

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Meccanismi di spillover tecnologico: un'analisi comparata tra brevetti universitari e industriali in Europa



**Politecnico
di Torino**

Relatori

prof. Luigi Buzzacchi

.....

prof. Antonio de Marco

.....

prof. Francesco Luigi Milone

.....

Candidato

Francesco Iezzi

Marzo 2026

Indice

INTRODUZIONE	3
RASSEGNA DELLA LETTERATURA	4
DATI	14
<i>COSTRUZIONE CAMPIONI</i>	14
<i>ANALISI DESCRITTIVE: GEOGRAFICA, TECNOLOGICA, TEMPORALE</i>	18
METODOLOGIA	22
<i>CITAZIONI DIRETTE RICEVUTE</i>	22
<i>IMPORTANZA TECNOLOGICA</i>	24
<i>DISRUPTIVENESS</i>	25
<i>REGRESSORI E VARIABILI DI CONTROLLO</i>	27
<i>ANALISI CORRELAZIONE E PROPRIETA' DELLE VARIABILI</i>	29
MODELLI EMPIRICI	31
<i>MODELLI DI CONTEGGIO DELLE CITAZIONI FORWARD</i>	32
<i>BINOMIALE NEGATIVA E POISSON</i>	33
<i>MODELLO LINEARE SULL'IMPORTANZA TECNOLOGICA</i>	34
<i>TRANSFORMAZIONE IHS, FINESTRE TEMPORALI ED EFFETTI MARGINALI</i>	35
RISULTATI EMPIRICI	37
<i>CITAZIONI FORWARD: BINOMIALE NEGATIVA</i>	37
<i>CITAZIONI FORWARD: POISSON</i>	38
<i>IMPORTANZA TECNOLOGICA: OLS</i>	40
<i>COERENZA DEI RISULTATI TRA MODELLI</i>	41
<i>ROBUSTEZZA: ANALISI EMPIRICA NEL SOTTOCAMPIONE HIGH – TECH</i>	42
<i>DISRUPTIVENESS: OLS</i>	44
CONCLUSIONE	47
BIBLIOGRAFIA	49
TABELLE	52

INTRODUZIONE

Negli ultimi decenni il ruolo delle università nei sistemi di innovazione è diventato sempre più centrale nel dibattito economico e nelle politiche pubbliche. Accanto alla tradizionale funzione di produzione e diffusione della conoscenza scientifica, gli atenei sono oggi considerati attori chiave nella generazione e nel trasferimento di innovazione tecnologica verso il sistema produttivo. In questo contesto, la produzione brevettuale universitaria rappresenta uno dei principali canali attraverso cui la ricerca accademica può trasformarsi in conoscenza applicabile e potenzialmente sfruttabile dalle imprese, contribuendo alla diffusione di nuove tecnologie e al progresso dei sistemi economici. Nonostante l'attenzione crescente verso il ruolo delle università nei processi di innovazione, la letteratura empirica non offre risultati univoci riguardo all'impatto della brevettazione accademica rispetto a quella industriale. Da un lato, numerosi contributi sottolineano come i brevetti universitari possano incorporare un contenuto scientifico più elevato e generare spillover tecnologici ampi, favorendo la diffusione della conoscenza oltre i confini delle singole organizzazioni. Dall'altro lato, diversi studi evidenziano come l'effettiva capacità di trasferimento tecnologico dipenda in misura rilevante da fattori istituzionali, geografici e tecnologici, nonché dalla capacità delle imprese di assorbire e valorizzare i risultati della ricerca scientifica. Alla luce di queste evidenze contrastanti, comprendere in che misura i brevetti universitari contribuiscano alla diffusione della conoscenza tecnologica rispetto ai brevetti industriali rappresenta una questione rilevante sia dal punto di vista accademico sia per la definizione delle politiche dell'innovazione. In particolare, risulta cruciale verificare se l'origine universitaria di un brevetto sia associata a differenze sistematiche nella capacità di generare spillover tecnologici e nell'impatto innovativo complessivo rispetto ai brevetti sviluppati in ambito industriale. L'obiettivo di questo lavoro è analizzare il ruolo della brevettazione universitaria nel sistema innovativo europeo, confrontando le caratteristiche e l'impatto dei brevetti accademici con quelli di origine industriale. L'analisi si basa su un ampio dataset di brevetti depositati presso l'European Patent Office, costruito integrando diverse fonti informative e identificando in modo sistematico gli assegnatari universitari attraverso il collegamento con il registro europeo delle istituzioni accademiche. Il lavoro si articola in tre fasi principali: in primo luogo viene costruito un dataset che distingue i brevetti universitari da quelli industriali e che integra informazioni relative alla classificazione tecnologica, alla struttura delle citazioni e alle caratteristiche degli inventori; successivamente vengono sviluppate analisi descrittive volte a caratterizzare la distribuzione geografica, tecnologica e temporale della produzione brevettuale europea, evidenziando le principali differenze tra attività accademica e industriale; infine viene implementata un'analisi econometrica multivariata finalizzata a stimare l'impatto dell'origine universitaria dei brevetti sugli spillover tecnologici. Gli spillover vengono misurati attraverso diverse metriche complementari, tra cui il numero di citazioni forward ricevute, una misura di importanza tecnologica e un indicatore di disruptiveness basato sulla struttura delle reti citazionali. L'utilizzo congiunto di queste misure consente di cogliere sia l'impatto diretto dei brevetti sia il loro ruolo nel processo cumulativo di sviluppo tecnologico. L'analisi econometrica viene condotta utilizzando modelli di conteggio e modelli lineari che includono un ampio insieme di variabili di controllo relative alle caratteristiche dei brevetti, nonché effetti fissi temporali e settoriali, permettendo di isolare l'effetto specifico dell'origine universitaria del brevetto e di distinguerlo da altri fattori che influenzano la diffusione della conoscenza tecnologica. Nel complesso, il lavoro contribuisce alla letteratura sul trasferimento tecnologico e sugli spillover di conoscenza fornendo nuove evidenze empiriche sul ruolo delle università nel sistema brevettuale europeo e sulle differenze tra innovazione accademica e innovazione industriale.

RASSEGNA DELLA LETTERATURA

La letteratura scientifica antecedente a questo studio ha posto molta attenzione sull'impatto della produzione brevettuale, sia universitaria che industriale, a qualsiasi livello. Il ruolo dell'università nell'innovazione industriale è ormai cosa nota al mondo scientifico. I brevetti universitari sono diventati generatori di spillover, oltre che strumenti di protezione della conoscenza, in grado di attivare dinamiche economiche, industriali e scientifiche. Il tema descritto si inserisce nel quadro teorico definito nel Triple Helix model (Etzkowitz e Leydesdorff, 2000), che dipinge l'università come un attore centrale, insieme alle imprese e al governo, nel creare e diffondere innovazione tramite produzione brevettuale. Dunque, il brevetto generato dall'entità accademica assume la duplice funzione di protezione intellettuale e di generazione di spillover industriale descritto precedentemente.

Nonostante il Bayh Dole Act abbia dimostrato l'impatto della sfera governativa, dichiarata in prima istanza dal Triple Helix model, vi sono studi che smorzano tale effetto. Braunerhjelm (2000) offre una riflessione sulle condizioni macro-istituzionali necessarie affinché i brevetti universitari generino spillover. Egli analizza quattro università svedesi diverse tra loro per localizzazione e storia, andando a ricostruire mediante il campione la distribuzione della popolazione svedese. Il paper sottolinea l'insufficienza del sistema normativo e l'importanza del contesto culturale circostante: con l'assenza di quest'ultimo, l'innovazione rimane bloccata all'interno delle istituzioni originarie, arrestando alla nascita la generazione di spillover industriale (e non solo).

Le conclusioni raggiunte da Braunerhjelm (2000) vengono riprese e ampliate da successivi studi. Come mostrato da Acosta et al. (2009), l'attività brevettuale universitaria, che indubbiamente impatta in termini di innovazione a livello industriale, è dipendente da alcuni fattori. La ricerca è fondata su una base di 4580 brevetti europei emessi dal 1998 al 2004, relativi a 202 regioni europee, ottenute da Eurostat tramite il livello di aggregazione NUTS II. La produzione di brevetti da parte delle università è affetta in maniera statisticamente significativa dai fondi regionali investiti in R&D, con ritorni costanti di scala, e dal contesto istituzionale in cui l'università è immersa, andando a confermare ciò che precedentemente Braunerhjelm aveva individuato, usando un campione molto più ampio di dati. Nonostante ciò, vi sono alcuni fattori, che sono stati considerati nel modello econometrico, che risultano essere non statisticamente significativi, come il GIP delle regioni europee considerate o Objective 1, variabile dummy che va a considerare la qualità del sistema di innovazione regionale.

Altri papers vanno in questa direzione, mostrando l'importanza di fattori di contesto nella generazione di spillover industriale. Coronado et al. (2017) ampliano le ricerche precedenti focalizzandosi su una base brevettuale di 3300 brevetti europei emessi dal 2001 al 2004 da 360 università, classificati in 3 settori economici: high tech e medium-low tech fields. Per queste classificazioni è stata utilizzata L'International Patent Classification (IPC), classificazione che verrà utilizzata anche nel seguente paper. I risultati dello studio condotto da Coronado et al. mostrano una correlazione tra la brevettazione universitaria, e dunque la correlata generazione di spillover, e il settore tecnologico di riferimento. Gli autori in questione svelano come un contesto regionale high tech stimoli maggiormente la produzione universitaria di brevetti in maniera statisticamente significativa. La stessa conclusione non viene raggiunta per le regioni con alta presenza high tech, in cui la significatività statistica non è stata trovata.

Uno dei contributi più significativi sul tema è stato offerto da Cowan e Zinovyeva (2013), il quale si concentra sull'impatto locale delle università italiane. Il dataset è stato costruito considerando l'apertura di nuove università in Italia nel periodo compreso tra il 1985 e il 2000, indipendentemente dalle peculiari situazioni economiche delle regioni, in modo da isolare l'effetto causale. Lo studio

dimostra come l'apertura di nuovi atenei spinga in maniera significativa lo spillover industriale, misurato dal numero di brevetti emessi dalle imprese. Lo studio va controcorrente rispetto alla letteratura antecedente, chiarendo come l'innovazione industriale sia generata non da brevetti universitari, ma dall'apertura di nuovi centri di ricerca. Un'altra parte significativa dello studio riguarda l'eterogeneità regionale, il quale raggiunge una conclusione altrettanto peculiare: lo spillover descritto è generato maggiormente nelle regioni italiane in cui si investe meno in R&D e in cui vi è una struttura industriale meno solida, contrariamente alla strada tracciata da Coronado et al. (2017).

Lo studio di Calderini e Scellato (2005) è tra i primi contributi empirici a mettere in luce, con rigore, il legame tra specializzazione tecnologica regionale, qualità della ricerca accademica e performance brevettuale. Analizzando il settore delle telecomunicazioni wireless in 33 regioni europee tramite 3990 brevetti, gli autori mostrano che non basta la mera intensità brevettuale universitaria: ciò che conta davvero per generare spillover rilevanti è la qualità della produzione scientifica locale, misurata attraverso indicatori di impatto delle pubblicazioni. Le regioni con una ricerca accademica più influente tendono a sviluppare innovazioni industriali più coerenti e di maggior valore tecnologico. Un elemento chiave del paper è la distinzione tra quantità di brevetti e rilevanza industriale. Calderini e Scellato avvertono che politiche volte a incentivare soltanto un aumento numerico dei brevetti universitari rischiano di produrre risultati ingannevoli se non si affiancano strumenti che ne migliorino trasferibilità e contenuto tecnologico. Gli spillover più efficaci emergono non dalla protezione formale in sé, ma dalla diffusione e assimilazione di conoscenza scientifica solida da parte delle imprese locali. Le implicazioni per le policy sono chiare: potenziare l'innovazione regionale richiede investimenti nella qualità della ricerca e nei canali che facilitano l'assorbimento da parte dell'industria, non una semplice spinta alla brevettazione. Serve un'integrazione funzionale tra università, imprese e ambiente istituzionale, in cui la produzione scientifica diventi leva reale di specializzazione e valore competitivo.

La comprensione dello spillover universitario e su come esso sia influenzato compie un passo in avanti tramite lo studio di Caviggioli et al. (2023). Essi analizzano un dataset formato da 1851 brevetti raccolti tra il 2004 e il 2016, con l'obiettivo di capire in che modo la collaborazione tra università e imprese impatti la produttività brevettuale delle stesse aziende. A parità di altri fattori, gli autori dimostrano un incremento significativo della produzione brevettuale industriale, nel caso in cui l'impresa abbia collaborato con un'università nella generazione congiunta di materiale brevettuale. Lo studio va ad arricchire il framework teorico precedentemente descritto, andando a focalizzare l'attenzione non tanto sull'output brevettuale o sulla qualità della produzione ma sulla natura della collaborazione tra le due entità in questione. Lo studio è ulteriormente arricchito dalla distinzione tra la co-invenzione e la collaborazione (licenze o finanziamenti a progetti), mostrando che solo la prima genera un effetto statisticamente significativo sulla produttività brevettuale.

Questo approccio si distingue dagli studi proposti sia da Cowan e Zinovyeva e da Calderini e Scellato. Caviggioli et al (2023) propongono una prospettiva sistemica, concentrandosi non tanto sullo spillover diretto generato dalla brevettazione universitaria ma sui brevetti come strumenti di collaborazione e di diffusione della conoscenza. Seppur diversi, i tre approcci convergono sull'idea che lo spillover industriale non sia automatico, ma sempre dipendente da alcuni fattori.

De Marco e Caviggioli (2024) offrono un contributo recente e rigoroso sul ruolo della conoscenza universitaria nella specializzazione tecnologica regionale, centrando l'analisi sull'Italia a livello provinciale (NUTS III) nel periodo dal 1995 al 2018. Gli autori implementano sia l'output accademico sia quello industriale, senza far riferimento a misure indirette. Lo stock di brevetti universitari viene relazionato alla specializzazione delle imprese nello stesso campo tecnologico, e tale relazione viene misurata mediante un indice normalizzato di revealed technology advantage. Nel compiere tale operazione gli autori considerano anche eventuali effetti spaziali permettendo la

distinzione tra spillover locali e spillover “vicini”. La strategia empirica è solida: mediante modelli con ricche specificazioni fisse (provincia, tecnologia, effetti temporali, ecc.) e stime strumentali, si affrontano le possibili endogeneità, rafforzando una lettura causale. I risultati indicano che l’insieme di brevetti universitari locali esercita un effetto positivo e significativo sulla specializzazione industriale nello stesso campo, mentre analoghi spillover dalle università contigue ci sono, ma sono più deboli. L’effetto risulta particolarmente marcato nelle province del Sud, suggerendo che in contesti meno sviluppati le università fungono da catalizzatori della diversificazione tecnologica. Ulteriori analisi indicano che la complessità tecnologica (high-tech e low-tech) non attenua l’effetto, mentre la dimensione spaziale della conoscenza è rilevante: la distanza riduce l’intensità dello spillover. Viene anche discusso un possibile trade-off legato all’internazionalizzazione accademica, che può arricchire il bacino di conoscenza ma al contempo disperdere parte dello spillover fuori dal contesto locale. Tale studio va dunque a confermare le precedenti ricerche canalizzate in ambito tecnologico e geografico condotte rispettivamente da Cowan e Zinovyeva (2013) e Calderini e Scellato (2005).

La sezione precedente si concentra sui molteplici fattori in grado di determinare e di impattare lo spillover generato dalla produzione brevettuale. È cruciale comprendere, al fine di studiare l’intensità e l’impatto dell’innovazione generata dalle classi brevettuali industriali e accademiche, quali sono gli input alla base del processo innovativo. Audrestch e Feldman (1996) concentrano la propria analisi proprio sugli elementi che consentono in primo luogo di identificare e successivamente localizzare l’innovazione industriale. Tra gli elementi fondamentali vi è, come sottolineano i due autori, il knowledge flow, il quale è costituito da una serie di elementi, tra cui il movimento di forza-lavoro specializzata, investimenti in R&D e produzione brevettuale. I due ricercatori, eseguendo un’analisi dell’attività innovativa nelle imprese in cui lo stesso knowledge flow è rilevante e controllando l’analisi per la concentrazione produttiva (che successivamente si rivelerà un elemento alquanto importante nello studio dell’innovazione), trovano un risultato poco sorprendente: il knowledge flow e il knowledge spillover, generato dai componenti stessi del flow, sono fondamentali per descrivere e localizzare l’innovazione.

Il knowledge spillover tuttavia può essere misurato anche tramite altre metodologie, oltre che ai semplici input ed output dell’attività innovativa. Tra gli elementi maggiormente interessanti figurano certamente le statistiche e le citazioni relative alla produzione brevettuale, industriale ed accademica. Entrambi questi strumenti presentano punti a favore e criticità per descrivere l’innovazione in un certo settore, punti che verranno descritti grazie a una vasta rassegna della letteratura, proposta di seguito.

Le statistiche presenti per costruzione all’interno dei brevetti, tra cui data di emissione, data di applicazione, luogo di appartenenza dell’inventore, luogo di appartenenza dell’assegnatario e le citazioni vengono definite da Pavitt (1985) un elemento necessario per quantificare l’innovazione settoriale e i profili di tutte le imprese appartenenti al medesimo settore. Lo stesso autore, tuttavia, identifica nella sua ricerca alcune criticità nell’utilizzo dei dati brevettuali. In primo luogo, egli afferma che i brevetti stessi, per definizione, sono a metà tra l’input di produzione e la ricerca in R&D, caratteristica che non gli permette di fare match con l’*assumption* “brevetti uguale innovazione”. Inoltre, lo stesso Pavitt, nonostante mostra una correlazione positiva tra la produzione brevettuale e gli investimenti in R&D, individua tre motivazioni per cui i brevetti non misurano l’innovazione. In primo luogo, vi sono differenze a livello nazionale, poiché la qualità e la quantità delle statistiche brevettuali cambiano da nazione a nazione. Inoltre, Pavitt individua anche criticità a livello settoriale, considerando che i brevetti cambiano la propria utilità da settore a settore. Lo stesso autore conclude mostrando problematiche anche a livello di singola impresa, poiché aziende diverse hanno strategie diverse circa la brevettazione.

Vi sono altri biases quando si tratta di utilizzare le statistiche presenti nella produzione brevettuale come indicatore per misurare l'innovazione, a qualsiasi livello. Altre criticità sono state individuate da Nagaoka (2010), il quale riesce a suggerire numerosi indizi tramite il confronto del sistema brevettuale giapponese con quello americano ed europeo. L'obiettivo dell'autore è, tramite il confronto dei tre maggiori sistemi brevettuali, mostrare i limiti strutturali dei dati brevettuali, mentre quest'ultimi continuano incessantemente a crescere, considerando la digitalizzazione massiva di tutte le statistiche a riguardo. Egli individua principalmente due biases. Il primo è proprio nell'utilizzare la parola brevetto come sostituto della parola innovazione. Infatti, Nagaoka mostra che l'impresa possiede altri metodi per proteggere un'invenzione: segreto industriale, assets complementari alla stessa scoperta, sviluppo accelerato e un'elevata complessità, tutti ugualmente difficile da imitare. Quindi è possibile e molto probabile che, considerando i brevetti come approssimazione dell'innovazione, si stia lasciando fuori dal conteggio una quantità elevata di invenzioni che non sono state brevettate per scelta strategica. Il secondo bias, invece, riguarda l'utilizzo dell'indirizzo dell'inventore come strumento di localizzazione dello spillover. Nagaoka suggerisce l'imprecisione di tale indicatore, dimostrando come l'indirizzo possa indicare la localizzazione dell'HQ o dell'azienda di riferimento, andando a oscurare completamente la reale provenienza dell'idea innovativa.

Il tema della localizzazione viene ripreso sotto altri punti di vista da differenti studi. Tra i più importanti spicca quello condotto dagli studiosi Moreno et al. (2002), i quali impongono severe limitazioni alla capacità di assorbimento del knowledge spillover. Infatti, gli autori dimostrano il decadimento della diffusione dello spillover a causa dell'elevata distanza: il knowledge spillover si muove molto bene all'interno dei limiti regionali, ma allo stesso tempo fatica nel superare il confine nazionale. Guardando il sistema innovativo europeo, è dimostrato dunque che il sistema nazionale sconfigge il sistema europeo in termini di assorbimento. Le istituzioni e le economie di aggregazione nazionale favoriscono la tendenza scoperta dagli autori. Nonostante lo scopo della ricerca fosse quello di mostrare come l'assorbimento di conoscenza variasse in termini di distanza geografica, essi riescono ad includere anche termini tecnologici ed economici: mancate similarità in codesti termini possono rallentare in maniera significativa la diffusione del knowledge spillover.

Uno studio maggiormente a tutto tondo viene eseguito anche da Griliches (1990). Egli decide di porre la sua attenzione sull'utilità dei dati brevettuali per valutare lo stato complessivo del processo di innovazione. Tramite la sua analisi, Griliches individua fattori positivi e fattori negativi nell'utilizzo dei brevetti come strumento di approssimazione dell'innovazione industriale. Entrando nei particolari, l'autore suggerisce alcuni limiti strutturali nelle statistiche brevettuali. Quest'ultime, in primo luogo, non catturano la diversa valutazione dei brevetti stessi: vi sono alcuni brevetti che hanno un valore elevato mentre moltissimi brevetti hanno un valore puramente commerciale. Il semplice conteggio dei brevetti non tiene in considerazione, dunque, dell'eterogeneità del valore ed amplia il rumore degli outlier. Oltre alle possibili scelte strategiche aziendali che possono diminuire la corrispondenza tra dati brevettuali e innovazione, l'autore individua un'ulteriore criticità intrinseca: il ritardo tra la data di ideazione e la data di deposito. Il brevetto può essere depositato anche molto tempo dopo che l'invenzione è stata realizzata. Nonostante tali punti, Griliches sottolinea come le statistiche brevettuali, tra le quali le citazioni fatte e ricevute, siano una buona approssimazione della produzione di conoscenza, utile per comprendere l'andamento settoriale e le differenze tra le imprese.

Nonostante le varie criticità introdotte precedentemente, vi sono alcune statistiche in grado di catturare in maniera sufficientemente significativa l'impatto della produzione brevettuale. Le statistiche in questione sono dunque le citazioni brevettuali. In questo studio sono state considerate entrambe le categorie di citazioni, sia le forward che le backward. Le citazioni forward catturano il numero di citazioni ricevute da ciascun brevetto, sia universitario che industriale. Al contrario, le

citazioni backward sottolineano la storia sottostante ad un brevetto, indicando il numero di citazioni prodotte da un brevetto.

Sia che si tratti di citazioni backward o forward, entrambi rappresentano un buono strumento per valutare l'attività innovativa europea, a livello settoriale o di singola impresa. Nonostante ciò, le citazioni presentano caratteristiche positive e negative come strumento di analisi. Lo studio recente di Corsino et al. (2019) mostra due importanti limitazioni delle citazioni come indicatore del flusso di conoscenza tra le imprese. In primo luogo, gli autori individuano errori di omissione nella definizione delle stesse citazioni. Come già introdotto con Nagaoka, il conteggio delle citazioni non catturano alcuni elementi fondamentali, tra cui la conoscenza tacita, gli scambi utenti-fornitori e le interazioni informali tra le imprese stesse. Gli errori di omissione, per quanto decisivi possano essere anche presi da soli, vengono aggravati da ulteriori errori da commissione. Le imprese, come indicato precedentemente, prendono scelte strategiche (tra cui un brevetto può non rientrare) per proteggere l'invenzione. Inoltre, Corsino et al. pongono evidenza anche alle differenze tra i vari uffici, le quali vanno ad incidere sulla reale conoscenza usata dagli inventori. Per esempio, nell'European Patent Office le citazioni vengono emesse anche dall'esaminatore brevettuale: come anticipato, in questo modo la reale conoscenza utilizzata dall'impresa brevettante risulta essere più bassa rispetto a quella stimata tramite il semplice conteggio delle citazioni brevettuali. A completare il quadro vi è la dipendenza della propensione a brevettare da alcuni fattori, come localizzazione e dimensione (es. le imprese più grandi tendono a brevettare di più), rendendo le citazioni un elemento incompleto per valutare l'intensità del knowledge flow.

Come anticipato da Corsino et al. (2019) le citazioni brevettuali, sia forward che backward, sono caratterizzate da una dipendenza dall'aspetto geografico. L'aspetto viene ripreso ed amplificato da Figueiredo et al. (2015), i quali pongono l'attenzione sull'effetto della localizzazione e della distanza sulla citazione brevettuale. Entrando nei particolari, gli autori utilizzano circa 377 mila brevetti, 341 mila citazioni da 160 mila brevetti, disponibili nei database americano USPTO e CBS, utilizzato per raccogliere dati sulla localizzazione. La ricerca è basata sull'implementazione di un modello econometrico in cui la variabile dipendente è rappresentata dalle citazioni backward. Le variabili indipendenti, invece, sono la distanza tra il brevetto citante e il brevetto citato e la localizzazione estratta come detto precedentemente. L'analisi econometrica dimostra come la localizzazione della industry ha un effetto positivo sul numero di citazioni, andando a confermare l'ipotesi Marshalliana: le citazioni e il knowledge spillover sono maggiori nelle zone geografiche dove l'industry è localizzata. Tale ipotesi va a confermare quanto detto da Corsino et al., dimostrando che le citazioni non sono un elemento assoluto ma dipendente da una serie di fattori esogeni dai brevetti stessi.

Il fatto che la sfera geografica sia rilevante nella valutazione dell'importanza delle citazioni brevettuali viene confermato anche dallo studio di Maurseth e Verspagen (2002). Quest'ultimi cercano di investigare se la diffusione del knowledge flow è più probabile all'interno di una stessa Nazione, partendo dall'assunzione che il flusso di conoscenza tra imprese possa essere rappresentato dal numero di citazioni tra i brevetti. Essi controllano le varie criticità descritte precedentemente introdotte inserendo un limite al numero di citazioni tra due regioni, ovvero il prodotto del numero di brevetti nella regione i e il numero di brevetti nella regione j . Dopo aver osservato e valutato l'attività economica in Europa per controllare l'agglomerazione e aver raccolto i dati dei brevetti europei dal 1979 al 1996, hanno ottenuto risultati che confermano gli studi precedenti: i confini nazionali e le barriere linguistiche hanno un impatto importante sulla propagazione del knowledge flow. Parlando del numero di citazioni presenti all'interno della stessa nazione, essi dimostrano che è molto più probabile che due brevetti della stessa nazionalità si citino piuttosto che due brevetti di nazionalità diversa. Il discorso sulla lingua è piuttosto simile: la lingua di un Paese è dimostrata essere una barriera difficile da superare per la citazione brevettuale. Brevetti con autori di lingua diversa è meno probabile del 28% che si citino rispetto al caso di due autori della stessa lingua.

Uno studio molto simile fu condotto circa venti anni prima da Jaffe et al. (1993), i quali anticiparono la correlazione tra le citazioni brevettuali e l'aspetto puramente geografico. L'obiettivo degli autori era quello di, partendo da un insieme di brevetti universitari, isolare il knowledge spillover, separandolo dalla correlazione causata dalla concentrazione di attività tecnologicamente simili. Essi presero in considerazione due cluster di brevetti universitari con data di deposito rispettivamente del 1975 e del 1985; da ciascun gruppo estrassero le citazioni backward e forward, andandole a caratterizzare anche con la localizzazione geografica. Essi, per isolare l'effettivo flusso di conoscenza dalla correlazione di attività tecnologicamente simili, utilizzarono un approccio innovativo: considerando i brevetti citati, gli autori costruirono brevetti di controllo, i quali avevano le stesse caratteristiche temporali e tecnologiche dei primi. Andando a confrontare la frequenza di citazione nel campione reale con la frequenza di citazione nel cluster di controllo, essi sono riusciti ad isolare il knowledge spillover dalla possibile esistenza di spillover locali dati da affinità tecnologica. Eliminando anche le self citations ed utilizzando una metodologia diversa, giungono alla stessa conclusione di Maurseth e Verspagen: le citazioni sono geograficamente localizzate. Accade con una frequenza maggiore che un brevetto citi un brevetto vicino rispetto al caso di citazione caratterizzata da una distanza maggiore, soprattutto nel caso di citazioni internazionali.

Jaffe e De Rassenfosse (2016) eseguono invece uno studio con l'obiettivo di valutare in maniera definitiva e completa l'utilità dello strumento citazionale. Essi introducono una prima differenza, la quale non era mai stata fatta notare dai precedenti papers: le citazioni brevettuali sono differenti dalle citazioni scientifiche. Tra le due entità vi sono soprattutto differenze in termini di attori coinvolti e soprattutto in termini di incentivi. Dopo aver fatto notare tale caratteristica, i due autori si concentrano sulle possibili insidie delle citazioni. Essi sottolineano come differenze tra giurisdizioni possono creare differenze nelle citazioni, andando a compromettere l'oggettività dello strumento. Come già anticipato da Corsino et al. (2019), vi sono differenze significative negli uffici brevettuali. Negli Stati Uniti, colui che deposita il brevetto è obbligato a dichiarare le citazioni, mentre in Europa presso l'EPO l'esaminatore può avere il compito di identificare ed inserire le citazioni mancanti. Essi sottolineano anche quello che era stato suggerito da Schmoch (1993): in Europa e in Giappone gli uffici brevettuali classificano i brevetti in categorie di citazione, cosa che non accade negli Stati Uniti. Collegato alla criticità dell'esaminatore che può inserire citazioni, vi è un altro bias molto importante, il quale compromette la qualità dell'indicatore citazionale. Come anticipato da Machiocchi e Montobbio (2010), l'esaminatore, quando va ad inserire le citazioni mancanti, tende ad individuare le citazioni provenienti da brevetti prossimi a quello considerato. Inoltre, se l'esaminatore possiede abbastanza esperienza sul campo, egli tenderà automaticamente ad individuare meno citazioni, considerando il meno possibile lo stato dell'arte.

Come anticipato e mostrato precedentemente, nonostante le citazioni siano caratterizzate da alcune criticità strutturali, esse rimangono comunque un elemento piuttosto solido per studiare l'intensità del knowledge flow tra due entità diverse e il knowledge spillover che ne consegue. Prima di entrare nei particolari delle motivazioni per le quali le citazioni possano essere davvero un buon indicatore, è importante analizzare come si possano superare le criticità evidenziate tramite la rassegna della letteratura. Basberg (1987) fornisce una buona rassegna sull'utilizzo dei brevetti come indicatore del cambiamento tecnologico, evidenziandone potenziale e limitazioni. Nonostante egli dimostri come vi siano differenze nell'utilizzo del sistema brevettuale tra settori e imprese e come vi siano differenze temporali nella politica di deposito, egli suggerisce la soluzione per poter utilizzare i dati brevettuali, tra cui le citazioni. È importante secondo Basberg utilizzare le statistiche brevettuali a livello meno aggregato possibile: l'aggregazione permette di confondere le innovazioni radicali dai miglioramenti incrementali, rendendo difficile l'interpretazione dei cicli tecnologici.

Il fatto che le citazioni siano uno buono strumento per valutare l'intensità dello scambio di conoscenza tra due entità viene portato alla luce dallo studio di Hall et al. (2001). In primo luogo, gli autori si

soffermano sulle motivazioni per le quali i brevetti rappresentano uno buono strumento per valutare l'innovazione. Essi, infatti, suggeriscono che, grazie alla digitalizzazione delle statistiche brevettuali all'interno di database, vi sono numerosissimi dati a disposizione, caricati in maniera volontaria da una qualsiasi entità. Successivamente gli autori pongono la loro attenzione sulle citazioni, le quali rappresentano una misura abbastanza precisa della conoscenza che si muove tra il citante e il citato. Hall et al. sono convinti che se A cita B, vi sia un vero e proprio *paper trial* da B verso A. Entrando nei particolari dell'analisi, essi definiscono due caratteristiche brevettuali, basate sulle citazioni backward e forward. In primo luogo, vi è la generalità, la quale conta quante citazioni backward fa un brevetto in svariati settori. In maniera simile viene definito l'originalità, il quale conta il numero di citazioni forward. Hall et al. dimostrano come entrambe le caratteristiche siano positivamente correlate con le citazioni utilizzando due approcci. Il primo approccio utilizzato è un approccio chiamato *fixed effect*, in cui gli autori vanno a dividere il numero di citazioni per il numero medio di citazioni. Molto più completo è l'approccio quasi structural, il quale va a stimare effetti multipli sulle citazioni. Il fatto che vi siano caratteristiche positivamente correlate con le citazioni brevettuali dimostra che è possibile utilizzare il conteggio delle citazioni per condurre studi circa il processo di innovazione. Nonostante essi dimostrano tutte le potenzialità delle statistiche brevettuali, concludono lo studio suggerendo che le stesse citazioni risultano essere utili se e solo se vengono utilizzate in analisi comparative.

Un'analisi dello stesso tipo viene fatta da Archibughi (1992), il quale decide di analizzare il potenziale e le eventuali criticità dell'utilizzo delle statistiche brevettuali come indicatore di innovazione tecnologica. Le criticità riscontrate sono più o meno le stesse evidenziate nei precedenti paper. In primo luogo, Archibughi individua differenze tra settori nella propensione a brevettare e nel valore economico delle invenzioni, considerato che il brevetto non distingue l'eterogeneità nel valore (Griliches, 1990). Inoltre, il fatto che non tutte le invenzioni vengano brevettate viene quantificato dall'autore: tra il 40% e il 60% delle invenzioni non viene brevettato a causa di differenti scelte strategiche prese da università o imprese. L'analisi viene successivamente ampliata indicando anche motivazioni per le quali le statistiche brevettuali presentano un grande potenziale. Grazie alla grande disponibilità di dati, chiunque voglia analizzare i brevetti dispone di un'ampia serie storica di dati, che rende possibile il tracciamento dell'invenzione. Al fine di valutare in maniera più oggettiva l'impatto dell'innovazione, Archibughi suggerisce di raffinare l'utilizzo delle statistiche, passando alle citazioni o alle tasse di rinnovo per prolungare la protezione in un determinato territorio.

Uno degli studi più influenti nello studio dei flussi di conoscenza attraverso l'analisi delle citazioni brevettuali, con un occhio di riguardo al confronto tra università ed imprese, è quello condotto da Trajtenberg et al. (1997). Quest'ultimi mostrano che i brevetti universitari sono caratterizzati da una maggiore scientificità e da un più ampio impatto tecnologico: essi vengono citati più spesso, più rapidamente e in arco temporale più largo rispetto ai brevetti industriali, dimostrando un contenuto scientifico più radicale e generale allo stesso tempo. L'analisi identifica un'eterogeneità fra le istituzioni, con alcune università molto orientate a produrre innovazione e altre meno attive, e sottolinea come essi generino successivamente un *knowledge spillover* verso l'industria tramite il meccanismo delle citazioni. Gli autori marciano inoltre che l'impatto dei brevetti attribuibili ad atenei è concentrato in alcuni settori, in particolari quelli con alta intensità scientifica, come biotecnologie e chimica farmaceutica. In aggiunta alla componente descrittiva, il paper fornisce un'analisi econometrica importante, la quale testa se effettivamente le citazioni backward e forward possano essere definiti indicatori dei flussi di conoscenza. Nonostante i limiti identificati anche nei paper precedenti, gli autori mostrano come le citazioni, soprattutto quelle forward, siano in grado di catturare chiaramente l'appropriabilità e la basicità, caratteristiche per costruzione intrinseche alle citazioni stesse.

Il paper *Knowledge spillovers from green technologies* di Buzzacchi, Croce, De Marco e Ughetto (2025) analizza in modo sistematico le modalità attraverso cui le tecnologie green generano, diffondono e strutturano gli spillover di conoscenza rispetto alle tecnologie non-green, con l'obiettivo di comprendere se la natura stessa dell'innovazione sostenibile produca reti di diffusione diverse per intensità, configurazione tecnologica e distribuzione geografica. L'interesse verso questo tema nasce dall'osservazione che l'innovazione green produce conoscenza che può fertilizzare ampi ecosistemi tecnologici, generando valore sociale superiore al valore privatamente appropriabile. Comprendere la natura degli spillover diventa decisivo per valutare l'opportunità e la forma di interventi pubblici.

Mentre la letteratura ha già mostrato che i brevetti green generano mediamente più citazioni di quelli non-green, molto meno si sapeva sulla "morfologia" delle reti di spillover: se esse siano più dense, se colleghino settori più distanti, se superino più agevolmente i confini geografici e se siano più coese nel perimetro tecnologico. Gli autori formulano dunque quattro ipotesi: (H1) i brevetti green ricevono più citazioni, dirette e indirette, rispetto ai non-green; (H2) tali citazioni provengono da tecnologie più vicine nel knowledge space; (H3) gli spillover green si diffondono in un insieme più ampio e diversificato di settori; (H4) la conoscenza green è meno localizzata geograficamente.

Per testare queste ipotesi, gli autori ricorrono a un database estremamente ampio, costituito da oltre 3,8 milioni di brevetti depositati all'EPO tra il 1981 e il 2020, classificati come green o non-green tramite la tassonomia CPC sviluppata da EPO e USPTO per le tecnologie di mitigazione e adattamento climatico. L'analisi si basa su cinque misure fondamentali: il numero di forward citations ricevute, l'indicatore di patent importance (che considera anche gli spillover indiretti), la prossimità tecnologica tra citato e citante, l'indice di generality che misura l'ampiezza settoriale delle applicazioni, e la distanza geodetica tra inventori come indicatore di localizzazione geografica degli spillover. I modelli statistici utilizzati – negative binomial, OLS e fractional logit – includono controlli rigorosi per caratteristiche ex-ante del brevetto (team inventori, qualità, ampiezza tecnologica, backward citations, triadicità, anno e settore).

I risultati confermano pienamente la prima ipotesi: i brevetti green ricevono un numero significativamente maggiore di citazioni rispetto ai non-green, con un differenziale positivo compreso tra il 22% e il 24% nelle stime multivariate. Il risultato si mantiene anche quando si analizzano finestre temporali uniformi (tre, cinque e dieci anni), e si rafforza quando si considera l'indicatore di patent importance, che cattura l'effetto delle citazioni indirette nella rete di diffusione. In altre parole, la conoscenza prodotta dalle tecnologie green non solo viene più spesso richiamata da innovazioni successive, ma contribuisce anche con maggiore profondità agli sviluppi cumulativi del sistema tecnologico.

La seconda ipotesi riguarda invece il modo in cui questi spillover si propagano nel perimetro tecnologico. Le analisi sulla technological proximity mostrano che le citazioni ricevute dai brevetti green provengono, in media, da tecnologie più affini rispetto a quelle dei brevetti non-green. Questo risultato, ottenuto misurando la distanza tra classi IPC tramite l'indice di Hidalgo et al. (2007), rivela che la diffusione della conoscenza green avviene con maggiore intensità lungo traiettorie tecnologiche vicine, suggerendo che tali tecnologie, per la loro natura complessa e sistemica, richiedono un grado di coerenza cognitiva maggiore e si innestano più profondamente nelle stesse famiglie tecnologiche da cui provengono.

Parallelamente, la terza ipotesi sostiene che la conoscenza green è più "generale", ovvero capace di influenzare un ventaglio più ampio di industrie. Questa ipotesi viene dimostrata tramite l'indice di generality di Trajtenberg et al. (1997), che mostra valori più elevati per i brevetti green. Si tratta di un risultato apparentemente in tensione con H2, ma in realtà complementare: gli spillover green raggiungono un numero maggiore di settori, ma questi settori si collocano in un'area tecnologica

relativamente coesa. È dunque una diffusione “ampia ma compatta”: la tecnologia green ha applicazioni in domini diversi, ma che condividono una base cognitiva simile. Questo si spiega con la natura trasversale delle sfide ambientali, che richiede integrazione di più tecnologie complementari.

Infine, la quarta ipotesi riguarda la geografia degli spillover. Gli autori calcolano la distanza geodetica tra inventori e mostrano che i brevetti green ricevono citazioni da luoghi significativamente più distanti, con una minore concentrazione nello stesso paese o nella stessa provincia. L’effetto è robusto sia nelle stime OLS sia nei modelli fractional logit, e suggerisce che la conoscenza green si diffonde in reti meno radicate localmente e più globali. Questo risultato è coerente con il carattere internazionale delle politiche climatiche e con la maggiore mobilità delle competenze necessarie a sviluppare tecnologie complesse e intersettoriali.

Nel complesso, il paper offre una caratterizzazione articolata del funzionamento dei knowledge spillovers nel dominio green. Da un lato, mostra che le tecnologie green generano più conoscenza e assumono un ruolo più centrale nei processi cumulativi dell’innovazione; dall’altro, evidenzia che tali spillover sono al tempo stesso più tecnologicamente coesi, più settorialmente pervasivi e meno confinati nello spazio geografico. Questo quadro ha implicazioni importanti tanto per la politica dell’innovazione quanto per le strategie aziendali: le politiche pubbliche risultano particolarmente giustificate dalla presenza di spillover più ampi e profondi, e richiedono una dimensione almeno sovranazionale; le imprese, dal canto loro, possono trarre vantaggio dall’open-innovation e dalla cooperazione intersettoriale per internalizzare esternalità positive e sfruttare appieno il potenziale generativo delle tecnologie verdi.

Se la rassegna della letteratura ha sottolineato come l’indice citazionale possa costituire, seppure in maniera imperfetta, un indicatore utile dei flussi di conoscenza tra diversi brevetti e dell’impatto innovativo generato, un filone molto più recente ha cercato ulteriori vie per misurare l’impatto brevettuale. Entrando nei particolari, esso propone misure in grado di distinguere innovazioni semplicemente incrementali e innovazioni radicali.

All’interno di questa prospettiva si colloca il contributo di Park et al. (2023), il quale utilizza la struttura delle reti citazionali per misurare la disruptiveness di articoli scientifici e brevetti nel lungo periodo. Gli autori analizzano un campione estremamente ampio, composto da circa 24 milioni di articoli scientifici tratti dal WoS (Web of Science) pubblicati tra il 1945 e il 2010 e circa 4 milioni di brevetti provenienti da Patents View pubblicati tra il 1976 e il 2010. Park et al. impiegano il CD index (Consolidation – Disruption index), una misura basata sulle citazioni forward la quale distingue contributi che vengono citati insieme ai suoi predecessori (Consolidation) e contributi che vengono citati indipendentemente dai riferimenti precedenti (Disruption). L’analisi condotta mostra un risultato centrale: sia nella scienza che nella tecnologia la disruptiveness è diminuito nel tempo, nonostante il numero di pubblicazioni e di brevetti sia aumentato nel corso degli anni. Gli autori hanno verificato che tale risultato non sia un artefatto dovuto all’aumento delle partecite citazionali impiegando strategie di robustezza, basate su normalizzazioni, regressioni e simulazioni, confermando la tendenza al declino. Essi dimostrano anche che, nonostante l’aumento delle pubblicazioni, il numero di lavori con alta disruptiveness rimane stabile nel tempo. Nel complesso, il paper suggerisce che la crescita della quantità di paper e brevetti non è affiancata da un analogo aumento delle capacità di generare rotture con il passato, ma piuttosto da una tendenza al consolidamento della conoscenza esistente. Le reti citazionali, dunque, oltre a rappresentare una proxy stabile dell’impatto innovativo, rappresentano una buona struttura per comprendere la natura trasformativa del progresso tecnologico e scientifico.

Sebbene più datato, un paper molto simile è quello di Funk & Owen-Smith (2016), i quali analizzano l’evoluzione delle tecnologie tramite la struttura delle citazioni brevettuali dirette, utilizzando un

dataset di brevetti statunitensi (USPTO) concessi tra il 1976 e il 2010. Il contributo principale del paper consiste nello sviluppo di una misura di network position delle tecnologie, basata sulla collocazione degli stessi brevetti nella rete di citazioni tra classi di brevetti. Al posto di contare le citazioni dirette ricevute, gli autori analizzano come le tecnologie si connettano tra di loro, distinguendole in emergenti, periferiche o centrali all'interno della struttura del sistema innovativo. In questo modo, gli autori riescono ad osservare come alcuni campi tecnologici acquisiscano centralità in maniera progressiva, mentre altri si declinano. I risultati mostrano che la struttura della rete tecnologica non evolve in maniera lineare, ma attraverso processi di riorganizzazione in cui nuove aree emergono integrandosi con domini esistenti oppure creando nuove combinazioni. La centralità, dunque, è associata a maggiori opportunità di sviluppo, diffusione tecnologica e dimensione dell'impatto innovativo, diversa dal semplice conteggio delle citazioni ricevute. Nel complesso, il paper amplia l'uso delle citazioni come proxy di innovazione, mostrando che esse non informano esclusivamente sull'impatto quantitativo, ma anche sulla struttura relazionale del cambiamento tecnologico.

La vasta rassegna della letteratura, dunque, permette di introdurre lo studio proposto e di convergere verso l'obiettivo del paper. Comprendere le limitazioni, le caratteristiche e i punti a favore delle statistiche utilizzate nello studio e comprendere la struttura dell'innovazione, in termini di input e fattori da cui esso dipende, risultano essere cruciali per analizzare separatamente l'impatto della brevettazione industriale e accademica.

DATI

COSTRUZIONE CAMPIONI

Il seguente capitolo descrive in modo dettagliato i dati di partenza utilizzati, nonché le procedure di associazione, trasformazione e pulizia che hanno permesso in ultimo luogo di eseguire l'analisi empirica svolta in questo studio. L'obiettivo perseguito è quello di suddividere l'intero universo brevettuale in due sottocategorie distinte e confrontabili: la categoria dei brevetti attribuibili ad entità universitarie e la categoria di brevetti attribuibili ad entità industriali. La distinzione introdotta rappresenta la base per comprendere il ruolo delle università e delle realtà industriali nel contesto dell'innovazione europea.

L'analisi si basa su cinque principali fonti:

- ETER (European Tertiary Education Register): contiene le informazioni strutturali di tutte le università europee, inclusi codice identificativo univoco per università, denominazione standard, spese in R&D, dimensione dell'ateneo e regione di appartenenza;
- Applicants: fornisce dati anagrafici sugli assegnatari di tutti i brevetti, sia universitari che industriali, depositati presso l'EPO (European Patent Office);
- Applications: integra la tabella precedente, fornendo informazioni temporali, come anno/data di deposito e anno/data di concessione e informazioni su numero di inventori e assegnatari;
- Subclasses: completa i dati precedentemente introdotti fornendo il terzo livello della classificazione IPC (International Patent Classification).
- Sector-Dummies: caratterizza ciascun brevetto associando ad esso uno o più settori di riferimento WIPO.

Il primo passaggio è stato quello di costruire una tabella che identificasse, all'interno di tutti gli assegnatari, le università europee. La fase descritto risulta essere molto complessa: il nome dell'assegnatario riportato sul brevetto non coincide con la denominazione standard riportata in ETER, in quanto possono essere presenti abbreviazioni o distorsioni. Un match diretto e integrale tra ETER e Applicants genererebbe una quantità poco indifferente di falsi positivi.

Per risolvere questa problematica, il processo di suddivisione del dataset è stato scomposto a sua volta in due fasi distinte. In primo luogo, è stata costruita una tabella contenente tutte le possibili declinazioni di "università", "politecnico", "istituto" ecc... in tutte le lingue europee. Partendo da codesta tabella, uno script Python ha permesso di eseguire una prima estrazione grezza di tutti gli assegnatari universitari; la tecnica utilizzata è quella del fuzzy matching, che permette di trovare somiglianza tra diverse stringhe di testo. In secondo luogo, ciascuno degli assegnatari, individuati tramite la metodologia descritta precedentemente, è stato assegnato al corrispettivo codice identificativo univoco ETER, andando a completare la mappatura iniziale. La scelta di dividere il match in due fasi separate e consecutive deriva dalla decisione di tenere traccia dei dati estratti tramite la prima fase, considerata la quantità elevata di informazioni presente all'interno dell'universo brevettuale Applicants.

L'output di tale procedura risulta essere una tabella grezza che indica, per ogni assegnatario reputato attribuibile ad un'entità universitaria, il corrispettivo codice ETER. In tale mappatura intermedia è ricorrente trovare duplicati o differenti nomi della stessa università, poiché uno stesso ateneo può possedere un brevetto sotto varie denominazioni. La mappatura così definita rappresenta solo il primo livello della ricostruzione del portfolio brevettuale universitario europeo. Saranno dunque richiesti successivi passaggi volti a completare tale analisi e ricostruzione.

Il secondo passaggio della metodologia utilizzata prevede l'associazione della mappatura ottenuta nella fase precedentemente descritta con l'intera base di dati Applicants. L'obiettivo di questa operazione è generare una tabella arricchita, che integri le informazioni già presenti nella mappatura preliminare con il codice identificativo di ciascun brevetto, così come riportato nel dataset Applicants.

Per ottenere tale risultato, la tabella ottenuta nella fase precedente è stata importata in Stata ed utilizzata come base per eseguire un merge con la tabella Applicants. Considerando la natura dei dati, caratterizzata da una massiva presenza di duplicati, sia all'interno dello stesso dataset Applicants sia all'interno della mappatura (ottenuta tramite un processo di identificazione fuzzy, presentato precedentemente) è risultato necessario ricorrere ad un comando di merge di tipo many to many (m: m). La seguente scelta permette da un lato di mantenere la coerenza con il dataset a disposizione, ma dall'altro garantisce che tutte le corrispondenze valide vengano acquisite, andando ad eliminare potenziali perdite informative. Per implementare tale operazione su Stata è stato utilizzato un do-file appositamente creato, il quale esegue il processo in maniera strutturata e completamente replicabile.

Tuttavia, come noto, il comando del merge many to many presenta l'effetto collaterale di generare nell'output un numero considerevole di elementi ridondanti, considerato che le tabelle utilizzate come base per il merge presentano molti record ripetuti. La problematica, inoltre, viene amplificata dalla mole di dati presente in Applicants, il quale rappresenta l'intero universo brevettuale europeo, e dal fatto che la mappatura preliminare mantiene appositamente tutte le varianti nominali degli assegnatari universitari. Con l'obiettivo di risolvere questa criticità, il do-file in questione è stato integrato con un comando che elimina tutte le righe perfettamente identiche generate in maniera automatica dal merge m: m. Tale comando permette di ridurre drasticamente il numero di righe della tabella risultante, mantenendo esclusivamente le informazioni necessarie e garantendo la qualità dei record all'interno del dataset finale.

Dunque, il risultato di questo passaggio è una tabella completa che indica, per ciascun brevetto reputato universitario nel dataset Applicants, il nome dell'assegnatario così come riportato sul documento brevettuale, il codice identificativo ETER (univoco per ogni università) e il codice del brevetto EPO correlato. Tale tabella rappresenta a tutti gli effetti la prima categoria del dataset iniziale, ovvero l'insieme di tutti i brevetti universitari. A partire da quest'ultima, effettuando una differenza con il dataset di partenza Applicants, sarà possibile generare in maniera completa e coerente la seconda tabella, contenente tutti i brevetti depositati presso l'ufficio europeo EPO attribuibili ad un'entità industriale.

L'output generato nella fase precedentemente descritta consente di identificare l'universo dei brevetti attribuibili da entità accademiche, i quali rappresentano circa l'1% dell'intero dataset di partenza Applicants. Tuttavia, questo risultato, preso così come viene generato, non permette ancora di definire quali siano effettivamente le università che figurano nell'universo di partenza come produttori di almeno un brevetto. Tale informazione risulta essere cruciale per il passaggio successivo, volto ad eseguire analisi descrittive sulle istituzioni coinvolte e sulla loro distribuzione geografica e temporale. Le analisi previste riguardano infatti sia l'esame in maniera separata delle due tabelle ottenute (brevetti universitari e brevetti industriali) sia il confronto tra le due categorie identificate, con l'obiettivo di analizzare le differenze strutturali tra i due dataset. Per preparare questa fase, risulta essere necessario estrarre un elenco pulito ed univoco di tutti gli atenei che nel dataset Applicants sono caratterizzati da almeno un brevetto, integrandolo con le informazioni istituzionali presenti nella tabella ETER. In particolare, l'obiettivo della sezione seguente è quello di costruire una lista degli atenei brevettanti, arricchita di informazioni descrittive, come la denominazione standard, la denominazione nazionale e la regione NUTS III di appartenenza.

La metodologia adottata per questa fase segue la stessa logica progressiva, strutturata e replicabile già impiegata nei passaggi precedenti. Anche in questo caso, l'intero passaggio è stato implementato tramite un do-file Stata il quale garantisce la ripetibilità e la coerenza tanto ricercata. Il primo sottopassaggio consiste nella pulizia dei duplicati, all'interno della tabella che contiene i brevetti accademici, dei duplicati relativi ai codici identificativi ETER. La seguente scelta è motivata dalla volontà di evitare il comando già impiegato precedentemente del merge many to many con ETER che, seppur tecnicamente corretto ed applicabile, avrebbe generato una mole elevatissima di duplicati inutili. Considerando che ETER è un dataset longitudinale che registra l'evoluzione temporale delle informazioni citate precedentemente, l'impiego di un merge m:m avrebbe reso la fase di pulizia dei duplicati finale eccessivamente onerosa. Attraverso l'eliminazione dei duplicati dei codici identificativi ETER, è invece possibile eseguire un merge one to many (1:m), molto più efficiente e coerente con l'impostazione ottenuta dei dati.

Come introdotto precedentemente, il dataset ETER contiene tre informazioni rilevanti per la fase successiva che il do-file deve tenere in considerazione:

- Denominazione standard: utile per avere un riferimento testuale univoco;
- Denominazione nazionale: nomenclatura originale che riflette il contesto linguistico del Paese;
- Regione NUTS di livello tre: utile per geo localizzare l'ateneo in maniera alquanto dettagliata.

Una volta completato il merge e mantenute le seguenti informazioni da ETER, il do-file esegue una seconda pulizia, con l'obiettivo di eliminare i duplicati generati in maniera automatica dalla struttura ridondante dello stesso dataset ETER. L'output risultante rappresenta un elenco di tutte le università europee che, all'interno dell'universo brevettuale Applicants, figurano come detentrici di almeno un brevetto, corredato da tutte le informazioni istituzionali che garantiscono un'identificazione univoca. Ottenuta nel seguente modo, tale lista rappresenta la base informativa per intraprendere la fase successiva di analisi descrittiva, nella quale sarà possibile studiare la distribuzione geografica degli atenei individuati e l'evoluzione temporale della loro attività brevettuale.

Prima di procedere con le analisi descrittive sui due dataset ottenuti, si è reso necessario apportare alcuni aggiustamenti preliminari, con l'obiettivo di garantire la qualità e la precisione dei dati di partenza. Nonostante la tabella dei brevetti attribuibili ad entità universitarie e la tabella dei brevetti industriali costituiscono un punto di partenza solido per studiare la produzione brevettuale europea, esse sono caratterizzate da alcune problematiche strutturali, provenienti dalla stessa composizione dei dati. Entrando nei particolari, i dataset, per costruzione, non tengono in considerazione di possibili casi di variazioni storiche nella denominazione, di omonimie o di fusioni universitarie avvenute nel corso degli anni osservati nell'analisi. Tali dinamiche, tipiche del contesto universitario europeo, possono originare situazioni in cui compaiano nomi di assegnatari che formalmente non esistono più o che corrispondono a denominazioni precedenti dello stesso ateneo.

L'obiettivo di questa analisi preliminare è quindi di identificare e correggere tali criticità, in modo di ottenere una rappresentazione coerente e pulita del contesto brevettuale universitario. Per ottenere tale risultato, sono state condotte due analisi complementari:

- Analisi interna della tabella ETER, finalizzata verificare la stabilità nel corso degli anni delle anagrafiche degli atenei e indicare eventuali discrepanze, come variazioni di denominazione o fusioni;
- Seconda verifica delle discrepanze, necessaria per comprendere la natura della trasformazione identificata e per inserire il nome dell'istituzione in caso di fusione (informazione impossibile da dedurre dalla tabella ETER).

I risultati di questa duplice analisi mostrano che le fusioni e le variazioni di denominazione rappresentano gli eventi più frequenti, con le prime che costituiscono la prevalente casistica. Entrando nei particolari, sono state identificati 49 eventi su 3474 atenei: circa l'1,4% delle università europee ha quindi sostenuto una trasformazione di questo tipo nel periodo considerato. Comunque rilevante, ma di minore significatività ed intensità, risultano essere i casi di omonimie tra assegnatari. L'analisi condotta ha permesso di individuare due tipologie di situazioni:

- Assegnatari con stesso nome standard, ma codice ETER differente (6 casi);
- Assegnatari con stesso nome originale, ma codice ETER differente (4 casi).

Sebbene i numeri introdotti siano contenuti, si è deciso di mantenerli nell'analisi, con l'obiettivo di evitare sovrastime o duplicazioni nel conteggio degli atenei detentori di brevetti.

La tabella dei brevetti non universitari, invece, richiede un aggiustamento più sottile, ma ugualmente necessario. A differenza delle università, che per definizione sono entità geograficamente localizzate in Europa, gli assegnatari industriali possono includere anche soggetti localizzati al di fuori del continente. È frequente che imprese extra-europee decidano di depositare brevetti presso l'EPO, in modo da ottenere ulteriore protezione nel mercato europeo. Per tenere conto di tale peculiarità, è stata identificata un'apposita categoria geografica (NO-EU), con la quale sono stati denominati tutti i brevetti i cui assegnatari erano localizzati al di fuori del continente europeo. Il seguente aggiustamento permette di condurre analisi comparative tra la componente europea ed extra-europea dell'universo brevettuale industriale. Nonostante il raggruppamento degli assegnatari industriali non europei rappresenti un passaggio fondamentale, ai fini dell'analisi risulta necessario introdurre un ulteriore aggiustamento. In particolare, i brevetti che presentano un assegnatario localizzato geograficamente in Europa, negli Stati Uniti o in Giappone saranno identificati tramite una variabile triadic dummy, assunta pari a uno se il brevetto appartiene a una di queste tre aree e pari a zero altrimenti. La costruzione e l'assegnazione di tale variabile risulta rilevante in quanto consente di determinare i brevetti che appartengono idealmente ai tre maggiori uffici brevettuali internazionali, quello europeo, quello americano e quello giapponese. Inoltre, la stessa variabile dummy rappresenterà un'importante variabile di controllo impiegata nelle analisi econometriche eseguite nel seguente studio, permettendo di tenere conto delle differenze strutturali dei sistemi brevettuali introdotti nella rassegna della letteratura.

Prima di procedere con le analisi descrittive è fondamentale arricchire entrambi i dataset ottenuti utilizzando i dati presenti all'interno della tabella di partenza Subclasses, Applications e Sector-Dummies. Tali tabelle, com'è stato introdotto all'inizio di tale capitolo, contengono informazioni e statistiche particolarmente rilevanti per gli obiettivi dell'analisi. Entrando nei particolari, Subclasses include, per ciascun brevetto depositato presso l'EPO, la classificazione IPC di terzo livello. Questa informazione sarà essenziale per condurre l'analisi descrittiva tecnologica dell'intero universo brevettuale. Eseguendo un merge di tipo m:m (giustificato dalla presenza di duplicati nei codici brevettuali in entrambe le tabelle) tra i dataset di riferimento e Subclasses sulla colonna contenete l'informazione sulla classificazione IPC, è possibile popolare le tabelle con l'informazione rilevante per l'analisi descrittiva. Applications, invece, contiene informazioni relative alle date di deposito, di concessione dei brevetti e al numero di inventori e assegnatari. Tali informazioni risultano fondamentali sia per la costruzione di regressori e variabili di controllo del modello econometrico sia per l'analisi descrittiva temporale. Analogamente, in Sector-Dummies vi sono le informazioni relative ai 35 codici settoriali WIPO. Per ciascuna informazione rilevante presentata in questa sezione, viene eseguito un merge con i dataset dei brevetti universitari e non universitari, in modo da traslare le informazioni descritte all'interno delle due tabelle di riferimento. Anche in questo caso, i vari merge sono stati eseguiti utilizzando diversi do-file, in maniera da rendere i passaggi tracciabili e

replicabili. Attenzione particolare è stata posta sulle statistiche settoriali WIPO e sullo stato di concessione di un brevetto. Tramite un do-file dedicato, che conteggia il numero di sector-dummy positive per ciascun brevetto, viene definita un'ulteriore variabile, la quale sottolinea il numero di settori WIPO a cui ciascun brevetto appartiene. Inoltre, lo stato di concessione di un brevetto o meno, oltre che dall'informazione temporale, viene tracciato tramite la costruzione di una nuova variabile chiamata granted dummy. Quest'ultima sarà positiva se il brevetto è stato concesso, altrimenti sarà pari a zero. Anche questo passaggio metodologico è stato eseguito tramite un do-file strutturato e replicabile.

Infine, sebbene la distinzione dei tra brevetti industriali e universitari sia necessaria per condurre le analisi descrittive in maniera ordinata e coerente, un ulteriore passaggio di aggiustamento è stato eseguito. Tale passaggio consiste nell'unione dei due dataset in una singola tabella complessiva, contenente i dati sia per i brevetti industriali sia per i brevetti universitari. Questi ultimi verranno distinti grazie alla produzione di una variabile dummy denominata university, la quale assume valore uno per i brevetti universitari e zero per i brevetti industriali.

Il dataset risultante verrà poi impiegato per aggiungere al campione gli indici di disruptiveness tramite un do-file dedicato in grado di replicare la logica desiderata. Tale aggiustamento risulta essere necessario per mantenere la coerenza del campione di riferimento e allo stesso tempo per arricchire il dataset di due colonne fondamentali per valutare l'intensità dell'impatto della brevettazione accademica e industriale sotto un ulteriore punto di vista.

Terminati gli aggiustamenti introdotti, si ottengono due tabelle distinte (una relativa ai brevetti universitari e una relativa ai brevetti industriali) pulite da anomalie, incoerenze e ridondanze. I seguenti dataset rappresentano una base solida e metodologicamente coerente da cui partire per eseguire la prima fase dello studio: la produzione delle analisi descrittive.

ANALISI DESCRITTIVE: GEOGRAFICA, TECNOLOGICA, TEMPORALE

Come anticipato nella sezione precedente, terminata la fase di costruzione dei dati, è possibile passare all'analisi delle loro caratteristiche. Le tabelle ottenute, ripulite da criticità e rese coerenti sul piano geografico, permettono di analizzare in maniera separata e comparabile la produzione brevettuale industriale e universitaria. Le seguenti analisi descrittive permettono di risaltare eventuali omogeneità ed eterogeneità spaziale, tecnologica e temporale dei due fenomeni, ponendo le basi per comprendere a fondo l'impatto della brevettazione accademica e della brevettazione industriale.

Partendo dall'ambito geografico, l'analisi della distribuzione geografica dei brevetti universitari mostra un quadro fortemente sbilanciato. Come mostrato nella ***Tabella 1 – Analisi geografica della produzione brevettuale***, la produzione accademica di brevetti risulta essere concentrata in un numero circoscritto di Paesi chiave. Francia, Germania e Regno Unito (UK), elencati rispettivamente in ordine di posizionamento, emergono come poli nettamente dominanti; al contrario i Paesi quali Bulgaria, Serbia e Lituania risultano i peggiori in termini di produzione universitaria brevettuale. Tale evidenza è dunque pienamente coerente con la teoria dei Sistemi Nazionali dell'Innovazione, secondo la quale la forza del sistema universitario (in termini di investimenti in R&D e dimensioni), rappresenta uno dei principali catalizzatori per la creazione di conoscenza brevettuale.

Il quadro informativo risulta essere maggiormente coerente quando si affiancano ai dati appena presentati il numero di atenei brevettanti presenti all'interno di ciascun Paese. L'analisi della medesima tabella indica chiaramente che i Paesi presentati come i maggiormente brevettanti in Europa sono anche quelli con un numero maggiore di atenei all'interno del territorio nazionale. Tale tendenza risulta essere in linea anche per i Paesi che brevettano di meno in Europa. L'analisi descrittiva suggerisce che l'innovazione universitaria non parte dunque da pochi centri di eccellenza isolati, ma nasce da sistemi accademici ampi, diversificati e in grado di generare un flusso di conoscenza costante nel tempo e soprattutto significativa. Dal punto di vista teorico, una base universitaria più ampia permette di incrementare la varietà e l'intensità dello spillover generato, aumentando la probabilità che imprese geo localizzate nello stesso territorio possano beneficiare di tali esternalità.

L'interpretazione è completa solamente dopo aver inserito all'interno dell'analisi descrittiva anche un ulteriore elemento, sempre contenuto all'interno della **Tabella 1**. Quest'ultima mostra una distribuzione geografica della produzione brevettuale industriale poco sorprendentemente simile a quella universitaria. Non considerando i brevetti NO-EU, i quali sono una parte significativa del campione, i Paesi leader nella produzione brevettuale industriale, ovvero Germania, Francia e Regno Unito, risultano essere gli stessi della produzione universitaria. Il discorso è circa analogo, come mostrato dalle illustrazioni, per i Paesi meno attivi. La letteratura sul trasferimento della conoscenza e sugli spillover tecnologici è in sintonia con i dati presentati in questa sezione, evidenziando il ruolo propulsivo delle università, le quali alimentano il sistema innovativo nazionale tramite nuove scoperte o il trasferimento di capitale umano qualificato.

La lettura congiunta delle evidenze riportate nella **Tabella 1** permette di delineare un quadro coerente: una base universitaria ampia ed attiva nella brevettazione è direttamente correlata all'innovazione industriale. Difatti, nei Paesi caratterizzati da un maggior numero di università che brevettano, si osserva una maggiore produzione di brevetti da parte degli atenei e, contestualmente, livelli più elevati di produzione brevettuale industriale. L'outline di tale analisi descrittiva geografica risulta essere perfettamente in linea con il Triple Helix model (Etzkowitz e Leydesdorff, 2000), il quale descrive l'università come uno dei possibili attori in grado di generare e diffondere innovazione tramite la produzione brevettuale.

L'analisi prosegue considerando la sfera della classe tecnologica, la quale rappresenta un driver fondamentale per comprendere a fondo le caratteristiche della produzione brevettuale europea. Nonostante le tabelle di partenze utilizzassero il terzo livello della IPC – International Patent Classification, l'analisi descrittiva condotta mantiene esclusivamente il primo livello, con l'obiettivo di condurre la stessa in maniera dettagliata e completa. I settori tecnologici individuati, così denominati sottoclassi, sono dunque i seguenti:

1. A= Human Necessities;
2. B= Performing Operations;
3. C= Chemistry & Metallurgy;
4. D= Textile & Paper;
5. E= Fixed Constructions;
6. F= Mechanical Engineering;
7. G= Physics;
8. H= Electricity.

Considerando il numero di brevetti universitari per macrosettore tecnologico, il risultato dell'analisi mostra una forte differenziazione tra le diverse categorie IPC. Come riportato nella **Tabella 2 – Analisi tecnologica della produzione brevettuale**, spicca un settore nettamente dominante, identificato nella classe A (Human Necessities), in contrasto con tre settori rappresentati in maniera minore, ovvero F (Mechanical Engineering), E (Fixed Constructions) e D (Textile & Paper). Sebbene tali evidenze possano sembrare controintuitive, esse risultano coerenti se interpretati insieme alle caratteristiche strutturali dei macrosettori tecnologici definiti. Il macrosettore delle Human Necessities ha alle spalle una grande tradizione di trasferimento tecnologico e di startup spin-off, caratteristiche che garantiscono una produzione brevettuale più intensa e costante. Al contrario, i brevetti riguardanti i macrosettori F, E ed D, data la natura complessa del settore stesso, richiedono grandi costi di prototipazione e di industrializzazione, motivo per il quale molte università pubbliche decidono di rinunciare alla brevettazione nei settori indicati. I restanti macrosettori mostrano invece una quantità di brevetti abbastanza simile tra di loro, con i settori C e G più vicini al leader A, data anche l'affinità dei settori stessi con l'attività accademica.

Il risultato di questa prima analisi può essere confrontato, come è stato fatto per l'analisi geografica, anche con il numero di università che brevettano in un determinato macrosettore tecnologico. Analizzando nuovamente la **Tabella 2**, i macrosettori caratterizzati da una maggiore produzione brevettuale universitaria sono anche quelli in cui si evidenzia un numero maggiore di atenei brevettanti, confermando la relazione tra brevettazione e base universitaria. Coerentemente con quanto affermato precedentemente, il numero di università che brevettano nel settore di Human Necessities risulta essere più alto. Nella situazione opposta si può osservare il settore Textile and Papers, con i settori Fixed Constructions e Mechanical Engineering vicini all'ultima posizione. Il risultato dell'analisi condotta nella seguente sezione sono in linea ai risultati trovati nell'analisi condotta precedente. Le motivazioni che portano meno università a brevettare in un determinato settore risultano essere uguali alle motivazioni che portano a produrre generalmente meno brevetti in un determinato settore: i costi di prototipazione e lo scarso trasferimento tecnologico dal passato rappresentano allo stesso modo una barriera sufficientemente invalidante.

L'analisi condotta fino a questo punto può essere ampliata includendo anche il numero di brevetti industriali per ciascun macrosettore tecnologico, anch'essa riportata all'interno della **Tabella 2**. Quest'ultima mostra come la produzione brevettuale industriale sia maggiormente concentrata nei settori A e B, con una minore attenzione nei confronti dei soliti settori F, E ed D. Tale tendenza può essere spiegata tramite l'effetto del valore effettivo creato: come spiegato in Harvard Business Review (Lacy & Kochhar, 2019), le imprese tendono a proteggere l'innovazione ove lo stesso brevetto è effettivamente utile per proteggere l'innovazione. Nei settori Mechanical Engineering, Fixed Constructions e Textile & Paper il brevetto risulta essere meno efficace, dato anche lo stato maturo dello stesso settore, come descritto nel Carnegie Mellon Study (Cohen, Nelson & Walsh, 2000).

La lettura congiunta dei risultati riportati nella **Tabella 2 – Analisi tecnologica della produzione brevettuale**, è possibile definire un quadro altrettanto coerente e allineato all'analisi geografica: la scelta delle università di concentrare la produzione brevettuali in alcuni macrosettori tecnologici e di considerare con meno intensità alcuni settori è direttamente correlata alla produzione brevettuale industriale, la quale risulta da un lato tecnologicamente allineata a quella universitaria e dall'altro influenzata da motivazioni radicate negli stessi macrosettori tecnologici.

L'analisi descrittiva dell'andamento temporale offre un ulteriore tassello interpretativo per comprendere l'impatto della produzione brevettuale universitaria ed industriale. Integrando la

successiva analisi con quelle precedentemente condotte è possibile concludere l'analisi descrittiva, offrendo una lettura coerente delle dinamiche alla base dello spillover generato dagli atenei europei.

Considerando in primo luogo l'anno di deposito, la **Tabella 3 – Analisi temporale della produzione brevettuale: anno di deposito**, evidenzia la tendenza maggiormente significativa dell'intero campione: la produzione brevettuale da parte degli atenei europei accelera dagli anni Novanta e cresce in maniera esponenziale dopo il 2000. Tale tendenza non riguarda esclusivamente il numero di brevetti depositati, ma viene confermata anche da un ampliamento della base universitaria attiva nel processo di brevettazione: il numero di università che brevettano cresce dopo gli anni 2000, seguendo il trend generale riguardante il numero di brevetti universitari. Tale aumento è causato da alcune trasformazioni strutturali nel sistema innovativo europeo, come i Technology Transfer Office e maggiore integrazione della third mission.

Parallelamente, l'analisi basata sull'anno di concessione è riportata nella **Tabella 4 – Analisi temporale della produzione brevettuale: anno di concessione**. Quest'ultima mostra un quadro apparentemente più compresso nel tempo e caratterizzato dalla maggioranza dei brevetti in stato di attesa di concessione (PENDING). La distorsione grafica è inevitabile e fisiologica, considerato il lag temporale che intercorre tra il deposito del brevetto e la sua concessione, variabile che dipende soprattutto dal macrosettore tecnologico di riferimento. Nonostante tale andamento, è possibile estrarre un'interpretazione significativa: considerato l'alto volume di brevetti universitari in stato PENDING, l'universo di conoscenza generata dagli atenei è tuttora in espansione e che una buona parte di esso si trova ancora nella fase di approvazione da parte dell'EPO. Tale trend è correlato all'analisi settoriale svolta precedentemente: nei settori maggiormente attivi, l'iter di valutazione è generalmente più lungo, data l'alta complessità tecnica (Stephan, 2012).

Passando alla sfera industriale, le medesime tabelle mostrano valori in valore assoluto più ampi, data la dimensione più estesa del dataset di riferimento. Nonostante tale considerazione, l'andamento sia in termini di deposito che in termini di concessione risulta essere affine all'andamento universitario. Entrando nei particolari, la **Tabella 3** mostra una moderata crescita nei primi anni, successivamente seguita da un'espansione negli anni 2000. È ragionevole pensare che le stesse imprese tendano a brevettare maggiormente negli anni 2000 sia grazie alla maggiore produzione brevettuale da parte degli atenei sia grazie ai maggiori strumenti che permettono il trasferimento di conoscenza verso le realtà industriali. Si tratta dello stesso concetto espresso dagli studi di Jaffe (1989) e Feldman (1994), secondo cui le imprese beneficiano di conoscenza accessibile, collaborazioni e capitale umano qualificato proveniente dalle università. Un'ulteriore conferma proviene dalla **Tabella 4**, la quale indica che la quota maggiore di brevetti attribuibili alle imprese siano nello stato PENDING. Tale risultato va a confermare l'output dell'analoga analisi temporale eseguita sulle università e a ribadire che la pipeline innovativa europea è cresciuta in maniera coordinata. Nonostante un elevato numero di brevetti industriali siano ancora nella fase di valutazione, essi contribuiscono ugualmente a definire traiettorie tecnologiche.

Analizzando la dinamica temporale sotto tutte le sue sfaccettature, è possibile rafforzare un concetto già introdotto tramite le analisi descrittive precedenti: nonostante un gran numero di brevetti ancora in fase di valutazione, la produzione brevettuale universitaria e industriale sembrano essere sulla stessa lunghezza d'onda. Le realtà industriali ed accademiche presentano traiettorie tecnologiche ed innovative che sono, sotto gli aspetti considerati, fortemente allineate e in grado di influenzarsi l'uno con l'altra. La successiva sezione partirà da questa assunzione per esplorare, tramite una serie di modelli econometrici strutturati, lo spillover generato da università e realtà industriali, cercando di comprenderne intensità e soprattutto direzione.

METODOLOGIA

Il seguente capitolo illustra e descrive l'impostazione metodologica impiegata nello studio, ponendo particolare attenzione alle variabili utilizzate e ai modelli empirici stimati. La rassegna della letteratura, la costruzione del dataset e le analisi descrittive condotte hanno rappresentato un elemento preliminare fondamentale per la comprensione matura e consapevole delle variabili e del modello impiegato. L'analisi è dunque finalizzata a esaminare le varie differenze nei meccanismi di generazione e diffusione degli spillover tecnologici tra i due universi brevettuali considerati, i brevetti riconducibili ad entità universitarie e i brevetti riconducibili a soggetti non accademici. Lo studio pone una particolare attenzione sulle modalità in cui la conoscenza tecnologica presente all'interno delle invenzioni si propaga nel tempo nel sistema brevettuale.

L'unità di osservazione impiegata è quella del singolo brevetto: sebbene le analisi descrittive non siano state eseguite solamente in questa direzione, il singolo brevetto viene considerato come un veicolo di conoscenza codificata in grado di contribuire a costruzione di traiettorie tecnologiche cumulative tramite processi di citazione da parte di invenzioni successive. Senza entrare troppo nei dettagli, l'analisi empirica eseguita si focalizza principalmente su misure derivate da citazioni forward ricevute direttamente dai brevetti nel tempo, indicatore che, come è stato visto nella rassegna della letteratura e come emergerà anche successivamente, è stato ampiamente utilizzato per stimare la capacità di generare spillover. Ad essi si affianca un indicatore di importanza tecnologica, il quale consente di cogliere gli effetti di diffusione indiretti, fondamentali per comprendere l'influenza esercitata da un'invenzione sulle successive in maniera completa. L'elenco delle variabili dipendenti si conclude con un ulteriore indicatore, il quale si basa sempre sulla struttura della rete citazionale e sull'importanza tecnologica. L'indicatore in questione è la disruptiveness, impiegato nella letteratura per comprendere a fondo la natura e l'intensità di brevetti e articoli scientifici. In tale studio esso verrà impiegato con l'obiettivo di sottolineare eventualmente quale relazione è presente, che sia per i brevetti universitari o industriali, tra le citazioni, l'importanza e la capacità dello stesso brevetto di essere disruptive. Prima di entrare nella spiegazione dei diversi modelli impiegati, è stato importante introdurre le variabili impiegate nell'analisi, in modo da comprendere quali fossero gli effetti studiati. Tali variabili, complessivamente regressori e variabili di controllo, saranno costruite in modo da catturare sia la l'intensità che la qualità della diffusione tecnologica associata a ciascun brevetto. Le variabili che rientrano nell'insieme delle variabili di controllo risultano fondamentali per tenere conto di caratteristiche strutturali e tecnologiche rilevanti, quali la qualità dell'invenzione, la dimensione dell'attività brevettuale e il posizionamento nello spazio tecnologico, riducendo in tale modo le possibili distorsioni.

CITAZIONI DIRETTE RICEVUTE

Come anticipato nella sezione relativa alla rassegna della letteratura, le citazioni brevettuali rappresentano uno degli indicatori empirici maggiormente utilizzati per misurare lo spillover tecnologico. Le citazioni brevettuali, dunque, permettono di misurare in maniera indiretta quanto un'invenzione precedente influenzi lo sviluppo di nuove idee e tecnologie, generando in questo modo un'approssimazione del flusso di conoscenza tra i diversi agenti innovatori: quando un brevetto cita un altro brevetto si genera un legame documentale che, nonostante sia imperfetto, fornisce informazioni utili sull'utilizzo, sia diretto che indiretto, di conoscenza prodotta in precedenza. In precedenza, alcuni autori hanno sottolineato le limitazioni dell'indicatore citazionale: Maurseth e Verspagen (2002) sottolineano la rilevanza delle barriere linguistiche e dei confini nazionali, Nagaoka (2010) suggerisce l'importanza della conoscenza tacita e Corsino et al. (2019) mostrano come le

eterogeneità tra diversi uffici brevettuali possano incidere nel calcolo dell'indice citazionale stesso. Nonostante queste limitazioni siano storicamente riconosciute, le citazioni rappresentano uno strumento solido ed affidabile per identificare i flussi di conoscenza tra i diversi inventori, come sottolineato per esempio da Jaffe et al. (1993). Le citazioni, infatti, oltre che dimostrare l'esistenza di un flusso di conoscenza tra i due invenzioni, indicando che la seconda ha attinto dalla prima su diversi livelli, mostrano un altro aspetto fondamentale: il numero di citazioni ricevute da un determinato insieme brevettuale consente di valutare la capacità complessiva di tali brevetti di irradiare conoscenza verso l'esterno, generando benefici per il sistema innovativo.

In tale studio, dunque, viene adottata una metodologia basata sull'utilizzo delle citazioni, ricalcando un modello consolidato nella letteratura, sviluppato da Buzzacchi, Croce, De Marco e Ughetto (2025). Mentre essi focalizzano la loro attenzione sulla distinzione tra brevetti green e non-green, il nostro interesse è rivolto alla differenza tra i brevetti attribuibili alle università e i brevetti riconducibili ad entità non accademiche. Entrando nei particolari, la misurazione dello spillover attraverso il numero di citazioni è particolarmente rilevante per indagare la specificità della ricerca universitaria. È opinione diffusa e sostenuta da ampia evidenza empirica, che la produzione accademica, confrontata con la produzione industriale, sia caratterizzata da una maggiore apertura dei risultati. Ci si potrebbe attendere, partendo da questa ipotesi, che i brevetti universitari, seppur numericamente inferiori, riescano a generare un numero elevato di spillover, riflettendo la loro funzione di generare conoscenza. Tuttavia, un'analisi dettagliata richiede una valutazione sistematica e globale delle citazioni ricevute, in modo da distinguere dinamiche di breve, medio e lungo periodo.

Per tentare di misurare lo spillover, sono state definite quattro variabili, tutte basate sul numero di citazioni ricevute:

- Numero di citazioni dirette ricevute da un determinato brevetto;
- Numero di citazioni dirette ricevute da un determinato brevetto entro tre anni dalla data di deposito;
- Numero di citazioni dirette ricevute da un determinato brevetto entro cinque anni dalla data di deposito;
- Numero di citazioni dirette ricevute da un determinato brevetto entro dieci anni dalla data di deposito.

La distinzione temporale risulta essere fondamentale per comprendere completamente la direzione dell'indicatore citazionale. La dinamica delle citazioni, infatti, non è lineare: la maggior parte delle citazioni si concentra in un intervallo di tempo limitato dopo l'anno di deposito, mentre la velocità di diffusione della conoscenza può variare sensibilmente in funzione dell'invenzione e dell'ambiente tecnologico di riferimento.

In questa sezione vengono presentate le evidenze descrittive relative alle citazioni dirette ricevute dai brevetti universitari e non universitari. È importante sottolineare come tale misura non rappresenta ancora una stima causale dell'esternalità generata, ma fornisce indicazioni preliminari fondamentali per comprendere le differenze strutturali tra i due universi brevettuali.

Come riportato nella **Tabella 5 – Analisi delle citazioni dirette ricevute**, il numero di brevetti che ha ricevuto almeno una citazione all'interno dell'universo brevettuale generale è di 1,064,749, circa il 27,56% dei brevetti analizzati. La percentuale di brevetti che ricevono citazioni dirette è maggiore per i brevetti non universitari (il 27,73%) rispetto alla percentuale di brevetti universitari (l'11,34%). Considerando tutta la vita di un brevetto, il brevetto industriale riceve in media 2,848 citazioni, in contrasto con le 2,249 ricevute dai brevetti attribuibili ad entità universitarie (-21,03%). Inoltre, anche la deviazione standard delle citazioni ricevute dai brevetti universitari (4, 372) è inferiore alla deviazione standard delle citazioni dei brevetti non universitari (5,655), indicando una minore

dispersione tra brevetti poco citati e maggiormente citati. Sono stati analizzati anche i valori delle citazioni ricevute entro 3, 5 e 10 anni dalla data di deposito del brevetto presso l'EPO. Come sottolineato da Hall et al. (2001), l'osservazione di tali finestre temporali permette di aggiustare eventuali errori di troncamento. Partendo dai dieci anni e osservando progressivamente finestre temporali più piccole, la differenza tra brevetti universitari e non universitari risulta essere più o meno stabile: i brevetti universitari hanno ricevuto in media il 14,45%, 15,8% e 15,57% citazioni in meno rispettivamente nei primi dieci, cinque e tre anni. La differenza tra il numero di citazioni dirette ricevute da un brevetto industriale e un brevetto universitario, in tutte le finestre temporali considerate, è statisticamente significativa al 1%: è più probabile che un brevetto non universitario venga citato rispetto a un brevetto attribuibile ad un ateneo.

Questi risultati suggeriscono che, contrariamente a un'aspettativa teorica spesso diffusa, i brevetti universitari non risultano statisticamente più fecondi in termini di spillover misurati tramite le citazioni dirette ricevute. Al contrario, dunque, sembrano essere i brevetti non universitari, caratterizzati molto probabilmente da una maggiore applicabilità tecnologica e da investimenti complementari più consistenti, a generare un volume di spillover maggiore sia nel breve che nel medio e lungo periodo. Tale evidenza risulta essere in linea con quanto suggerito da Lissoni e Montobbio (2015), i quali confermano che i brevetti universitari tendono in genere a ricevere meno citazioni rispetto ai brevetti non universitari. Lo stesso studio di riferimento condotto da Buzzacchi et al. (2025) conferma quanto trovato dal nostro studio e da Lissoni e Montobbio (2015), nonostante essi osservano una riduzione della differenza contestualmente alla riduzione della finestra temporale considerata.

IMPORTANZA TECNOLOGICA

In aggiunta al conteggio delle citazioni dirette ricevute da ciascun brevetto, tale studio utilizza un altro indicatore, con l'obiettivo catturare lo spillover generato. Anche in questo frangente, la costruzione e l'analisi di questo indicatore sono basati sulla metodologia impiegata da Buzzacchi, Croce, De Marco e Ughetto (2025), metodologia già introdotta nella sezione precedente relativa al conteggio delle citazioni dirette. La seguente sezione si occupa di un ulteriore indicatore: l'importanza tecnologica. Quest'ultima è definita come l'ammontare globale di spillover generato da un brevetto, includendo sia esternalità dirette che indirette. Entrando nei particolari, l'importanza tecnologica tenta di misurare l'ammontare di spillover di conoscenza generato da un brevetto con un conteggio pesato delle citazioni forward. La formula utilizzata per calcolare l'importanza tecnologica è la seguente:

$$\pi_j = \sum_{d=1}^{\infty} \sum_{i=1, i \neq j}^M \delta^{d-1} N(i, j, d) = \sum_{d=1}^{\infty} \delta^{d-1} 1C^d$$

Dove $N(i, j, d)$ è il numero di cammini di lunghezza d che collegano il brevetto i al brevetto j , C è la matrice $M \times M$ di adiacenza e $\delta < 1$ è il fattore di sconto degli spillover indiretti. Nel nostro studio quest'ultimo avrà valore pari a 0.6. Tale formula si basa sulla formula introdotta precedentemente da Buzzacchi e De Marco (2025), sulla quale si basa anche lo studio utilizzato. In maniera così definita, l'importanza può essere definita semplicisticamente in tale maniera: la somma delle citazioni dirette, scontate con δ^0 , e delle citazioni indirette, scontate all'aumentare della distanza con un fattore di sconto δ^{d-1} con $d < 1$. Dunque, sarà possibile estrarre da tale definizione, scontando per il numero di citazioni dirette ricevute da ciascun brevetto, una stima del conteggio delle citazioni indirette ricevute da ciascun brevetto, sia universitario che non universitari.

Anche in questo caso, per tentare di misurare lo spillover e risolvere criticità di troncamento, sono state definite quattro variabili:

- Importanza tecnologica di un brevetto;
- Importanza tecnologica di un brevetto entro tre anni dalla data di deposito;
- Importanza tecnologica di un brevetto entro cinque anni dalla data di deposito;
- Importanza tecnologica di un brevetto entro dieci anni dalla data di deposito.

L'analisi statistica e quantitativa dell'importanza tecnologica viene eseguita all'interno della **Tabella 6 – Analisi dell'importanza tecnologica**. Il conteggio dei brevetti che presentano un'importanza tecnologica superiore a zero è uguale al conteggio dei brevetti che presentano una citazione: questa osservazione va a confermare la qualità e la coerenza dell'indice introdotto in questa sezione. Entrando nei particolari, l'importanza tecnologica di un brevetto universitario, durante tutto il ciclo di vita, è mediamente più basso (3.886) dell'importanza tecnologica dei brevetti non universitari (9.926). Tali valori sono più alti di quelli delle citazioni dirette proprio a causa della metodologia utilizzata per la costruzione dell'indicatore stesso. Nonostante differenze di scala, i valori sono coerenti con quanto trovato nella sezione del conteggio delle citazioni dirette. Il discorso fatto per le citazioni dirette viene confermato per l'importanza tecnologica anche sul fronte della deviazione standard, con il valore dei brevetti non universitari (84.010) notevolmente superiore a quello dei brevetti universitari (20.339), sottolineando una maggiore dispersione tra brevetti molto e poco citati. Anche in questo caso, come suggerito da Hall et al. (2001), l'importanza tecnologica viene analizzata nelle tre finestre temporali di 3,5, 10 anni dalla data di deposito del brevetto, per risolvere eventuali biases di troncamento. Osservando progressivamente finestre temporali più brevi, la differenza tra l'importanza non universitaria e universitaria risulta essere in diminuzione: i brevetti universitari ricevono in media il 54,70%, il 51,11% e 44,19% in meno di importanza rispetto ai brevetti non universitari, rispettivamente nei primi dieci, cinque e tre anni. Tutte queste differenze, compresa quella relativa all'interno ciclo di vita del brevetto, sono statisticamente significative al 1%, confermando la tendenza dei brevetti universitari a generare minore spillover totale rispetto ai brevetti non universitari, soprattutto con l'aumentare della finestra temporale considerata.

Il confronto dei risultati ottenuti nell'analisi dell'importanza tecnologica e delle citazioni dirette ricevute suggerisce una chiave interpretativa diversa dall'ipotesi inizialmente presentata: i brevetti universitari, rispetto ai brevetti industriali, tendono a rivestire un ruolo meno centrale nella costruzione di traiettorie tecnologiche cumulative. I dati, così come sono stati presentati, sottolineano che i brevetti universitari tendono a ricevere citazioni dirette, soprattutto in finestre temporali limitate, e non citazioni di diverso ordine, catturate da un'importanza relativamente bassa rispetto a quella dei brevetti non universitari. L'evidenza, inoltre, è coerente con quanto riportato dalla letteratura scientifica. Henderson, Jaffe e Trajtenberg (1998) dimostrano proprio che le università sono meno integrate nelle traiettorie tecnologiche industriali. Un'altra chiave interpretativa viene fornita da Fleming, King e Juda (2007), i quali sottolineano la dipendenza del valore dell'importanza dalla posizione del brevetto nella rete. Il raccordo tra differenti spunti letterari viene fornito dallo studio di Czarnitzki, Glänzel e Hussinger (2009), i quali sembrano riassumere quanto detto dai precedenti autori, sottolineando come i brevetti universitari presentano un valore tecnologico medio inferiore in termini di applicazioni successive.

DISRUPTIVENESS

Le sezioni precedenti hanno analizzato lo spillover tecnologico generato dai brevetti attraverso due prospettive complementari: il conteggio delle citazioni dirette, quale misura immediata dell'impatto, e l'importanza tecnologica, intesa come ammontare cumulativo di esternalità dirette e indirette lungo la rete delle citazioni. Entrambi gli indicatori consentono di valutare l'intensità e la diffusione dello spillover, ma non distinguono tra innovazioni che rafforzano traiettorie esistenti e innovazioni che ne modificano la direzione. Dunque, tale studio si allinea alla letteratura più recente, la quale ha introdotto il concetto di disruptiveness per cogliere la natura dell'impatto.

In linea con la struttura sviluppata da Park et al. (2023), la disruptiveness può essere definita come la capacità di un brevetto o di un articolo scientifico di stimolare citazioni dirette nel futuro senza richiamare le conoscenze pregresse su cui si fonda. Un brevetto è dunque disruptive se riduce la rilevanza delle conoscenze pregresse. Al contrario un'invenzione può essere definita consolidating quando viene citata insieme ai lavori su cui esso si fonda, rafforzando traiettorie tecnologiche cumulative. L'indice di disruptiveness cerca di sottolineare non quanto un brevetto venga citato, bensì come venga citato all'interno della struttura relazionale della conoscenza.

In tale studio, l'indice di disruptiveness si basa sulla misura di Funk & Owen-Smith (2017), fondata sulla struttura triadica delle citazioni tra predecessori, brevetto focale e successori. Operativamente, per ciascun successore si definisce un contributo:

$$c_{f s} = f_{f s} - 2f_{f s}p_{f s}$$

dove p è il predecessore, f il focale e s i successori. $f_{f s}$ sarà uguale a 1 se il successore s cita direttamente il focale f e $p_{f s}$ sarà uguale a 1 se cita almeno uno dei predecessori di f . Sono definiti, impiegando tale contributo, due indicatori di disruptiveness correlati tra di loro. In primo luogo, vi è l'indice standard di disruptiveness, definito come:

$$D_f = \frac{1}{m_f} \sum_s c_{f s}$$

dove m_f è il numero di citazioni dirette ricevute da f . La misura è compresa tra -1 (completamente consolidating) and +1 (completamente disruptive). In secondo luogo, vi è una versione pesata del seguente indicatore:

$$W D_f = m_f D_f$$

il quale combina la natura strutturale dell'impatto con la sua intensità, analogamente alla distinzione introdotta nelle sezioni precedenti tra citazioni dirette e importanza tecnologica. Rispetto a quest'ultima, la disruptiveness sottolinea la capacità di un contributo di deviare cammini della rete, riducendo la dipendenza tra conoscenze precedenti e lavori futuri. In tale senso, i due indicatori risultano essere complementari: un brevetto può essere altamente importante ma consolidante oppure poco integrato nelle traiettorie tecnologiche ma disruptive. L'indicatore viene dunque inserito all'interno dello studio non come variabile dipendente core dell'intera analisi empirica, ma per verificare l'eventuale relazione esistente tra citazioni dirette ricevute, importanza tecnologica e la stessa disruptiveness, tentando di stabilire connessioni potenzialmente esplorabili in futuro.

REGRESSORI E VARIABILI DI CONTROLLO

Le tre precedenti sezioni hanno presentato e analizzato la costruzione e distribuzione delle due variabili dipendenti utilizzate nei diversi modelli, il conteggio delle citazioni dirette ricevute, l'indicatore di importanza tecnologica e la disruptiveness, in modo da fornire una prima caratterizzazione descrittiva delle misure di spillover tecnologico utilizzate nello studio. L'introduzione e la comparazione dei regressori e delle variabili di controllo risulta essere necessaria per comprendere la metodologia impiegata nello studio. Entrando nei particolari, la ***Tabella 7 – Statistiche descrittive delle variabili dipendenti, dei regressori e delle variabili di controllo***, oltre che riportare i dati già presentati grazie alle analisi condotte sulle Tabelle C e D, riporta un quadro delle statistiche descrittive dei regressori e delle variabili di controllo impiegate nell'analisi empirica. Nel complesso, queste statistiche consentono di inquadrare in maniera sistematica e replicabile la struttura del dataset, di sottolineare l'elevata eterogeneità tipica delle variabili brevettuali e di fornire una base informativa utile a motivare le scelte metodologiche adottate nelle sezioni successive. Le variabili confrontate e analizzate sono: dummy university (la quale indica se un brevetto è universitario o meno), dummy granted (la quale indica se un brevetto è stato concesso o meno), dummy triadic (la quale indica se un brevetto è triadico oppure no), inventor count (il numero di inventori associati a ciascun brevetto), patent field count (il numero dei 35 settori tecnologici WIPO associati a un brevetto) e il backward reference count (il numero di citazioni che un brevetto fa).

La distribuzione della dummy di origine universitaria conferma il carattere quantitativamente marginale della brevettazione accademica all'interno dell'intero dataset di partenza. Come anticipato nella sezione relativa alla preparazione del dataset, il valore medio è pari 0.010, andando a indicare che i brevetti universitari rappresentano circa l'1% di tutti i brevetti considerati: Unitamente alla mediana pari a zero a una Standard Deviation contenuta, ciò va a confermare che la quasi totalità dei brevetti considerati è di origine industriale. Tale forte asimmetria distributiva tra il numero di brevetti universitari e industriali implica direttamente una ridotta incidenza della variabile nell'universo di riferimento, ma permette nello stesso momento di identificare un sottogruppo di interesse in maniera abbastanza marcata. Nel contesto di uno studio econometrico, tale configurazione rende particolarmente rilevante l'identificazione di adeguate variabili di controllo, al fine di isolare l'effetto associato all'origine universitaria del brevetto, come ampiamente discusso nella letteratura riguardante gli spillover accademici, come ad esempio Jaffe (1989).

L'analisi procede con la descrizione delle variabili di controllo, le quali consentono di isolare l'effetto econometrico desiderato da eventuali distorsioni. La prima variabile di controllo analizzata è la granted dummy, ovvero la variabile che indica se un brevetto è stato concesso o risulta ancora in stato di PENDING. Come mostrato all'interno della ***Tabella 7***, la variabile di interesse presenta una distribuzione maggiormente equilibrata, con un valor medio pari a 0.530, una mediana uguale a 1 e una Standard Deviation pari a 0.5. La variabilità, caratterizzata dai valori appena introdotti, sottolinea che il campione contiene sia brevetti che sono stati concessi che brevetti in attesa di concessione, rendendo la granted dummy una variabile informativa all'interno delle stime. Dal punto di vista interpretativo, il superamento dell'esame brevettuale rappresenta un meccanismo di selezione che filtra le invenzioni sulla base di requisiti di novità e attività inventiva; di conseguenza, l'inclusione di tale variabile consente di controllare per differenze sistematiche nella qualità tecnologica osservabile nei brevetti, in linea con quanto suggerito nella rassegna della letteratura da Hall, Jaffe e Trajtenberg (2005).

L'insieme delle variabili di controllo contiene anche una variabile alquanto importante per isolare l'analisi dalle distorsioni. La variabile in questione è la triadic dummy, la quale indica se un brevetto proviene da una delle tre zone geografiche di rilevanza, ovvero Europa, Stati Uniti e Giappone. Tale

variabile è stata inserita all'interno delle variabili di controllo per controllare eventuali effetti fissi di natura geografica. Entrando nei particolari, la variabile in questione mostra un valore medio notevolmente elevato, essendo pari a 0.902, con una mediana pari a uno e una Standard Deviation relativamente contenuta. Tale distribuzione riflette una forte concentrazione all'intero dataset di riferimento dei brevetti provenienti dalle Nazioni con i tre più grandi uffici brevettuali, coerentemente con una selezione orientata verso invenzioni tecnologicamente ad alto potenziale. In termini strettamente econometrici, la triadicità cattura una dimensione di eterogeneità legata all'estensione geografica della protezione e alle aspettative di sfruttamento commerciale internazionale. Il controllo per questa caratteristica risulta dunque cruciale, in modo da evitare che gli effetti stimati sugli spillover tecnologici riflettano differenze di valore intrinseco, piuttosto che differenze riconducibili a all'origine del brevetto stesso.

Una variabile diversa rispetto a quelle introdotte nella seguente sezione è quella rappresentata dal numero di inventori associati a ciascun brevetto. Non essendo una variabile di tipo dummy, l'interpretazione delle statistiche descrittive varierà considerevolmente. Il numero di inventori conteggiati per ciascun brevetto presenta un valor medio pari a 2.664 e una mediana pari a due, suggerendo che i team deputati allo sviluppo di invenzioni siano di dimensioni relativamente ristretti. Tuttavia, la presenza di una Standard Deviation molto elevata e di un valore massimo pari a 133 sottolineano una marcata dispersione nella distribuzione, con casi molti diversi rispetto al valor medio. Tale eterogeneità segnala la coesistenza di progetti innovativi tecnologicamente semplici e di progetti ad elevata complessità, molto spesso associati a gruppi di ricerca strutturati oppure a grandi organizzazioni. Dal punto di vista econometrico, il numero di inventori può essere interpretato come un'approssimazione abbastanza fedele della complessità dell'invenzione e dell'intensità degli input di ricerca, variabili che influenzano sia la probabilità spillover sia la loro ampiezza.

I possibili effetti fissi non riguardano esclusivamente l'ambito geografico, ma anche l'ambito puramente settoriale. È dunque fondamentale introdurre come variabile di controllo il numero di settori associati a ciascun brevetto, variabile rappresentata dal Patent Field Count. Essa, com'è stato anticipato precedentemente, conteggia il numero di settori WIPO associati. Entrando nell'ambito puramente econometrico, il numero medio di settori tecnologici associati, come mostrato dalla **Tabella 7**, è pari a 1.566. La mediana è pari a uno, sottolineando che la maggioranza dei brevetti è classificata in un singolo dominio tecnologico. Allo stesso tempo, il valore massimo è pari a 13, evidenziando l'esistenza di brevetti caratterizzati da un'elevata ampiezza tecnologica. Questa distribuzione continua a suggerire una struttura fortemente asimmetrica, in cui i brevetti tecnologicamente focalizzati convivono con invenzioni molto più generaliste. In un'ottica econometrica, l'inclusione di questa variabile consente di controllare per differenze nello scope dell'invenzione, le quali possono influenzare in maniera significativa la probabilità che sia generato dello spillover o che un brevetto venga citato in settori tecnologici eterogenei.

Infine, l'ultima variabile di controllo impiegata all'interno dei modelli stimati è quella delle citazioni backward, le quali non vanno confuse con le citazioni forward, variabile di interesse all'interno dei modelli stimati all'interno di questo studio. Entrando nei particolari, il conteggio delle citazioni backward presenta un valore medio pari a 0.786, una mediana pari a zero e una Standard Deviation superiore all'unità, confermando una distribuzione fortemente asimmetrica e caratterizzata da valori estremi. Infatti, il valore massimo pari a 215 indica che una parte limitata dei brevetti è fortemente radicata nella conoscenza tecnologica preesistente, mentre parallelamente molti brevetti non riportano riferimenti espliciti verso lo stato dell'arte. L'eterogeneità riflette differenze sostanziali nel grado di cumulatività delle invenzioni. In conclusione, il numero di citazioni backward rappresenta una variabile di controllo fondamentale per la profondità della base conoscitiva del brevetto, fattore che la letteratura pregressa associa alla sua capacità di inserirsi all'interno di

traiettorie tecnologiche cumulative e di influenzare l'intensità degli spillover generati, come sottolineato da Trajtenberg (1990).

ANALISI CORRELAZIONE E PROPRIETA' DELLE VARIABILI

A completamento dell'analisi delle statistiche descrittive delle variabili dipendenti, dei regressori e delle variabili di controllo presentata nella sezione precedente grazie al supporto della Tabella E, le **Tabella 8** e **9** forniscono ulteriori elementi interpretativi, rilevanti per caratterizzare il dataset di riferimento e per valutare le eventuali correlazioni tra le variabili incluse nelle specificazioni econometriche. L'analisi delle matrici di correlazione, presentata nella seguente sezione, consente di verificare l'eventuale presenza di legami lineari tra i regressori e di escludere problemi di multicollinearità che potrebbero compromettere la stabilità delle stime. Inoltre, l'analisi delle correlazioni consente di chiarire il grado di sovrapposizione informativa tra le diverse misure di spillover tecnologico adottate nello studio, ottenendo una lettura integrata delle variabili impiegate.

La **Tabella 8 – Matrice di correlazione dei regressori e delle variabili di controllo**, come indicato dal nome, riporta la matrice di correlazione dei regressori e delle variabili di controllo. Nel complesso, i coefficienti di correlazione risultano contenuti e non emergono valori tali da suggerire eventuali problematiche legate alla multicollinearità nelle successive analisi. Entrando nei particolari, la *university dummy*, che descrive l'appartenenza o meno all'universo universitario, presenta correlazioni prossime allo zero con tutte le variabili esplicative considerate. Tale risultato indica che l'attribuzione universitaria di un brevetto non è meccanicamente associata ad ulteriori caratteristiche osservabili, quali lo status del brevetto (se concesso o PENDING), la triadicità, la dimensione del team inventivo, il numero di settori tecnologici attribuiti al brevetto e il grado di cumulatività della base conoscitiva. Tale evidenza è assolutamente rilevata, in quanto suggerisce che l'effetto stimato dell'origine universitaria non riflette una combinazione perfettamente lineare di altre dimensioni strutturali del brevetto, rafforzando di conseguenza l'interpretabilità dei coefficienti associati alla variabile di interesse principale.

Le correlazioni tra le variabili di controllo risultano coerenti con la loro interpretazione economica e con le evidenze discusse nella letteratura, seppur mantenendosi su livelli moderati. Entrando nei particolari, la correlazione positiva tra la *granted dummy* e *triadic dummy* riflette un fatto importante: le invenzioni caratterizzate da un valore atteso più elevato tendono più frequentemente concesse sia protette attraverso depositi multipli nei principali uffici brevettuali. Analogamente, le correlazioni positive osservate tra il numero di inventori, il numero di settori tecnologici e il numero di citazioni backward suggeriscono che brevetti caratterizzati da una maggiore vastità e complessità tecnologica e a una base conoscitiva più ampia presentano strutture inventive maggiormente articolate e processi di sviluppo più intensivi in termini di input di ricerca. Tuttavia, l'assenza di correlazioni elevate tra queste variabili sottolinea che ciascuna di esse cattura una dimensione distinta della traiettoria innovativa, riducendo così il rischio di ridondanza informativa e contribuendo alla stabilità delle stime.

L'analisi appena conclusa può essere replicata, seppur con valori diversi, anche per la **Tabella 9 – Matrice di correlazione delle variabili dipendenti**, offrendo una lettura congiunta delle diverse dimensioni degli spillover tecnologici considerate all'interno dello studio. Il conteggio delle citazioni dirette ricevute, calcolate su tre diverse finestre temporali, mostra una correlazione elevata ma sistematicamente inferiori all'unità. Tale risultato sottolinea che queste misure catturano aspetti fortemente correlati dell'impatto tecnologico, pur non risultando perfettamente sovrapponibili. In particolare, la progressiva riduzione delle correlazioni parallela alla diminuzione della finestra temporale considerata riflette la natura dinamica del processo di diffusione della conoscenza, in cui

l'impatto di un brevetto tende a manifestarsi e a cumularsi nel corso del tempo, seguendo traiettorie non necessariamente lineari.

Passando invece agli indicatori che misurano l'importanza tecnologica, essi risultano fortemente correlati tra loro, soprattutto quando calcolate in finestre temporali più ampie, confermando la coerenza dell'indicatore con l'indice citazionale (essendo l'uno basato sull'altro, come spiegato precedentemente) e la sua capacità di cogliere una dimensione persistente e cumulativa degli spillover indiretti. Tale evidenza suggerisce che l'indicatore di importanza tecnologica riesce a sintetizzare in maniera stabile la posizione del brevetto stesso all'interno della rete di conoscenza, andando oltre la semplice frequenza delle citazioni dirette ricevute. Le correlazioni tra i conteggi di citazioni dirette e quelle di importanza tecnologica sono invece positive ma relativamente più contenute, indicando che le due tipologie di variabili catturano dimensioni parzialmente distinte degli spillover tecnologici. Entrando nei particolari, l'importanza tecnologica contiene informazioni aggiuntive legate agli effetti di diverso ordine, ovvero alla capacità di un brevetto di influenzare in maniera indiretta lo sviluppo tecnologico futuro, attraverso invenzioni future che ne riutilizzano la conoscenza.

La **Tabella 9**, inoltre, riporta le correlazioni relative agli indici di disruptiveness impiegati nell'analisi empirica, rispettivamente lo standard disruptiveness index e il weighted disruptiveness index, offrendo un ulteriore elemento interpretativo. Osservando le correlazioni, lo standard disruptiveness index presenta valori positivi ma relativamente contenuti rispetto alle misure di citazioni dirette, mentre risulta sostanzialmente non correlato con gli indicatori di importanza tecnologica. Tale risultato suggerisce che l'indicatore cattura una dimensione differente rispetto all'impatto tecnologico, legato alle capacità di un'invenzione di deviare le traiettorie tecnologiche esistenti piuttosto che alla semplice intensità della diffusione della conoscenza. Per costruzione, il weighted disruptiveness index risulta essere invece maggiormente correlato con i conteggi di citazioni dirette, incorporando al proprio interno proprio quest'ultima misura. Nel complesso, tali evidenze confermano il carattere complementare degli indici di disruptiveness rispetto alle altre misure considerate, contribuendo a fornire una lettura più completa delle differenti dimensioni dell'impatto tecnologico dei brevetti.

Nel complesso, le evidenze riportate nelle **Tablelle 8 e 9** tendono a rafforzare la solidità dell'impianto empirico adottato. L'assenza di forte correlazione tra i regressori e le variabili di controllo permette di rafforzare l'affidabilità delle diverse specificazioni e riduce il rischio di distorsioni dovute alla multicollinearità. Inoltre, la struttura delle correlazioni tra le variabili dipendenti conferma che le diverse misure impiegate catturano dimensioni degli spillover tecnologici simili ma complementari, giustificando l'approccio multidimensionale adottato nello studio per misurare l'impatto e la diffusione della conoscenza brevettuale all'interno del sistema innovativo.

MODELLI EMPIRICI

Dopo aver fornito una descrizione dettagliata delle principali caratteristiche delle variabili considerate e aver esaminato la struttura delle loro relazioni bivariate, la presente sezione illustra in modo sistematico l'impostazione econometrica adottata per la stima dell'impatto dell'origine universitaria dei brevetti sugli spillover tecnologici. L'analisi empirica si fonda su un insieme articolato di modelli multivariati che condividono una medesima specificazione di base, in termini di regressori inclusi ed effetti fissi considerati, ma che si differenziano in funzione della natura della variabile dipendente e della metodologia di stima impiegata.

Tale strategia modellistica consente di mantenere un elevato grado di coerenza e confrontabilità tra le diverse specificazioni, permettendo al contempo di cogliere differenti dimensioni del fenomeno analizzato. In particolare, da un lato, l'attenzione è rivolta alla valutazione dell'impatto diretto dei brevetti, misurato attraverso il numero di citazioni forward ricevute, dall'altro lato, l'analisi si estende a dimensioni più ampie e cumulative degli spillover di conoscenza, che vengono catturate mediante una misura di importanza tecnologica. Questo approccio integrato permette di offrire una rappresentazione più completa e articolata del contributo dei brevetti di origine universitaria alla diffusione e alla valorizzazione della conoscenza tecnologica nel sistema economico.

Le evidenze descrittive presentate e discusse nelle sezioni precedenti forniscono una prima, utile indicazione circa le differenze esistenti tra brevetti di origine universitaria e brevetti non universitari in relazione ai processi di diffusione della conoscenza. Tali differenze emergono sia quando la diffusione è misurata attraverso indicatori diretti, come il numero di citazioni forward ricevute, sia quando viene considerata una metrica più ampia e composita di rilevanza tecnologica, volta a catturare dimensioni cumulative e sistemiche degli spillover di conoscenza. Nonostante il valore informativo di queste evidenze preliminari, il confronto puramente descrittivo rimane inevitabilmente incompleto e potenzialmente fuorviante. La semplice comparazione delle medie, infatti, non consente di tenere conto del fatto che i brevetti possono differire in modo sostanziale lungo una pluralità di dimensioni osservabili e non osservabili che influenzano simultaneamente sia la probabilità di ricevere citazioni sia la loro collocazione all'interno della rete tecnologica, nonché, più in generale, la capacità di generare spillover misurabili nel sistema brevettuale.

Alla luce di queste considerazioni, l'analisi empirica si avvale di un approccio multivariato, che permette di isolare l'associazione tra l'origine universitaria del brevetto e le diverse dimensioni dello spillover tecnologico, controllando in modo sistematico per un insieme articolato di covariate rilevanti e assorbendo una parte significativa dell'eterogeneità non osservata mediante l'inclusione di opportuni effetti fissi. Questa impostazione metodologica consente di andare oltre le semplici correlazioni bivariate, offrendo una stima più robusta e informativa delle differenze tra brevetti universitari e non universitari.

La specificazione comune ai modelli stimati può essere formalmente rappresentata come segue:

$$g(E[Y_i]) = \alpha + \beta \text{uni_dm}_i + X_i' \gamma + \lambda_{t(i)} + \mu_{s(i)}$$

dove $g(\cdot)$ denota la funzione di collegamento appropriata alla natura della variabile dipendente considerata; $E[Y_i]$ rappresenta, alternativamente, una misura dell'impatto del brevetto i basata sulle citazioni forward oppure una misura continua della sua rilevanza tecnologica complessiva; uni_dm è una variabile dicotomica che assume valore pari a uno nel caso in cui il brevetto abbia origine universitaria e zero altrimenti; X_i' indica un vettore di variabili di controllo che catturano un ampio insieme di caratteristiche osservabili del brevetto; infine, $t(i)$ e $s(i)$ rappresentano rispettivamente gli

effetti fissi di anno di deposito ($i.apln_yr$) e gli effetti fissi settoriali o tecnologici ($i.sctr_01_dm, \dots, i.sctr_35_dm$).

Il coefficiente di principale interesse, β , cattura la differenza sistematica tra brevetti universitari e non universitari a parità di caratteristiche osservabili e di eterogeneità assorbita dagli effetti fissi inclusi nel modello. In altri termini, esso misura in che misura l'origine universitaria di un brevetto sia associata, in media e a condizioni comparabili, a un diverso livello di impatto citazionale o di importanza tecnologica. Tale interpretazione consente di separare l'associazione di interesse dall'influenza di fattori potenzialmente confondenti, quali la qualità formale dell'invenzione, l'ampiezza del perimetro tecnologico coperto, la dimensione e la composizione del team inventivo, nonché l'intensità e la profondità della base di conoscenza preesistente su cui il brevetto si innesta.

L'inclusione degli effetti fissi riveste un ruolo centrale nel processo di identificazione dell'associazione stimata. In particolare, gli effetti fissi di anno di deposito consentono di controllare per differenze macro-temporali nella propensione a citare, nella densità dell'attività brevettuale e nei cambiamenti istituzionali o normativi che possono influenzare in modo sistematico la dinamica delle citazioni nel tempo. Analogamente, gli effetti fissi settoriali o tecnologici permettono di assorbire eterogeneità strutturali tra diversi domini tecnologici, legate, ad esempio, a differenti tassi di obsolescenza, livelli di intensità brevettuale, pratiche di citazione consolidate e opportunità tecnologiche. In assenza di tali controlli, queste differenze rischierebbero di confondere l'interpretazione del coefficiente associato all'origine universitaria del brevetto, compromettendo la validità delle conclusioni empiriche.

MODELLI DI CONTEGGIO DELLE CITAZIONI FORWARD

Il primo obiettivo dell'analisi empirica consiste nella misurazione dell'impatto diretto dei brevetti in termini di citazioni forward, considerate come un indicatore osservabile e ampiamente utilizzato della cosiddetta visibilità tecnologica all'interno del sistema brevettuale. Le citazioni forward rappresentano infatti un segnale del grado in cui una determinata invenzione viene ripresa, utilizzata o sviluppata da innovazioni successive, riflettendo così il suo contributo potenziale alla diffusione della conoscenza tecnologica. La variabile dipendente assume valori interi non negativi ed è caratterizzata da una distribuzione fortemente asimmetrica, con una marcata concentrazione di osservazioni pari a zero e una lunga coda destra, caratteristiche tipiche dei dati di citazione brevettuale.

Alla luce di queste proprietà distributive, l'analisi adotta modelli specificamente progettati per dati di conteggio, che consentono di rappresentare in modo appropriato sia la natura discreta della variabile dipendente sia la relazione non lineare tra il numero atteso di citazioni e le caratteristiche osservabili del brevetto. In questo contesto, la media condizionale delle citazioni è modellata secondo una forma log-lineare, espressa come:

$$E[C_i|X_i] = \exp(X_i'\beta)$$

dove C_i indica il numero di citazioni forward ricevute dal brevetto i , e X_i rappresenta il vettore delle variabili esplicative incluse nel modello. Questa specificazione consente di interpretare i coefficienti stimati come effetti proporzionali sulla media condizionale delle citazioni, risultando particolarmente adatta all'analisi di fenomeni caratterizzati da elevata dispersione.

Nei modelli di conteggio stimati, la variabile dipendente è declinata secondo quattro misure alternative: il numero complessivo di citazioni forward osservate (`frwd_cttn_nb`), il numero di citazioni ricevute entro dieci anni dalla domanda di brevetto (`frwd_cttn_ten_nb`), entro cinque anni (`frwd_cttn_five_nb`) ed entro tre anni (`frwd_cttn_three_nb`). Questa articolazione lungo differenti finestre temporali non ha una finalità puramente descrittiva, ma risponde a precise esigenze analitiche. In particolare, essa consente di distinguere tra l’impatto “immediato” dell’invenzione e quello che emerge progressivamente nel tempo, riducendo al contempo potenziali distorsioni legate all’età dei brevetti e alla diversa esposizione al rischio di essere citati. L’analisi su più orizzonti temporali permette quindi di valutare se l’eventuale differenziale tra brevetti universitari e non universitari si manifesti prevalentemente nel breve periodo — ad esempio a causa di ritardi nei processi di applicazione industriale — oppure se tenda a consolidarsi e persistere nel medio-lungo periodo, suggerendo differenze più strutturali nella capacità di generare spillover tecnologici cumulativi.

La variabile di interesse principale è la dummy `uni_dm`, che identifica i brevetti di origine universitaria. Il vettore dei controlli Ξ include un insieme articolato di variabili volte a catturare diverse dimensioni rilevanti del processo inventivo e del valore potenziale del brevetto. In particolare, si considerano: `grnt_dm`, una dummy che indica se il brevetto è stato concesso; `trdc_dm`, che identifica se il brevetto proviene dagli Stati Uniti, dall’Unione Europea o dal Giappone, ossia dai tre principali sistemi di patenting a livello mondiale; `ihs_invt_nb`, la trasformazione IHS del numero di inventori, come proxy della scala del team inventivo; `ihs_sctr_nb`, la trasformazione IHS del numero di settori o classi tecnologiche coinvolte, che cattura l’ampiezza del perimetro tecnologico; e `ihs_bkwd_cttn_nb`, la trasformazione IHS del numero di citazioni backward, indicativa del grado di radicamento dell’invenzione nella base di conoscenza preesistente. In tutte le specificazioni sono inoltre inclusi effetti fissi di anno e di settore, al fine di controllare per eterogeneità temporale e tecnologica non osservata.

L’intuizione economica sottostante all’inclusione di questi controlli è che il numero di citazioni forward dipenda non solo dall’origine istituzionale del brevetto, ma anche da segnali di qualità formale dell’invenzione (come la concessione del brevetto), da indicatori di valore e di potenziale valorizzazione economica (legati al sistema di deposito), dalla complessità e dalla scala del processo inventivo (dimensione del team e ampiezza tecnologica) e dal grado di integrazione nella conoscenza esistente, che può facilitare la tracciabilità e la riusabilità della tecnologia da parte di innovazioni successive.

Poiché nei modelli di conteggio i coefficienti sono stimati in forma logaritmica, essi non possono essere interpretati direttamente come variazioni in livelli del numero di citazioni. Per rendere i risultati empiricamente ed economicamente interpretabili, si procede quindi alla stima di effetti marginali medi (Average Marginal Effects, AME) mediante analisi post-stima. Nel caso delle variabili dicotomiche, come `uni_dm`, gli AME sono interpretati come variazioni discrete del numero atteso di citazioni nel passaggio da 0 a 1, a parità delle altre caratteristiche. Questa scelta metodologica risulta particolarmente rilevante per almeno due ragioni: in primo luogo, consente di valutare immediatamente l’ordine di grandezza dell’effetto in termini di citazioni attese; in secondo luogo, facilita il confronto tra modelli alternativi (ad esempio Poisson e Binomiale Negativa) e tra diverse finestre temporali di osservazione, rendendo più trasparente e comparabile il significato economico delle stime ottenute.

BINOMIALE NEGATIVA E POISSON

Il modello di Binomiale Negativa rappresenta la specificazione di riferimento per l’analisi empirica delle citazioni forward, in quanto costituisce un’estensione del modello di Poisson che introduce un parametro addizionale di dispersione. Tale parametro consente alla varianza della variabile

dipendente di eccedere la media condizionale, rendendo il modello particolarmente adatto a catturare l'elevato grado di eterogeneità che caratterizza tipicamente i dati citazionali in ambito brevettuale. In questi contesti, infatti, la distribuzione delle citazioni è fortemente sbilanciata: un numero limitato di brevetti tende a concentrare una quota molto elevata dell'impatto complessivo, mentre la grande maggioranza delle osservazioni riceve un numero ridotto di citazioni, o addirittura nessuna. Questa struttura distributiva, caratterizzata da una lunga coda destra, genera fenomeni di overdispersion che violano le ipotesi alla base dei modelli di conteggio più restrittivi.

Alla luce di tali considerazioni, la Binomiale Negativa risulta particolarmente indicata per modellare il processo di generazione delle citazioni forward, in quanto consente di tenere conto della variabilità non osservata tra brevetti e di assorbire parte dell'eterogeneità individuale che si manifesta in termini di impatto citazionale. L'utilizzo di questa specificazione permette quindi di ottenere stime più flessibili e, in generale, più robuste dal punto di vista inferenziale, soprattutto quando l'overdispersion è marcata.

Accanto alla Binomiale Negativa, il modello di Poisson viene comunque stimato con finalità di benchmark metodologico. Esso rappresenta una specificazione standard ampiamente utilizzata nella letteratura sui dati di conteggio e consente un confronto diretto con il modello più flessibile. In particolare, la stima del Poisson permette di verificare la robustezza dei risultati in termini di segno, significatività statistica e ordine di grandezza degli effetti stimati, offrendo un utile termine di paragone per valutare la sensibilità delle conclusioni alla scelta della specificazione econometrica.

Tuttavia, il modello di Poisson si fonda sull'ipotesi restrittiva di equi-dispersione, secondo cui la varianza condizionale della variabile dipendente coincide con la sua media. Nel caso dei dati sulle citazioni brevettuali, tale ipotesi risulta frequentemente violata, proprio a causa della distribuzione altamente asimmetrica delle citazioni e della presenza di un'elevata eterogeneità non osservata tra brevetti. In queste circostanze, l'applicazione del Poisson può condurre a una sottostima della varianza e, conseguentemente, a inferenze statistiche potenzialmente distorte.

Per questi motivi, pur mantenendo il modello di Poisson come riferimento comparativo, l'analisi attribuisce un ruolo centrale alla Binomiale Negativa, che fornisce in genere una base più adeguata e affidabile per l'interpretazione sostanziale dei risultati empirici quando il grado di dispersione dei dati è elevato. Questo approccio consente di bilanciare rigore metodologico e flessibilità empirica, rafforzando la credibilità delle conclusioni tratte dall'analisi delle citazioni forward.

MODELLO LINEARE SULL'IMPORTANZA TECNOLOGICA

Il secondo obiettivo dell'analisi empirica consiste nella valutazione di una dimensione più ampia e articolata dell'impatto dei brevetti, che va oltre il semplice conteggio delle citazioni forward considerate individualmente. A tal fine, l'analisi si avvale di una misura continua e standardizzata di rilevanza o importanza tecnologica, rappresentata dalle variabili `strd_rlv_c_nb`, `strd_rlv_c_ten_nb`, `strd_rlv_c_five_nb` e `strd_rlv_c_three_nb`. Tali indicatori sono progettati per catturare una nozione più estesa e sistematica di spillover tecnologico, che non si esaurisce nella mera numerosità dei legami citazionali in uscita, ma riflette anche la posizione relativa del brevetto all'interno della rete di conoscenza e il suo ruolo nel processo cumulativo di generazione e diffusione dell'innovazione.

In particolare, queste misure tengono conto non solo del fatto che un brevetto venga citato, ma anche dell'importanza tecnologica dei brevetti che lo citano e, più in generale, della sua collocazione all'interno della struttura complessiva del sistema brevettuale. In questo senso, esse forniscono una rappresentazione più ricca e informativa degli spillover di conoscenza, consentendo di cogliere

dimensioni qualitative e cumulative dell'impatto tecnologico che non sono pienamente osservabili attraverso il solo numero di citazioni forward.

Poiché la variabile dipendente in queste specificazioni assume una forma continua ed è caratterizzata da una distribuzione approssimativamente simmetrica, l'analisi adotta un modello di regressione lineare stimato mediante Ordinary Least Squares (OLS). Tale scelta metodologica risulta appropriata date le proprietà statistiche delle variabili considerate e consente una stima efficiente e facilmente interpretabile dei parametri di interesse. Il modello OLS include lo stesso insieme di regressori e gli stessi effetti fissi impiegati nei modelli di conteggio, garantendo un elevato grado di coerenza e comparabilità tra le diverse specificazioni empiriche e permettendo un confronto diretto tra i risultati ottenuti utilizzando misure alternative di impatto tecnologico.

Nel contesto del modello lineare, i coefficienti stimati sono direttamente interpretabili come differenze medie nella variabile dipendente associate alle variabili esplicative, espresse in termini di deviazioni standard. Di conseguenza, l'interpretazione economica dei risultati risulta immediata e non richiede la stima di effetti marginali separati, che in questo caso sarebbe ridondante. Questa caratteristica rafforza la trasparenza delle stime e facilita il confronto tra l'effetto dell'origine universitaria e quello delle altre covariate incluse nel modello, completando l'analisi degli spillover tecnologici con una prospettiva più ampia rispetto a quella fornita dai modelli basati esclusivamente sulle citazioni forward.

TRANSFORMAZIONE IHS, FINESTRE TEMPORALI ED EFFETTI MARGINALI

Per alcune variabili di controllo caratterizzate da una distribuzione fortemente asimmetrica e dalla presenza di un numero consistente di osservazioni nulle, l'analisi adotta la trasformazione Inverse Hyperbolic Sine (IHS), definita come:

$$\text{IHS}(x) = \ln(\sqrt{x^2 + 1})$$

L'utilizzo di tale trasformazione consente di attenuare l'influenza dei valori estremi senza ricorrere all'eliminazione o alla ricodifica delle osservazioni pari a zero, che risultano invece pienamente preservate. In questo senso, la trasformazione IHS rappresenta un compromesso particolarmente efficace tra l'esigenza di ridurre l'asimmetria della distribuzione delle variabili e quella di mantenere l'intero campione informativo, evitando le distorsioni potenzialmente introdotte da trasformazioni logaritmiche tradizionali.

Dal punto di vista econometrico, l'impiego dell'IHS contribuisce a migliorare la stabilità delle stime e a ridurre la sensibilità dei coefficienti a osservazioni anomale o outlier, favorendo una maggiore robustezza dei risultati. Sul piano interpretativo, l'adozione di questa trasformazione permette di includere in modo coerente brevetti con valori nulli delle variabili trasformate e, al contempo, di rendere più comparabili i coefficienti associati ai diversi regressori, soprattutto quando questi presentano scale di variazione molto differenti.

Nei modelli di conteggio, la presentazione dei risultati attraverso la stima degli effetti marginali medi (Average Marginal Effects, AME) risulta essenziale per garantire un'interpretazione economica chiara dei coefficienti, che sono stimati in forma logaritmica. Gli AME consentono infatti di tradurre gli effetti stimati in variazioni attese del numero di citazioni forward, rendendo immediatamente interpretabile l'ordine di grandezza dell'associazione tra le variabili esplicative e la variabile dipendente. Nei modelli stimati mediante OLS, al contrario, i coefficienti sono già interpretabili come

effetti marginali costanti sulla variabile dipendente e, di conseguenza, la stima di margini separati non apporterebbe informazioni aggiuntive rilevanti.

Le stime relative alle citazioni forward vengono inoltre analizzate utilizzando finestre temporali bilanciate di 3, 5 e 10 anni, al fine di garantire che tutte le osservazioni incluse dispongano di un identico orizzonte informativo e di ridurre potenziali distorsioni legate all'età dei brevetti. Ciascuna finestra temporale è interpretabile come una fase distinta del ciclo di vita del brevetto: la finestra a 3 anni cattura l'impatto immediato dell'invenzione e la rapidità del suo assorbimento da parte di innovazioni successive; la finestra a 5 anni riflette una fase di consolidamento iniziale dell'importanza tecnologica; infine, la finestra a 10 anni consente di osservare la rilevanza strutturale del brevetto e la capacità di generare spillover di lungo periodo.

In una lettura integrata dei risultati, l'evidenza empirica suggerisce che nel breve periodo emergono principalmente i brevetti caratterizzati da un forte radicamento nella prior art e da una maggiore solidità formale, mentre la penalizzazione associata all'origine universitaria tende a diventare più pronunciata su orizzonti temporali più ampi. Parallelamente, il ruolo della valorizzazione economica, misurata attraverso la variabile *trdc_dm*, appare manifestarsi in modo più chiaro al crescere dell'orizzonte temporale considerato, in linea con la tempistica con cui i canali di mercato e i processi di commercializzazione si traducono in citazioni cumulative. Per quanto riguarda la misura di importanza tecnologica, i risultati sono coerenti con l'idea che l'importanza emerga in modo graduale nel tempo e che, su finestre temporali più estese, la qualità strutturale dell'invenzione e la profondità della base conoscitiva assumano un ruolo dominante nel determinare la posizione del brevetto all'interno della rete di conoscenza.

RISULTATI EMPIRICI

CITAZIONI FORWARD: BINOMIALE NEGATIVA

In *Tabella 10 – Regressioni di Binomiale Negativa sul numero di citazioni ricevute* sono riportati i risultati della stima del modello di Binomiale Negativa applicato a un campione di 3.826.444 osservazioni. Il modello risulta globalmente significativo, come indicato dal test di Wald (Wald $\chi^2(80) = 407.822$, $p = 0.000$), confermando la rilevanza congiunta dei regressori e degli effetti fissi inclusi nella specificazione. La presenza di una marcata overdispersion nei dati è chiaramente catturata dal parametro di dispersione α , stimato pari a circa 2.787 e caratterizzato da un intervallo di confidenza ristretto. Tale valore segnala che la varianza delle citazioni forward eccede in modo sostanziale la media condizionale, configurando esattamente il contesto in cui il modello di Binomiale Negativa risulta preferibile rispetto al Poisson standard per l'analisi di dati di conteggio citazionali.

La Pseudo R^2 , pari a circa 0.089, non deve essere interpretata in analogia con l' R^2 dei modelli lineari stimati tramite OLS. Essa fornisce piuttosto un'indicazione del miglioramento del modello rispetto a una specificazione priva di regressori (null model) in termini di log-likelihood, che nel caso in esame è pari a $-3.742.076,9$. In questo senso, il valore ottenuto risulta coerente con l'idea che l'inclusione di un ampio set di controlli e di effetti fissi temporali e settoriali consenta di spiegare una quota non trascurabile della variazione sistematica nelle citazioni attese, pur in presenza di un'elevata eterogeneità residua tipica dei dati brevettuali.

I risultati derivanti dall'analisi degli effetti marginali medi (AME) indicano che l'origine universitaria del brevetto è associata a un numero atteso inferiore di citazioni forward. In particolare, la variabile uni_dm risulta statisticamente significativa ($p < 0.01$), con segno negativo e un AME pari a circa -0.209 citazioni attese (AME = -0.2087). Dal punto di vista economico, ciò implica che, a parità di qualità formale dell'invenzione, intensità e struttura della base conoscitiva, ampiezza tecnologica, dimensione del team inventivo, nonché di contesto settoriale e temporale, i brevetti di origine universitaria tendono a essere mediamente meno utilizzati come prior art da brevetti successivi rispetto ai brevetti non universitari.

Questa evidenza è coerente con diverse interpretazioni non mutuamente esclusive. Da un lato, la produzione brevettuale universitaria è spesso più fortemente science-based e potenzialmente più prossima alla frontiera della conoscenza, ma può incontrare maggiori difficoltà nella traduzione immediata in applicazioni brevettabili a valle, soprattutto nel contesto industriale. Dall'altro lato, il risultato potrebbe riflettere differenze sistematiche nelle strategie di brevettazione, nella selezione dei campi tecnologici o nella natura più esplorativa e meno facilmente appropriabile di una parte rilevante della ricerca accademica. In ogni caso, interpretando le citazioni forward come proxy dell'impatto tecnologico nel sistema brevettuale, emerge una penalizzazione associata all'origine universitaria una volta condizionato per l'insieme dei fattori rilevanti inclusi nel modello.

Le variabili di controllo mostrano segni coerenti con le aspettative teoriche e magnitudini economicamente rilevanti, contribuendo a delineare un quadro interpretativo complessivamente unitario. La dummy di concessione $grnt_dm$ è positiva e altamente significativa ($p < 0.01$), con un AME pari a $+0.268$ (AME = 0.2680). Questo risultato è in linea con l'interpretazione della concessione come segnale di qualità e validazione formale dell'invenzione: un brevetto concesso ha superato un processo di esame che ne certifica il rispetto dei requisiti di brevettabilità, e tale certificazione può tradursi in una maggiore citabilità ex post. Ciò avviene sia perché i brevetti concessi risultano più solidi dal punto di vista legale, sia perché tendono a incorporare innovazioni percepite come più robuste e utilizzabili da parte di inventori successivi.

Anche la dummy *trdc_dm* risulta positiva e statisticamente significativa ($p < 0.01$), con un AME pari a +0.041 (AME = 0.0409). In chiave economica, il trasferimento o lo scambio del brevetto segnala processi di valorizzazione e selezione positiva: un asset brevettuale che entra nel circuito di mercato tende a essere considerato strategico o economicamente rilevante e, di conseguenza, presenta una probabilità maggiore di essere citato da innovazioni successive. Sebbene l'effetto sia quantitativamente più contenuto rispetto ad altri regressori, esso è coerente con l'idea che i canali di valorizzazione economica e quelli di diffusione tecnologica siano complementari, e che la commercializzazione dei diritti possa facilitare l'adozione e la visibilità del brevetto.

La variabile *ihs_invt_nb* mostra un effetto positivo, con un AME pari a +0.106 (AME = 0.1061), suggerendo che i brevetti associati a team inventivi più ampi o più intensivi in capitale umano tendano a ricevere un numero maggiore di citazioni forward. Questo risultato può essere interpretato come un indicatore di maggiore complessità progettuale: invenzioni sviluppate da team più strutturati possono incorporare una quantità maggiore di conoscenza, risultare più flessibili nel loro riutilizzo e, quindi, essere più frequentemente riprese in innovazioni successive. Analogamente, la variabile *ihs_sctr_nb* presenta un segno positivo, con un AME pari a +0.098 (AME = 0.0984), coerente con l'idea che brevetti caratterizzati da una maggiore ampiezza tecnologica — e dunque potenzialmente più generali o applicabili a contesti diversi — generino un impatto citazionale più elevato.

Infine, la variabile *ihs_bkwd_cttn_nb* mostra uno degli effetti marginali più rilevanti in termini di magnitudine (AME = +0.2838). Dal punto di vista interpretativo, una base di conoscenza più ricca, misurata attraverso il numero di citazioni backward, segnala un maggiore radicamento nello stock di prior art esistente e una migliore tracciabilità del contenuto tecnologico del brevetto. Questa caratteristica può rendere l'invenzione più facilmente agganciabile nei percorsi successivi di ricerca e innovazione, aumentando la probabilità di essere citata come riferimento tecnologico. Il risultato suggerisce dunque una forte complementarità tra profondità della base conoscitiva e impatto citazionale: i brevetti meglio ancorati alla conoscenza preesistente tendono a essere più riutilizzabili e, di conseguenza, più citati.

Nel complesso, le stime del modello di Binomiale Negativa delineano un quadro interpretativo coerente: segnali di qualità formale (concessione), segnali di valorizzazione economica (trasferimento), indicatori di complessità e ampiezza tecnologica (dimensione del team inventivo e numero di settori) e radicamento nella base di conoscenza (citazioni backward) contribuiscono sistematicamente ad aumentare le citazioni forward. Al contrario, una volta condizionato per tali fattori, l'origine universitaria del brevetto risulta associata a un minore impatto citazionale all'interno del perimetro brevettuale.

CITAZIONI FORWARD: POISSON

In *Tabella 11 – Regressioni di Poisson sul numero di citazioni ricevute* sono presentati i risultati della stima del modello di Poisson applicato allo stesso campione utilizzato per la Binomiale Negativa, composto da 3.826.444 osservazioni. Anche in questo caso, il modello risulta globalmente significativo, come evidenziato dal test di Wald (Wald $\chi^2(80) = 414.153$; $p = 0.000$), indicando che l'insieme dei regressori e degli effetti fissi inclusi nella specificazione contribuisce in modo statisticamente rilevante a spiegare la variazione nel numero di citazioni forward ricevute dai brevetti.

Tuttavia, i risultati dei test di bontà dell'adattamento segnalano una marcata inadeguatezza della specificazione Poisson rispetto alle proprietà dei dati. In particolare, sia il test basato sulla devianza sia il test di Pearson (estat *gof*) restituiscono valori di p pari a 0.000, indicando una forte mancanza di adattamento del modello. Tali evidenze sono pienamente coerenti con la violazione dell'assunzione di equi-dispersione, secondo cui la varianza condizionale della variabile dipendente dovrebbe

coincidere con la sua media condizionale, ossia $\text{Var}(Y|X) = E(Y|X)$. Come discusso in precedenza, questa ipotesi risulta difficilmente sostenibile nel caso dei dati sulle citazioni brevettuali, che sono tipicamente caratterizzati da elevata eterogeneità e da una distribuzione fortemente asimmetrica.

In questo contesto, il modello di Poisson si conferma principalmente come un utile benchmark metodologico, mentre la Binomiale Negativa emerge come una specificazione generalmente più appropriata in presenza di overdispersion elevata. È inoltre rilevante osservare che, quando stimato con varianza robusta ($\text{vce}(\text{robust})$), il modello di Poisson viene spesso interpretato come un Quasi-Maximum Likelihood Estimator (QMLE). In tale impostazione, gli errori standard risultano robusti a forme generiche di eteroschedasticità e specificazione non corretta della varianza; tuttavia, l'eterogeneità non osservata può comunque riflettersi in differenze nei coefficienti stimati rispetto a quelli ottenuti mediante la Binomiale Negativa. Per questa ragione, nell'analisi presente il Poisson viene utilizzato prevalentemente come strumento di verifica della robustezza dei risultati rispetto a una specificazione più restrittiva e meno flessibile dal punto di vista distributivo.

L'interpretazione dei risultati basata sugli effetti marginali medi (AME) conferma pienamente la direzione delle evidenze emerse nel modello di Binomiale Negativa, rafforzando l'interpretazione sostanziale dei risultati. In particolare, la variabile `uni_dm` risulta nuovamente statisticamente significativa ($p < 0.01$), con segno negativo e un AME pari a circa -0.252 ($\text{AME} = -0.2522$). L'effetto stimato risulta quindi coerente con quello ottenuto nella Binomiale Negativa, sebbene quantitativamente più pronunciato. Questa coerenza in termini di segno e significatività statistica suggerisce che l'associazione negativa tra origine universitaria e numero di citazioni forward non dipende dalla scelta della famiglia di modelli adottata, ma rappresenta un risultato robusto e stabile al variare della specificazione econometrica.

Anche le variabili chiave legate alla qualità formale dell'invenzione e alla struttura della base conoscitiva mostrano una notevole robustezza tra i due modelli. La dummy di concessione `grnt_dm` rimane positiva e di magnitudine molto simile a quella stimata nella Binomiale Negativa, con un AME pari a $+0.2653$. Analogamente, la variabile `ihs_bkwd_cttn_nb`, che cattura la ricchezza della base di conoscenza preesistente, presenta un effetto marginale medio di $+0.2782$, anch'esso molto vicino alla stima NB. Questa convergenza è particolarmente rilevante dal punto di vista interpretativo, in quanto indica che, indipendentemente dal modo in cui la dispersione viene modellata, sia la concessione del brevetto sia il suo radicamento nella prior art costituiscono determinanti fondamentali dell'impatto citazionale.

Alcune differenze quantitative più marcate emergono invece per la variabile `trdc_dm` e per `ihs_sctr_nb`. In particolare, nel modello di Poisson l'AME associato a `trdc_dm` è pari a $+0.1023$, rispetto a $+0.0409$ stimato nella Binomiale Negativa, mentre per `ihs_sctr_nb` l'AME risulta pari a $+0.1655$ nel Poisson, contro $+0.0984$ nella NB. Una lettura coerente di tali differenze è che il modello di Poisson, essendo più rigido nel trattamento della dispersione, tende ad attribuire una quota maggiore della variazione nei conteggi di citazioni a specifici regressori osservabili. Al contrario, la Binomiale Negativa assorbe una parte più ampia dell'eterogeneità non osservata attraverso il parametro di dispersione, attenuando l'ampiezza degli effetti stimati per alcune co-variate.

Nonostante queste differenze di magnitudine, il quadro interpretativo complessivo rimane pienamente coerente tra le due specificazioni. In entrambi i modelli, la valorizzazione economica del brevetto e l'ampiezza del suo perimetro tecnologico risultano sistematicamente associate a un numero maggiore di citazioni forward, e tale associazione si manifesta in modo persistente e robusto al variare dell'approccio econometrico adottato.

IMPORTANZA TECNOLOGICA: OLS

In *Tabella 12 – Regressioni OLS sull'importanza del brevetto* sono presentati i risultati delle regressioni stimate mediante Ordinary Least Squares (OLS) sulla misura standardizzata di importanza o rilevanza tecnologica del brevetto. Il modello di base è stimato su un campione di 3.826.444 osservazioni e risulta globalmente significativo, come indicato da un valore dell'F-statistic molto elevato e da un livello di significatività pari a $p = 0.000$. Il coefficiente di determinazione, pari a $R^2 \approx 0.0128$, indica che la quota di variabilità spiegata dal modello è relativamente contenuta. Tale risultato è pienamente coerente con la natura degli indicatori di importanza tecnologica standardizzata, che sono caratterizzati da un'elevata variabilità idiosincratICA e riflettono processi complessi, in parte riconducibili a fattori non osservati e in parte potenzialmente legati a relazioni non lineari che non sono esplicitamente modellate nella specificazione lineare adottata.

In questa prospettiva, il valore informativo principale dell'analisi non risiede tanto nell'entità della varianza spiegata, quanto nella stabilità dei segni dei coefficienti stimati, nella loro significatività statistica e nella coerenza delle relazioni condizionate con i regressori inclusi nel modello. Questo approccio è pienamente in linea con l'obiettivo dell'analisi, che mira a identificare e caratterizzare differenze strutturali tra brevetti di origine universitaria e non universitaria, piuttosto che a fornire una previsione puntuale dell'importanza tecnologica a livello individuale.

I risultati mostrano che la variabile `uni_dm` è statisticamente significativa ($p < 0.01$) e presenta un coefficiente di segno negativo. L'interpretazione di tale evidenza è coerente con quanto emerso dai modelli di conteggio basati sulle citazioni forward. Poiché `strd_rlvc_nb` rappresenta una misura standardizzata di importanza o rilevanza tecnologica, il coefficiente negativo associato all'origine universitaria indica che, a parità di altre condizioni, i brevetti universitari tendono a mostrare un livello inferiore di importanza misurata nel campione, una volta controllato per la concessione del brevetto, per la presenza di segnali di valorizzazione economica e per le principali proxy della base di conoscenza sottostante. In altri termini, l'analisi OLS suggerisce che l'origine universitaria non è associata soltanto a un minore impatto diretto in termini di citazioni forward, ma anche a una minore centralità all'interno della rete di conoscenza, come catturata da una metrica più ampia e sistemica.

Questa convergenza di risultati tra modelli di conteggio e modelli lineari rafforza l'interpretazione secondo cui le differenze osservate non si limitano a un aspetto meramente meccanico della contabilità delle citazioni, ma riflettono una diversa collocazione dei brevetti universitari rispetto alle traiettorie tecnologiche cumulative che emergono nel sistema brevettuale. In particolare, i brevetti di origine accademica sembrano occupare, in media, posizioni meno centrali nella struttura della rete di conoscenza osservata, anche quando si considerano misure di impatto che tengono conto della qualità e dell'importanza dei collegamenti tecnologici.

Le variabili di controllo presentano, anche in questo caso, segni coerenti con le aspettative teoriche e contribuiscono a delineare una lettura economica unitaria dei risultati. La dummy di concessione `grnt_dm` risulta positiva e statisticamente significativa, confermando che la concessione del brevetto è associata a un livello più elevato di importanza tecnologica, in linea con l'interpretazione della concessione come segnale di qualità e solidità dell'invenzione. Analogamente, la variabile `trdc_dm` presenta un coefficiente positivo e significativo, coerente con l'idea di una selezione positiva degli asset brevettuali che vengono trasferiti o scambiati e con l'ipotesi che i processi di valorizzazione economica favoriscano una maggiore rilevanza all'interno della rete tecnologica.

Le variabili `ihs_invt_nb` e `ihs_sctr_nb` risultano anch'esse positive e statisticamente significative, suggerendo che una maggiore complessità del processo inventivo e una più ampia estensione del perimetro tecnologico contribuiscono ad accrescere l'importanza del brevetto non solo in termini di

numero di citazioni, ma anche in relazione alla sua posizione complessiva nel sistema di conoscenza. Infine, la variabile *ihs_bkwd_cttn_nb* presenta un coefficiente positivo e altamente significativo, indicando una forte complementarità tra la ricchezza della base conoscitiva preesistente e l'importanza tecnologica del brevetto. In particolare, i brevetti maggiormente radicati nel prior art tendono a essere più facilmente riutilizzabili e a occupare posizioni di maggiore rilievo nella rete di conoscenza, rafforzando il legame tra profondità della base di conoscenza e centralità tecnologica.

COERENZA DEI RISULTATI TRA MODELLI

Nel complesso, l'analisi empirica evidenzia una notevole coerenza dei risultati al variare delle specificazioni econometriche adottate, sia in termini di segno dei coefficienti stimati sia, in larga misura, di ordine di grandezza degli effetti. In particolare, la variabile *uni_dm*, che identifica l'origine universitaria del brevetto, presenta un coefficiente di segno negativo in tutte le principali specificazioni considerate, ossia nei modelli di Binomiale Negativa, di Poisson e nel modello lineare OLS stimato sulla misura standardizzata di importanza tecnologica. Analogamente, le variabili di controllo associate a segnali di qualità formale, valorizzazione economica e struttura della base conoscitiva mostrano una coerenza sistematica: *grnt_dm* risulta positiva in tutti i modelli, *trdc_dm* presenta un segno positivo in tutte le specificazioni, così come *ihs_invt_nb*, *ihs_sctr_nb* e *ihs_bkwd_cttn_nb*, che risultano invariabilmente associate a un incremento dell'impatto o dell'importanza tecnologica del brevetto.

La coerenza sulle magnitudini degli effetti tra il modello di Binomiale Negativa e il modello di Poisson è particolarmente elevata per alcune variabili chiave. In particolare, l'effetto associato a *grnt_dm* risulta quasi identico nelle due specificazioni (AME pari a circa 0.268 nella NB e 0.265 nel Poisson), così come quello relativo a *ihs_bkwd_cttn_nb*, che mostra valori molto simili (circa 0.284 nella NB e 0.278 nel Poisson). Questa convergenza rafforza l'interpretazione secondo cui la concessione del brevetto e la ricchezza della base di conoscenza preesistente rappresentano determinanti robusti e stabili dell'impatto citazionale, indipendentemente dal trattamento della dispersione adottato nel modello di conteggio.

Per quanto riguarda *uni_dm*, l'effetto stimato risulta negativo in entrambi i modelli di conteggio, ma quantitativamente più marcato nel modello di Poisson rispetto alla Binomiale Negativa (AME pari a -0.209 nella NB contro -0.252 nel Poisson). Differenze analoghe, sebbene con segno positivo, emergono anche per *trdc_dm* e *ihs_sctr_nb*, per le quali il modello di Poisson produce effetti marginali medi più elevati rispetto alla NB. Tali discrepanze sono coerenti con le diverse proprietà delle due specificazioni: mentre la Binomiale Negativa assorbe una quota rilevante dell'eterogeneità non osservata attraverso il parametro di dispersione, il modello di Poisson risulta più rigido nel trattamento della varianza e tende pertanto ad attribuire una parte maggiore della variazione dei conteggi ai regressori osservabili.

Infine, sebbene le magnitudini stimate nei modelli di conteggio delle citazioni forward non siano direttamente confrontabili con quelle ottenute nel modello OLS sulla misura standardizzata di importanza tecnologica, l'interpretazione sostanziale dei risultati appare altamente coerente. In tutti i casi, i segnali di qualità e di valore — rappresentati dalla concessione del brevetto, dalla valorizzazione economica e dalla ricchezza della base conoscitiva — risultano associati sia a un maggiore impatto misurato tramite citazioni forward sia a una maggiore importanza tecnologica all'interno della rete di conoscenza. Al contrario, l'origine universitaria del brevetto emerge come un fattore associato, in media e condizionatamente all'insieme dei controlli inclusi, a livelli inferiori sia di impatto citazionale sia di importanza tecnologica nel campione analizzato.

In sintesi, i risultati convergono verso un quadro interpretativo unitario e robusto: una volta controllato per qualità formale dell'invenzione, processi di valorizzazione economica, complessità inventiva e profondità della base di conoscenza, i brevetti di origine universitaria tendono a generare spillover osservabili di entità inferiore nel sistema brevettuale. Tale evidenza emerge in modo consistente sia quando gli spillover sono misurati attraverso le citazioni forward, sia quando sono catturati da una metrica più ampia di importanza tecnologica, suggerendo una minore integrazione dei brevetti universitari nelle traiettorie tecnologiche cumulative osservate tramite il network citazionale.

ROBUSTEZZA: ANALISI EMPIRICA NEL SOTTOCAMPIONE HIGH – TECH

Le analisi econometriche precedentemente descritte e analizzate sono, per definizione, robuste. Il campione di riferimento, per com'è stato costruito, è formato da un insieme di brevetti molto eterogenei tra di loro. Le tendenze scoperte possono essere generalizzate per le categorie dei brevetti industriali e universitari, ma tale scelta comporterebbe un rischio: ignorare cosa succede all'interno delle categorie considerate. Infatti, all'interno del campione considerato vi sono brevetti, sia universitari che industriali, appartenenti a settori molto diversi tra di loro. Mettere tutto all'interno di un singolo campione vuol dire ignorare questa eterogeneità e concentrarsi sull'impatto in termini assoluti, rischiando di non isolare tendenze tipiche di ciascun settore. Per tale motivo, in questa fase dello studio sono stati estratti i brevetti appartenenti a settori definiti high-tech, in modo da focalizzare le analisi empiriche in un campione non caratterizzato dal bias definito precedentemente. La scelta dei settori high-tech si basa sulla classificazione OECD delle industries in high technology, medium-high technology, medium-low technology, low technology, ottenuta impiegando le spese in R&D. In questo modo, i seguenti settori sono stati definiti high-tech e compresi in un singolo campione di riferimento per le stesse analisi econometriche svolte precedentemente: settore 3, settore 4, settore 6, settore 8, settore 9, settore 10, settore 13, settore 15, settore 16 e settore 22.

La scelta di isolare un sottocampione high-tech risponde a una precisa motivazione teorica. Nei settori ad alta intensità tecnologica, la conoscenza scientifica e quella industriale tendono a essere più strettamente interconnesse. La distanza tra ricerca accademica e applicazione produttiva è generalmente più ridotta, e i meccanismi di trasferimento tecnologico risultano più strutturati e frequenti. In tali contesti, la produzione universitaria dovrebbe, in linea teorica, essere maggiormente integrata nelle traiettorie innovative e dunque generare un impatto citazionale relativamente elevato. Analizzare separatamente il sottocampione high-tech permette quindi di verificare se il differenziale osservato tra università e imprese sia un fenomeno generalizzato oppure se si attenui nei contesti in cui la prossimità tra scienza e industria è più marcata. In altri termini, l'ipotesi implicita è che, laddove la base scientifica dell'innovazione è più centrale, i brevetti universitari possano mostrare una performance citazionale più vicina a quella industriale. Il confronto con il campione totale consente invece di valutare la dimensione sistemica del fenomeno. Se il divario tra università e imprese risultasse più pronunciato nel campione aggregato rispetto all'high-tech, ciò indicherebbe che le differenze istituzionali si amplificano nei settori meno avanzati, dove la distanza tra produzione accademica e applicazione industriale è maggiore. Viceversa, un divario simile nei due campioni suggerirebbe una differenza strutturale persistente indipendentemente dall'intensità tecnologica del settore. Pertanto, la strategia empirica adottata consente di distinguere tra un effetto puramente istituzionale e un effetto mediato dalla struttura tecnologica del settore, offrendo una lettura più articolata dei meccanismi di generazione degli spillover tra università e imprese. Nel sottocampione high-tech (*Tabella 13 – Regressioni di Binomiale Negativa sul numero di citazioni ricevute (settore high – tech)*), la university dummy assume coefficienti negativi e statisticamente altamente significativi in tutte le finestre temporali considerate. I valori stimati sono pari a -0.166 nella finestra

“all years”, -0.268 a dieci anni, -0.225 a cinque anni e -0.407 a tre anni. Trattandosi di un modello Negative Binomial con link logaritmico, tali coefficienti rappresentano variazioni percentuali nel numero atteso di citazioni. In termini economici, il coefficiente pari a -0.407 nella finestra a tre anni implica una riduzione superiore al 30% delle citazioni attese per i brevetti universitari rispetto ai brevetti industriali, a parità di altre caratteristiche osservabili. La magnitudine dell'effetto è dunque non solo statisticamente robusta, ma anche economicamente rilevante. Ciò che emerge con particolare chiarezza è la dinamica temporale del differenziale. Il divario tra università e imprese è massimo nel breve periodo e tende progressivamente ad attenuarsi nelle finestre temporali più lunghe. Questo pattern suggerisce che, nei settori ad alta intensità tecnologica, la differenza non risiede esclusivamente nella qualità intrinseca dell'invenzione, bensì nella velocità con cui essa viene assorbita e riutilizzata nel sistema innovativo. Le imprese, integrate in reti produttive dense e in filiere tecnologiche consolidate, sembrano beneficiare di un vantaggio nella rapidità di diffusione delle proprie innovazioni. Il vantaggio industriale appare quindi prevalentemente temporale: riguarda la capacità di generare citazioni immediate piuttosto che una superiorità strutturale di lungo periodo.

Le stime riportate nella **Tabella 14 – Regressioni di Poisson sul numero di citazioni ricevute (settore high – tech)** confermano questa evidenza. I coefficienti della university dummy risultano ancora più marcati in valore assoluto, raggiungendo -0.536 nella finestra a tre anni, e i marginal effects indicano una riduzione consistente del numero atteso di citazioni per i brevetti universitari. La coerenza tra Negative Binomial e Poisson rafforza la robustezza dell'effetto. Inoltre, la significatività del parametro di dispersione nel modello NB conferma la presenza di overdispersion, giustificando la preferenza per tale specificazione.

L'analisi dei modelli OLS per il sottocampione high-tech (**Tabella 15 – Regressioni OLS sull'importanza del brevetto (settore high – tech)**) consente di approfondire la dimensione strutturale del fenomeno. La university dummy mantiene segno negativo e significatività statistica, con un coefficiente pari a -0.410 nella finestra cumulativa e -0.078 nella finestra a tre anni. Poiché in questo caso la variabile dipendente misura un indice continuo di importanza tecnologica, il coefficiente rappresenta una variazione media nella centralità del brevetto all'interno della rete citazionale. È significativo osservare che, a differenza dei modelli count, l'effetto è più marcato nel lungo periodo e molto più contenuto nel breve. Questo risultato suggerisce che, nei settori high-tech, la minore centralità universitaria non è principalmente un fenomeno di esclusione strutturale immediata, ma si manifesta progressivamente nel tempo. In altri termini, mentre il gap citazionale di breve periodo è molto pronunciato, la differenza in termini di posizione nella rete tecnologica appare meno estrema e si consolida nel lungo periodo.

Il confronto con il campione totale permette di comprendere se tale dinamica sia specifica dei settori avanzati oppure rifletta un fenomeno più generale. Nella **Tabella 10 – Regressioni di Binomiale Negativa sul numero di citazioni ricevute**, la university dummy assume valori pari a -0.312 nella finestra “all years” e fino a -0.565 nella finestra a tre anni; nella **Tabella 11 – Regressioni di Poisson sul numero di citazioni ricevute**, il coefficiente raggiunge -0.630 nel breve periodo. Il differenziale tra brevetti universitari e industriali risulta quindi ancora più pronunciato nel campione aggregato rispetto al sottocampione high-tech, specialmente nella finestra a tre anni. In termini percentuali, la riduzione attesa delle citazioni supera il 40%, indicando che la minore performance citazionale universitaria è un fenomeno sistemico e non confinato ai settori tecnologicamente più avanzati.

Tuttavia, la dimensione temporale rivela un elemento cruciale di eterogeneità. Nel lungo periodo (dieci anni), il coefficiente è più negativo nel campione totale (-0.375) rispetto all'high-tech (-0.268). Ciò indica che nei settori ad alta intensità tecnologica il divario tende ad attenuarsi nel tempo, mentre nel campione aggregato esso rimane più persistente. Questo risultato è coerente con l'idea che nei settori avanzati la conoscenza universitaria, pur essendo assorbita più lentamente, riesca comunque a

integrarsi nelle traiettorie cumulative di innovazione. Nei settori meno avanzati, invece, la distanza tra produzione accademica e applicazione industriale sembra tradursi in una minore centralità più stabile nel tempo.

Un'ulteriore conferma emerge dall'analisi delle backward references. Nel sottocampione high-tech i coefficienti sono compresi tra 0.180 e 0.202, mentre nel campione totale raggiungono valori fino a 0.425 nel breve periodo. La cumulatività dell'innovazione risulta dunque un determinante robusto dell'impatto citazionale in entrambi i contesti, ma appare particolarmente rilevante nel campione aggregato. Nei settori meno avanzati, la profondità tecnologica e l'ampiezza delle conoscenze pregresse incorporate sembrano svolgere un ruolo ancora più decisivo nel determinare la probabilità di riutilizzo dell'invenzione.

Il granted dummy mostra invece una notevole stabilità tra campioni. Le magnitudini sono pressoché identiche tra high-tech e totale, suggerendo che la qualità tecnica certificata dall'ufficio brevetti costituisca un driver universale dell'impatto. La concessione agisce come segnale credibile di solidità tecnologica, aumentando sistematicamente la probabilità di citazione indipendentemente dal settore.

Per quanto riguarda la dimensione del team inventivo, l'effetto è relativamente contenuto nell'high-tech ma significativamente più elevato nel campione totale. Questo suggerisce che nei settori avanzati la collaborazione sia già una caratteristica diffusa e quindi meno discriminante, mentre nel campione aggregato la presenza di team più ampi rappresenta un segnale più distintivo di complessità e qualità tecnologica.

Infine, nei modelli OLS del campione totale (*Tabella 12 – Regressioni OLS sull'importanza del brevetto*) la university dummy assume valori ancora più negativi nel lungo periodo rispetto all'high-tech. Ciò implica che, in termini di centralità strutturale complessiva, il differenziale università-industria è più marcato nell'aggregato che nei settori ad alta tecnologia. Ne deriva che l'high-tech non elimina il divario, ma ne modifica la natura: nei settori avanzati la differenza si concentra soprattutto nella velocità di diffusione, mentre nel campione totale assume una dimensione più strutturale e persistente.

Nel complesso, l'analisi comparata dell'insieme di *Tabelle 10 – 15* evidenzia che il segno negativo della university dummy è stabile e robusto in tutte le specificazioni. Tuttavia, la magnitudine e la dinamica temporale dell'effetto variano in modo sostanziale. Nei settori high-tech il gap è principalmente un fenomeno di rapidità di integrazione nelle traiettorie innovative; nel campione totale esso riflette una minore centralità strutturale più persistente nel tempo. Parallelamente, qualità tecnica certificata, cumulatività della conoscenza e complessità collaborativa emergono come determinanti trasversali e sistematici dell'impatto brevettuale.

DISRUPTIVENESS: OLS

Nel presente lavoro l'analisi della natura qualitativa dell'innovazione viene condotta attraverso l'utilizzo di un indice di disruptiveness, costruito seguendo l'approccio introdotto da Funk e Owen-Smith (2017) e successivamente adottato in numerosi contributi sul ruolo delle innovazioni nelle traiettorie tecnologiche. L'obiettivo di questa misura non è quantificare l'intensità dell'impatto di un brevetto in termini di citazioni ricevute, bensì qualificare la direzione dell'impatto tecnologico, distinguendo tra innovazioni che sostituiscono la conoscenza precedente e innovazioni che la rafforzano in modo cumulativo.

La costruzione dell'indice si fonda sull'identificazione di tre categorie di brevetti: i predecessori, ossia i brevetti citati dal brevetto focale; il brevetto focale stesso; e i successori, vale a dire i brevetti

che citano il focale. L'intuizione alla base della misura consiste nell'osservare se i successori, nel citare il brevetto focale, continuano oppure meno a citare anche i suoi predecessori. Quando un successore cita il focale ma non i predecessori, tale comportamento viene interpretato come un segnale di sostituzione tecnologica, ossia di discontinuità rispetto alla traiettoria preesistente. Al contrario, quando il successore cita sia il focale sia i predecessori, l'innovazione si inserisce in una dinamica cumulativa, rafforzando la conoscenza già consolidata.

Operativamente, per ciascun successore viene attribuito un contributo positivo nei casi di sostituzione, negativo nei casi di integrazione cumulativa e nullo negli altri casi. La media di tali contributi definisce la misura di disruptiveness standard, normalizzata nell'intervallo compreso tra -1 e +1. Valori positivi indicano innovazioni disruptive, capaci di spostare il baricentro tecnologico lontano dalla conoscenza precedente; valori negativi indicano innovazioni amplifying, che rafforzano la centralità delle tecnologie pregresse; valori prossimi allo zero segnalano un impatto bilanciato. Accanto a questa misura viene costruita una versione pesata, ottenuta moltiplicando l'indice standard per il numero di citazioni ricevute dal brevetto focale. La weighted disruptiveness integra dunque la direzione dell'impatto con la sua intensità, distinguendo tra innovazioni marginalmente disruptive e innovazioni che, oltre a essere disruptive, esercitano un'influenza sistemica su un ampio numero di successori.

L'analisi empirica si basa su un modello di regressione in cui la disruptiveness rappresenta la variabile dipendente. La specificazione include una dummy che identifica i brevetti universitari e un insieme di controlli relativi alle caratteristiche tecnologiche e strutturali dell'invenzione, quali il numero di inventori, l'ampiezza settoriale, le citazioni backward, lo status di concessione e la natura triadica del brevetto. Sono inoltre inclusi effetti fissi per anno di deposito e per settore tecnologico, al fine di controllare rispettivamente per shock temporali comuni e per eterogeneità strutturale tra campi tecnologici. I risultati delle stime sono riportati nella **Tabella 16 – Regressioni OLS sulla disruptiveness del brevetto**.

La scelta di stimare il modello mediante Ordinary Least Squares è coerente con la natura della variabile dipendente. La disruptiveness è una variabile continua, che può assumere valori negativi e positivi e che non rappresenta un processo di conteggio. Modelli per dati discreti, come Poisson o Negative Binomial, risulterebbero pertanto concettualmente inappropriati. L'OLS consente invece di interpretare direttamente i coefficienti come variazioni medie nell'indice di disruptiveness associate alle caratteristiche osservate. L'utilizzo di errori standard robusti permette inoltre di correggere eventuali problemi di eteroschedasticità, plausibili data la natura bounded della variabile.

Come evidenziato nella **Tabella 16**, i risultati mostrano un'evidenza coerente e statisticamente robusta. Nel modello con disruptiveness standard (colonna 1), la dummy universitaria assume un coefficiente pari a -0.023, significativo all'1%. Nella specificazione con disruptiveness pesata (colonna 2), il coefficiente è pari a -0.161, anch'esso altamente significativo. In entrambe le stime il segno negativo indica che, a parità di caratteristiche osservabili e controllando per effetti fissi temporali e settoriali, i brevetti universitari tendono a essere meno disruptive rispetto a quelli industriali.

Dal punto di vista economico, il coefficiente di -0.023 implica che i brevetti universitari presentano un livello medio di disruptiveness inferiore di 0,023 punti rispetto ai brevetti industriali. Sebbene l'entità numerica possa apparire contenuta, essa va interpretata alla luce della distribuzione empirica dell'indice, che tende a concentrarsi attorno allo zero. In un contesto caratterizzato da una variabilità effettiva relativamente limitata, uno scostamento di pochi centesimi rappresenta uno spostamento sistematico verso traiettorie più cumulative e meno sostitutive. L'effetto risulta ancora più marcato nella versione pesata, dove la differenza di -0.161 segnala che, quando si considera anche la scala

dell'impatto citazionale, il divario tra università e imprese si amplia ulteriormente. Ciò suggerisce che l'innovazione universitaria non solo tende a inserirsi in percorsi tecnologici cumulativi, ma che anche nei casi in cui esercita un impatto più esteso, tale impatto raramente si traduce in una rottura netta rispetto alla conoscenza precedente.

L'evidenza sui controlli rafforza questa interpretazione. Il numero di inventori è positivamente associato alla disruptiveness, indicando che team più ampi favoriscono combinazioni tecnologiche più radicali, probabilmente grazie a una maggiore eterogeneità di competenze. Al contrario, le citazioni backward mostrano un effetto fortemente negativo, coerente con l'idea che una maggiore dipendenza dalla conoscenza preesistente limiti la capacità di generare discontinuità. Anche lo status di concessione e la natura triadica del brevetto risultano positivamente associati alla disruptiveness, suggerendo che qualità formale e rilevanza internazionale si accompagnano a una maggiore capacità di incidere sulle traiettorie tecnologiche.

La dinamica temporale evidenzia una progressiva riduzione della disruptiveness nei brevetti più recenti rispetto all'anno base. Tale andamento può riflettere una crescente complessità tecnologica e un rafforzamento delle dinamiche cumulative, ma può anche essere influenzato da effetti di finestra temporale, poiché i brevetti più recenti dispongono di un orizzonte più breve per generare citazioni sostitutive.

Il campione utilizzato nelle regressioni include esclusivamente i brevetti per i quali sono disponibili informazioni complete e per i quali è possibile calcolare l'indice di disruptiveness. Poiché la costruzione della variabile richiede l'osservazione della struttura delle citazioni, i brevetti privi di citazioni forward non possono essere inclusi. La riduzione del numero di osservazioni rispetto al dataset iniziale è dunque intrinseca alla definizione stessa della variabile dipendente e non deriva da una selezione arbitraria.

Un'ultima considerazione riguarda la differenza nella capacità esplicativa delle due specificazioni. Il modello con disruptiveness standard presenta un R^2 aggiustato elevato, indicando che la direzione dell'impatto tecnologico è fortemente strutturata dalle caratteristiche osservabili e dagli effetti fissi inclusi nel modello. Al contrario, la versione pesata mostra un R^2 significativamente più basso, coerente con il fatto che la scala dell'impatto incorpora una componente più idiosincratICA e meno sistematicamente spiegabile. In altri termini, mentre l'orientamento del cambiamento tecnologico appare relativamente prevedibile, l'intensità dell'impatto risulta più eterogenea.

Nel complesso, l'analisi congiunta di citazioni forward e disruptiveness restituisce un quadro coerente: nel contesto europeo considerato, l'innovazione universitaria tende a collocarsi prevalentemente all'interno di traiettorie tecnologiche cumulative, mentre la capacità di generare rotture radicali sembra maggiormente associata all'attività brevettuale industriale. Questo risultato non implica una minore qualità della ricerca universitaria, ma suggerisce una diversa collocazione sistemica dell'università nell'ecosistema dell'innovazione, più orientata alla produzione e diffusione incrementale della conoscenza che alla sostituzione delle tecnologie esistenti.

L'evidenza sulla disruptiveness non contraddice, ma rafforza i risultati ottenuti dall'analisi delle citazioni forward. Le università non solo generano un impatto quantitativamente inferiore, ma quando incidono sul sistema tecnologico tendono a farlo in modo cumulativo piuttosto che sostitutivo. Le due dimensioni – intensità e direzione dell'impatto – risultano pertanto coerenti e convergenti nel delineare una diversa collocazione dell'innovazione universitaria rispetto a quella industriale.

CONCLUSIONE

Il lavoro svolto consente di trarre alcune considerazioni sul ruolo della brevettazione universitaria all'interno del sistema innovativo europeo e sulle differenze che caratterizzano la produzione tecnologica accademica rispetto a quella di origine industriale. Attraverso la costruzione di un ampio dataset di brevetti depositati presso l'European Patent Office e l'integrazione di diverse fonti informative è stato possibile distinguere in modo sistematico i brevetti attribuibili a istituzioni accademiche da quelli attribuibili a imprese, consentendo un'analisi comparativa delle due forme di produzione tecnologica. Le analisi descrittive hanno evidenziato alcune caratteristiche strutturali della brevettazione universitaria in Europa. In primo luogo, la produzione brevettuale accademica rappresenta una quota relativamente ridotta dell'universo brevettuale complessivo, confermando il ruolo quantitativamente marginale dei brevetti universitari rispetto a quelli industriali. In secondo luogo, la distribuzione geografica di tali brevetti risulta fortemente concentrata in un numero limitato di Paesi europei, in particolare Francia, Germania e Regno Unito, suggerendo una relazione significativa tra la capacità innovativa dei sistemi nazionali e la presenza di istituzioni accademiche fortemente orientate al trasferimento tecnologico. L'analisi della distribuzione tecnologica mostra inoltre come l'attività brevettuale accademica tenda a concentrarsi in specifici macrosettori tecnologici, riflettendo sia la specializzazione scientifica delle università sia le opportunità di applicazione industriale associate a tali ambiti di ricerca. L'analisi econometrica ha consentito di approfondire queste evidenze valutando l'impatto dell'origine universitaria dei brevetti sulla capacità di generare spillover tecnologici. I risultati mostrano una notevole coerenza tra le diverse specificazioni econometriche adottate e indicano che, a parità delle altre caratteristiche osservabili, i brevetti universitari risultano associati a un numero inferiore di citazioni forward rispetto ai brevetti industriali. Tale risultato emerge con particolare evidenza nel sottocampione dei brevetti appartenenti ai settori ad alta intensità tecnologica, dove l'effetto negativo associato alla variabile che identifica l'origine universitaria del brevetto risulta statisticamente significativo in tutte le finestre temporali considerate. Parallelamente, l'analisi evidenzia come alcune caratteristiche intrinseche dei brevetti rappresentino determinanti fondamentali della diffusione della conoscenza tecnologica: la concessione del brevetto, l'ampiezza del suo perimetro tecnologico, la dimensione del team inventivo e la ricchezza della base di conoscenza preesistente risultano tutte associate a un incremento significativo del numero di citazioni ricevute, indicando che la capacità di un brevetto di generare spillover tecnologici dipende in larga misura dalla qualità tecnica dell'invenzione e dal grado di integrazione nelle traiettorie tecnologiche esistenti. Un ulteriore contributo dell'analisi riguarda la direzione dell'impatto tecnologico, esaminata attraverso la misura di disruptiveness. I risultati suggeriscono che i brevetti universitari tendono in media a essere meno disruptive rispetto ai brevetti industriali e risultano più frequentemente associati a traiettorie tecnologiche di tipo cumulativo. Ciò indica che l'innovazione accademica si inserisce prevalentemente all'interno dei percorsi di sviluppo tecnologico esistenti, contribuendo al rafforzamento e alla diffusione della conoscenza già disponibile piuttosto che alla sostituzione radicale delle tecnologie precedenti. Nel complesso, le evidenze empiriche suggeriscono che le università svolgono un ruolo centrale nella produzione e nella diffusione della conoscenza all'interno dei sistemi di innovazione, ma che i brevetti accademici presentano caratteristiche differenti rispetto a quelli industriali in termini di impatto osservabile nel sistema brevettuale. Questa differenza può essere interpretata alla luce delle diverse finalità e modalità di produzione della conoscenza nei due contesti: mentre la ricerca industriale è generalmente orientata allo sviluppo di applicazioni tecnologiche direttamente sfruttabili nei processi produttivi, la ricerca accademica tende più frequentemente a generare contributi più vicini alla ricerca di base, i cui effetti innovativi possono manifestarsi in modo più indiretto e su orizzonti temporali più lunghi. In questa prospettiva, politiche dell'innovazione orientate a rafforzare i meccanismi di collaborazione tra università e imprese potrebbero contribuire ad amplificare la capacità della conoscenza

accademica di tradursi in innovazioni tecnologiche ad alto impatto. Alla luce di queste evidenze, ulteriori sviluppi di ricerca potrebbero approfondire il ruolo delle collaborazioni tra università e imprese, la dimensione geografica degli spillover tecnologici e le caratteristiche dei brevetti sviluppati congiuntamente da attori accademici e industriali, contribuendo a comprendere in maniera più completa i meccanismi attraverso cui la conoscenza accademica si diffonde nel sistema economico e a fornire indicazioni utili per la progettazione di politiche dell'innovazione più efficaci.

BIBLIOGRAFIA

Acosta M., Coronado D., Dolores Leon M. and Angeles Martínez M. (2009) Production of University Technological Knowledge in European Regions: Evidence from Patent Data, *Regional Studies* **43.9**, 1167 – 1181.

Archibughi D. (1992) Patenting as An Indicator of Technological Innovation: A Review, *Science and Public Policy* **19**, 357 – 368.

Audretsch David B. and Feldman Maryann P. (1996) R&D Spillovers and The Geography of Innovation and Production, *American Economic Review* **86**, 630 – 640.

Bacchiocchi E. and Montobbio F. (2010) International Knowledge Diffusion and Home – Bias Effect: Do USPTO and EPO Patent Citations Tell the Same Story?, *Scandinavian Journal of Economics* **112**, 441 – 470.

Basberg Bjørn L. (1987) Patents and The Measurement of Technological Change: A survey of The Literature, *Research Policy* **16**, 131 – 141.

Braunerhjelm P. (2007) Specialization of Regions and Universities The New Versus The Old, *CESIS*.

Buzzacchi L., Caviggioli F., De Marco A. and Milone F. (2024) Knowledge Externalities from Universities Patenting and Technological Specialization in European Regions, *Sixty – Third European Regional Science Association Congress*.

Buzzacchi L., Croce A., De Marco A. and Ughetto E. (2025) Fueling The Innovation Ecosystem: Knowledge Spillovers from Green Technologies, Twenty – Third Interdisciplinary European Conference on Entrepreneurship Research

Calderini M. and Scellato G. (2005) Academic Research, Technological Specialization and The Innovation Performance in European Regions: An Empirical Analysis in The Wireless Sector, *Industrial and Corporate Change* **14**, 279 – 305.

Carlino G. and Hunt R. (2009) What Explains The Quantity and Quality of Local Inventive Activity? *Brookings – Wharton Papers on Urban Affairs*, 65 – 123.

Caviggioli F., Colombelli A., De Marco A., Scellato G. and Ughetto E. (2023) The Impact of University Patenting on The Technological Specialization of European Regions: A Technology – Level Analysis, *Technological Forecasting and Social Change* **188**, 122 – 216.

Cohen W., Nelson R.R. and Walsh J.P. (2000) Protecting Their Intellectual Assets: Appropriability Conditions and Why U.S. Manufacturing Firms Patent (or Not), *NBER Working Paper, National Bureau of Economic Research*.

Coronado D., Flores E. and Angeles Martínez M. (2017) The Role of Regional Economic Specialization in The Production of University-Owned Patents, *Ann Reg Sci* **59**, 513 – 533.

Corsino M., Mariani M. and Torrisi S. (2019) Firm Strategic Behavior and The Measurement of Knowledge Flows with Patent Citations, *Strat Mgmt Journal* **40**, 1040 – 1069.

- Cowan R. and Zinovyeva N. (2013) University Effects on Regional Innovation, *Research Policy* **42**, 788 – 800.
- Czarnitzki D., Glänzel W. and Hussinger K. (2009) Patent Statistics as A Tool to Measure Output of R&D and the Effectiveness of Technology Policies, *Research Policy* **38**, 619 – 626.
- De Marco A. and Caviggioli F. (2024) University Technological Output and Industrial Specialization in Italian Regions.
- Etzkowitz H. and Leydesdorff L. (1997) University and the Global Knowledge Economy. A Triple Helix of University – Industry – Government Relations. *Pinter, London*.
- Etzkowitz H. and Leydesdorff L. (2000) The Dynamics of Innovation: From National System and ‘Mode 2’ to A Triple Helix of University – Industry – Government Relations, *Research Policy* **29**, 109 – 123.
- Figueiredo O., Guimarães P. and Woodward D. (2015) Industry Localization, Distance Decay, and Knowledge Spillovers: Following The Paper Trail, *Journal of Urban Economics* **89**, 21 – 31.
- Fleming L., King C. and Juda A. (2007) Small Worlds and Regional Innovation, *Organization Science* **18**, 938 – 954.
- Funk Russell J. and Owen – Smith J. (2016) A Dynamic Network Measure of Technological Change, *Management Science* **63**, 791 – 817.
- Griliches Z. (1990) Patent Statistics as Economic Indicator: A Survey, *Journal of Economic Literature* **28**, 1661 – 1707.
- Hall Bronwyn H., Jaffe Adam B., Trajtenberg M. (2001) The NBER Patent Citations Date File: Lessons, Insights and Methodological Tools.
- Helbling T. (2010) What Are Externalities?, *Finance & Development*, 48 – 49.
- Jaffe Adam B. and De Rassenfosse G. (2017) Patent Citation Data in Social Science Research: Overview and Best Practices, *Journal of The Association for Information Science and Technology* **68**, 1360 – 1374.
- Jaffe Adam B. and Trajtenberg M. (1999) International Knowledge Flows: Evidence from Patent Citations, *Econ. Innov. New Techn.* **8**, 105 – 136.
- Jaffe Adam B., Trajtenberg M. and Henderson R. (1993) Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations, *The Quarterly Journal of Economics* 577 – 598.
- Lacy P. and Kochhar R. (2019) Where Patents Matter – and Where They Don’t, *Harvard Business Review*.
- Leydesdorff L. (2000) The Triple Helix: An Evolutionary Model of Innovations, *Research Policy* **29**, 243 – 256.

- Lissoni F. and Montobbio F. (2015) The Ownership of Academic Patents and Their Impact: Evidence from European Universities, *Research Policy* **44**, 197 – 213.
- Maurseth Per B. and Verspagen B. (2002) Knowledge Spillovers in Europe: A Patent Citations Analysis, *Scandinavian Journal of Economics* **104**, 531 – 545.
- Moreno R., Paci R. and Usi S. (2005) Spatial Spillovers and Innovation Activity in European Regions, *Environment and Planning Annual* **37**, 1793 – 1812.
- Nagaoka S., Motohashi K. and Goto A. (2010) Patent Statistics as An Innovation Indicator, *Handbooks in Economics* **02**, 1084 – 1127.
- Park M., Leahey E. and Funk Russel J. (2023) Papers and Patents Are Becoming Less Disruptive Over Time, *Nature* **613**, 138 – 160.
- Pavitt K. (1985) Patent Statistics as Indicators of Innovative Activities: Possibilities and Problems, *Scientometrics* **7**, 77 – 99.
- Schmoch U. (1993) Tracing the Knowledge Transfer from Science to Technology as Reflected in Patent Indicators, *Scientometrics* **26**, 193 – 211.
- Stephan P. (2012) How Economics Shapes Science, *Harvard University Press*.
- Trajtenberg M., Henderson R. and Jaffe Adam B. (1997) University Versus Corporate Patents: A Window on The Basicness of Invention, *Econom. Innov. New Techn.* **5**, 19 – 50.
- U.S. Congress (1980) Bayh – Dole Act (Patent and Trademark Law Amendments Act), *Public Law*, 96 – 517.

TABELLE

Tabella 1 – Analisi geografica della produzione brevettuale

NAZIONE	Universitari		Non-Universitari		Totale Brevetti		Numero Università	
	Brevetti	%	Brevetti	%	Brevetti	%	Università	%
NO-EU	0	0	2042457	53.425	2042457	52.875	0	0
Austria	851	2.14	41083	1.075	41934	1.086	25	3.201
Belgio	3195	8.036	37890	0.991	41085	1.064	19	2.433
Bulgaria	5	0.013	546	0.14	551	0.014	3	0.384
Svizzera	2136	5.372	141073	3.69	143209	3.707	18	2.305
Cipro	16	0.04	806	0.021	822	0.021	3	0.384
Repubblica Ceca	383	0.963	2688	0.07	3071	0.08	17	2.177
Germania	7850	19.743	670630	17.542	678480	17.564	152	19.462
Danimarca	1031	2.593	31506	0.824	32537	0.842	6	0.768
Estonia	73	0.184	404	0.011	477	0.012	4	0.512
Spagna	2010	5.055	26359	0.689	28369	0.734	61	7.81
Finlandia	295	0.742	41824	1.094	42119	1.09	20	2.561
Francia	7848	19.738	258773	6.769	266621	6.902	68	8.707
Grecia	69	0.174	17	0.01	86	0.002	9	1.152
Croazia	15	0.038	431	0.011	446	0.012	5	0.64
Ungheria	153	0.385	3260	0.085	3413	0.088	10	1.28
Irlanda	820	2.062	10691	0.28	11511	0.298	16	2.049
Islanda	14	0.035	788	0.021	802	0.021	2	0.256
Italia	2004	5.04	113916	2.98	115920	3.001	59	7.554
Liechtenstein	1	0.003	6638	0.174	6639	0.172	1	0.128
Lituania	75	0.189	266	0.007	341	0.009	7	0.896
Lussemburgo	36	0.091	8121	0.212	8157	0.211	1	0.128
Lettonia	89	0.224	259	0.007	348	0.009	5	0.64
Malta	8	0.02	733	0.019	741	0.019	1	0.128
Olanda	1881	4.731	121168	3.169	123049	3.185	16	2.049
Norvegia	166	0.418	12059	0.315	12225	0.316	10	1.28
Polonia	793	1.994	4472	0.117	5265	0.136	48	6.146
Portogallo	399	1.004	2067	0.054	2466	0.064	17	2.177
Romania	27	0.068	421	0.011	448	0.012	9	1.152
Serbia	4	0.01	86	0.002	90	0.002	1	0.128
Svezia	37	0.093	85745	2.243	85782	2.221	9	1.152
Slovenia	103	0.259	1962	0.051	2065	0.053	3	0.384
Slovacchia	23	0.058	580	0.015	603	0.016	6	0.768
Turchia	356	0.895	6019	0.157	6375	0.165	41	5.25

Regno Unito	6994	17.591	147312	3.853	154306	3.995	109	13.956
Totale	39760	100.000	3823050	100.000	3862810	100.000	781	100.000

Tabella 2 – Analisi tecnologica della produzione brevettuale

CLASSE	Universitari		Non Universitari		Totale		Numero Università	
	Brevetti	%	Brevetti	%	Brevetti	%	Università	%
A	15141	38.081	844241	22.083	859382	22.248	607	20.013
B	4617	11.612	854519	22.352	859136	22.241	497	16.386
C	8437	21.22	423986	11.09	432423	11.195	517	17.046
D	162	0.407	44016	1.151	44.178	1.144	84	2.77
E	347	0.873	111625	2.92	111972	2.899	154	5.077
F	822	2.067	303729	7.945	304551	7.884	238	7.847
G	7096	17.847	672903	17.601	679999	17.604	553	18.233
H	3138	7.892	568031	14.858	571169	14.786	383	12.628
Totale	39760	100.000	3823050	100.000	3.862.810	100.000	3033	100.000

Tabella 3 – Analisi temporale della produzione brevettuale: anno di deposito

Anno Deposito	Universitari		Non Universitari		Totale		Numero Università	
	Brevetti	%	Brevetti	%	Brevetti	%	Università	%
1978	1	0.003	3511	0.092	3512	0.091	1	0.012
1979	7	0.018	11598	0.303	11605	0.3	4	0.05
1980	26	0.065	20056	0.525	20082	0.52	19	0.236
1981	25	0.063	25649	0.671	25674	0.665	20	0.248
1982	29	0.073	28477	0.745	28506	0.738	22	0.273
1983	66	0.166	31540	0.825	31606	0.818	35	0.434
1984	58	0.146	36940	0.965	36962	0.957	37	0.459
1985	78	0.196	39301	1.028	39379	1.019	37	0.459
1986	85	0.214	42994	1.125	43079	1.115	49	0.608
1987	99	0.249	45711	1.196	45810	1.186	57	0.707
1988	71	0.179	52076	1.362	52147	1.35	40	0.496
1989	102	0.257	57688	1.509	57790	1.496	59	0.732
1990	96	0.241	63825	1.669	63921	1.655	40	0.496
1991	91	0.229	59205	1.549	59296	1.535	49	0.608
1992	87	0.219	60548	1.584	60635	1.57	49	0.608
1993	145	0.365	59975	1.569	60120	1.556	68	0.844
1994	150	0.377	61931	1.62	62081	1.607	76	0.943
1995	216	0.543	65217	1.706	65433	1.694	84	1.042
1996	222	0.558	71397	1.868	71619	1.854	93	1.154
1997	307	0.772	80558	2.107	80865	2.093	113	1.402
1998	374	0.941	91204	2.386	91578	2.371	119	1.477
1999	471	1.185	99172	2.594	99643	2.58	133	1.651
2000	633	1.592	110232	2.883	110865	2.87	163	2.023
2001	681	1.713	116781	3.055	117462	3.041	180	2.234
2002	848	2.133	115400	3.019	116248	3.009	215	2.668
2003	928	2.334	119749	3.132	120677	3.124	226	2.805
2004	998	2.51	126042	3.297	127040	3.289	249	3.09
2005	1143	2.875	133487	3.492	134630	3.485	254	3.152
2006	1447	3.639	137981	3.609	139428	3.609	306	3.797
2007	1627	4.092	137071	3.585	138698	3.591	339	4.207
2008	1819	4.575	135114	3.534	136933	3.545	341	4.232
2009	1993	5.013	128620	3.364	130613	3.381	379	4.703
2010	2021	5.083	133621	3.495	135642	3.511	375	4.654
2011	1989	5.003	138380	3.62	140369	3.634	359	4.455
2012	2244	5.644	141637	3.705	143881	3.725	396	4.914
2013	2313	5.817	144770	3.787	147083	3.808	397	4.927
2014	2348	5.905	148061	3.873	150409	3.894	403	5.001

2015	2726	6.856	146389	3.829	149115	3.86	417	5.175
2016	2727	6.859	148439	3.883	151166	3.913	421	5.225
2017	2834	7.128	151804	3.971	154638	4.003	451	5.597
2018	3068	7.716	151670	3.967	154738	4.006	454	5.634
2019	2355	5.923	116477	3.047	118832	3.076	413	5.125
2020	199	0.501	31634	0.827	31833	0.824	106	1.315
2021	13	0.033	1154	0.03	1167	0.03	10	0.124
Totale	39760	100.000	3823050	100.00	3862810	100.000	8058	100.000

Tabella 4 – Analisi temporale della produzione brevettuale: anno di concessione

Anno Concessione	Universitari		Non Universitari		Totale		Numero Università	
	Brevetti	%	Brevetti	%	Brevetti	%	Università	%
1980	0	0	482	0.013	482	0.012	0	0
1981	2	0.005	3346	0.088	3348	0.087	2	0.034
1982	1	0.003	5432	0.142	5433	0.141	1	0.017
1983	10	0.025	9658	0.253	9668	0.225	8	0.137
1984	5	0.013	13323	0.348	13328	0.345	5	0.086
1985	10	0.025	15112	0.395	15122	0.391	9	0.154
1986	22	0.055	18462	0.483	18484	0.479	21	0.36
1987	30	0.075	17125	0.448	17155	0.444	23	0.394
1988	31	0.078	19737	0.516	19768	0.512	23	0.394
1989	42	0.106	22541	0.59	22583	0.585	24	0.412
1990	40	0.101	24747	0.647	24787	0.642	28	0.48
1991	39	0.098	26629	0.697	26668	0.69	24	0.412
1992	41	0.103	30396	0.795	30437	0.788	30	0.514
1993	41	0.103	36666	0.959	36707	0.95	27	0.463
1994	45	0.113	41983	1.098	42028	1.088	32	0.549
1995	56	0.141	41589	1.088	41645	1.078	36	0.617
1996	50	0.126	40035	1.047	40085	1.038	32	0.549
1997	76	0.191	39594	1.036	39670	1.027	47	0.806
1998	97	0.244	36651	0.959	36748	0.951	64	1.097
1999	90	0.226	35285	0.923	35375	0.916	51	0.874
2000	65	0.163	27482	0.719	27547	0.713	41	0.203
2001	100	0.252	34633	0.906	34733	0.899	53	0.909
2002	141	0.355	47263	1.236	47404	1.227	73	1.252
2003	214	0.538	59839	1.565	60053	1.555	105	1.8
2004	222	0.558	58562	1.532	58784	1.522	109	1.869
2005	268	0.674	53060	1.388	53328	1.381	113	1.938
2006	304	0.765	62564	1.636	62868	1.628	137	2.349
2007	292	0.734	54500	1.426	54792	1.418	143	2.452
2008	357	0.898	59579	1.558	59936	1.552	163	2.795
2009	387	0.973	51708	1.353	52095	1.349	171	2.932
2010	537	1.351	57777	1.511	58314	1.51	211	3.618
2011	556	1.398	61780	1.616	62336	1.614	207	3.549
2012	627	1.577	65276	1.707	65903	1.706	238	4.081
2013	718	1.806	66280	1.734	66998	1.734	254	4.355
2014	746	1.876	64184	1.679	64930	1.681	260	4.458
2015	899	2.261	67933	1.777	68832	1.782	291	4.99
2016	1173	2.95	95323	2.493	96496	2.498	315	5.401

2017	1398	3.516	104934	2.745	106332	2.753	335	5.744
2018	1584	3.984	126869	3.319	128453	3.325	361	6.19
2019	1774	4.462	136889	3.581	138663	3.59	370	6.344
2020	1730	4.351	132857	3.475	134587	3.484	385	6.602
2021	894	2.248	64577	1.689	65471	1.695	286	4.904
Pending	24046	60.478	1790388	46.831	1814434	46.972	724	12.414
Totale	39760	100.000	3823050	100.00	3862810	100.000	5832	100.000

Tabella 5 – Analisi delle citazioni dirette ricevute

University patents	Count	Mean	Median	SD	Min	Max
Count of received citations	4,510	2.249	1.000	4.372	1.000	201
Count of received citations after ten years	2,246	2.078	1.000	2.174	1.000	40
Count of received citations after five years	2,755	1.688	1.000	1.367	1.000	15
Count of received citations after three years	1,843	1.459	1.000	1.036	1.000	14
Non-university patents	Count	Mean	Median	SD	Min	Max
Count of received citations	1,060,239	2.848	2.000	5.655	1.000	1,414
Count of received citations after ten years	754,832	2.429	2.000	2.627	1.000	269
Count of received citations after five years	687,048	2.005	1.000	1.958	1.000	115
Count of received citations after three years	513,339	1.731	1.000	1.530	1.000	87

	Total	10 anni	5 Anni	3 Anni
University patents	2.249	2.078	1.688	1.459
Non-University patents	2.848	2.429	2.005	1.731
Delta	0.598 *** (0.084)	0.350*** (0.055)	0.317*** (0.037)	0.272*** (0.036)
Osservazioni	1,064,749	757,078	689,803	515,182

Tabella 6 – Analisi dell'importanza tecnologica

University patents	Count	Mean	Median	SD	Min	Max
Patent importance	4,510	3.886	1.000	20.339	1.000	806.943
Patent importance after ten years	2,246	3.672	1.000	18.767	1.000	769.884
Patent importance after five years	2,755	2.456	1.000	10.562	1.000	493.757
Patent importance after three years	1,843	1.765	1.000	2.292	1.000	44.097
Non-university patents	Count	Mean	Median	SD	Min	Max
Patent importance	1,060,239	9.926	2.200	84.010	1.000	25,995.06
Patent importance after ten years	754,832	8.106	2.000	67.966	1.000	13,838
Patent importance after five years	687,048	5.024	2.000	39.768	1.000	8,420.847
Patent importance after three years	513,339	3.163	1.000	16.073	1.000	2,048.128

	Total	10 anni	5 Anni	3 Anni
University patents	3.886	3.672	2.456	1.765
Non-University patents	9.926	8.106	5.024	3.163
Delta	6.041*** (1.251)	4.434*** (1.434)	2.568*** (0.758)	1.398*** (1.875)
Osservazioni	1,064,749	757,078	689,803	515,182

Tabella 7 – Statistiche descrittive delle variabili dipendenti, dei regressori e delle variabili di controllo

Variabili dipendenti	Count	Mean	Median	SD	Min	Max
Count of received citations	1,064,749	2.845	2.000	5.649	1.000	1,414
Count of received citations after ten years	757,078	2.427	2.000	2.626	1.000	269
Count of received citations after five years	689,803	2.004	1.000	1.956	1.000	115
Count of received citations after three years	515,182	1.730	1.000	1.529	1.000	87
Patent importance	1,064,749	9.901	2.200	83.843	1.000	25,995.06
Patent importance after ten years	757,078	8.093	2.000	67.873	1.000	13,838
Patent importance after five years	689,803	5.014	2.000	39.695	1.000	8,420.847
Patent importance after three years	515,182	3.158	1.000	16.046	1.000	2,048.128
Regressori e variabili di controllo	Count	Mean	Median	SD	Min	Max
University dummy	3,862,810	0.010	0.000	0.101	0.000	1.000
Granted dummy	3,862,810	0.530	1.000	0.499	0.000	1.000
Triadic dummy	3,862,810	0.902	1.000	0.297	0.000	1.000
Inventor count	3,862,810	2.664	2.000	1.944	0.000	133.000
Patent field count	3,862,810	1.566	1.000	0.802	1.000	13.000
Backward reference count	3,862,810	0.786	0.000	1.362	0.000	215.000

Tabella 8-Matrice di correlazione dei regressori e delle variabili di controllo

Variabili	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
(1) University dummy	1.0000					
(2) Granted dummy	-0.0276	1.0000				
(3) Triadic dummy	0.0336	0.0693	1.0000			
(4) Inventor count	0.0557	-0.0182	-0.0430	1.0000		
(5) Patent field count	0.0051	0.0209	0.0153	0.0759	1.0000	
(6) Backward reference count	-0.0201	0.0668	0.0571	0.0410	0.0274	1.0000

Tabella 9- Matrice di correlazione delle variabili dipendenti

Variabili	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
(1) Count of received citations	1.0000									
(2) Count of received citations after ten years	0.6379	1.0000								
(3) Count of received citations after five years	0.5423	0.8523	1.0000							
(4) Count of received citations after three years	0.4616	0.7365	0.8872	1.0000						
(5) Patent importance	0.2558	0.2582	0.2318	0.2086	1.0000					
(6) Patent importance after ten years	0.1603	0.2389	0.2163	0.1951	0.9315	1.0000				
(7) Patent importance after five years	0.1487	0.2327	0.2443	0.2227	0.8730	0.9501	1.0000			
(8) Patent importance after three years	0.1823	0.2875	0.3228	0.3430	0.7095	0.7444	0.8461	1.0000		
(9) Standard disruptiveness index	0.2482	0.3022	0.2938	0.2516	0.0619	0.0498	0.0454	0.0565	1.0000	
(10) Weighted disruptiveness index	0.8294	0.4538	0.3636	0.2970	0.2049	0.1188	0.1034	0.1194	0.3277	1.0000

Tabella 10 – Regressioni di Binomiale Negativa sul numero di citazioni ricevute

Model	(1)	(2)	(3)	(4)
Time window of the dependent variable	All years	Ten years	Five years	Three years
University dummy	-0.312** (0.023)	-0.375** (0.031)	-0.391** (0.025)	-0.565** (0.029)
Granted dummy	0.364** (0.003)	0.313** (0.003)	0.293** (0.003)	0.309** (0.004)
Triadic dummy	0.054** (0.006)	0.170** (0.008)	0.033** (0.007)	-0.029** (0.007)
Inventor count	0.136** (0.003)	0.167** (0.003)	0.158** (0.003)	0.172** (0.027)
Patent field count	0.126** (0.025)	0.197** (0.023)	0.166** (0.024)	0.139** (0.010)
Backward reference count	0.365** (0.002)	0.380** (0.002)	0.404** (0.002)	0.425** (0.003)
Filing year and patent field dummies	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	-0.084** (0.020)	-0.500** (0.018)	-1.040** (0.019)	-1.614** (0.021)
Logarithm of the dispersion parameter	1.025** (0.003)	1.035** (0.003)	1.257** (0.003)	1.403** (0.004)
Observations	3,826,444	2,484,380	3,215,237	3,521,041
Pseudo R-squared	0.088	0.044	0.038	0.045
Log-likelihood	-3,742,077	-2,570,429	-2,459,887	-1,934,504
Marginal effect of the university dummy	-0.209** (0.013)	-0.224** (0.015)	-0.136** (0.007)	-0.107** (0.004)

La variabile dipendente è il numero totale di citazioni ricevute nel Modello (1), mentre nei Modelli (2), (3) e (4) essa corrisponde al numero di citazioni ricevute rispettivamente dopo dieci, cinque e tre anni. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Tutte le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. L'effetto marginale associato alla dummy universitaria è stato calcolato utilizzando i risultati dei corrispondenti modelli di Poisson. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%.

Tabella 11 – Regressioni di Poisson sul numero di citazioni ricevute

Model	(1)	(2)	(3)	(4)
Time window of the dependent variable	All years	Ten years	Five years	Three years
University dummy	-0.394** (0.032)	-0.456** (0.030)	-0.472** (0.024)	-0.630** (0.028)
Granted dummy	0.362** (0.004)	0.321** (0.003)	0.301** (0.003)	0.311** (0.004)
Triadic dummy	0.141** (0.006)	0.199** (0.008)	0.065** (0.007)	0.005** (0.007)
Inventor count	0.173** (0.004)	0.194** (0.003)	0.187** (0.003)	0.199** (0.003)
Patent field count	0.214** (0.028)	0.237** (0.022)	0.223** (0.023)	0.205** (0.025)
Backward reference count	0.360** (0.003)	0.376** (0.002)	0.404** (0.002)	0.426** (0.003)
Filing year and patent field dummies	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	-0.276** (0.021)	-0.898** (0.017)	-1.241** (0.018)	-1.631** (0.021)
Observations	3,826,444	2,484,380	3,215,237	3,521,041
Pseudo R-squared	0.198	0.104	0.084	0.085
Log-likelihood	-5,292,145	-3,331,972	-3,032,589	-2,276,138
Marginal effect of the university dummy	-0.252** (0.017)	-0.263** (0.014)	-0.158** (0.006)	-0.116** (0.004)

La variabile dipendente è il numero totale di citazioni ricevute nel Modello (1), mentre nei Modelli (2), (3) e (4) essa corrisponde al numero di citazioni ricevute rispettivamente dopo dieci, cinque e tre anni. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Tutte le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%

Tabella 12 – Regressioni OLS sull'importanza del brevetto

Model	(1)	(2)	(3)	(4)
Time window of the dependent variable	All years	Ten years	Five years	Three years
University dummy	-0.584** (0.045)	-0.411** (0.059)	-0.198** (0.023)	-0.121** (0.006)
Granted dummy	1.346** (0.034)	1.178** (0.037)	0.509** (0.017)	0.195** (0.006)
Triadic dummy	0.410** (0.020)	0.585** (0.026)	0.217** (0.011)	0.060** (0.004)
Inventor count	0.731** (0.036)	0.677** (0.039)	0.298** (0.017)	0.125** (0.006)
Patent field count	0.911** (0.276)	0.685** (0.261)	0.323** (0.118)	0.153** (0.038)
Backward reference count	1.564** (0.037)	1.407** (0.040)	0.698** (0.019)	0.317** (0.007)
Filing year and patent field dummies	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	16.015*** (1.266)	7.309*** (0.719)	2.793*** (0.356)	0.871*** (0.102)
Observations	3,826,444	2,484,380	3,215,237	3,521,041
Adjusted R-squared	0.013	0.009	0.006	0.008

La variabile dipendente è il numero totale di citazioni ricevute nel Modello (1), mentre nei Modelli (2), (3) e (4) essa corrisponde al numero di citazioni ricevute rispettivamente dopo dieci, cinque e tre anni. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Tutte le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%.

Tabella 13: Regressioni di Binomiale Negativa sul numero di citazioni ricevute (settore high – tech)

Model	(1)	(2)	(3)	(4)
Time window of the dependent variable	All years	Ten years	Five years	Three years
University dummy	-0.166*** (0.028)	-0.268*** (0.037)	-0.225*** (0.031)	-0.407*** (0.035)
Granted dummy	0.363*** (0.006)	0.290*** (0.006)	0.273*** (0.006)	0.293*** (0.006)
Triadic dummy	-0.115*** (0.008)	0.012 (0.011)	-0.129*** (0.009)	-0.192*** (0.010)
Inventor count	0.030*** (0.002)	0.034*** (0.002)	0.031*** (0.002)	0.034*** (0.002)
Patent field count	0.109*** (0.004)	0.080*** (0.003)	0.070*** (0.003)	0.058*** (0.004)
Backward reference count	0.180*** (0.003)	0.188*** (0.002)	0.194*** (0.002)	0.202*** (0.003)
Filing year and patent field dummies	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	0.508*** (0.036)	-0.043* (0.023)	-0.352*** (0.026)	-0.756*** (0.029)
Logarithm of the dispersion parameter	1.274*** (0.005)	1.245*** (0.004)	1.441*** (0.004)	1.568*** (0.005)
Observations	1,759,062	1,113,906	1,465,137	1,613,578
Pseudo R-squared	0.093	0.049	0.046	0.054
Log-likelihood	-1,537,822	-1,093,701	-1,064,200	-845,577
Marginal effect of the university dummy	-0.783* (0.017)	-0.367** (0.014)	-0.783* (0.006)	-0.783* (0.004)

La variabile dipendente è il numero totale di citazioni ricevute nel Modello (1), mentre nei Modelli (2), (3) e (4) essa corrisponde al numero di citazioni ricevute rispettivamente dopo dieci, cinque e tre anni. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Tutte le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%.

Tabella 14 – Regressioni di Poisson sul numero di citazioni ricevute (settore high – tech)

Model	(1)	(2)	(3)	(4)
Time window of the dependent variable	All years	Ten years	Five years	Three years
University dummy	-0.316*** (0.042)	-0.414*** (0.036)	-0.375*** (0.029)	-0.536*** (0.035)
Granted dummy	0.386*** (0.008)	0.318*** (0.005)	0.304*** (0.005)	0.318*** (0.006)
Triadic dummy	0.013 (0.009)	0.066*** (0.011)	-0.072*** (0.009)	-0.129*** (0.010)
Inventor count	0.042*** (0.002)	0.044*** (0.001)	0.042*** (0.001)	0.041*** (0.002)
Patent field count	0.122*** (0.006)	0.087*** (0.003)	0.077*** (0.003)	0.070*** (0.003)
Backward reference count	0.030*** (0.002)	0.033*** (0.002)	0.030*** (0.001)	0.030*** (0.001)
Filing year and patent field dummies	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	0.337*** (0.032)	-0.132*** (0.022)	-0.457*** (0.025)	-0.849*** (0.028)
Observations	1,759,062	1,113,906	1,465,137	1,613,578
Pseudo R-squared	0.210	0.117	0.096	0.097
Log-likelihood	-2,387,167	-1,519,581	-1,388,529	-1,043,631
Marginal effect of the university dummy	-0.189*** (0.022)	-0.240*** (0.017)	-0.129*** (0.008)	-0.102*** (0.005)

La variabile dipendente è il numero totale di citazioni ricevute nel Modello (1), mentre nei Modelli (2), (3) e (4) essa corrisponde al numero di citazioni ricevute rispettivamente dopo dieci, cinque e tre anni. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Tutte le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%.

Tabella 15 – Regressioni OLS sull'importanza del brevetto (settore high – tech)

Model	(1)	(2)	(3)	(4)
Time window of the dependent variable	All years	Ten years	Five years	Three years
University dummy	-0.410*** (0.059)	-0.217*** (0.080)	-0.090*** (0.031)	-0.078*** (0.007)
Granted dummy	1.151*** (0.044)	1.010*** (0.043)	0.442*** (0.019)	0.182*** (0.007)
Triadic dummy	0.222*** (0.023)	0.355*** (0.028)	0.105*** (0.011)	0.017*** (0.005)
Inventor count	0.118*** (0.009)	0.109*** (0.010)	0.047*** (0.004)	0.021*** (0.002)
Patent field count	0.744*** (0.040)	0.605*** (0.042)	0.257*** (0.021)	0.089*** (0.008)
Backward reference count	0.591*** (0.036)	0.555*** (0.039)	0.247*** (0.017)	0.118*** (0.007)
Filing year and patent field dummies	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	27.829*** (1.905)	14.338*** (1.067)	5.927*** (0.548)	2.188*** (0.225)
Observations	1,759,062	1,113,906	1,465,137	1,613,578
Adjusted R-squared	0.021	0.014	0.010	0.011

La variabile dipendente è il numero totale di citazioni ricevute nel Modello (1), mentre nei Modelli (2), (3) e (4) essa corrisponde al numero di citazioni ricevute rispettivamente dopo dieci, cinque e tre anni. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Tutte le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%.

Tabella 16: Regressioni OLS sulla disruptiveness del brevetto

Model	(1)	(2)
Dependent variable	strd_dsrp_nb	wgtd_dsrp_nb
uni_dm=1	-0.023*** (0.003)	-0.161*** (0.021)
grnt_dm=1	0.019*** (0.000)	0.201*** (0.005)
trdc_dm=1	0.004*** (0.001)	0.096*** (0.005)
ihs_invt_nb	0.008*** (0.000)	0.139*** (0.005)
ihs_sctr_nb	0.007*** (0.003)	0.051 (0.044)
ihs_bkwd_cttn_nb	-0.450*** (0.000)	-1.018*** (0.005)
Constant	1.026*** (0.002)	2.682*** (0.045)
Observations	2,019,775	2,019,775
Adjusted R-squared	0.583	0.064

La variabile dipendente nel Modello (1) è la standard disruptiveness, mentre nel Modello (2) essa corrisponde la weighted disruptiveness. Il principale regressore di interesse è la dummy di origine universitaria. Entrambe le specificazioni includono dummy per l'anno di deposito e dummy per il campo tecnologico del brevetto, oltre al termine costante. Gli errori standard, robusti rispetto all'eteroschedasticità, sono riportati tra parentesi. Gli asterischi, da uno a tre, indicano la significatività statistica rispettivamente ai livelli del 10%, 5% e 1%.