murray, F., Aghion, P., Dewatripont, M., Kolev, J., Stern, S.: Am. Econ. J. Econ. Policy 8, 2016
- Hartmann, D., Guevara, M.R., Jara-Figueroa, C., Aristarán, M., Hidalgo, C.A.: World Dev. 93, 75 (2017)
- Hausmann, R., Hidalgo, C.A., Bustos, S., Coscia, M., Simoes, A., Yildirim, M.A.: The Atlas of Economic Complexity: Mapping Paths to Prosperity. MIT Press (2014)
- Delgado, M., Porter, M.E., Stern, S.: Res. Policy 43, 1785 (2014)
- Delgado, M., Porter, M.E., Stern, S.: J. Econ. Geogr. 10, 495 (2010)
- Neffke, F., Otto, A., Hidalgo, C.A.: Papers in Evolutionary Economic Geography 16.05 (2016)
- Technological Opportunity and Spillovers of R & D: Evidence from Firms' Patents, Profits, and Market Value, Adam B. Jaffe