



**POLITECNICO
DI TORINO**

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale
Imprenditorialità e Innovazione
Tesi di Laurea Magistrale

Diversità di genere nel board delle startup innovative italiane e performance

Relatore

Prof. Federico Caviggioli

Candidato

Simone Schiavello

Anno Accademico 2023-2024

INDICE

INTRODUZIONE	1
CAPITOLO I: CONTESTO DI PARTENZA E REVISIONE DEGLI STUDI PASSATI	
1.1 Le startup innovative	3
1.1.1 Definizione, requisiti e agevolazioni	4
1.1.2 Ecosistema dell'innovazione e fasi di crescita di una startup	12
1.1.3 Il panorama italiano delle startup innovative	19
1.2 Gender equality, imprenditorialità e innovazione	25
1.2.1 Gender gap in ambito accademico	26
1.2.2 Accesso ai finanziamenti	30
1.2.3 Performance economiche	35
1.2.4 Imprenditorialità di genere	38
1.3 Sintesi della revisione e ipotesi per le analisi di ricerca	39
CAPITOLO II: ANALISI DESCRITTIVE DEL CAMPIONE	
2.1 Metodo di raccolta dati e analisi del campione di riferimento	42
2.2 Statistiche descrittive del campione	46
2.3 Statistiche descrittive in relazione al gender	55
2.3.1 Presenza femminile nel board delle startup italiane	55
2.3.2 Iscrizione al Registro delle imprese e geolocalizzazione	57
2.3.3 Settore di attività e numero di dipendenti	59
2.3.4 Performance economiche e totale dei finanziamenti ricevuti	61
2.3.5 Status dell'impresa e fasi di crescita	64

2.3.6	Principali tipologie di investitori, categorie dei round e numero di deals portati a termine	66
2.4	Sintesi delle differenze dei profili di genere delle startup italiane	70
CAPITOLO III: ANALISI ENOMETRICHE E MODELLI DI REGRESSIONE		
3.1	Scelta delle variabili e preparazione del dataset	74
3.2	Modelli di regressione per dati panel in prospettiva di genere	76
3.2.1	Dimensioni della startup e genere degli imprenditori	80
3.2.2	Round di investimento, tipologia di investitori e genere degli imprenditori	85
3.3	Probabilità di successo e sopravvivenza di una startup in prospettiva di genere	89
3.3.1	Genere degli imprenditori: stato di operatività della startup	90
3.3.2	<i>(Segue)</i> : Genere degli imprenditori: presenza di accordi esterni	94
3.3.3	<i>(Segue)</i> : Genere degli imprenditori: influenza sulle fasi di crescita della startup	96
	CONCLUSIONI	101
	APPENDICE	i
	INDICE DELLE FIGURE	xv
	INDICE DEI GRAFICI	xvi
	INDICE DELLE TABELLE	xviii
	BIBLIOGRAFIA	xx
	SITOGRAFIA	xxv

INTRODUZIONE

Scopo e ambizione del presente lavoro è comprendere se e in che misura il genere di appartenenza degli imprenditori di una startup innovativa sia in grado di influire sulle performance della stessa.

L'imprescindibile punto di partenza di tale analisi è stata la rassegna degli studi presenti in Letteratura, concernenti l'imprenditorialità di genere. Più in particolare, gli studi che hanno permesso di circoscrivere l'indagine su un tema tanto ampio, e che hanno poi costituito la base su cui edificare le successive analisi, sono stati quelli che hanno messo in luce il divario, in termini di performance e non solo, tra le startup "a guida femminile" e quelle "a guida maschile".

Trattasi, più specificamente, di differenze riscontrabili rispetto ad un doppio ordine di prospettive. Da un lato, l'attenzione si è infatti concentrata sugli attori dell'ecosistema dell'innovazione, ossia su come questi soggetti percepiscono l'una o l'altra categoria di startup. Dall'altro lato, oggetto di studio è stato il profilo di genere dell'imprenditore: gli obiettivi, le performance e le attitudini che fanno capo, rispettivamente, ad imprenditori uomini e ad imprenditrici donne.

Non deve stupire che le tesi sostenute dalla Letteratura possano contraddirsi l'una con l'altra, dato l'operare di differenti influenze sul piano temporale, geografico, politico e socioeconomico: il tema del divario di genere nella imprenditorialità innovativa non fa eccezione. Ciononostante, il merito e i metodi di analisi dei diversi studi sono molto spesso comuni, e sono stati riportati, laddove possibile, negli studi oggetto del presente elaborato, cercando di pervenire a nuove risultanze e conclusioni sui dibattiti in tema di imprenditorialità di genere.

Nello specifico, è stato estratto ed analizzato un campione di startup innovative italiane di circa 3000 occorrenze, sfruttando le basi di dati di due diverse piattaforme, una delle quali istituzionale. A seguito delle necessarie elaborazioni e analisi descrittive del dataset, sono state stilate le prime conclusioni sperimentali.

Infine, utilizzando i dati delle startup innovative appartenenti allo stesso campione, sono state eseguite delle analisi econometriche per indagare l'eventuale presenza di effetti causali del genere sulle performance di una startup innovativa italiana.

Per portare a compimento queste stimolanti indagini, è stato necessario implementare diversi modelli statistici, espandendo il concetto di *performance* in una prospettiva più ampia, operando sul piano del metodo analogamente ad alcuni studi presenti nella rassegna della Letteratura. In sintesi, si è cercato di individuare se la presenza di imprenditrici donne potesse impattare non solo le performance meramente economiche delle startup innovative appartenenti al campione, ma anche la loro probabilità di successo e sopravvivenza all'interno del loro ciclo di vita.

CAPITOLO I

Contesto di partenza e revisione degli studi passati

1.1 Le startup innovative

Attualmente le imprese e i consumatori si muovono in un contesto fortemente influenzato dalla tecnologia e dalla digitalizzazione. Queste componenti, che caratterizzano la competitività aziendale e la vita quotidiana di ciascun individuo, hanno favorito lo sviluppo di un contesto dinamico, che ambisce continuamente alla crescita e al progresso tecnologico. Le tecnologie moderne, in costante perfezionamento, favoriscono l'abbattimento delle barriere comunicative, tecniche e organizzative, accelerando i tempi di processo in svariati ambiti professionali.

Come rilevato dalla Letteratura, il mondo dell'imprenditoria, così come le startup innovative, sfruttando i benefici di questo contesto, ricoprono un ruolo chiave nell'ecosistema economico globale, generando un impatto positivo in termini di produttività, crescita economica e occupazione (specialmente giovanile). Tra le varie forme imprenditoriali, le startup innovative sono oggetto di particolare interesse, poiché sono promotrici di conoscenza, innovazione tecnologica e modelli di business evoluti, garantendo maggiore competitività, migliorando la qualità di vita (Katrzyrna W. et al. 2017), le routine lavorative (Edosomwan J. A., 1987) e apportando dei benefici in termini di salute e di longevità. Alcune startup, inoltre, favoriscono la transizione ecologica, grazie all'introduzione e alla diffusione su scala di nuove tecnologie che recano benefici netti in termini di sostenibilità (Horne J. e Fichter K., 2022). Altre, con una vocazione di stampo sociale, colgono le opportunità volte a generare un impatto positivo sul tessuto sociale (Del Bosco B. et al., 2022).

A seguito di evidenze e tendenze incontrovertibili, in Europa sono state sviluppate delle politiche *ad hoc*: nel perseguimento del comune obiettivo di attrarre e trattenere i futuri imprenditori, sia gli organi governativi di ciascun Stato membro, sia la stessa

UE, hanno implementato delle politiche volte ad incentivare la nascita e lo sviluppo di tali realtà imprenditoriali.

1.1.1 Definizione, requisiti e agevolazioni

Alcuni esponenti legati alla Silicon Valley, bacino della rivoluzione elettronica e digitale che ha caratterizzato il periodo a cavallo tra il ventesimo ed il ventunesimo secolo, hanno elaborato diverse definizioni del concetto di startup. Secondo Steve Blank, autore e imprenditore californiano, reputato dall'Harvard Business Review tra i 12 master dell'innovazione, "una startup è un'organizzazione temporanea in cerca di un business model replicabile e scalabile". Secondo Paul Graham, imprenditore inglese e co-founder del celebre acceleratore di startup americano Y Combinator, "una startup è una società concepita per crescere velocemente". Entrambe le definizioni forniscono alcune delle caratteristiche intrinseche di una startup e lasciano trasparire il loro potenziale, ma non delineano precisamente i confini della definizione di "startup innovativa", differenziandola dal concetto generale di startup. Per tale ragione, è necessario ricercare la definizione precisa nel regolamento italiano, così da circoscrivere attentamente il focus di questo elaborato.

In Italia le startup innovative sono una particolare forma di società di capitali prevista dall'ordinamento a partire dal 2012, con il decreto-legge 179/2012, anche noto come *Decreto Crescita Bis*, convertito con modificazioni dalla L. 221/2012. I principi di questo decreto-legge traggono ispirazione dal rapporto "*Restart, Italia! - Perché dobbiamo ripartire dai giovani, dall'innovazione, dalla nuova impresa*", redatto da una Task Force di 12 esperti incaricati dal MiSE (Ministero dello Sviluppo Economico, oggi Ministero delle Imprese e del Made in Italy), i quali hanno consultato un vasto numero di stakeholders di settore su scala europea ed internazionale.

L'obiettivo di questa normativa, coerentemente all'approccio degli altri Paesi OCSE (Organizzazione per la cooperazione e per lo sviluppo economico), è quello di supportare le startup durante tutto il loro ciclo di vita, soprattutto nelle interazioni con il sistema dell'innovazione (università, investitori, incubatori).

Questo framework normativo, attualmente conosciuto come “Italian Startup Act”, è stato integrato negli anni successivi con ulteriori interventi per opera sia del governo, sia del legislatore, sia di autorità amministrative indipendenti come la Consob (Commissione nazionale per le società e la borsa). L’ultimo aggiornamento è intervenuto in data 28 dicembre 2020. (sito del Ministero dell’imprese e del Made in Italy, 2023)

L’articolo 25, comma 2 della presente normativa introduce per la prima volta la definizione di startup innovativa:

“Ai fini del presente decreto, l’impresa start-up innovativa, di seguito “start-up innovativa”, è la società di capitali, costituita anche in forma cooperativa, le cui azioni o quote rappresentative del capitale sociale non sono quotate su un mercato regolamentato o su un sistema multilaterale di negoziazione, che possiede i seguenti requisiti:

- a) (lettera soppressa);*
- b) costituita da non più di sessanta mesi;*
- c) è residente in Italia ai sensi dell’articolo 73 del decreto del Presidente della Repubblica 22 dicembre 1986, n. 917, o in uno degli Stati membri dell’Unione europea o in Stati aderenti all’Accordo sullo spazio economico europeo, purché’ abbia una sede produttiva o una filiale in Italia;*
- d) a partire dal secondo anno di attività della start-up innovativa, il totale del valore della produzione annua, così come risultante dall’ultimo bilancio approvato entro sei mesi dalla chiusura dell’esercizio, non è superiore a 5 milioni di euro;*
- e) non distribuisce, e non ha distribuito, utili;*
- f) ha, quale oggetto sociale esclusivo o prevalente, lo sviluppo, la produzione e la commercializzazione di prodotti o servizi innovativi ad alto valore tecnologico;*
- g) non è stata costituita da una fusione, scissione societaria o a seguito di cessione di azienda o di ramo di azienda;*
- h) possiede almeno uno dei seguenti ulteriori requisiti:*
 - 1. le spese in ricerca e sviluppo sono uguali o superiori al 15 per cento del maggiore valore fra costo e valore totale della produzione della start-up innovativa. Dal computo per le spese in ricerca e sviluppo sono escluse le spese per l’acquisto e la locazione di beni immobili. Ai fini di questo provvedimento, in aggiunta a quanto previsto dai principi contabili, sono altresì da annoverarsi tra le spese in ricerca e*

sviluppo: le spese relative allo sviluppo precompetitivo e competitivo, quali sperimentazione, prototipazione e sviluppo del business plan, le spese relative ai servizi di incubazione forniti da incubatori certificati, i costi lordi di personale interno e consulenti esterni impiegati nelle attività di ricerca e sviluppo, inclusi soci ed amministratori, le spese legali per la registrazione e protezione di proprietà intellettuale, termini e licenze d'uso. Le spese risultano dall'ultimo bilancio approvato e sono descritte in nota integrativa. In assenza di bilancio nel primo anno di vita, la loro effettuazione è assunta tramite dichiarazione sottoscritta dal legale rappresentante della start-up innovativa;

2. *impiego come dipendenti o collaboratori a qualsiasi titolo, in percentuale uguale o superiore al terzo della forza lavoro complessiva, di personale in possesso di titolo di dottorato di ricerca o che sta svolgendo un dottorato di ricerca presso un'università italiana o straniera, oppure in possesso di laurea e che abbia svolto, da almeno tre anni, attività di ricerca certificata presso istituti di ricerca pubblici o privati, in Italia o all'estero, ovvero, in percentuale uguale o superiore a due terzi della forza lavoro complessiva, di personale in possesso di laurea magistrale ai sensi dell'articolo 3 del regolamento di cui al decreto del Ministro dell'istruzione, dell'università e della ricerca 22 ottobre 2004, n. 270;*
3. *sia titolare o depositaria o licenziataria di almeno una privativa industriale relativa a una invenzione industriale, biotecnologica, a una topografia di prodotto a semiconduttori o a una nuova varietà vegetale ovvero sia titolare dei diritti relativi ad un programma per elaboratore originario registrato presso il Registro pubblico speciale per i programmi per elaboratore, purché tali privative siano direttamente afferenti all'oggetto sociale e all'attività di impresa.”*

Sintetizzando quanto risulta dalla articolata definizione appena riportata, è necessario anzitutto chiarire che le startup innovative non costituiscono una categoria ulteriore rispetto alle varie forme giuridiche delle società (di capitali) previste dall'ordinamento nazionale. Bensì, una volta presa in considerazione quella *società di capitali* (potrà, quindi, trattarsi di S.p.A., S.a.p.a., S.r.l., S.r.l.s.) *costituita anche in forma cooperativa, le cui azioni o quote rappresentative del capitale sociale non sono quotate su un mercato regolamentato o su un sistema multilaterale di negoziazione*, la normativa prevede poi una serie di requisiti affinché una società con questa forma giuridica possa qualificarsi come startup innovativa.

Più specificamente, la società come sopra descritta che voglia qualificarsi come startup innovativa, deve possedere cumulativamente tutti i requisiti compresi dalle lettere *b)*, *c)*, *d)*, *e)*, *f)*, *g)*; quanto alla lettera *h)*, la norma dispone che sia necessario e sufficiente possedere un solo requisito tra quelli che la stessa reca.

Alcuni di questi requisiti pongono dei limiti temporali e di performance alle startup innovative, in modo tale da concedere solo a determinate tipologie di società il privilegio e il vantaggio competitivo di poter beneficiare delle agevolazioni previste dalla legislazione. Ad esempio, i requisiti di cui alle lettere *b)* e *d)* identificano come “startup innovative” solo le imprese costituite da meno di 5 anni, e con un valore della produzione inferiore ai 5 milioni di euro annui.

In controtendenza, la policy prevista dall’“Italian Startup Act” propende per una maggiore inclusività sotto l’aspetto geografico, ammettendo come startup innovative tutte le imprese con sede legale nell’UE (Unione Europea) o nel SEE (Spazio Economico Europeo), a condizione che queste abbiano una filiale in Italia. Inoltre, dal mese di giugno 2014 e dal mese di dicembre 2017, sono state rispettivamente introdotte due nuove tipologie di visto per imprenditori ed investitori provenienti dai paesi extra-UE, della durata di 1 anno e 2 anni. Contemporaneamente, sono state dimezzate le soglie minime di investimento per le operazioni provenienti dall’area extra-UE, così da poter allargare i confini e cogliere le opportunità su scala globale.

L’oggetto sociale e lo scopo della startup innovativa devono coincidere con la produzione e la commercializzazione di prodotti o servizi innovativi ad alto contenuto tecnologico; non a caso, il punto *e)* rafforza ulteriormente le misure adottate dal governo: le startup innovative non distribuiscono utili; anzi, qualora ve ne fossero, sono vincolate a reinvestire il risultato d’esercizio nella crescita dell’impresa stessa. Negli anni, tuttavia, il legislatore ha deciso di “allentare” le disposizioni recate dal punto *f)*, includendo sotto la definizione di startup innovativa tutte le imprese con oggetto sociale *prevalentemente* coincidente con l’innovazione tecnologica, e non già *esclusivamente* coincidente con essa.

Infine, in linea con la strategia del governo finalizzata a differenziare le startup innovative, i tre requisiti alternativamente obbligatori di cui al punto *h)* circoscrivono ulteriormente la definizione di tale società di capitali. Questi vincoli hanno la funzione

di incentivare l'incremento delle spese in ricerca e sviluppo, rafforzare le connessioni con l'università tramite assunzioni di dottorandi, ricercatori o laureati magistrali e, infine, favorire l'utilizzo di un brevetto o di un software registrato, per mezzo di titolarità, proprietà o licenza.

Qualora i requisiti appena analizzati sussistano nelle modalità descritte, l'impresa potrà decidere su base volontaria di richiedere l'iscrizione all'apposita sezione del Registro delle imprese, al fine di godere delle agevolazioni previste dalla legge; l'iscrizione sarà confermata nel momento in cui saranno posti in essere il controllo e la conferma dei requisiti da parte della CCIAA (Camera di Commercio Industria, Artigianato e Agricoltura). Ogni anno la startup verrà sottoposta ad una verifica di conformità nel merito dei requisiti e, sino a che essa avrà esito positivo, la startup innovativa rimarrà tale.

Le agevolazioni sono riportate nel d.l. 179/2012, artt. 26-31 e, in misura minore, nel d.l. 3/2015, art. 4., che integra il precedente d.l.. L'obiettivo d'insieme di tali misure di policy è agevolare l'avviamento di una startup innovativa e supportare tale realtà nella fase di consolidamento delle proprie attività. Nel contempo, la normativa si pone l'obiettivo di facilitare l'accesso a forme di finanziamento agevolate e incentivare gli investimenti in capitale di rischio.

Vengono riportate e analizzate in seguito le agevolazioni previste dalla legge italiana:

- Dal mese di luglio 2016 è possibile costituire una startup in forma di S.r.l. tramite un'apposita piattaforma online, usufruendo della firma digitale e abbattendo i costi amministrativi e di intermediazione.
- A partire dal mese di gennaio 2017 sono stati introdotti degli sgravi fiscali per chi investe nel capitale di rischio di una startup, condizionatamente al fatto che tali quote vengano mantenute per un minimo di 3 anni. Per le persone fisiche vi è una detrazione del 30% dell'investimento dall'imposta lorda IRPEF, fino ad un massimo di 1 milione di euro. Per le persone giuridiche vi è una deduzione dall'imponibile Ires del 30% rispetto all'ammontare investito, fino ad un massimo di 1,8 milioni di euro.

- La normativa prevede che dal mese di settembre 2013 le startup innovative possano ottenere una garanzia sul credito bancario dal Fondo di Garanzia delle PMI, sino all'80% del valore di ciascuna operazione, per un massimo di 2,5 milioni di euro. La garanzia viene concessa con diverse modalità: queste ultime influenzano le valutazioni di merito operate dal Fondo e la priorità con cui queste vengono espletate. Non sono previsti costi per l'accesso al Fondo.
- Le startup innovative possono accedere a "Smart&Start Italia", il principale programma di finanziamento a tasso zero per spese d'importo comprese tra i 100 mila euro e 1,5 milioni di euro. Tale finanziamento copre, senza alcuna necessità di garanzia, l'80% delle spese ammissibili, sino ad un massimo che ammonta al 90% nel caso in cui la startup sia costituita interamente da donne e/o giovani under 35. Per le startup con sede nel mezzogiorno è inoltre previsto un contributo del 30% a fondo perduto.
- Sono previsti dei servizi agevolati da parte dell'Agenzia ICE in materia di consulenza normativa, societaria, creditizia, fiscale, immobiliare e contrattualistica. Le startup innovative hanno diritto ad uno sconto del 30% su beni e servizi presenti a catalogo per il primo anno, eventualmente del 10% per gli anni a seguire, a seconda del raggiungimento della soglia di spesa annuale di 1.000 euro.
- Nel caso in cui la startup innovativa maturi e superi i 5 anni di attività, essa viene trasferita nella sezione speciale del Registro delle imprese dedicata alle PMI Innovative, le quali mantengono gran parte dei benefici in oggetto di analisi, applicabili senza nessuna differenziazione.
- Le startup innovative sono esenti dal pagamento dell'imposta di bollo, dei diritti di segreteria dovuti all'iscrizione al Registro delle imprese e del diritto annuale da corrispondere a favore delle camere di commercio.
- Dal 2013 le startup innovative possono beneficiare degli investimenti provenienti dalle piattaforme online di crowdfunding autorizzate ed iscritte ad un apposito registro. Lo strumento ricade sotto la responsabilità della Consob.

- La normativa relativa alle startup innovative costituite in forma di S.r.l. deroga ad alcuni aspetti significativi della disciplina societaria. In particolare, esse possono sottoscrivere categorie di quote dotate di particolari diritti; alcune di queste, ad esempio, possono escludere il diritto di voto, altre possono modificare il legame di proporzionalità tra la partecipazione e il voto stesso. Infine, le startup innovative in forma di S.r.l. sono autorizzate ad effettuare operazioni sulle proprie quote, possono emettere strumenti finanziari partecipativi e offrire al pubblico quote di capitale.
- Nel complesso, le startup innovative sono assoggettate alla disciplina dei contratti a tempo determinato prevista dal d.lgs. 81/2015, così come emendato dal d.l. 87/2018 e, pertanto, hanno la possibilità di assumere personale con contratti a tempo determinato della durata di massimo 24 mesi. Inoltre, a differenza delle altre aziende, le start-up innovative con più di 5 dipendenti non sono obbligate a rispettare una proporzione specifica tra i contratti a tempo determinato e quelli a tempo indeterminato (articolo 23, d.lgs. 179/2012).
- Le startup innovative possono remunerare i propri collaboratori con strumenti che implicano una partecipazione al capitale sociale, come ad esempio le stock option. Allo stesso modo, i fornitori di servizi esterni possono essere remunerati tramite schemi chiamati “work for equity”. Il reddito derivante da questi strumenti non viene considerato nel calcolo del reddito soggetto a tasse e contributi, sia a livello fiscale, sia a livello contributivo. Inoltre, fermo restando quanto sancito dai contratti collettivi di categoria, le parti coinvolte (l’azienda e i collaboratori) possono decidere liberamente gli elementi fissi e variabili della retribuzione. Questi accordi possono essere basati su vari parametri di rendimento e produttività dell’azienda o del singolo o del Team. Possono essere inclusi anche strumenti che coinvolgono la partecipazione al capitale aziendale.
- Le startup innovative sono esenti dall’obbligo di approvazione per la compensazione orizzontale dei crediti IVA su imposte diverse fino a 50.000 euro, consentendo loro di gestire in maniera vantaggiosa la liquidità. La

regolamentazione comune richiede l'approvazione per pratiche di compensazione di crediti IVA oltre 5.000 euro, tramite il modello F24.

- In deroga a quanto stabilito dal Codice civile, le perdite aziendali di una startup innovativa che comportano una diminuzione del capitale di oltre un terzo devono essere riappianate entro il secondo esercizio successivo, anziché il primo. Nel caso in cui la riduzione del capitale per perdite di esercizio porti il valore al di sotto del minimo legale, l'assemblea ha la facoltà di scegliere tra due alternative: può decidere di ridurre immediatamente il capitale e contemporaneamente aumentarlo a una cifra non inferiore al minimo legale, oppure votare per rimandare la decisione alla fine dell'esercizio successivo.
- Le startup innovative non sono soggette alla disciplina delle società di comodo e delle società in perdita sistematica. Se una startup innovativa non genera ricavi sufficienti o registra perdite fiscali in modo continuativo, non saranno applicate le penalizzazioni fiscali previste dalla regolamentazione standard. Queste penalizzazioni includono, ad esempio, l'assegnazione di un reddito minimo e una base imponibile minima ai fini dell'Irap, restrizioni sull'uso del credito IVA e l'applicazione di un aumento dell'Ires del 10,5%.
- Nel caso di insuccesso, le startup innovative possono beneficiare di procedure più efficienti e meno onerose rispetto a quelle standard, per chiudere le proprie attività. Esse sono esonerate dalla liquidazione giudiziale e, decorsi almeno 12 mesi dall'avvio della liquidazione, solo le autorità giudiziarie e di vigilanza hanno accesso ai dati relativi ai soci e agli organi sociali della startup.

Per completare la disamina del quadro normativo conosciuto come “Italian Startup Act”, dal quale scaturisce la definizione di startup innovativa e le conseguenti agevolazioni ad essa dedicate, è opportuno citare le novità introdotte dal c.d. Decreto Rilancio per le startup innovative (d.l. 34/2020, convertito con L. 77/2020). Ancora una volta, l'obiettivo degli interventi apportati mira a consolidare l'ambiente nel quale operano le startup innovative, promuovendo lo sviluppo di un contesto favorevole alla nascita e alla crescita di tali realtà imprenditoriali. Le misure maggiormente impattanti

di tale legge sono relative allo stanziamento di risorse finanziarie atte a diverse finalità, in particolare:

- Contributi di 10 milioni di euro a fondo perduto per supportare l'acquisto di servizi da parte di incubatori, acceleratori, innovation hub, business angels.
- 200 milioni di euro versati nel Fondo di Garanzia per startup e PMI innovative.
- 200 milioni di euro versati al Fondo di sostegno al venture capital.
- Introduzione incentivi "de minimis" per persone fisiche risultanti in una detrazione IRPEF del 50% dell'investimento in startup o PMI innovative.
- Estensione dell'ammissibilità per credito d'imposta in ricerca e sviluppo per i soggetti che commissionano tali attività alle start-up innovative.

A completamento di questo stratificato percorso normativo, il governo ha deciso di compiere ulteriori manovre a sostegno della direzione intrapresa, tra le quali vi è l'introduzione del Fondo Nazionale Innovazione, il piano di Transizione 4.0, l'introduzione dei Voucher innovation manager, i Patent Box, le Strategie nazionali per Blockchain e IA e, infine, i CLab (sito del Ministero dell'Imprese e del Made in Italy, 2023). Le policy in oggetto si inseriscono in una prospettiva più ampia, coinvolgendo l'intero sistema economico e uniformando gli intenti generali nel perseguimento del progresso e dell'innovazione.

1.1.2 Ecosistema dell'innovazione e fasi di crescita di una startup

Le startup innovative, come precedentemente evidenziato, rivestono un ruolo fondamentale nella società moderna; tuttavia, come sostiene la Letteratura, spesso non possiedono internamente le competenze e le risorse necessarie per diffondere con successo una nuova tecnologia nel mercato (Adner R. e Kapoor R., 2010). Per questo motivo, come tutti gli attori che concorrono a creare innovazione, le startup agiscono in un ecosistema composto da una moltitudine di soggetti, senza i quali non sarebbe possibile avere successo, data la complessità e l'irregolarità dei processi innovativi

(Welrave B. et al., 2018). James Moore per primo ha presentato e teorizzato questo ambiente come l'“ecosistema d'impresa” e, successivamente, altri studiosi dopo di lui hanno contribuito ad arricchire ulteriormente la descrizione di tale sistema, concepito oggi come l'“ecosistema dell'innovazione”. Secondo alcuni studiosi, esso può essere descritto come un ambiente in continua evoluzione che coinvolge attori, azioni, strumenti, ma anche strutture sociali e istituzioni pubbliche tramite i quali si creano connessioni formali o informali, complementari o alternative (Granstrand O. e Holgersson M., 2020; Gnyawali D.R. et al., 1994).

L'abilità di saper agire efficacemente all'interno di questo sistema acquisisce grande importanza per le startup durante il loro processo di crescita, poiché esse hanno fortemente bisogno di instaurare legami fruttuosi con gli attori di questo ambiente (Reynolds E. e Uygun Y., 2018), in maniera tale da colmare le loro carenze in termini di dimensionamento (Rothaermel F.T. e Deeds L.D., 2004), competenze, risorse finanziarie e risorse umane. Queste necessità evolvono di pari passo allo sviluppo della startup, la quale si interfaccia con tipologie differenti di attori in base alla coincidenza dei rispettivi interessi (Tsujimoto et al., 2018, Welrave et al., 2018). Infatti, gli attori di questo ecosistema sono incentivati ad intervenire solamente in determinati step del ciclo di vita di una startup, in funzione della sua vicinanza al mercato, del TRL della sua tecnologia e della tolleranza al rischio dello stesso attore (Gestione dell'innovazione e sviluppo prodotto, M Cantamessa, F. Montagna, 2016).

Le caratteristiche degli specifici ecosistemi dell'innovazione possono dipendere dalla collocazione geografica di riferimento. In alcuni luoghi tendono a svilupparsi cluster regionali particolarmente favorevoli, nei quali si concentrano asset di valore per il progresso tecnologico e imprenditoriale, tra i quali: accesso a competenze specifiche, attrazione di talenti e mentor, presenza di imprese affermate ed accesso a servizi di supporto, tra cui società di consulenza, uffici brevettuali, società di recruitment, avvocati e commercialisti (Mason, C. e Brown R., 2014; Johansson, D. 2010; Grilo A. et al., 2017). In altri casi, questi ecosistemi si sviluppano nel mondo digitale, grazie alla nascita di piattaforme come Dealroom ed AngelList, per esempio, le quali permettono la mediazione tra domanda e offerta dei finanziamenti in ambito startup. In altri casi, questi ecosistemi sono favoriti

Si esaminano di seguito i principali attori dell'ecosistema dell'innovazione da una prospettiva Europea.

- *Università*: è il contesto in cui si sviluppano le competenze essenziali che costituiscono la base per le innovazioni tecnologiche. Offrono supporto in termini di infrastrutture e risorse, ma soprattutto sono un luogo di aggregazione per profili qualificati in grado di assistere ed istruire le figure imprenditoriali giovanili. Le università intervengono prevalentemente nella fase di ricerca di base, dalla quale scaturiscono scoperte dall'importante valenza scientifica che possono costituire l'incipit alla fase di creazione di una startup. Tuttavia, nonostante tali scoperte abbiano spesso un alto potenziale tecnologico ed innovativo, nelle università mancano la visione e le competenze adatte per inserire efficacemente un prodotto innovativo nel mercato. (Rasmussen et al., 2010, Grilo A. et al., 2017)
- *Governo*: contribuisce con politiche economiche e burocrazia di settore a regolamentare le interazioni a tutti i livelli del ciclo di vita di una startup. In particolare, mira a creare un ambiente favorevole all'imprenditorialità e all'innovazione utilizzando strumenti come politiche dirette (sovvenzioni e prestiti agevolati), politiche amministrative e fiscali (aumento liquidità, imposta ridotta sul reddito), incentivi, appalti pubblici, normative specifiche e standardizzazione di settore (Isenberg D., 2011). Alcuni provvedimenti europei come Horizon Europe, principale programma di finanziamento dell'UE per la ricerca e l'innovazione, con un budget di 95,5 miliardi di euro, sono un esempio.
- *Fornitori di servizi*: sono organizzazioni che collaborano con le startup nelle attività secondarie non direttamente essenziali nella diffusione della tecnologia innovative. Alcune di esse operano nel settore amministrativo, altre forniscono servizi di recruitment (Grilo A. et al., 2017), mentre altre ancora si classificano come web agency e implementano servizi connessi al mondo digitale.

Secondo la Letteratura, all'interno dell'ecosistema dell'innovazione vi è un aggregato di realtà che operano al fine di costruire un ambiente favorevole alla genesi di nuove

realità imprenditoriali innovative, oltre che al fine di sostenerle direttamente (Grilo A. et al., 2017). In questa classificazione si inseriscono:

- *Incubatori*: svolgono un ruolo cruciale nell'assistere lo sviluppo di startup innovative basate su nuove tecnologie. Mediante l'istituzione di programmi di medio o lungo termine forniscono uffici, spazi di co-working, consulenza strategica e monitoraggio alle startup nelle prime fasi del loro ciclo di vita, generalmente in cambio del pagamento di un canone o della cessione di quote societarie per i servizi concessi (Grilo A. et al., 2017). L'attività degli incubatori aumenta la credibilità delle startup con gli investitori, riduce il percorso di apprendimento degli imprenditori, fornisce soluzioni ai problemi in tempi minori e contribuisce ad estendere la rete di contatti con altri imprenditori o investitori (Grilo A. et al., 2017).
- *Acceleratori*: svolgono attività di valore aggiunto in modo analogo agli incubatori. Tuttavia, essi supportano le startup attraverso programmi maggiormente intensivi e generalmente di durata più breve, richiedendo un corrispettivo che può essere reso tramite il pagamento di una quota di partecipazione, la cessione di equity, oppure il pagamento di una "success fee", in base al raggiungimento di determinati obiettivi alla conclusione del percorso. Gli acceleratori mirano ad ottenere una collaborazione orientata principalmente al mercato ed agli investitori, per mezzo di un approccio di tipo "lean startup" che guida gli imprenditori delle startup innovative, tipicamente raggruppati in team eterogenei, all'interno di un percorso con delle precise milestones, come ad esempio gli investor day (Grilo A. et al., 2017). I legami di collaborazione sono molto competitivi, ma possono comportare un investimento iniziale da parte dell'acceleratore, in cambio dei corrispettivi precedentemente elencati. Similarmente agli incubatori e alle università, promuovono corsi di imprenditorialità e concorsi destinati alla selezione e al sostegno di iniziative imprenditoriali promettenti.
- *Spazi di Coworking*: sono luoghi particolarmente favorevoli all'interazione sociale, alla condivisione di competenze e all'innovazione; secondo alcuni studi della Letteratura sono frequentati da professionisti con competenze più o meno specializzate in diversi settori (Grilo A. et al., 2017).

Gli investitori ricoprono un ruolo cruciale nel sostegno delle startup. Essi si dividono in diverse tipologie in base agli obiettivi e alle forme di investimento impiegate. Si riportano di seguito le due principali figure di investitori maggiormente attive nel mondo startup.

- *Business Angel*: sono individui che, secondo la definizione di Mason & Harrison, da soli o in gruppi formali o informali, investono il proprio denaro in imprese non quotate in cui non esistono relazioni familiari, con la speranza di ottenere un profitto finanziario. Dopo aver effettuato l'investimento, si coinvolgono attivamente nell'azienda, in ruoli attivi come mentore, consulente o membro del consiglio di amministrazione (Mason C., Harrison R. T. 2010). La maggior parte dei business angel ha esperienza imprenditoriale e manageriale, e tipicamente sceglie di investire in settori a loro affini, di solito coincidenti con le loro precedenti esperienze imprenditoriali (Aernoudt R. 1999). Abitualmente, essi investono in aziende in fase iniziale nelle quali, nonostante i maggiori rischi di fallimento, prevedono di ottenere rendimenti altamente profittevoli sul loro investimento. Trattandosi di privati che agiscono individualmente, le somme di investimento ad essi collegati sono relativamente modeste, sino ad un massimo di 250 mila euro (Mason C. e Harrison R. T. 2010).
- *Venture Capital*: sono un altro attore fondamentale che interviene durante le fasi di crescita e finanziamento delle startup, concentrandosi particolarmente sulle aziende sia in fase iniziale, sia in fasi più avanzate (Davila A., Foster G., Gupta M. 2003.). Le risorse finanziarie dei venture capital provengono da fondi di investimento ai quali sono invitati a partecipare istituzioni e individui con particolari competenze o risorse finanziarie. Questi fondi di investimento hanno una durata determinata media di 10 anni, e agiscono acquisendo partecipazioni azionarie in aziende ad alto potenziale, tra cui le startup oggetto del presente elaborato (Davila A. et al., 2003). Dopo la conclusione dell'investimento, i venture capitalist cercano di supportare proattivamente lo sviluppo delle loro aziende in portafoglio, offrendo coaching, risorse finanziarie, competenze, accesso a contatti di supporto e assistenza nel reclutamento di nuovi membri del team della startup, anche con profili

maggiormente senior (Davila A., et al., 2003); inoltre, possono anche assumere un ruolo attivo nel consiglio di amministrazione delle loro aziende in portafoglio (Zider B., 1998). Le risorse finanziarie concesse dalle compagnie di venture capital non sono a lungo termine, poiché tali società mirano a far crescere rapidamente i loro investimenti nelle startup, affinché queste ultime possano raggiungere dimensioni e credibilità sufficienti per essere vendute o introdotte nei mercati azionari pubblici (Zider B., 1998).

A completamento del quadro dell'ecosistema dell'innovazione, vi sono infine le *Grandi aziende* che partecipano attivamente al progresso tecnologico in maniera diretta oppure nella veste di partner. Nel contesto odierno, dove il time to market e le economie di velocità incidono sulla competitività di una realtà imprenditoriale, le grandi aziende acquisiscono importanza agli occhi delle startup innovative. Tramite accordi di partnership complementari, le grandi aziende ambiscono ad ottimizzare la loro risposta strategica al trade-off tra attività di exploration ed exploitation (M. Cantamessa, F. Montagna, 2016), offrendo in cambio risorse finanziarie, competenze, infrastrutture, conoscenza del mercato e rete di vendita (Shameen P., Steven W. Floyd, 2019), brand awareness (Corvello V. et al., 2023), in modo tale da accelerare il processo di crescita di una startup. Tuttavia, in molte occasioni, entrambe le parti mancano di fiducia reciproca: le startup innovative temono atteggiamenti di opportunismo, mentre le grandi aziende vorrebbero evitare lo spreco di risorse e le perdite di immagine in caso di fallimento (Corvello V. et al., 2023). In Letteratura vi sono studi che modellizzano i fattori determinanti per un rapporto proficuo tra questi due attori; al momento le grandi aziende hanno lanciato programmi come incubatori, acceleratori, innovations hub, corporate venture capital, per facilitare la collaborazione con le startup (Shankar R.J., Shepherd D.A., 2019).

Di seguito, si riporta una breve disamina delle fasi di crescita di una startup. Ci sono diversi aspetti secondo cui è possibile inquadrare il tema e distinguere le diverse fasi del ciclo di vita di una startup innovativa. Alcuni metodi si basano sulle caratteristiche della startup stessa, come ad esempio: (-) età, (-) ricavo annuale, (-) patrimonio netto, (-) diritti di proprietà, e (-) investimenti ricevuti. Altri si basano sul (-) modello di business, (-) sulla natura e, (-) sul settore di attività della startup innovativa (Konig M. et al., 2019, Damodaran, 2009). In particolare, Singh S. e Hillemane B.S.M., in base ad

un'analisi incentrata sulle startup a forte impronta tecnologica, suddividono il ciclo di vita di un'impresa innovativa in tre principali fasi, le quali possono non essere necessariamente sequenziali:

- *Early stage*: età minore di 4 anni e fatturato minore di 500 mila euro.
- *Survival stage*: età maggiore di 4 anni e fatturato minore di 500 mila euro.
- *Growth stage*: fatturato minore di 500 mila euro.

Le analisi di Arthur M. e Ribeiro J., che si fondano sui principi della “Resources Based Theory” e su come le imprese innovative sviluppino il loro vantaggio competitivo, propongono una diversa sequenza degli stadi crescita di una startup:

- *Fase di creazione*: è la prima fase nella quale si concepisce l'idea sulla base della percezione delle opportunità di mercato. Si ricercano i fondi necessari per effettuare le necessarie attività di ricerca e sviluppo.
- *Fase di sviluppo*: è la fase dove si valida il business model sotto entrambi gli aspetti *Technology push* e *Market pull*, mentre contemporaneamente cresce lo sforzo per le attività operative quotidiane.
- *Fase del mercato*: è la fase dove vi è il massimo focus sul mercato e sulle relative strategie per scalare, espandere e diversificare il proprio portafoglio clienti, per ottenere un ritorno economico per gli investitori.

Infine, si propone il ciclo di vita finanziario di una startup, basato: (-) sulla tipologia di investimenti ricevuti, (-) sullo scopo e (-) sull'indice di rischiosità degli stessi. Le principali fasi sono: (-) *Pre-Seed e Bootstrap*, (-) *Seed*, (-) *Early Stage*, (-) *Early Growth*, (-) *Growth* ed (-) *Exit*. Tale categorizzazione è ampiamente riconosciuta nell'ecosistema dell'innovazione e in Letteratura (Boyarchenko S., 2021), come dimostrano alcuni libri di testo (Cantamessa M., Montagna F., 2016) e la presenza ricorrente nella sitografia di alcuni acceleratori e incubatori di fama mondiale (si veda la Sitografia).

1.1.3 Il panorama italiano delle startup innovative

In questo paragrafo si intende presentare una fotografia dell'attuale scenario delle startup innovative italiane, considerando i seguenti aspetti: numero e dimensioni,

settori economici impattati, distribuzione geografica, dipendenti e soci, prevalenza femminile, giovanile e straniera, indicatori economici. In particolare, dove necessario, si provvederà ad un confronto con le nuove società di capitali, in maniera tale da rafforzare la caratterizzazione delle startup innovative e dei loro tratti distintivi. Le “nuove società di capitali” sono imprese iscritte alla sezione standard del Registro delle imprese, costituite da meno di 5 anni e che presentano un fatturato minore o uguale a 5 milioni di euro.

Grazie all’implementazione dell’“Italian Startup Act”, analizzando le evidenze dell’ultima versione disponibile della “Relazione annuale al Parlamento sullo stato di attuazione e l’impatto delle policy a sostegno di startup e PMI innovative”, redatta dalla Direzione Generale per la Politica Industriale, l’Innovazione e le Piccole e Medie Imprese (DGPIIPMI) del Ministero delle Imprese e del Made in Italy, si può osservare che il numero di startup innovative è stato fortemente in crescita dal 2013 al 2021, fino a stabilizzarsi negli anni 2022 e 2023 (dati relativi al 1° trimestre). In particolare, il tasso medio di crescita composto, nella finestra temporale di cui sopra, risulta pari al 28%, nonostante, secondo gli ultimi dati disponibili del 2022 e del 2023, il numero di startup innovative tenda a stabilizzarsi attorno ad una baseline che ammonta circa a 14.000 (vedi Grafico 1).

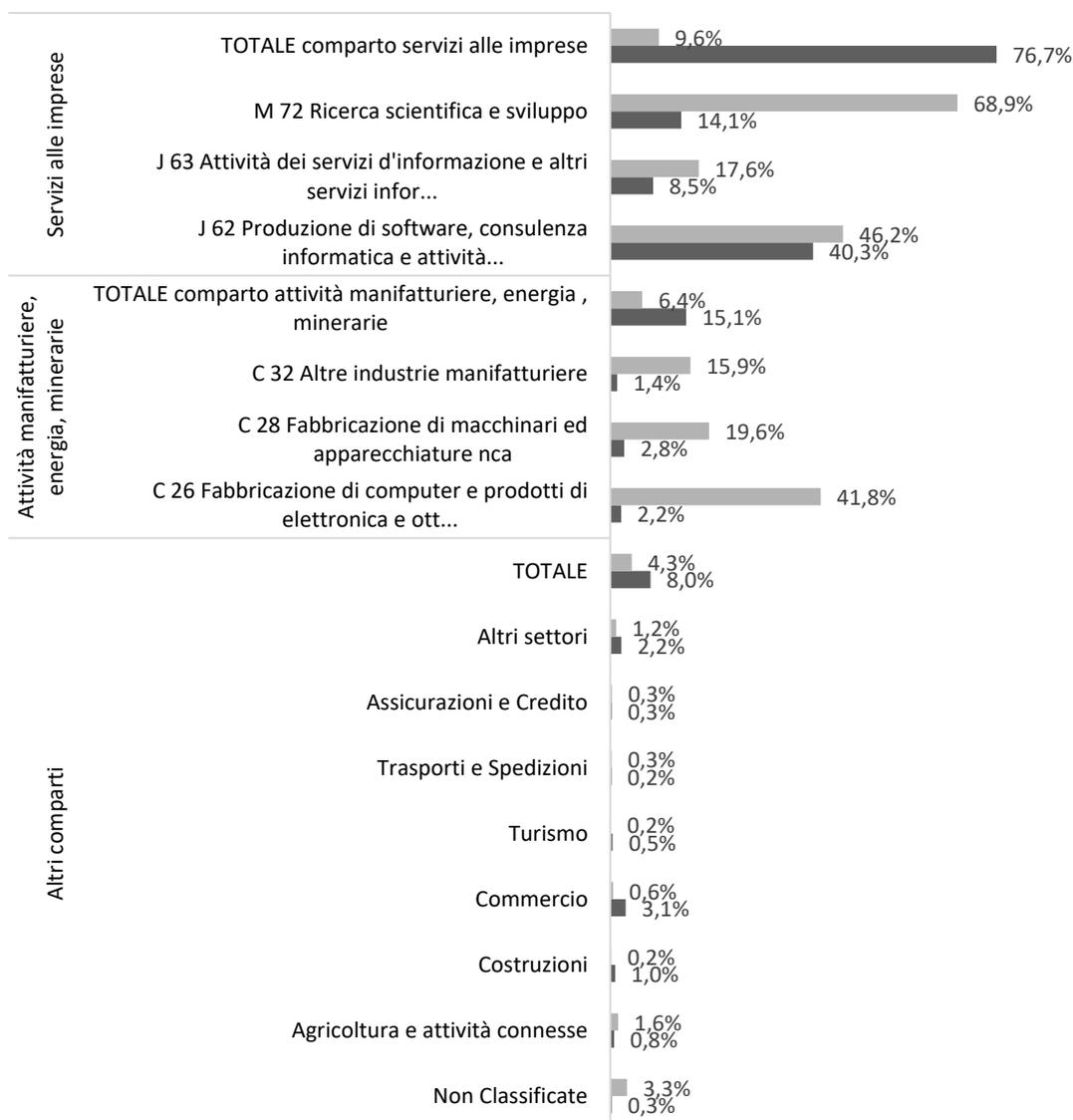


Grafico 1. MIMIT – andamento del numero delle startup innovative dal 2013 al primo trimestre del 2023.

Come si evince dal cruscotto di indicatori statistici nazionali del MIMIT, risalente al 1° aprile 2023, la sezione speciale del Registro delle imprese conta ad oggi 14.029 startup innovative iscritte. In percentuale, il 93,1% sono iscritte sotto forma di società a responsabilità limitata, il 5,5% hanno forma giuridica di società a responsabilità limitata semplificata e il restante 1,4% è identificato dalle altre forme giuridiche. In totale, esse detengono un capitale sociale di 1.071.813.683 euro, con un capitale medio a startup innovativa in tendenza crescente pari a 76.399 euro, quasi 3.000 euro in più rispetto all'ultimo trimestre del 2022. Il numero delle startup innovative equivale a circa il 3,6% rispetto a tutte le nuove società di capitale, mentre, il capitale sociale costituisce il 4,8% rispetto al totale posseduto dalle nuove società di capitali.

Analizzando i settori economici maggiormente rappresentati dalle startup innovative (vedi Grafico 2), secondo la classificazione ATECO 2007, si noti che la grande maggioranza di queste concentra le proprie attività nel settore dei servizi per le imprese, nel quale si contano il 76,7% del totale delle startup innovative. All'interno di questa pluralità, notiamo che circa il 40% si specializza in attività di produzione software e di consulenza informatica (j62), mentre i restanti 14% e 8,5% si rivolgono rispettivamente alle attività di ricerca e sviluppo scientifico (M72) ed ai servizi di informazione e comunicazione (j63). La restante parte delle startup innovative si concentra principalmente nel settore delle attività manifatturiere, energia e minerarie, completando il quadro generale della distribuzione con una densità del 15%. Esse si qualificano per il 2% in fabbricazione di computer, prodotti di elettronica e ottici (C26), per il 3% in fabbricazione di attrezzature e macchinari nca (C28) e, infine, per l'1% in altre industrie manifatturiere (C32). Il residuo 8% delle startup innovative rappresentano altri compartimenti della classificazione Ateco 2007 come (-) Commercio, (-) Turismo, (-) Costruzioni, (-) Agricoltura e attività connesse.

Distribuzione delle startup italiane per settore economico ATECO



■ % rispetto al totale nuove società di capitali ■ % rispetto al totale Start-up innovative

Grafico 2. MIMIT – distribuzione percentuale delle startup e delle nuove società di capitali secondo i settori economici individuati dal codice ATECO. (2023)

Infine, è interessante considerare che una quota consistente di aziende che operano nei settori M72 (ricerca e sviluppo scientifico), j62 (produzione di software e consulenza informatica) e C26 (fabbricazione di computer, prodotti di elettronica e ottici) è rappresentata da startup innovative: queste ultime costituiscono rispettivamente il 69%, 46% e 42% del totale delle nuove società di capitali.

Dal punto di vista della distribuzione geografica si possono identificare 3 cluster che suddividono il territorio italiano in *Nord* (Piemonte, Valle D'Aosta, Lombardia, Liguria, Trentino-Alto Adige, Veneto, Friuli-Venezia Giulia); *Centro* (Emilia-Romagna, Toscana, Umbria, Marche, Lazio); e *Mezzogiorno* (Abruzzo, Molise, Campania, Puglia, Basilicata, Calabria, Sicilia, Sardegna). La maggior parte delle startup innovative si addensa nel *Nord* Italia, con una percentuale del 41,4%, grazie alla provincia di Milano che traina questa tendenza con una densità del 19%. La seconda provincia italiana dove il fenomeno della startup innovativa prolifica in grandi numeri è Roma, con una percentuale del 12%; complessivamente, le startup innovative costituite nel *Centro* Italia rispecchiano il 28,5% del totale. Infine, il *Mezzogiorno*, circa al pari del *Centro* Italia, comprende il 26% delle startup innovative italiane, sostenuto dalla provincia di Napoli, terza in Italia per startup costituite con una quota del 5,25%.

Il fenomeno delle startup innovative, come precedentemente affermato, ha inoltre un impatto positivo nella creazione di posti di lavoro e nell'aumento del tasso di occupazione del Paese. Considerando i dati raccolti dal MIMIT, riguardanti l'ultimo trimestre del 2022 e il primo trimestre del 2023, 6.178 startup rispetto al totale dispongono di dipendenti, per un totale di 20.432 posti di lavoro retribuiti. Allargando il computo anche ai soci, si aggiungono altri 67.929 posti di lavoro, per un totale complessivo di 88.361 dipendenti ed imprenditori nel settore delle startup innovative. Rispetto alle nuove società di capitali si nota una tendenza inversa per quanto riguarda il numero medio di dipendenti e di soci per ciascuna startup o nuova società. Specificamente, il numero di dipendenti medio per nuova società di capitale ammonta a circa 5,19, ed è superiore al numero relativo alle startup 3,31, mentre, al contrario, il numero medio di soci delle startup ammonta a 4,88, quando i soci delle nuove società di capitali sono in media 2. Questo risultato statistico evidenzia la tendenza delle startup innovative ad assumere uno schema di incentivi diverso nella relazione con l'organico che costituisce la sua forza lavoro, aumentando il commitment del team, che spesso possiede delle partecipazioni societarie, nel raggiungimento dell'obiettivo di promuovere innovazione tecnologica.

Esaminando in modo più approfondito la compagine sociale della sezione speciale del Registro delle imprese, i dati del MIMIT si focalizzano sugli aspetti dell'equilibrio di

genere, della presenza giovanile e straniera. In appoggio a questa analisi vengono riportati gli indici di “prevalenza” e di “presenza” rispetto alle prospettive di interesse e le modalità con le quali sono stati ottenuti.

- “a prevalenza femminile”, le sole società la cui partecipazione di donne, calcolata mediando le quote di possesso e le cariche amministrative detenute, risulta complessivamente superiore al 50%;
- “con presenza femminile”, le società in cui almeno una donna detiene una carica amministrativa o possiede una quota della società.
- “a prevalenza giovanile”, le società la cui partecipazione di persone di età non superiore ai 35 anni, calcolata mediando le quote di possesso e le cariche amministrative detenute, risulta complessivamente superiore al 50%;
- “con presenza giovanile”, le società in cui almeno una persona di età non superiore ai 35 anni detiene una carica amministrativa o possiede una quota della società.
- “a prevalenza estera”, le società la cui partecipazione di persone nate all'estero, calcolata mediando le quote di possesso e le cariche amministrative detenute, risulta complessivamente superiore al 50%;
- “con presenza estera”, le società in cui almeno una persona straniera detiene una carica amministrativa o possiede una quota della società.

Dal Grafico 3 si evince che le startup a prevalenza femminile si attestano al 13,5% rispetto al totale, mentre il 44% sono a presenza femminile. Confrontando i risultati con le nuove società di capitali, si constata che la relativa frazione nel caso di prevalenza femminile ammonta al 21%, rivelando un maggiore divario di genere nel top management delle startup innovative. Per quanto riguarda l'approfondimento dei profili giovanili all'interno dell'amministrazione, notiamo che il 17% delle startup innovative è a prevalenza giovanile, mentre il 40% a presenza giovanile, superando in aggregato di 13 punti percentuali le nuove società di capitali. Infine, le startup

innovative a prevalenza straniera equivalgono solamente al 3,7%, contro l'11% nel caso delle nuove società di capitali.

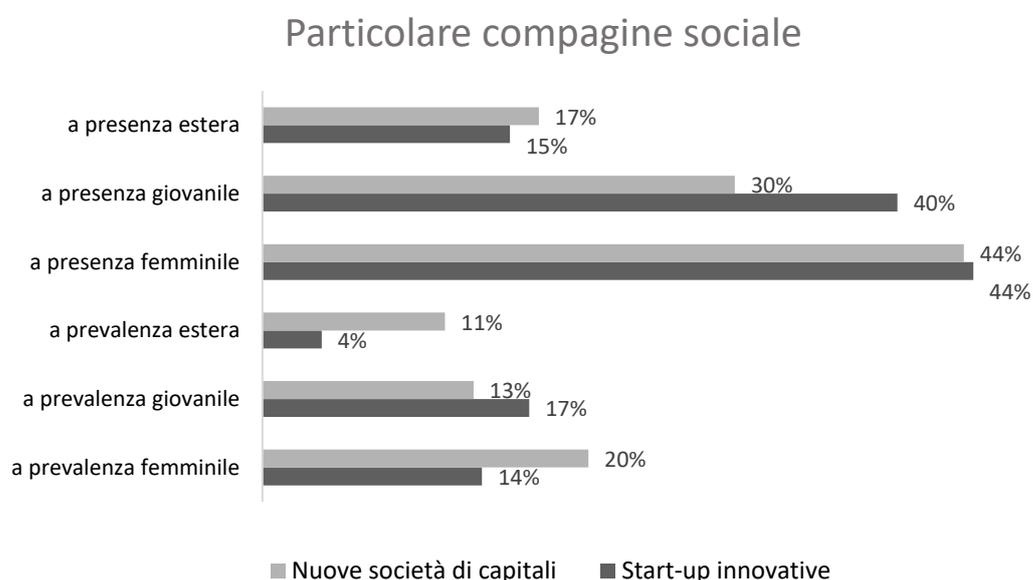


Grafico 3. MIMIT - analisi della compagine sociale delle startup innovative e delle nuove società di capitali (2023).

Infine, focalizzando l'analisi sugli indicatori economici delle startup innovative, il 50% di esse presenta utile positivo, con un valore della produzione medio per startup pari a circa 189k euro, mentre, includendo nel calcolo, anche le startup in perdita, il valore aggregato della produzione ammonta a 1.780.948.181,00 €. Nel Grafico 4 sono riportati i valori della produzione delle startup innovative e delle nuove società di capitali.

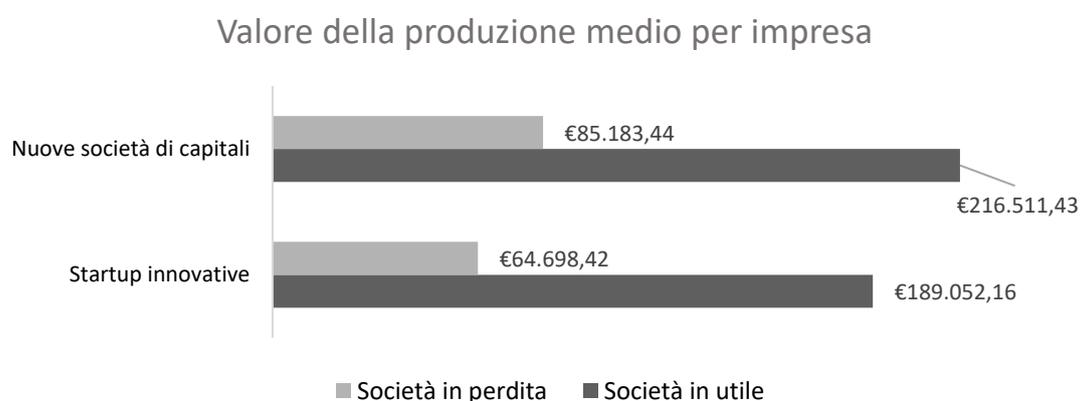


Grafico 4. MIMIT - Distribuzione delle startup innovative e delle nuove società di capitali in perdita e in utile (2023).

1.2 Gender equality, imprenditorialità e innovazione

Nel Capitolo precedente è stato delineato il contesto generale delle startup innovative da un punto di vista sostanziale, ponendo l'attenzione sull'evoluzione dello scenario italiano e dei principali attori che, con esse, instaurano legami significativi. Dalle risultanze ottenute, emerge che le startup innovative italiane con prevalenza di quote rosa costituiscono ancora una quantità ridotta, rappresentando solo il 14% del totale. Analogamente, secondo il report della Silicon Valley Bank, il gap di genere in ambito imprenditoriale sembra essere più marcato in Europa e nel Nord America, dove il 71% delle startup non include donne nel proprio team, e il 57% manca di rappresentanza femminile nelle posizioni C-level. (Startup Outlook 2018, SVB)

Questa problematica è stata oggetto di ricerche da parte di due società di consulenza strategica di caratura globale, le quali hanno evidenziato i costi opportunità sostenuti a causa della disparità di genere. In particolare, secondo McKinsey, se si riuscisse ad aumentare del 45% la presenza femminile nei settori ad alto contenuto tecnologico entro il 2027, si otterrebbe un incremento del PIL europeo fino a 600 miliardi di euro; con ciò, l'Europa sarebbe in grado di colmare il deficit di talenti in ambito tecnologico (Blumberg S. et al., 2023). Le ricerche di Boston Consulting Group, in collaborazione con l'acceleratore statunitense Masschallenge e l'Università USC Marshall School of Business, d'altro canto, hanno evidenziato come le startup fondate o co-fondate da donne generino il doppio del ritorno sugli investimenti, rispetto a quelle fondate da soli uomini (Krentz M., Harthorne J., Taplett F. B., 2018).

Lo scopo di questo Capitolo è affrontare la problematica della disparità di genere nell'imprenditorialità innovativa da un punto di vista quantitativo e revisionare gli studi della Letteratura incentrati su tale ambito, in modo da fornire una visione d'insieme sui risultati di maggiore rilevanza. Per tale motivo, ai fini della riuscita del presente elaborato, sono stati analizzati gli articoli accademici archiviati presso la banca dati Scopus e il motore di ricerca Google Scholar, nell'intento di identificare gli argomenti di discussione ricorrenti e di maggiore vicinanza rispetto alle ipotesi centrali del presente lavoro. Secondo questi criteri, sono state identificate le seguenti domande di ricerca:

- *Q1: Le startup a conduzione femminile possono reputarsi significativamente diverse da quelle a conduzione maschile?*
- *Q2: Le startup a conduzione femminile interagiscono diversamente con gli attori dell'ecosistema dell'innovazione rispetto alle startup a conduzione maschile?*
- *Q3: Esistono dei bias di genere nella valutazione della figura dell'imprenditore?*

Utilizzando tali quesiti come chiavi di lettura, è stato possibile raggruppare le evidenze degli articoli accademici in topic diversi, i quali verranno trattati separatamente, nonostante siano spesso legati da un rapporto di correlazione o causalità. Di seguito gli argomenti di trattazione individuati:

- *Gender gap nelle università*
- *Accesso ai finanziamenti*
- *Prestazioni economiche*
- *Imprenditorialità di genere*

1.2.1 Gender gap in ambito accademico

Le istituzioni educative e, in particolare, le Università forniscono agli imprenditori futuri le competenze scientifiche e tecnologiche che costituiscono una delle determinanti imprescindibili per promuovere l'innovazione (Cantamessa M., Montagna F., 2016).

Secondo il Global Gender Gap Report 2022 del World Economic Forum, le donne sono sottorappresentate nelle discipline STEM (ambito scientifico, ingegneria e produzione, ICT), in cui l'innovazione e il trasferimento tecnologico sono più diffusi; solo il 6,5 % delle studentesse universitarie sceglie di intraprendere un percorso in ingegneria, produzione o costruzione, e solamente l'1,5% si specializza nel campo ICT. Per contro, le percentuali maschili in questi due campi ammontano rispettivamente al 24,6% e al 8,5%. In Italia, le donne laureate sono in maggioranza

rispetto agli uomini (57% del totale), ma solo il 14% si occupa di discipline STEM; per i laureati di genere maschile, invece, la percentuale di studenti STEM si assesta al 32% (ISTAT, 2023). Sebbene i dati relativi alla presenza femminile in ambito STEM presentino una tendenza positiva, lo scenario italiano odierno rimane prevalentemente maschile.

I dati forniti dal MUR indicano che lo squilibrio di genere non si presenta solamente nella popolazione studentesca STEM, ma si ripete anche nel corpo docenti. Nel periodo 2020-2021, la presenza media di personale accademico femminile nelle università era del 39%. Tuttavia, nei settori STEM, la rappresentanza femminile in facoltà tende a diminuire ulteriormente, toccando picchi inferiori al 33% rispetto ai colleghi maschi. Più precisamente, secondo le ricerche dell'UNESCO, si nota che la percentuale femminile di accademici tende a diminuire risalendo la piramide gerarchica dei ruoli, manifestando la presenza del cosiddetto fenomeno del "soffitto di cristallo". Solamente il 24% delle posizioni apicali, come quella del direttore di ricerca, sono occupate da donne; alla base, invece, le ricercatrici donne ammontano al 48% (UNESCO, 2019).

Un esperimento basato su un cluster di 9026 studenti PHD italiani ha riscontrato un significativo divario di genere tra le intenzioni imprenditoriali dei dottorandi e l'attività di startup. Le evidenze hanno portato alla luce una minore probabilità da parte delle dottorande di essere coinvolte in attività di ricerca applicata orientata al business e alla commercializzazione di nuove tecnologie (ruoli di imprenditorialità). In conformità con la Letteratura sui modelli di ruolo, è stato dimostrato che lo squilibrio di genere nell'imprenditorialità degli studenti può essere moderato e diminuito da una maggiore presenza di donne tra il personale accademico. (Muscio A. Vallanti G., 2024)

I modelli di ruolo, infatti, sono particolarmente importanti nell'ambiente accademico. L'inclinazione all'imprenditorialità, soprattutto nelle fasi iniziali della carriera, può essere risvegliata dalla presenza di attività imprenditoriali tra vicini, familiari e recenti compagni o colleghi. Gli uomini sono più influenzati dagli altri uomini, le donne sono più influenzate dalle altre donne (Markussen S. e Røed K., 2017), specialmente nei Paesi con un marcato divario di genere (Oggero N. et al., 2023).

Variando i confini geografici di queste analisi, sono stati ottenuti risultati simili. Processando i dati empirici di 22.000 spin-off accademici (ASO) localizzate su tutto il territorio UK, è stata evidenziata una divisione basata sul genere nel coinvolgimento degli accademici nell'ambito della trasformazione delle ricerche in prodotti commerciali, persino all'interno di istituzioni di alto prestigio. (Abreu M. e Grinevich V., 2017).

Alcuni studiosi suggeriscono che il pregiudizio di genere osservato nella commercializzazione della ricerca potrebbe derivare dalla limitata presenza delle donne nelle discipline STEM, come dimostra la tendenza alla femminilizzazione di alcune aree scientifiche, tra cui le scienze umane, le scienze sociali, l'assistenza sanitaria e l'istruzione. Sebbene tali discipline attraggano più le donne rispetto agli uomini, mostrano una minore propensione alla commercializzazione, riducendo così il numero di donne imprenditrici che, al termine del loro percorso accademico, decidono con successo di intraprendere una carriera imprenditoriale (Polkoswska, 2013). Allo stesso tempo, dalla minoranza di donne provenienti dai settori STEM desiderose di intraprendere una carriera imprenditoriale, sono emerse prove di pregiudizi sistematici di genere nel processo di brevettazione (Sohar G. et al., 2020) e nella domanda di sovvenzione, ottenendo meno borse di ricerca a causa del fenomeno di sottovalutazione della qualità delle loro scoperte. (Witteman H.O. et al., 2019).

Altri studi in Letteratura indagano la teoria dei segnali di Spence (1974) e l'effetto del segnale di genere sugli spin-off accademici (ASO), evidenziando e mettendo in discussione il pregiudizio diffuso nel mondo degli affari, che giudica gli uomini dei manager migliori (Doering L. e Thebaud S., 2017). La teoria dei segnali di Spence (1974) sostiene che un osservatore (in questo caso, l'investitore) può operare le proprie scelte sulla base di qualità osservabili, ricollegando direttamente queste ultime al presunto riscontro di qualità latenti.

Le basi teoriche di questi studi sostengono che le realtà imprenditoriali nate nelle Università si fondano spesso su tecnologie caratterizzate da un basso livello di TRL e da una scarsa affinità con il mercato. La frequente mancanza di competenza manageriale e commerciale del team imprenditoriale accademico (Shane S., 2004) e la difficoltà di comprensione della tecnologia da parte degli investitori (Schoonmaker

M.G. et al., 2017) aumentano ulteriormente il grado d'incertezza e, quindi, la rischiosità percepita dagli investitori. Per le ragioni sopracitate, si può sostenere che gli spin-off accademici (ASO) abbiano difficoltà nella raccolta di finanziamenti a causa di un contesto incerto e dell'asimmetria informativa tra founder ed investitore.

Dalle analisi di un cluster di 526 ASO, che rappresentano il 68% delle ASO sostenute dalle università e l'80% di quelle con fondatori accademici, risulta che la quantità di quote possedute da azioniste donne è correlato negativamente con l'ammontare dei finanziamenti operati da investitori privati (Lauto G. et al., 2022). Questi risultati dimostrano il persistere di un divario di genere nella finanza imprenditoriale, dove l'effetto dei segnali è più forte a causa delle scarse informazioni sulla qualità dell'impresa (Colombo et al., 2019; Stuart et al., 1999).

G. Lauto, insieme ad altri studiosi, sottolinea inoltre il ruolo delle Università madri nel colmare tale squilibrio, mitigando la correlazione negativa tra investimenti privati e la quantità di quote possedute da azioniste donne, tramite i seguenti fattori (Lauto G. et al., 2022):

- Investimento dell'università madre: l'apporto finanziario dell'università madre è giudicato un segnale positivo, poiché motivato dalla sua capacità di valutare la fattibilità scientifica, tecnologica e commerciale dell'impresa. (Rasmussen S. et al., 2011).
- Investimento dei professori ordinari: l'investimento di un professore ordinario è un segnale affidabile del potenziale di una nuova impresa (Busenitz L.W. et al. 2005). Inoltre, la positività di questo segnale potrebbe trovare una spiegazione anche nell'effetto Matthew (Merton R.K., 1968), che evidenzia la tendenza ad attribuire particolari meriti scientifici a chi ha già ottenuto precedenti risultati nel medesimo ambito, anche se tali meriti risultano scollegati dal tema specifico in oggetto.
- Presenza di brevetti: Ricerche precedenti nel campo della finanza imprenditoriale hanno classificato i brevetti come un segnale indicativo della capacità tecnologica (Mathisen M.T., Rasmussen E., 2019) correlato

positivamente agli investimenti provenienti da venture capital e aziende private soprattutto durante le prime fasi di finanziamento (Lauto G. et al., 2022).

Le implicazioni dirette di questi studi fanno ben comprendere il ruolo influente delle università madri nel favorire lo sviluppo dell'imprenditorialità femminile. Nonostante ciò, le sole iniziative di inclusività di genere, come processi maggiormente paritari nell'assegnazione delle borse di ricerca in ambito tecnologico, non sono sufficienti. Gli studi di D. R. Serrano et al. (2023) evidenziano come un corso di educazione all'imprenditorialità e all'innovazione adeguato riesca ad instillare le giuste competenze e la consapevolezza necessaria affinché i ricercatori con attitudine imprenditoriale intraprendano tale carriera. Nell'Università Complutense di Madrid, un corso di imprenditorialità in collaborazione con GrowBox Innovation Ltd, proposto a 20 ricercatrici femminili, ha portato alla creazione di 4 startup innovative nel settore dell'Industria 4.0; queste ultime hanno già ottenuto il finanziamento di partenza.

1.2.2 Accesso ai finanziamenti

Al di fuori del contesto puramente accademico, recenti studi sembrano portare alla luce alcune problematiche riscontrate e descritte precedentemente.

Il raccoglimento di fondi è un aspetto chiave nel percorso di una startup, sia per promuoverne la nascita, sia per la sopravvivenza della stessa durante le varie fasi del suo ciclo di vita. È dunque obiettivo di questa tesi andare ad analizzare gli studi della Letteratura circa l'eventuale presenza di un gender gap nella raccolta fondi in ambito imprenditoriale, e la possibilità che questo costituisca una barriera per le imprenditrici.

Una delle variabili chiave che può influenzare il percorso di una startup è il pitch da parte dei founder. In contesti pratici come tre competizioni di pitch imprenditoriali negli Stati Uniti, volte al finanziamento delle startup vincitrici, è stato osservato un significativo e persistente divario di genere nella resa del pitch percepita dagli investitori (Brooks A.W. et al., 2014). I business angel partecipanti all'esperimento sembrano preferire le presentazioni effettuate da imprenditori uomini rispetto a quelle condotte da imprenditrici donne, e questo accade anche quando il contenuto del pitch

è identico (Brooks A.W. et al., 2014). Tale fenomeno sembra suggerire che gli imprenditori di sesso maschile risultano più persuasivi rispetto a quelli di sesso femminile, tanto più se fisicamente piacenti. Così, ad assumere rilievo non è solo il sesso dell'imprenditore, ma anche il suo aspetto fisico. Con riguardo alle imprenditrici femminili, quindi, non solo è stata percepita una minore capacità di persuasione, ma, a differenza di quanto rilevato con riguardo al sesso maschile, quello estetico è un elemento incapace di generare un qualsiasi tipo di impatto, dal momento che nemmeno viene preso in considerazione (Brooks A.W. et al., 2014).

Utilizzando un approccio econometrico, Lins E. e Luts E. hanno analizzato le differenze di genere nell'accesso al finanziamento azionario esterno, utilizzando i dati relativi a circa 3000 nuove imprese innovative tedesche fondate tra il 2005 e il 2009. I risultati indicano un divario di genere significativo nel ricevimento di finanziamenti di capitale di rischio. Le imprenditrici ricevono meno capitale da parte di fondi venture capital rispetto ai loro colleghi uomini, e questo gap è particolarmente evidente se gli imprenditori hanno una formazione universitaria, oppure se il progetto implica un'intensa attività di ricerca e sviluppo (Lins E. e Luts E., 2016).

Da un esperimento condotto su AngeList, una piattaforma statunitense di raccolta fondi per startup in fase di early stage, che comprende i profili del 60% delle startup che hanno ottenuto almeno il primo round di finanziamenti (Bernstein S. et al., 2017), è emerso che gli investitori presenti sulla piattaforma reagiscono in modo significativo alle informazioni relative alle risorse umane del team, mentre fattori come la trazione dell'impresa (ricavi, crescita, utenti, etc.) o la presenza di altri investitori non generano una reazione equiparabile. (Bernstein S. et al., 2017). Analogamente, un'altra ricerca basata sulla stessa piattaforma (AngeList) approfondisce ulteriormente la tematica, estendendo le analisi ad un campione di circa 17.000 startup e concentrandosi sulla natura e sul genere degli investitori, che possono essere classificati come business angel o venture capitalist. Nello specifico, Michael Ewens e Richard R. Townsend si sono posti l'obiettivo di investigare la presenza di pregiudizi di genere inconsci o impliciti nel metro di valutazione degli investitori, e di capire se questo potesse influenzare la loro predisposizione ad investire in una startup innovativa. Al fine di isolare quanto meglio l'ambiente dell'esperimento, hanno selezionato un settore di attività considerato "neutro dal punto di vista del genere", poiché le startup guidate da

donne sembrano propendere verso settori in cui gli investitori maschi hanno una minore esperienza, come quelli orientati alla clientela femminile. Le risultanze mettono in luce le seguenti criticità:

- Nel caso di startup con caratteristiche simili e profilo di rischio circa coincidente, gli imprenditori di sesso maschile investono con più probabilità nelle startup fondate da uomini, nonostante l'analisi regressiva attesti una maggiore probabilità di successo delle startup a guida femminile in termini di exit o ricevimento di un successivo round. Contrariamente, le investitrici femminili prediligono supportare startup fondate da donne (evidenza più debole a causa del basso numero di investitrici di genere femminile) (Ewens M. e Townsend R.R., 2023).
- La disparità nell'interesse degli investitori di sesso maschile tra le startup gestite da donne e quelle simili condotte da uomini è più marcata per le imprese affiliate ad un incubatore o che hanno raggiunto un certo livello di "trazione". L'affiliazione ad un incubatore e il successo iniziale sembrano favorire in modo più significativo le imprese condotte da uomini nell'attirare l'attenzione degli investitori di sesso maschile, mentre offrono un supporto notevolmente inferiore alle startup guidate da donne (Ewens M. e Townsend R.R., 2023).
- Le startup guidate da donne incontrano meno difficoltà quando cercano finanziamenti modesti o operano in settori specificamente rivolti alle donne. Questo porta a suggerire che gli investitori maschili potrebbero tendere ad etichettare le imprenditrici, considerandole capaci di avere successo solo in attività relativamente meno ambiziose o rivolte al pubblico femminile (Ewens M. e Townsend R.R., 2023).

Le conclusioni di cui alla precedente analisi acquistano ulteriore risonanza se inserite nel contesto dello studio di genere della popolazione dei venture capitalist. Nel periodo 1990-2016, le evidenze statistiche provenienti dal U.S. Labor Bureau hanno mostrato che le donne nell'ambito del venture capital costituiscono in media solo il 10% del totale. Per tale motivo, in accordo con i dati delle precedenti revisioni, i pregiudizi degli investitori maschili impatterebbero più significativamente sulle potenzialità di crescita delle startup innovative femminili. L'effetto negativo del gender gap si riflette,

inoltre, sul versante degli investitori: le società di venture capital che includono partner donne nel loro team osservano delle performance più elevate, poiché la diversità è efficace nel prevenire il “group-thinking” e favorisce un processo decisionale più efficiente (Gompers P. A. et al., 2021).

In forza di quanto osservato, sembra che un accesso più equilibrato al mercato del capitale di rischio possa favorire l’abbattimento di impedimenti di genere, e favorire la raccolta di finanziamenti a favore dei gruppi imprenditoriali demograficamente sottorappresentati (Cumming D. et al., 2021).

Per tale ragione, e in ottica di fornire un quadro completo rispetto agli attori finanziari dell’ecosistema dell’innovazione, sono stati analizzati gli studi della Letteratura sul divario di genere nelle piattaforme di equity crowdfunding. Jörg Prokop e Dandan Wang (2022) sostengono che in Germania le imprenditrici non sono discriminate nella raccolta di finanziamenti iniziali di equity crowdfunding. Tuttavia, per quanto riguarda i round successivi alla fase di seed, emerge una disparità di genere, in cui le imprese con CEO donne hanno un successo notevolmente inferiore nel raccogliere fondi da investitori online rispetto alle imprese guidate esclusivamente da uomini (Prokop J. e Wang D., 2022). Questo divario si riduce per le campagne più esigenti: richiedere una somma di finanziamento più elevata appare essere una strategia efficace per il raggiungimento degli obiettivi imprenditoriali femminili (Prokop J. e Wang D., 2022), contrariamente a quanto affermano Ewens e Townsend nel caso di investimenti provenienti da fonti di venture capital.

Uno studio ricavato sul campo al “TechCrunch Disrupt” di New York nel periodo 2011-2016, dalla collaborazione delle Business School delle Università di Harvard e Columbia, concorda con le osservazioni di Prokop J. e Wang D. riguardanti l’efficacia del comportamento audace delle imprenditrici. In tale contesto, è stato dimostrato che i venture capitalist si pongono diversamente nei confronti degli imprenditori sulla base del loro genere: alle founders femminili vengono spesso sottoposte domande di tipo precauzionale, ai founders maschili vengono generalmente sottoposte domande di tipo promozionale, basate sui processi di sponsorizzazione della loro startup. Prove quantitative dimostrano che le founders femminili tendono ad acquisire un numero inferiore di finanziamenti a causa di questo trattamento, specialmente quando

gestiscono la risposta a questa tipologia di domande con un atteggiamento difensivo, invocando le normative di settore. Contrariamente, se queste domande vengono gestite con risposte di tipo promozionale, come avviene per gli uomini, l'effetto della disparità di genere è del tutto colmato, e si hanno probabilità di raccogliere cifre equiparabili a quelle riferite agli imprenditori uomini (Kanze D. et al., 2018).

Contrariamente alle evidenze sino ad ora presentate, le analisi del divario di genere della piattaforma di crowdfunding portoghese PPL mostrano che non vi sono disparità significative nel successo delle campagne di finanziamento, portando alla luce, in accordo con altri studi, la potenziale funzione di bilanciamento ricoperta da questo strumento di acquisizione di risorse finanziarie (Bernardino S. et al., 2022). Secondo Cumming D. et al., una delle possibili ragioni alla base di questo contributo alla democratizzazione del mercato finanziario è l'eterogeneità degli investitori privati. A differenza degli investitori professionisti, che adottano logiche di mercato, gli investitori privati possono avere livelli di esperienza più variegati (Cumming D. et al., 2021) e per questo motivo il loro comportamento può notevolmente differire da quello degli investitori impegnati in altre forme di finanziamento di rischio, mostrandosi meno prevenuti nei confronti delle imprenditrici (Cumming D. et al., 2021). Anche secondo Rossi A. et al. (2021) non ci sono disparità nell'importo del capitale raccolto online tra imprenditori di sesso maschile e femminile e, specialmente nel caso di imprenditori giovani, la probabilità di lanciare delle campagne di equity crowdfunding rispetto all'utilizzo delle IPO dei mercati azionari tradizionali è maggiore, così come le probabilità di avere successo con esse (Rossi A. et al., 2021).

1.2.3 Performance economiche

Alcuni studi relativi all'ambito delle startup e venture capital si interrogano sulle differenze ravvisabili in ordine alle prestazioni delle startup a guida femminile e maschile. Sebbene esistano pareri discordanti, pare che i venture capital siano meno attratti dall'investire in imprese a guida femminile, nonostante in alcuni casi queste ultime siano in grado di offrire maggiori ricavi e ritorno sugli investimenti (Aernoudt R., De San José A., 2020). Alcune delle ragioni possono identificarsi con la minoranza

femminile nei settori tecnologici, e la tendenza delle stesse imprenditrici a rivolgersi ad altri attori dell'ecosistema dell'innovazione (Aernoudt R., De San José A., 2020). In ogni caso, l'obiettivo di questo paragrafo è approfondire ulteriormente le analisi scientifiche, per comprendere le diverse prospettive sul tema frequentemente affrontato dalla Letteratura: "*Female Underperformance Hypothesis*". Il tema oggetto di indagine introduce l'ipotesi secondo cui le imprese guidate da imprenditrici ottengano prestazioni inferiori rispetto a quelle guidate da uomini in determinati settori, tra i quali: (-) accesso ai capitali; (-) prestazioni economiche dell'impresa; (-) capacità di iniziativa imprenditoriale; (-) capacità di leadership e attitudini professionali. Dopo aver passato in rassegna gli studi circa l'inclinazione delle startup femminili a ricevere finanziamenti e prestiti, nel presente paragrafo si è posta l'attenzione sulle prestazioni d'impresa; infine, la disamina con le analisi di carattere maggiormente attitudinale sono presentate nel paragrafo successivo.

Esistono due principali correnti di pensiero in Letteratura, sostenute da ricerche che avvalorano o confutano le differenze gender-based poste da "*Female Underperformance Hypothesis*". Ad esempio, secondo gli studi di Fairlie R.W. e Robb A.M. (2009), basati su un campione proveniente dall'Ufficio del censimento degli Stati Uniti risalente al periodo 1992-1996, le imprese femminili sembrano sottoperformare rispetto a quelle maschili. Di seguito, alcune risultanze:

- dimensioni: le imprese gestite da donne tendono ad essere più piccole, con vendite pari all'80% in meno rispetto alla media delle vendite registrate nelle aziende maschili;
- profittabilità: solo il 17,3% delle aziende femminili registra un profitto di almeno 10.000 dollari USA; per le aziende maschili, la percentuale ammonta al 36,4%.

Gli stessi risultati sono stati ottenuti anche da altri studiosi, i quali hanno dimostrato che le imprese innovative governate da imprenditrici tendono ad essere meno competitive e meno sviluppate, anche in relazione all'implementazione di alcuni modelli statistici che, controllando le influenze indesiderate di alcune variabili come

il settore di attività, tendono ad isolare il fattore “genere” (Amoroso S., Link A. N., 2018).

Sotto a questo specifico profilo, è interessante notare che alcuni studiosi hanno raggiunto risultati esattamente contrapposti a quanto sino ad ora affermato, utilizzando le stesse metodologie di ricerca e le stesse metriche di valutazione. In particolare, Paola Demartini (2018), utilizzando le analisi delle prestazioni di un campione di startup italiane a partire dall’anno fiscale 2016, ha ottenuto dei risultati diversi rispetto a Fairlie R.W. e Robb A.M.:

- dimensioni: le startup a guida femminile e maschile non mostrano differenze significative in termini di numero di dipendenti e fatturato;
- profittabilità: le startup a guida femminile mostrano indicatori di profittabilità ed efficienza operativa migliori rispetto alle startup guidate da imprenditori uomini. La ratio costituita dal rapporto EBITDA/Sales equivale mediamente al 3,33% per le startup femminili, contro il 0,68% di quelle maschili. Inoltre, il turnover degli asset di queste ultime è inferiore rispetto al corrispettivo femminile.

Analogamente, le analisi quantitative su un campione di imprese americane finanziate da venture capitalist nel periodo 2011-2016 hanno prodotto i seguenti risultati: il genere del CEO non è un predittore del totale del capitale raccolto, né del numero totale di round di finanziamento, né delle prestazioni economiche della startup, come vendite e profittabilità (Brush C.G. e Elam A.B., 2023). Alcuni fattori rilevanti risultano essere, invece: (-) un’educazione di alto livello, (-) comprovate autorizzazioni di attori esterni; e (-) il favore di investitori di prestigio (Brush C.G. e Elam A.B., 2023).

Un ulteriore elemento di analisi sul tema in oggetto di revisione è stato introdotto dai dati di una ricerca su base internazionale, provenienti da un campione unico di aziende innovative nominato “Enterprise World Survey”. Questi dati prendono in considerazione le sole aziende riconducibili alla visione Schumpeteriana (Schumpeter J., 1934); si tratta di aziende che tendono a crescere rapidamente, investono ingentemente in attività di ricerca e sviluppo, e cercano di introdurre innovazioni

disruptive nel mercato (Schumpeter J., 1934). Queste aziende, cui possono anche essere assimilate alcune startup, sembrano performare in maniera differente in base al genere e al paese nel quale operano. Nei Paesi sviluppati, le aziende gestite da manager donna tendono a ottenere risultati comparabili a quelli delle aziende gestite da uomini. Tuttavia, nei Paesi in via di sviluppo, le aziende di proprietà maschile tendono a registrare performance nettamente superiori rispetto a quelle di proprietà femminile. (Crane S.R., 2022).

Gli studi di Mickiewicz T. e Nguyen B (2024) risultano in accordo con questa prospettiva, e dimostrano che le imprese a conduzione femminile sono svantaggiate in alcuni contesti istituzionali emergenti, nei quali l'ecosistema dell'innovazione e dell'imprenditoria non è ancora particolarmente favorevole e i fattori culturali determinano ancora una visione professionale sbilanciata nei confronti del genere femminile. Nel caso del Vietnam, per esempio, le imprese a conduzione femminile non producono gli stessi ricavi di quelle a conduzione maschile, ma risultano operativamente più efficienti nell'impiego delle risorse e della produttività per dipendente (Mickiewicz T. e Nguyen B., 2024).

In conclusione, la maggioranza della Letteratura che corrobora la tesi a favore del divario di prestazioni economiche tra imprese a conduzione femminile e maschile, individua tra le cause di maggiore impatto: (-) la mancanza di accesso egualitario alle risorse finanziarie (Fairlie R.W., Robb A.M., 2009; Lemma T.T., Gwatidzo T., Mlilo, M. 2023); e (-) la mancata rimozione di barriere educative, culturali e istituzionali, con il fine di colmare il gender gap presente in ambito STEM e imprenditoriale.

Tuttavia, più recentemente, il numero di ricerche che smentiscono le evidenze alla base della tesi relativa a "*Female Underperformance Hypothesis*" è aumentato. Alcuni studiosi suggeriscono, inoltre, la necessità di adottare un approccio differente nella misura delle performance economiche delle startup a conduzione femminile (Farhat J. e Naranchimeg M., 2016): non si può trascurare, infatti, che le startup femminili tendono a risultare sia maggiormente impattanti sulla società, sia maggiormente efficienti nel portare un'innovazione con successo sul mercato (Dohse D., et al., 2019). Infine, un innovativo filone di ricerca propone una nuova visione della figura femminile: come imprenditrice e come dirigente. Questo nuovo approccio suggerisce

che le donne siano più interessate a raggiungere un equilibrio tra lavoro e vita personale, a promuovere il benessere dei lavoratori e della comunità, piuttosto che concentrarsi esclusivamente sul profitto aziendale (Justo R. et al., 2015).

1.2.4 Imprenditorialità di genere

Nella disamina degli studi della Letteratura riportati sino ad ora, è stata ravvisata la presenza di alcune tesi che sostengono che gli imprenditori uomini e le imprenditrici donne differiscono sotto il profilo comportamentale. Nello specifico, pare che le motivazioni che spingono a intraprendere una carriera imprenditoriale siano diverse in base al genere degli imprenditori. Inoltre, al tempo stesso, pare che queste due categorie di imprenditore si pongano obiettivi diversi nell'ambito della gestione di un'impresa, prioritizzando diversamente i possibili aspetti chiave.

Una ricerca attuata in ambito di imprenditorialità innovativa accademica conferma le ipotesi introdotte nel presente paragrafo. Le imprenditrici sembrano essere trainate principalmente dall'intenzione di creare un'impresa che migliori il benessere sociale (Justo R., 2015); mentre, gli imprenditori uomini sembrano perseguire perlopiù scopi di profitto e soddisfazione personale (Ifflander V. et al., 2018). Le imprenditrici, oltre ad avere una "mission" maggiormente collegata al bene comune (Justo R., 2015), sembrano avere un'intenzione nel cogliere le opportunità imprenditoriali maggiormente spiccata rispetto ai colleghi maschi, specialmente in età giovane (Laguia A. et al., 2022). Il loro atteggiamento positivo verso un'iniziativa imprenditoriale si identifica, inoltre, nel fatto che esse si considerano più "autoefficaci" rispetto ai loro corrispettivi uomini, ovvero maggiormente consapevoli di poter di eseguire gli step necessari per raggiungere l'obiettivo prefissato (Laguia A. et al., 2022). In aggiunta, il pregiudizio di genere relativo alla maggiore difficoltà delle donne nel perseguire una carriera imprenditoriale sembra essere radicato perlopiù negli uomini (Laguia A. et al., 2022).

Non sono dello stesso parere Yu Jiarong e Chen Shouming (2016), che riportano i risultati di un'analisi empirica su un campione di circa 12 mila imprenditori in fase iniziale della loro attività, provenienti da 44 paesi nel mondo. Secondo tali analisi, i

fattori di autoefficacia e propensione al rischio sono processi cognitivi rilevanti per generare innovazione; tuttavia, tali processi cognitivi sono più spiccati nel genere imprenditoriale maschile rispetto a quello femminile.

Dalla Letteratura risulta che queste considerazioni sulla figura imprenditoriale di genere dipendono da fattori sociali e culturali appartenenti contesto geo-politico nel quale le imprenditrici sono inserite (Love. I et al., 2024). Nei paesi in via di sviluppo, tendenzialmente, le donne hanno livelli di educazioni inferiori, maggiori figli a carico e meno propensione al rischio. Ciononostante, sembra necessario estendere il quadro dei possibili obiettivi ai quali gli imprenditori aspirano nel momento in cui decidono di perseguire una carriera imprenditoriale. A tal proposito, la figura imprenditoriale femminile è più probabile che sia motivata anche da risultati di carattere non economico, come l'emancipazione, la flessibilità del tempo, il miglioramento della percezione di sé stessa e l'equilibrio tra lavoro e vita privata (Love I. et al., 2023).

1.3 Sintesi della revisione e ipotesi per le analisi di ricerca

A seguito della rassegna della Letteratura attuata nel presente lavoro, si riportano, in sintesi, i tratti distintivi salienti che differenziano le startup innovative a guida femminile e maschile, in modo tale da poter rispondere alle domande di ricerca poste in principio.

Con l'intento di identificare i primi aspetti che differenziano i profili di genere delle startup maschili e femminili, e comprendere le modalità di interazione tra queste e l'ecosistema dell'innovazione, è stato analizzato il background accademico dal quale le startup innovative originano, per poi compiere i primi passi.

I report analitici di respiro generale e gli studi della Letteratura maggiormente localizzati hanno evidenziato un evidente sbilanciamento di genere in ambito STEM e in ambito di ricerca applicata. Inoltre, sempre in tali ambiti, si riscontra la presenza del fenomeno del “soffitto di cristallo”, che influisce negativamente sui processi di nascita e di sviluppo di spin-off accademici guidati da founders donne. Per tali ragioni, secondo la Letteratura, è particolarmente importante che le università si applichino per

riconciliare questo gap di genere, fornendo corsi educativi sull'imprenditorialità e sostenendo le iniziative imprenditoriali femminili.

Gli studi della Letteratura sulla parità di accesso ai finanziamenti e sulla parità di performance d'impresa hanno evidenziato che spesso le startup innovative femminili e maschili si distinguono in base alla scelta del settore di attività nel quale agiscono. Ciò potrebbe influenzare la loro attrattività e il loro rapporto con gli attori dell'ecosistema, sebbene sia interessante notare che anche il genere degli investitori sia un fattore rilevante nel regolare ed influenzare i rapporti tra le startup e gli attori dell'ecosistema dell'innovazione.

Alcuni studi della Letteratura hanno poi evidenziato che determinate categorie di investitori, tra cui i venture capital, tendono a preferire le startup guidate da imprenditori uomini; altri, invece, sostengono che non vi siano preferenze basate sul genere: con l'avanzare degli anni, si può asserire che la situazione in ambito di gender gap nell'accesso ai finanziamenti stia migliorando, dal momento che il numero di ricerche che corroborano questa seconda tesi è in aumento. Il sorgere di nuovi ecosistemi dell'innovazione più democratici, come le piattaforme di crowdfunding, sta contribuendo ulteriormente al progredire di questo processo. Tuttavia, in alcuni contesti competitivi volti alla promozione dell'innovazione, sono stati ancora evidenziati dei comportamenti affetti da pregiudizi di discriminazione di genere, che hanno comportato un trattamento impari nei confronti delle startup a guida femminile.

Per indagare le cause alla base della discriminazione di genere rispetto alle startup innovative, sono stati analizzati gli studi in Letteratura circa le differenze in termini di performance. Anche sotto questo profilo, le risultanze hanno dimostrato pareri contrastanti, ma con una tendenza positiva nel tempo, nella misura in cui studi più recenti dimostrano l'affinità delle performance in prospettiva di genere. Bilanciando i diversi pareri della Letteratura esaminata, si può concludere che, tendenzialmente, le startup maschili sono di dimensioni maggiori, e sono votate maggiormente alla crescita e al profitto. Per contro, le startup femminili sembrano basarsi su un giro di affari minore rispetto a quelle maschili ma, allo stesso tempo, dimostrano maggiore efficienza in svariati processi, specialmente nel caso in cui l'obiettivo sia quello di aumentare il benessere sociale comune.

CAPITOLO II

Analisi descrittive del campione

2.1 Metodo di raccolta dati e analisi del campione di riferimento

Questo capitolo è dedicato all'analisi descrittiva dei dati raccolti durante la fase sperimentale del presente lavoro di tesi. A supporto di tale processo, sono state utilizzate ed elaborate delle banche dati provenienti da due fonti separate, con l'obiettivo di fornire un approccio empirico e statistico agli studi in oggetto. I dati di entrambe le fonti risalgono al 31/11/2023.

Il primo set proviene del Registro delle Imprese della Camera di Commercio italiana, e si compone di un campione random di 6027 società iscritte alla sezione speciale dedicata alle startup innovative. Il secondo set di dati è stato acquisito tramite il supporto della piattaforma "Dealroom", la quale fornisce i dati di startup attraverso la collaborazione con investitori, imprenditori ed enti governativi a livello mondiale. In quest'ultimo caso, è stato fatto un controllo incrociato affinché venissero archiviati, se presenti, i dati delle startup provenienti dalla prima lista. Seguendo questa procedura è stato possibile arricchire il primo dataset con informazioni aggiuntive per 3178 imprese e, proseguendo con la selezione dei campi utili ai fini della redazione dell'elaborato, è stata ottenuta la struttura finale descritta in seguito. Le restanti 2829 imprese appartenenti al primo data set, per le quali non è stato possibile trovare un riscontro presso *Dealroom*, sono state escluse dalle analisi, poiché non si disponeva dei dati sufficienti per gli studi previsti. È interessante sottolineare la peculiarità dei dati provenienti da *Dealroom*, i quali forniscono informazioni originali rispetto al registro delle imprese e ad altre tipologie di database economici, come ad esempio le informazioni relative ai round di finanziamento e alla categoria di investitori che ad essi hanno partecipato.

Infine, si segnala che per i campi colonna utili, selezionati a partire da un totale di 156, non è stato possibile reperire le informazioni specifiche per tutte le imprese, poiché

non disponibili sulla piattaforma Dealroom; in questi casi particolari, i dati mancanti saranno identificati con “n/a” (not applicable).

Come risultato di queste procedure di raffinamento dei dati, si è ottenuto un campione finale composto da 3178 società, iscritte al registro delle imprese dall’anno 2009 all’anno 2020, per le quali si tracciano i seguenti dati:

- *ID_CAMCOM*. Codice identificativo e univoco dell’identità societaria presso la Camera di Commercio.
- *RAG_SOCIALE*. Ragione sociale dell’impresa.
- *REGIONE*. Regione nella quale è collocata la sede legale dell’azienda di riferimento.
- *CITTÀ*. Città nella quale è collocata la sede legale dell’azienda di riferimento.
- *COD_NACE*. Codice relativo alla “Classificazione statistica delle attività economiche nelle Comunità europee”, creato dall’Eurostat, un organo statistico della Commissione Europea per l’uniformazione delle attività economiche e industriali dei paesi membri dell’Unione europea.
- *ANNO_ISCRIZ*. Anno di iscrizione al Registro delle Imprese.
- *COMPANY_STATUS*. Stato di operatività della startup: (-) operational, (-) acquired, (-) low-activity e (-) closed.
- *OWNERSHIP*. Definisce la proprietà della startup e i soggetti terzi che partecipano all’azionariato. Nel caso in cui i fondatori della startup non abbiano diluito le proprie quote comparirà l’occorrenza “*Bootstrap*”.
- *INVESTORS*. Nome dell’ente governativo, pubblico, privato, societario o individuale che ha concluso un accordo con la startup in oggetto. Le occorrenze di questo campo dati, se disponibili, si riferiscono alla specifica startup. Le occorrenze di questo campo dati differiscono da quelle di *INVESTORS* trattato in seguito, poiché esse non sono collegate ad uno specifico round, ma distinguono comunque un accordo tra una startup ed un soggetto esterno, del quale è possibile che non si conoscano i parametri economici.
- *TOTAL_FUNDING*. Importo totale in “€” rispetto gli investimenti ottenuti durante gli anni che vanno dal 2009 al 2023.

- *GROWTH STAGE*. Quando presente, descrizione della fase di crescita della startup. Possibili casistiche:

GROWTH STAGE
seed
early growth
late growth
mature
not meaningful
Blank or "n/a"

Tabella 1. Occorrenze del campo colonna "GROWTH_STAGE"

- *EACH_ROUND_AMMOUNT*. Importo in "€" riferito ad ogni round di investimento ricevuto dalla specifica startup.
- *EACH_ROUND_DATE*. Data riferita ad ogni round di investimento ricevuto dalla specifica startup.
- *EACH_ROUND_TYPE*. Tipologia riferita ad ogni round di investimento ricevuto dalla specifica startup. Di seguito le possibili occorrenze con le relative elaborazioni:

EACH ROUND TYPE	Amount per round (M€)	Anni di vita Startup
GRANT	0,19	2,22
ANGEL	0,34	1,71
CONVERTIBLE	0,53	2,60
SEED	0,61	2,14
EARLY VC	3,47	3,45
SERIES A	4,67	3,53
SERIES B	7,50	3,89
LATE VC	17,10	5,40
DEBT	23,13	3,22
SERIES C	39,93	6,75
n/a	1,59	2,50

Tabella 2. Occorrenze del campo colonna "EACH_ROUND_TYPE", con rispettiva media del valore economico e degli anni di vita della startup che ciascuna tipologia di round contraddistingue.

- *EACH_ROUND_INVESTOR*. Nome dell'ente governativo, pubblico, privato, societario o individuale che ha erogato la somma finanziaria in oggetto. Le occorrenze di questo campo dati, se disponibili, si riferiscono in maniera univoca allo specifico round di investimento (non vale il viceversa).

- *INVESTOR_TYPE*. Descrizione della categoria di investitore associato allo specifico round. Di seguito, si presentano le possibili manifestazioni dell'attributo presenti nel data base a seguito del processo di affinamento del campo colonna, per rendere i dati omogenei.

INVESTOR TYPE
non-profit
family_office
investment fund
crowdfunding
private_equity
university
government
angel
accelerator, incubator
corporate
venture_capital

Tabella 3. Occorrenze del campo colonna "INVESTOR_TYPE".

- *BOARD_FEMSHARE*. Percentuale di presenza femminile all'interno del CDA della rispettiva impresa. I dati riportati provengono dal Registro delle Imprese al momento dell'iscrizione della società in analisi.
- *IND_FEMSHARE*. Indicatore qualitativo costruito in base al range di appartenenza del valore numerico del precedente campo dati. La classificazione viene operata secondo i criteri della tabella successiva.

RANGE	IND_FEMSHARE
BOARD_FEMSHARE=1	"esclusiva"
0,5<=BOARD_FEMSHARE<1	"prevalente"
0<BOARD_FEMSHARE=0,5	"scarsa"
BOARD_FEMSHARE=0	"nulla"

Tabella 4. Occorrenze del campo colonna "IND_FEMSHARE", con i rispettivi range numerici di classificazione.

- *EBITDA_YEAR*. Valore economico in "€" riferito in maniera puntuale agli anni 2016-2017-2018-2019-2020-2021-2022.
- *REVENUE_YEAR*. Valore economico in "€" riferito in maniera puntuale agli anni 2016-2017-2018-2019-2020-2021-2022.
- *EMPLOYEES_YEAR*. Numero del personale complessivo della startup riferito in maniera puntuale agli anni 2016-2017-2018-2019-2020-2021-2022.

2.2 Statistiche descrittive del campione

Di seguito vengono riportate alcune statistiche descrittive del campione in analisi, con l'obiettivo di evidenziarne le principali peculiarità e le tendenze significative. Per quanto concerne alcune di esse, è stato inoltre possibile verificare la corrispondenza con le statistiche prodotte dal MIMIT (Paragrafo 1.1.3), discusse precedentemente in sintesi nel Capitolo I.

Come si evince dal Grafico 5, le startup appartenenti al campione sono state iscritte al Registro delle imprese a partire dall'anno 2009, sino all'anno 2020, con una concentrazione maggiormente elevata per gli anni 2017, 2018 e 2019. Il numero di iscrizioni presenta un trend crescente sostanziale, analogamente a quanto riportato dal cruscotto degli indicatori statistici prodotto dal MIMIT (Capitolo 1.1.3), il quale monitora il numero di startup innovative iscritte per anno. C'è stata una diminuzione nel 2020, con 373 iscrizioni, probabilmente a causa di eventi esterni globali come la pandemia di COVID-19, anche se, secondo il cruscotto del MIMIT, il numero di startup innovative è sempre stato in aumento sino ad oggi.

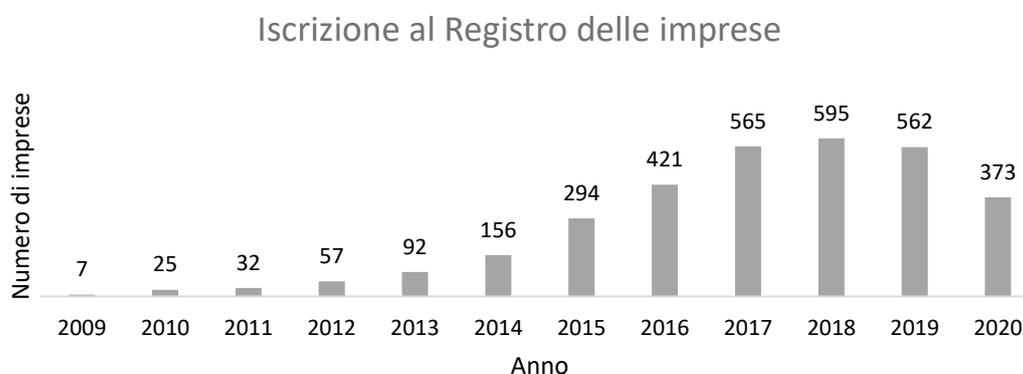
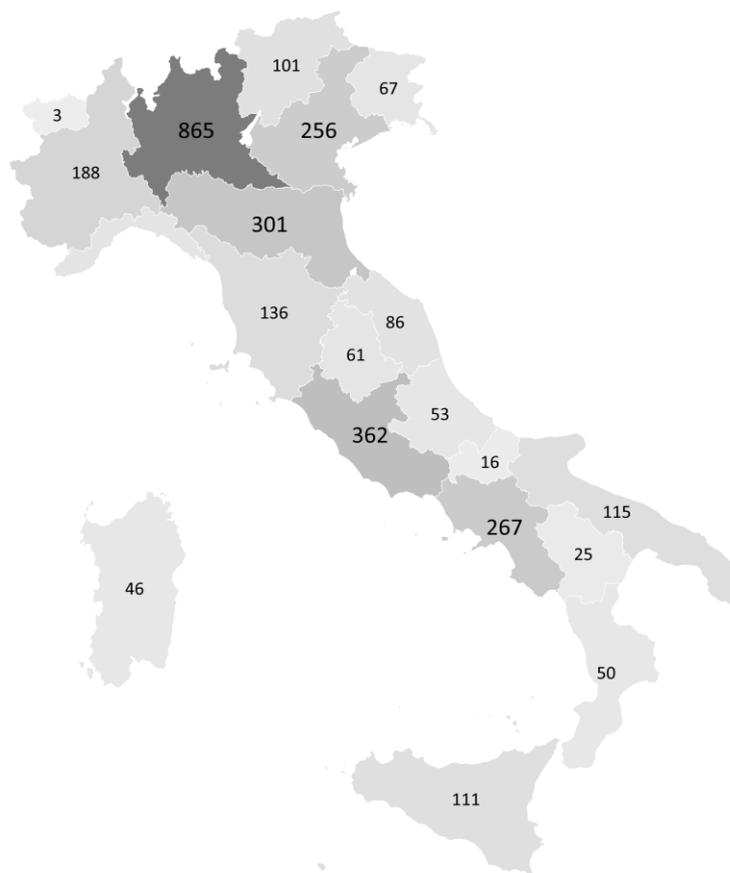


Grafico 5. Numero delle startup innovative del campione iscritte alla sezione speciale del Registro delle imprese dal 2009 al 2020.

Il Grafico 6 mostra che la distribuzione geografica delle imprese innovative italiane è piuttosto sbilanciata, tendendosi a concentrare entro i territori settentrionali (classificazione NUTS 1). È in tali zone, infatti, che si concentra circa il 60% delle società innovative italiane; la restante parte è divisa equamente tra il *Centro* Italia e il *Mezzogiorno* (Italia meridionale e insulare). La suddivisione del campione in oggetto secondo i tre cluster *Nord* (58%), *Centro* (31%) e *Sud e Isole* (11%) rispecchia

fedelmente la distribuzione geografica della popolazione del totale delle startup innovative prodotta dal MIMIT. Analizzando le singole regioni, la Lombardia domina il panorama, con 865 startup (27,2% del campione), seguita da Lazio (362 – 11,3%), Emilia-Romagna (301 – 9,4%), Campania (267 – 8,5%) e Veneto (256 – 8,0%). In coda alla distribuzione si colloca la Basilicata con 25 startup, il Molise con 16 e la Valle d’Aosta con sole 3 imprese appartenenti al campione in oggetto.

Distribuzione regionale



Con tecnologia Bing
© GeoNames, Microsoft, TomTom

Grafico 6. Distribuzione regionale delle startup innovative del campione.

Per quanto concerne la distribuzione secondo i settori economici individuati dal codice NACE, la maggioranza delle aziende innovative si divide in tre sole categorie di attività: il 49,1% del totale opera nel settore dei servizi di “J - Information and communication”; il 23% opera nel settore “M - Professional scientific and technical activities”; infine, il 17,3% nel settore “C - Manufacturing”. La restante parte del

campione, che ammonta al residuo 10%, si occupa principalmente di attività amministrative e di supporto, oppure di commercio all'ingrosso o al dettaglio di veicoli a motore. La voce "altro" racchiude infine tutte le ulteriori categorie di attività maggiormente disperse, con una frequenza unitaria inferiore all'1%. Anche in questo caso, il campione in oggetto rappresenta adeguatamente la popolazione integrale delle startup (cruscotto MIMIT).

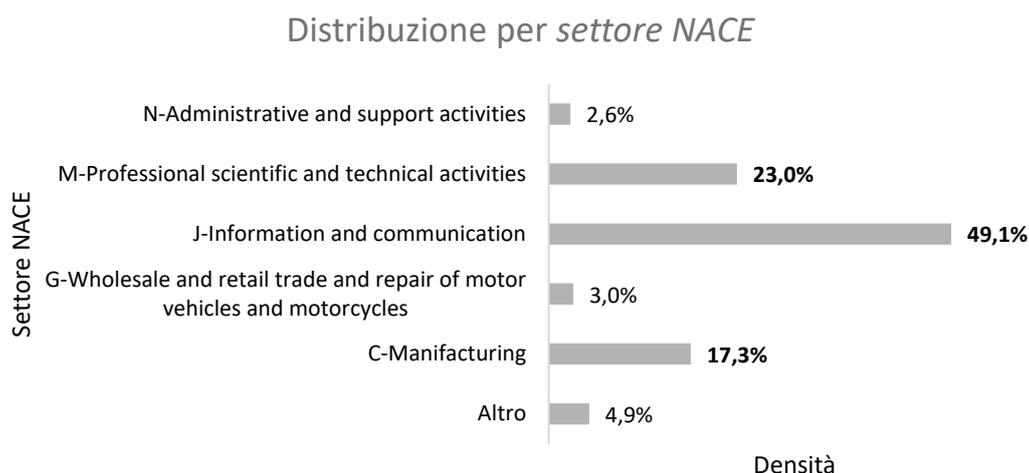


Grafico 7. Distribuzione delle startup innovative del campione secondo la divisione in settori di attività NACE.

La maggior parte delle imprese innovative italiane conferma la propria natura di "azienda giovane", anche sotto il profilo dei propri dipendenti: il 15% di esse si identifica con un'iniziativa imprenditoriale con un unico dipendente; il 60% presenta un organico con meno di 10 dipendenti; mentre un significativo 24% supera la decina di dipendenti. Quest'ultimo cluster, il quale ingloba alcune società con 50 o più dipendenti (3% del totale), rappresenta le startup che hanno superato la fase di avviamento iniziale e sono in fase di crescita affermata, alcune delle quali hanno già messo in atto strategia di EXIT e IPO. La misura presa in esame per lo studio di questa statistica rappresenta il numero di dipendenti aggiornato all'ultimo istante di tempo utile, tenendo presente l'età della impresa innovativa al momento dell'estrazione del dato.

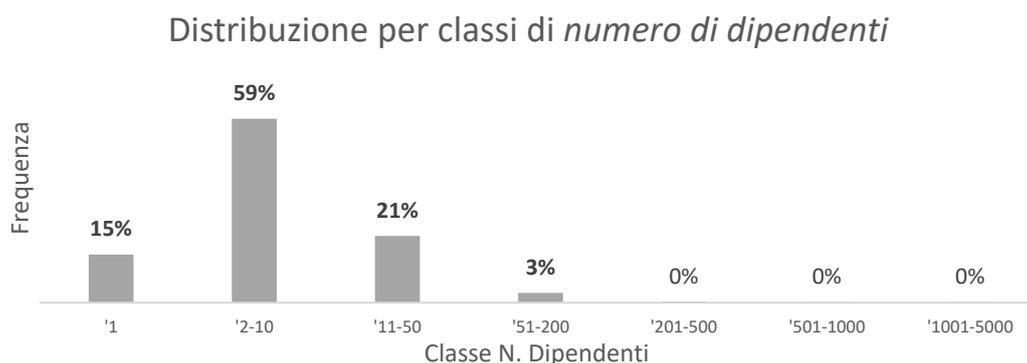


Grafico 8. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione al loro numero di dipendenti.

Per valutare le performance economiche delle startup appartenenti al campione, che rappresentano il focus principale dello scopo di ricerca del presente elaborato, sono stati individuati e calcolati alcuni indicatori. Considerando i vincoli di età e di fatturato massimo, ai quali le startup devono sottostare per risultare tali (vedi Capitolo I, Paragrafo 1), sono state svolte alcune elaborazioni ulteriori, nell’ottica di mantenere il massimo numero di osservazioni possibile, utile all’implementazione dei modelli di regressione del Capitolo III. In particolare, nelle analisi sono state incluse esclusivamente le registrazioni economiche: (-) che risalgono al periodo in cui la startup aveva meno di 5 anni di attività; e (-) che risultano riferirsi a startup il cui fatturato annuale è inferiore a 5 milioni di euro. Di seguito vengono elencati gli indicatori utilizzati per tali analisi:

- *FATTURATO medio annuale*, come stima della bontà del modello di business e della conseguente capacità di attrarre il mercato e generare vendite. Questo indicatore è stato calcolato mediando i dati disponibili di fatturato annuale rispetto al numero di anni in cui il dato è presente.
- *EBITDA medio annuale*, come valutazione dell’efficienza e della redditività operativa di una startup nella misura in cui il suo modello di business generi flussi di cassa positivi al netto dei costi operativi. Questo indicatore è stato calcolato mediando i dati disponibili di EBITDA rispetto al numero di anni in cui il dato è presente.
- *TOTAL FUNDING*, come proxy dell’interesse generato da una startup nei confronti degli investitori. Questo indicatore fornisce il totale dei finanziamenti ricevuti dalla startup in oggetto di analisi.

Per ogni indicatore sono state calcolate le misure di tendenza centrale e di dispersione, per poi procedere alla classificazione della sua distribuzione in 6 intervalli (A, B, C, D, E, F), in modo da valutare la percentuale di startup appartenenti a ciascun intervallo. Invero, come anticipato nel paragrafo precedente, le analisi in oggetto non considerano il campione nella sua interezza, bensì un sottoinsieme dello stesso, poiché non si disponeva dei dati economici per ogni singola startup. In particolare, si dispone rispettivamente di 806, 693 e 138 osservazioni per gli indicatori FATTURATO medio annuale, EBITDA medio annuale e TOTAL FUNDING.

Nonostante una startup italiana generi in media un fatturato annuale di quasi 500.000 €, più della metà delle startup (61%) si trova nella classe A di fatturato (< 250 000€). Questo dato suggerisce che la maggior parte delle startup appartenenti al campione è ancora nella fase iniziale, con entrate relativamente basse. All'aumentare del fatturato di riferimento, le classi risultano essere meno popolate, sino alla classe F, che rappresenta le entrate più alte; quest'ultima comprende solo l'1% delle startup, indicando che solo un segmento trascurabile sta generando entrate significative tra i 3,5 milioni sino ad un massimo di 5 milioni circa.

STATISTICA	VALORE	CLASSI	lower bound	upper bound
Media	482,6 k€	A	0 k€	250 k€
Mediana	157,5 k€	B	250 k€	750 k€
Deviazione standard	1.1161,4 k€	C	750 k€	1.250 k€
Max	4.818,3 k€	D	1.250 k€	2.000 k€
Min	700 €	E	2.000 k€	3.500 k€
Range tot	4.818,2 k€	F	3.500 k€	5.000 k€

Tabella 5. Statistiche descrittive del FATTURATO medio annuale delle startup del campione. Elencazione e caratterizzazione delle classi di suddivisione della distribuzione del FATTURATO medio annuale.

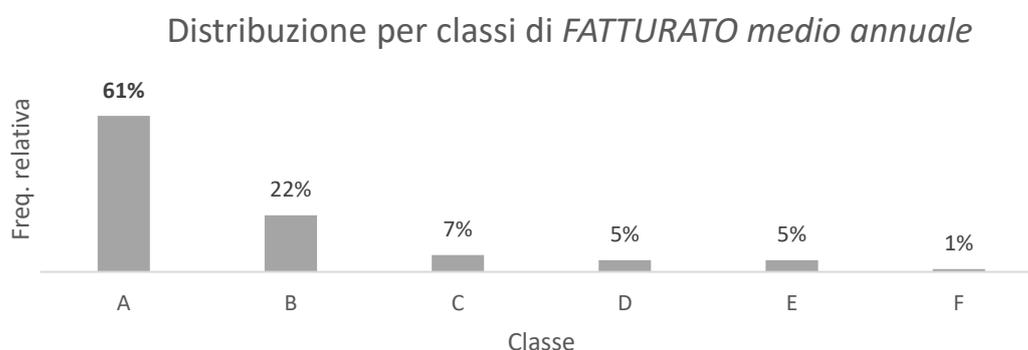


Grafico 9. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione alla classe di FATTURATO medio annuale di appartenenza. Si veda Tabella 5.

Le analisi sull'EBITDA, analogamente a quelle relative al fatturato, presentano misure di dispersione elevate rispetto alla media, la quale si attesta attorno al valore di -30.000 €. Se ne può dedurre che alcune startup del campione stanno affrontando sfide operative significative, mentre altre stanno performando eccezionalmente bene. La vasta gamma di risultati può essere indice dei diversi stadi di maturità delle startup. La distribuzione dell'EBITDA medio annuale segmentata per classi (Tabella 6) è concentrata per lo più nelle classi centrali C-D, dove si posiziona 90% delle startup del campione, con un EBITDA compreso tra - 250 mila € e + 250 mila €. Questo dato potrebbe suggerire la difficoltà condivisa dalle startup italiane ad eccellere in ambito di redditività operativa, probabilmente a causa degli elevati costi di sviluppo e di marketing non ancora scalati.

STATISTICA	VALORE	CLASSI	lower bound	upper bound
Media	- 29,7 k€	A	< - 500 k€	
Mediana	2,10 k€	B	- 500 k€	- 250 k€
Deviazione standard	1.250,6 k€	C	- 250 k€	0 €
Max	13.852,6 k€	D	0 €	250 k€
Min	- 12.067,4 k€	E	250 k€	500 k€
Range tot	25.920,3 k€	F	> = 500 k€	

Tabella 6. Statistiche descrittive di EBITDA medio annuale delle startup del campione. Elencazione e caratterizzazione delle classi di suddivisione della distribuzione di EBITDA medio annuale.

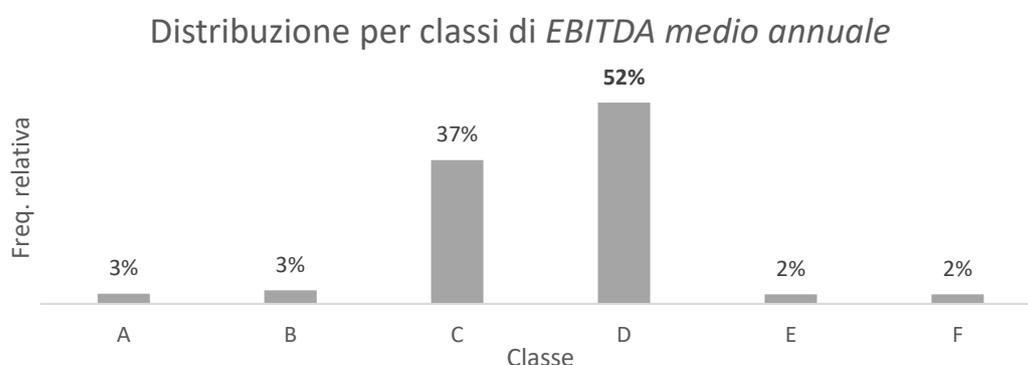


Grafico 10. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione alla classe di EBITDA medio annuale di appartenenza. Si veda Tabella 6.

La distribuzione del totale dei finanziamenti ricevuti divisa per classi, analogamente a quanto osservato per gli altri indicatori, è particolarmente dispersa. La maggior parte delle startup italiane ha ricevuto in media finanziamenti pari a 0,5 milioni di euro (vedi *mediana* Tabella 7), provenienti principalmente da round di tipo *seed* o *early stage*, e appartenenti alle Classi A-B (0-1 milioni di euro) per il 50%. Con l'aumentare

dell'importo dei finanziamenti, la frequenza delle classi decresce; tuttavia, si registrano due picchi significativi. In primis, si nota che il 20% delle startup si colloca nella classe C (1,00 M€ - 1,50 M€), ottenendo un buon riscontro dall'esposizione all'ecosistema dell'innovazione; inoltre, l'11% delle startup si colloca nella classe F (Total Funding > 3,00 M€). Questa classe è molto ampia in termini di range, e contiene un numero notevole delle imprese del sotto-campione, se si considera l'importo elevato di finanziamento che essa può distinguere. Nella Classe F sono incluse infatti quelle startup che oggi si classificano come aziende innovative di successo, poiché in seguito al raggiungimento di ingenti round di finanziamento, hanno saputo crescere ed ampliare significativamente il loro giro di affari. In particolare, il 30% e il 24% di esse, nei primi 5 anni di attività, hanno ottenuto rispettivamente finanziamenti superiori a 5 e 10 milioni di euro. Alcune di esse sono diventate addirittura "unicorni", come nel caso di Bending Spoons, valutato oggi 2,55 miliardi di euro.

STATISTICA	VALORE	CLASSI	lower bound	upper bound
Media	2,13 M€	A	0 M€	0,5 M€
Mediana	0,5 M€	B	0,5 M€	1,0 M€
Deviazione standard	9,64 M€	C	1,0 M€	1,5 M€
Max	110,18 M€	D	1,5 M€	2,5 M€
Min	0,02 M€	E	2,0 M€	3,0 M€
Range tot	110,16 M€	F	> = 3,0 M€	

Tabella 7. Statistiche descrittive di TOTAL FUNDING delle startup del campione. Elencazione e caratterizzazione delle classi di suddivisione della distribuzione di TOTAL FUNDING.

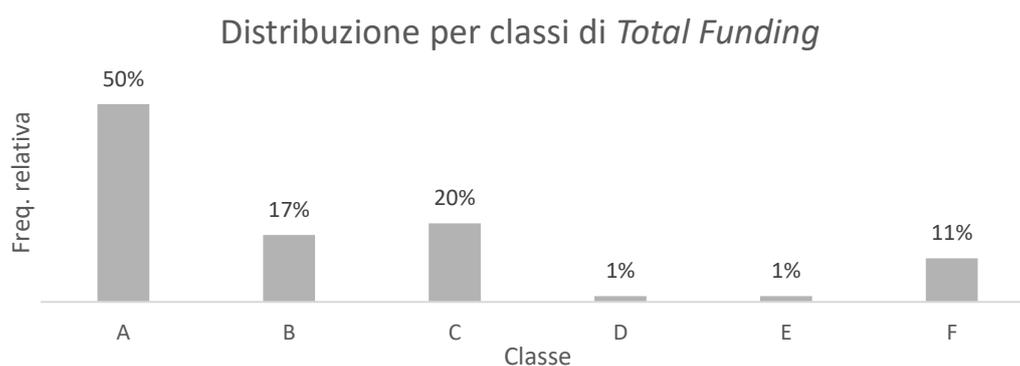


Grafico 11: Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione alla classe di TOTAL FUNDING di appartenenza. Si veda Tabella 7.

Analizzando la classificazione dello stadio di maturità delle startup fornitoci dal database *Dealroom*, è possibile giungere a conclusioni analoghe a quelle riportate dalle analisi delle metriche precedenti. La differenza principale tra questi due percorsi di valutazione risiede nella dimensione del sotto-campione in oggetto: per gli studi

precedenti si è lavorato con un campione di dimensioni pari a circa 500 startup in media, mentre in questo caso si sono esaminate 2800 imprese su 3179. Come si rileva dal Grafico 12, la maggior parte delle startup del campione si trova in fase di *seed* ed *early growth*, per un totale equivalente all'81%. Solo il 7% supera la fase di crescita iniziale, raggiungendo lo stadio di *late growth* e *maturity*; per l'11% delle startup del campione non si dispone del dato di classificazione della fase di crescita.

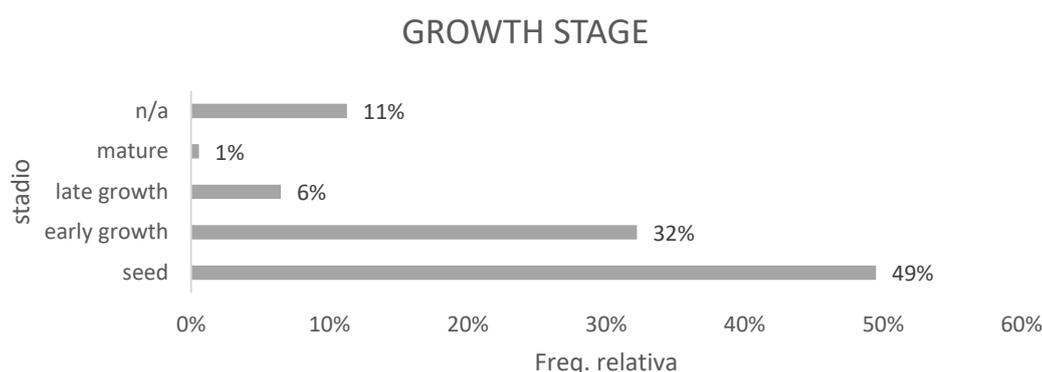


Grafico 12. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione allo stadio di crescita con il quale sono classificate sulla piattaforma Dealroom.

Infine, sono state rivolte delle analisi alla popolazione di investitori collegati ai round di investimento di ogni startup, e alla loro rispettiva categoria. Per effettuare questo specifico studio, si è proceduto dapprima registrando tutti i nomi degli investitori appartenenti al database; in un secondo momento, si è reso necessario raffinare le categorie di investitore secondo la divisione operata nel Paragrafo 2.1, con il fine di ricondurre alcune sottocategorie alla categoria madre, e ottenere dei risultati statistici maggiormente robusti.

Come si deduce dal Grafico 13, sono state eseguite due diverse indagini: la prima è volta a comprendere la numerosità di alcune categorie di investitori nel presente database; la seconda è invece indirizzata a fornire un'approssimazione del tasso di attività di queste categorie di investitori, per mezzo della frequenza di investimenti partecipati sul totale di quelli registrati. Purtroppo, a causa della conformazione del database, non è stato possibile fornire risultati in merito alla quantità di capitale investita da ciascuna categoria, poiché non è fornita alcuna indicazione circa la proporzione di denaro investita da parte di ciascun investitore per ogni round partecipato.

I risultati di queste analisi suggeriscono che i venture capital sono la categoria di investitori maggiormente presente (26%) e, in definitiva, più attiva nel database. Questi soggetti hanno partecipato al 35% dei round segnalati dalla piattaforma “Dealroom”.

Da ciò si può evincere che alcune società di venture capital hanno supportato più di una startup nel database in analisi. La seconda tipologia di investitore maggiormente presente nel database è rappresentata dalla categoria corporate (23%) la quale, nonostante la frequente presenza nel database, contrariamente all’approccio dei venture capital, ha partecipato ad un numero minore di round, probabilmente a causa della tendenza a focalizzarsi sulle startup maggiormente affini al loro settore di business. La stessa tipologia di risultato si è riscontrata per i business angel. Per quanto riguarda gli enti governativi si registra invece una partecipazione al 10% dei round, nonostante siano presenti solo in percentuale esigua (2%). Infine, per tutte le altre categorie di investitori, si può notare un legame di proporzionalità diretta tra le due

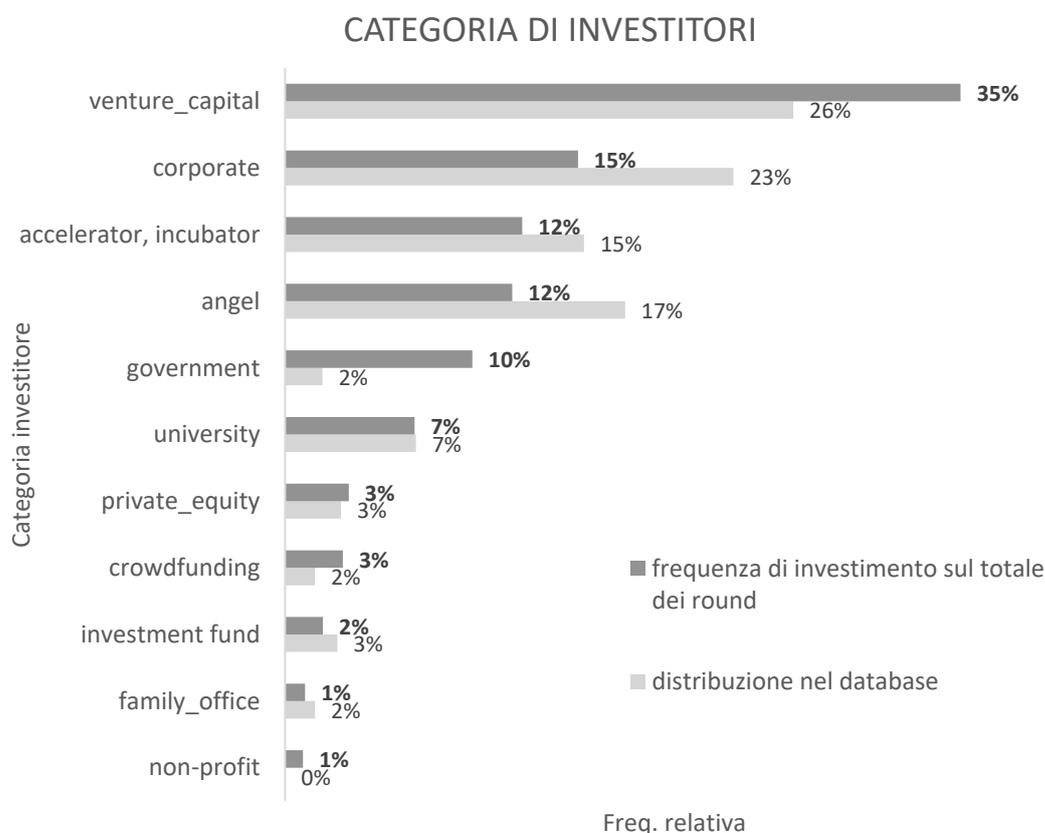


Grafico 13. Distribuzione di frequenza delle categorie di investitore appartenenti al database in base al (-) numero di round a cui hanno partecipato rispetto al totale, e (-) rispetto a quante occorrenze di investitore della stessa tipologia sono presenti nel database rispetto al totale.

misure studiate e, spesso, le percentuali che identificano presenza e tasso di attività si equivalgono.

2.3 Statistiche descrittive in relazione al gender

Nelle successive analisi descriveranno i dati in una prospettiva di genere, con l'obiettivo di creare un quadro descrittivo delle differenze tra una startup fondata prevalentemente da imprenditori uomini ed una startup fondata prevalentemente da imprenditrici donne. In particolare, si vuole identificare il profilo di una startup italiana a conduzione femminile, comparare le sue caratteristiche principali con le startup a prevalenza maschile, e, infine, confutare e/o confermare, ove possibile, le conclusioni provenienti dalla Letteratura analizzata nel Capitolo I. Il profilo della startup femminile verrà delineato secondo le informazioni e le metriche attinenti al presente database.

2.3.1 Presenza femminile nel board delle startup italiane

Per poter assolvere tali obiettivi, e traendo ispirazione dalle prassi metodologiche del MITIT, il campione è stato suddiviso in quattro principali categorie secondo l'attributo "*Ind. femshare*" (ottenuto come indicato nel cap.), il quale fornisce una descrizione circa la diffusione del genere femminile all'interno del board di ciascuna startup. Le imprese appartenenti alle categorie "*esclusiva*" e "*prevalente*" sono state successivamente aggregate in un'unica classe, in maniera tale da poter definire "la startup italiana femminile" (di seguito, "startup femminile" o "startup rosa") come una startup con almeno il 50% di presenza femminile nel CDA. L'accezione di "presenza" andrà intesa unicamente in tale senso per tutta la trattazione; non sarà invece oggetto di studio il genere dei dipendenti della startup.

Ai fini di una maggiore completezza di esposizione dei risultati, le successive analisi attinenti agli attributi descrittivi del campione (es: Regione, Revenues, Ebitda, N. di dipendenti, etc.) saranno compiute per mezzo di due prospettive opposte. La prima di

queste valuterà le frequenze assolute e relative delle classi di “*Ind. femshare*” rispetto al totale per riga di ogni manifestazione dell’attributo in oggetto. La seconda, invece, si focalizzerà sul quantificare le percentuali rispetto al totale per colonna, fornendo indicazioni circa la quota parte di startup femminili e maschili con determinate caratteristiche. Quest’ultima modalità di valutazione permetterà di individuare i profili e le tendenze delle startup femminili e maschili nell’ambito di ciascun attributo in analisi.

Prima di proseguire con gli studi appena descritti, è opportuno quantificare in termini generali la presenza femminile all’interno del campione.

Ind. Femshare	Esclusiva (boardheads femshare=1)	Prevalente (0,5<=boardheads femshare<1)	Scarsa (0<boardheads femshare<0.5)	Nulla (boardheads femshare=0)	TOT	Startup femminile	Startup maschile	TOT
Freq	455	155	280	2289	3179	610	2569	3179
Freq. Rel.	14%	5%	9%	72%	100%	19%	81%	100%

Tabella 8. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie dell’indice di presenza femminile *Ind_Femshare* e distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al totale delle startup del campione.

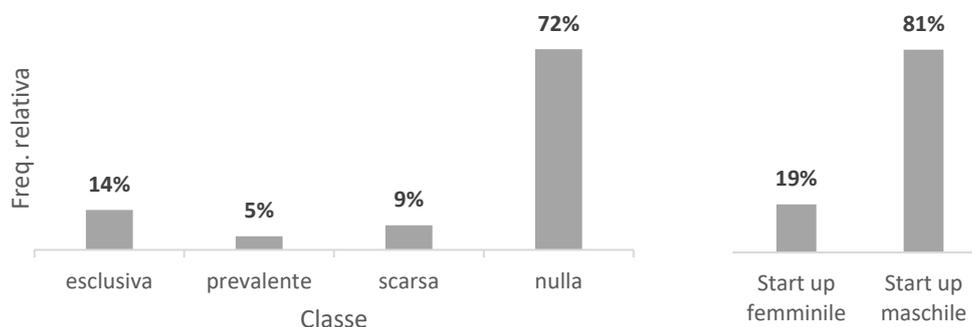


Grafico 14. Distribuzione di frequenza delle categorie dell’indice di presenza femminile *Ind_Femshare*.

Grafico 15. Distribuzione di frequenza delle startup “femminili” e “maschili”.

Come suggerisce il Grafico 14, le startup con almeno una presenza femminile nel board sono in netta minoranza rispetto a quelle esclusivamente maschili: 72% contro 28%. Il bilancio peggiora ulteriormente se si adotta la definizione di “startup femminile” appena individuata; in quest’ultimo caso le startup rosa ammontano a solamente il 19% del totale, contro l’81% nel caso maschile. In aggiunta, la comparazione dei dati relativi alle startup ad “esclusiva” presenza femminile o maschile (14%; 72%) rispetto a quelli con “prevalente” (5%) o “scarsa” presenza (9%) sembrerebbe rivelare che le imprenditrici e gli imprenditori preferiscano lavorare con

soci dello stesso sesso, piuttosto che creare imprese di genere misto. Rispetto ai dati riguardanti l'intera popolazione di startup (Cruscotto MIMIT, Paragrafo 1.1.3.), si osserva che il presente campione è leggermente in sovrannumero rispetto alla percentuale delle startup a prevalenza femminile della popolazione. Esse ammontano a circa il 19% del totale, contro il 14% riportato dal MIMIT. Per contro, con riferimento alle startup a presenza femminile, con almeno una donna presente nel board (classi di *Ind. femshare esclusiva, prevalente e scarsa*), la presente ricerca riporta il 27% del totale, quando invece esse rappresentano circa il 44% (MIMIT).

2.3.2 Iscrizione al Registro delle imprese e geolocalizzazione

Proseguendo con le analisi, dal Grafico 16 è possibile evincere che le iscrizioni al Registro delle imprese delle startup femminili, dal 2013 sino al 2018, assumono un andamento crescente, analogamente a quelle maschili, stabilizzandosi ad una quota parte di circa il 20% rispetto a quelle maschili (Tabella 9), per poi incominciare a decrescere negli anni 2019 e 2020, anche in percentuale rispetto al totale.

	Escl.	Prev.	Scar.	Nulla	TOT	startup femminili	startup maschili	TOT
2009			3	4		0%	100%	100%
2010	3		9	13	3	12%	88%	100%
2011	3		10	19	3	9%	91%	100%
2012	4	3	12	38	4	12%	88%	100%
2013	10	8	13	61	10	20%	80%	100%
2014	27	12	21	96	27	25%	75%	100%
2015	38	21	33	202	38	20%	80%	100%
2016	63	20	44	294	63	20%	80%	100%
2017	95	28	43	399	95	22%	78%	100%
2018	97	21	38	439	97	20%	80%	100%
2019	77	23	36	426	77	18%	82%	100%
2020	38	19	18	298	38	15%	85%	100%

Tabella 9. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind Femshare* rispetto all'anno di iscrizione al RI. Distribuzione delle startup "femminili" e "maschili" rispetto all'anno di iscrizione al RI.

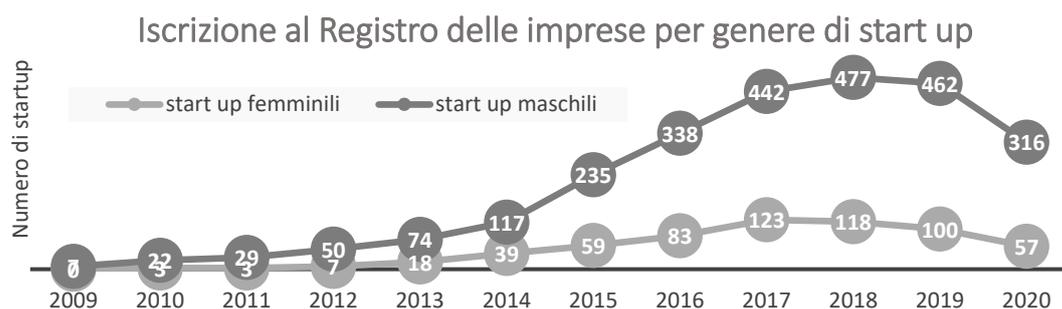


Grafico 16. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” in base all’anno di iscrizione al RI.

Per quanto riguarda la distribuzione regionale, si nota che la percentuale di startup femminili rispetto al totale della regione si attesta mediamente intorno a circa il 20%. Alcune regioni, come la Basilicata, il Molise e le Marche, riportano una percentuale di startup femminili sopra la media, anche se, in valori assoluti, questo dato si traduce comunque in poche unità, dati i numeri totali per regione. Contrariamente, nel Nord Italia, dove le regioni tendenzialmente sono più prolifiche dal punto di vista imprenditoriale, si osserva una percentuale di startup rosa sotto la media. Tuttavia, nonostante quanto appena affermato, le startup rosa lombarde ammontano al 25% del totale delle startup femminili italiane, proprio a causa dei numeri assoluti maggiormente elevati.

	Esc.	Prev.	Scar.	nulla	TOT	Startup femminili	Startup maschili	TOT	Profilo Startup Femm.	Profilo Startup masch.
Abruzzo	10	3	6	34	53	13	40	53	2%	2%
Basilicata	9	2	2	12	25	11	14	25	2%	1%
Calabria	10		2	38	50	10	40	50	2%	2%
Campania	48	8	19	192	267	56	211	267	9%	8%
Emilia-Romagna	27	27	29	218	301	54	247	301	9%	10%
Friuli-Venezia Giulia	4	6	7	50	67	10	57	67	2%	2%
Lazio	62	10	30	260	362	72	290	362	12%	11%
Liguria	4	7	10	49	70	11	59	70	2%	2%
Lombardia	115	38	95	617	865	153	712	865	25%	28%
Marche	21	9	5	51	86	30	56	86	5%	2%
Molise	6			10	16	6	10	16	1%	0%
Piemonte	15	14	19	140	188	29	159	188	5%	6%
Trentino Alto Adige	10	2	11	78	101	12	89	101	2%	3%
Puglia	14	5	6	90	115	19	96	115	3%	4%
Sardegna	6	2		38	46	8	38	46	1%	1%
Sicilia	22	4	8	77	111	26	85	111	4%	3%
Toscana	22	7	11	96	136	29	107	136	5%	4%
Umbria	12	5	4	40	61	74%	26%	61	3%	2%
Valle D’Aosta			1	2	3	67%	33%	3	0%	0%
Veneto	38	6	15	197	256	79%	21%	256	7%	8%
TOT	455	155	280	2289	3179	610	2569	3179	100%	100%

Tabella 10. Distribuzione regionale delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare*. Distribuzione regionale delle startup “femminili” e “maschili”.

Per tale ragione, focalizzando l'attenzione sulle ultime due colonne della Tabella 10, si può asserire che le startup rosa, seppure in numeri assoluti quantitativamente molto minori rispetto a quelli maschili, hanno una distribuzione regionale molto simile a quella delle startup maschili.

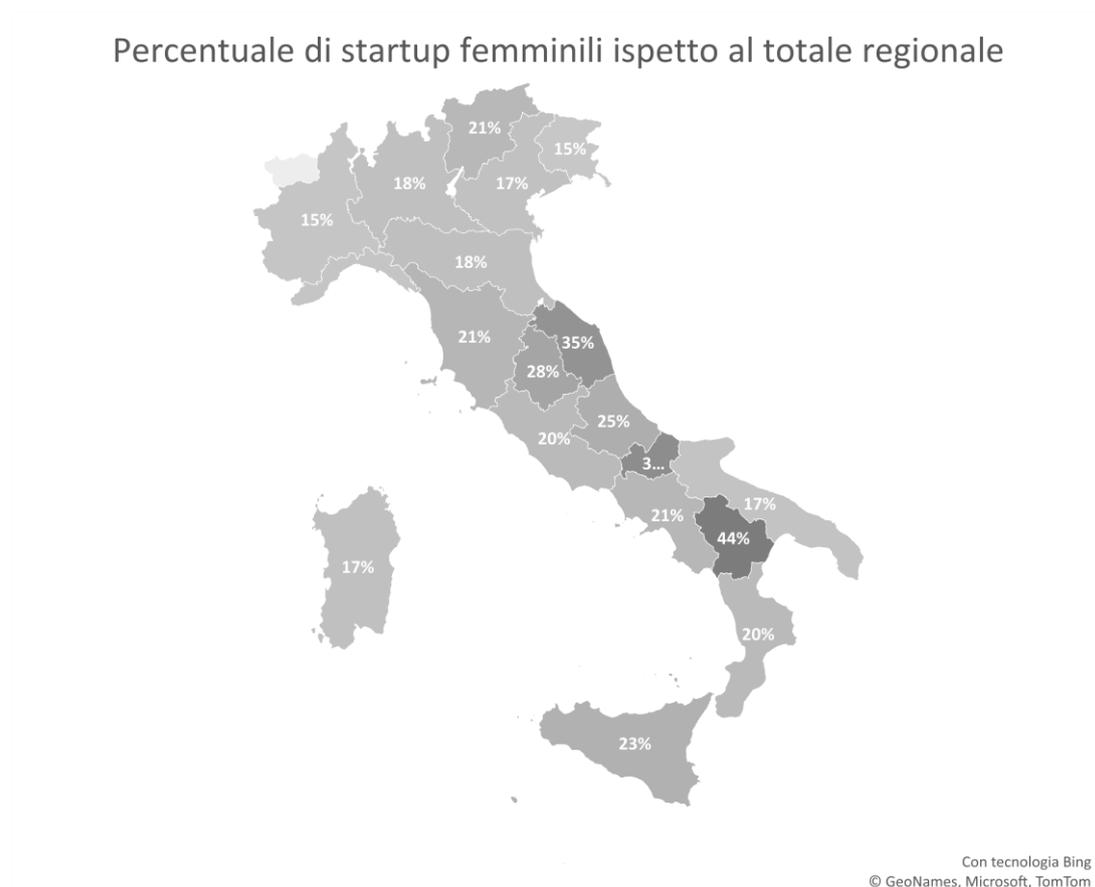


Grafico 17. Distribuzione delle percentuali delle startup “femminili” rispetto al totale di regione.

2.3.3 Settore di attività e numero di dipendenti

Le differenze tra i due profili di startup individuati in prospettiva di genere si possono riscontrare per lo più nel settore con maggiore magnitudine del campione, identificato con “J- Information and Communication”. I dati in merito alla composizione di genere di quest’ultimo lo dimostrano: esso è infatti composto per il 17% da startup femminili e per l’83% da startup maschili. Inoltre, le startup femminili, come dimostrano i dati della Tabella 11, tendono a concentrarsi in misura minore rispetto a quelle maschili su

questa tipologia di attività, con una differenza di circa otto punti percentuali. Per quanto riguarda i settori di attività classificati immediatamente secondi, invece, i profili di startup maschili e femminili si distribuiscono in percentuale equivalente.

	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
Altro	13	16	96	32	157	18%	82%	100%	8%	4%
C-Manufacturing	83	21	43	404	551	19%	81%	100%	17%	17%
G-Wholesale and retail trade and repair of motor vehicles and motorcycles	23	9	6	57	95	34%	66%	100%	5%	2%
J-Information and communication	210	53	109	1189	1561	17%	83%	100%	43%	51%
M-Professional scientific and technical activities	93	49	102	486	730	19%	81%	100%	23%	23%
N-Administrative and support activities	14	7	7	56	84	25%	75%	100%	3%	2%
TOT	455	155	280	2289	3179	/	/	/	100%	100%

Tabella 11. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto al settore di attività. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al settore di attività.

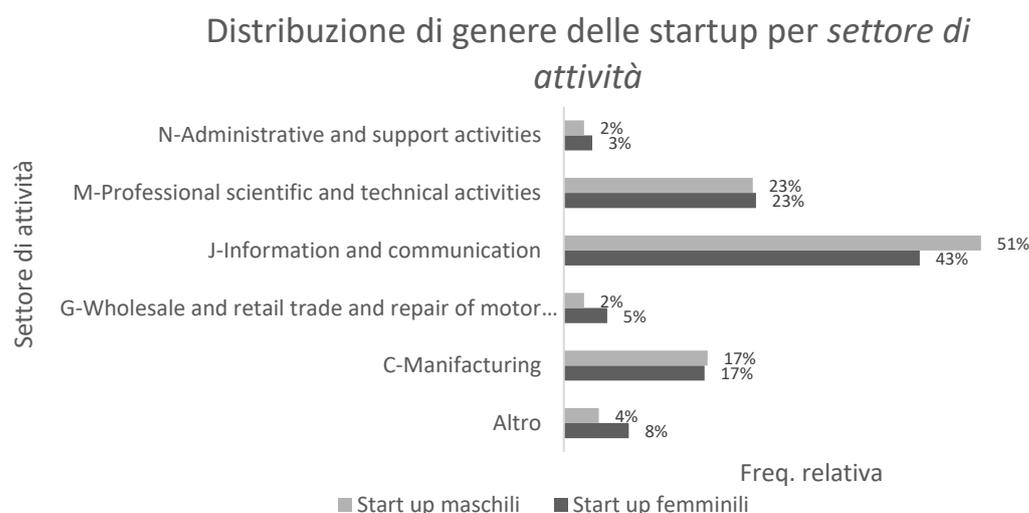


Grafico 18. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al settore di attività.

Concentrando l’attenzione sull’attributo “numero di dipendenti” e sulle sue occorrenze, si osserva che, maggiore è il numero di dipendenti, maggiore è la probabilità che si tratti di una startup maschile (vedi dati Colonna 7,8 Tabella 12). Invero, la distribuzione delle startup femminili è maggiormente asimmetrica verso sinistra: la probabilità di successo di una startup femminile, e la conseguente crescita sino ad un numero di dipendenti superiore ad 11, è minore di 4 punti percentuali. I dati

inerenti al numero di dipendenti sono disponibili per circa il 50% delle startup del campione, le restanti sono classificate come n/a.

	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminile	Startup maschile	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
'1	34	15	18	173	240	20%	80%	100%	18%	15%
'2-10	107	56	94	660	917	18%	82%	100%	61%	59%
'11-50	36	14	54	229	333	15%	85%	100%	19%	22%
'51-200	1	3	11	34	49	8%	92%	100%	1%	4%
'201-500			1	5	6	0%	100%	100%	0%	0%
'501-1000				3	3	0%	100%	100%	0%	0%
'1001-5000	1			2	3	33%	67%	100%	0%	0%
TOT COL	179	88	178	1106	1551	/	/	/	100%	100%
N/A	276	67	101	1181	1625	21%	79%	100%	/	/

Tabella 12. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto al numero di dipendenti. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di dipendenti.

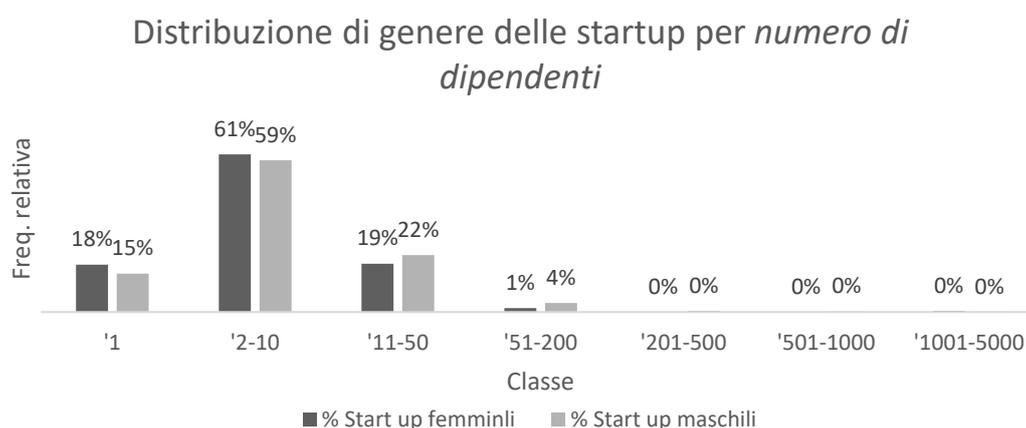


Grafico 19. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di dipendenti.

2.3.4 Performance economiche e totale dei finanziamenti ricevuti

Per quanto attiene allo studio delle performance economiche, sono riproposte le stesse metriche precedentemente analizzate in chiave generale (Paragrafo 2.2). Analogamente ai risultati riportati sinora, si pone l’attenzione sia sulla distribuzione di frequenza assoluta delle categorie dell’attributo di performance (A, B, ..., F) rispetto ad “*Ind, Femshare*” (Esc,..., nulla), sia sulla distribuzione delle startup femminili e maschili rispetto alle medesime categorie.

	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
A	68	25	49	342	484	19%	81%	100%	70%	59%
B	14	7	28	127	176	12%	88%	100%	16%	23%
C	3	2	8	39	52	10%	90%	100%	4%	7%
D	8	4	7	18	37	32%	68%	100%	9%	4%
E		1	7	29	37	3%	97%	100%	1%	5%
F		1	3	5	9	11%	89%	100%	1%	1%
Col. TOT	93	40	102	560	795	/	/	/	100%	100%
n/a	362	115	178	1729	2384	20%	80%	100%	/	/

Tabella 13. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle classi di FATTURATO medio annuale. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di FATTURATO medio annuale.

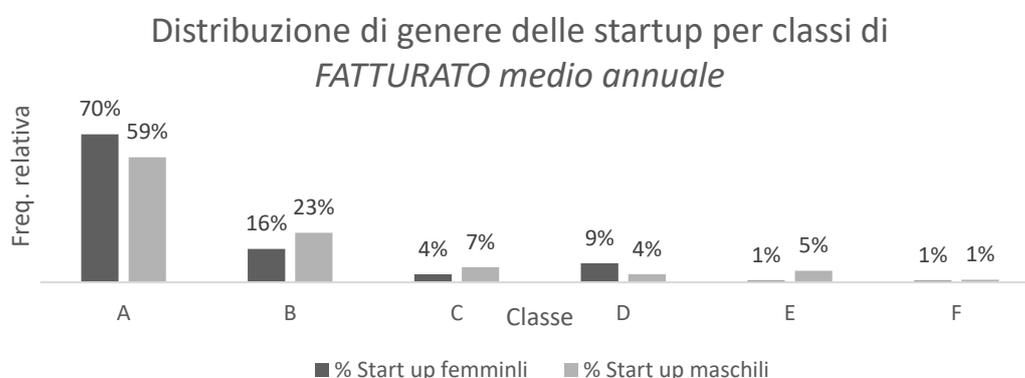


Grafico 20. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di FATTURATO medio annuale.

Come si osserva dal Grafico 20, le startup femminili e maschili tendono ad assumere una distribuzione moderatamente differente per quanto riguarda le categorie di classificazione delle revenue. Le startup maschili, infatti, sono maggiormente performanti di quelle femminili sotto il profilo del ricavato: il 42% delle startup maschili si colloca nelle categorie dalla B alla F, contro il 30% delle startup femminili.

	Esc.	Prev.	Scar.	nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
A	1	3	6	8	18	22%	78%	100%	4%	2%
B	1		5	18	24	4%	96%	100%	1%	4%
C	23	17	36	181	257	16%	84%	100%	35%	37%
D	47	18	46	249	360	18%	82%	100%	58%	51%
E			4	13	17	0%	100%	100%	0%	3%
F	1	2	4	10	17	18%	82%	100%	3%	2%
Col. TOT	73	40	101	479	693	/	/	/	100%	100%
n/a	382	115	179	1810	2486	20%	80%	100%	/	/

Tabella 14. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle classi di EBITDA medio annuale. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di EBITDA medio annuale.

Distribuzione di genere delle startup per classi di *EBITDA* medio annuale

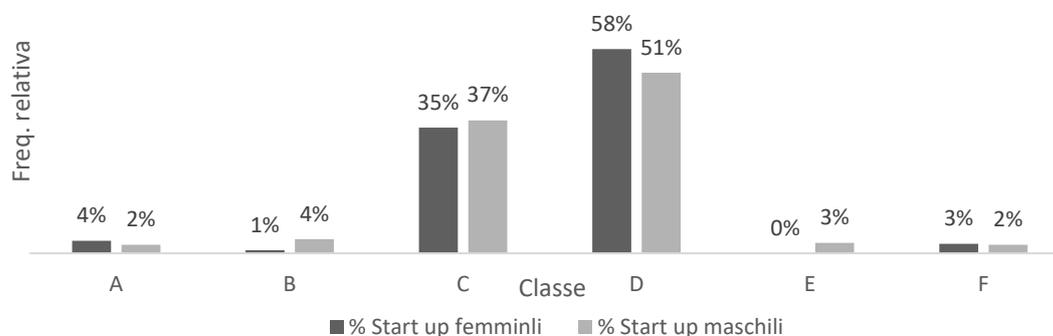


Grafico 21. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di EBITDA medio annuale.

Se le startup maschili fatturano mediamente più di quelle femminili, non si può affermare lo stesso circa le performance relative all’EBITDA: i dati del Grafico 21 affermano infatti che, nonostante un fatturato mediamente meno cospicuo, il 61% delle startup femminili riesce ad ottenere un Ebitda positivo, contro il 56% di quelle maschili. Contrariamente a quanto osservato per il fatturato, le startup femminili dimostrano di operare una gestione operativa leggermente migliore rispetto alle startup a guida maschile; ciò nonostante, dal punto di vista macroscopico, si nota un comportamento analogo per i due profili di genere delle startup.

	Esc.	Prev.	Scar.	nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
A	8	2	5	53	68	15%	85%	100%	59%	49%
B	2	1	2	18	23	13%	87%	100%	18%	17%
C	1	1	7	18	27	7%	93%	100%	12%	21%
D				2	2	0%	100%	100%	0%	2%
E			2		2	0%	100%	100%	0%	2%
F		2	2	10	14	14%	86%	100%	12%	10%
Col. TOT	11	6	18	101	136	13%	88%	100%	100%	100%
n/a	444	148	262	2188	3042				/	/

Tabella 15. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle classi di TOTAL FUNDING. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di TOTAL FUNDING.

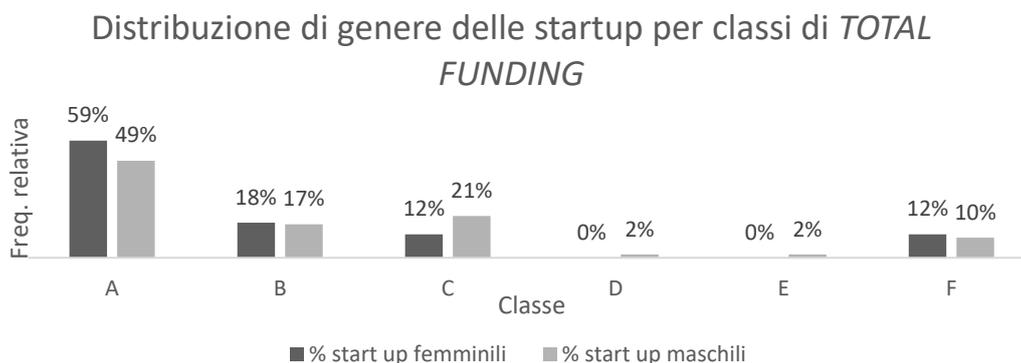


Grafico 22. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di TOTAL FUNDING.

Esaminando il totale dei finanziamenti ricevuti dalle due tipologie di imprese, il gap si ripresenta a sfavore delle startup rosa. Come si può evincere dal Grafico 22, solamente il 41% delle startup femminili riesce ad ottenere un capitale totale maggiore a 500 mila € (upper bound classe A), mentre nel caso delle startup maschili, ciò accade nel 51% dei casi. Una possibile causa della tendenza delle startup femminili a generare ricavi inferiori, come osservato poc’anzi per mezzo del grafico relativo alla *Revenue*, potrebbe risiedere proprio nella mancanza di finanziamenti: le startup rosa sembrano non disporre del capitale sufficiente per entrare e penetrare il mercato, nonostante esse siano in percentuale maggiormente efficienti dal punto di vista operativo.

2.3.5 Status dell’impresa e fasi di crescita

Nel presente paragrafo si riportano le statistiche inerenti allo stato di attività delle startup del database suddivise per genere. Dallo studio del comportamento della variabile *COMPANY_STATUS*, è stato possibile apprendere che le startup femminili e maschili non presentano due attitudini diverse al fallimento, anzi: assimilando il successo di una startup al verificarsi dello stato di *operational* o *aquired*, la distribuzione delle startup maschili e femminili presenta una frazione di occorrenze di successo quasi equivalente, pari a circa l’80% del totale.

	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
acquired			2	5	7	0%	100%	100%	0%	0%
closed	8		4	17	29	28%	72%	100%	1%	1%
low-activity	79	11	18	317	425	21%	79%	100%	19%	17%
operational	272	114	180	1467	2033	19%	81%	100%	80%	82%
Col. TOT	359	125	204	1806	2494	-	-	-	100%	100%

Tabella 16. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto allo stato di operatività. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto allo stato di operatività.

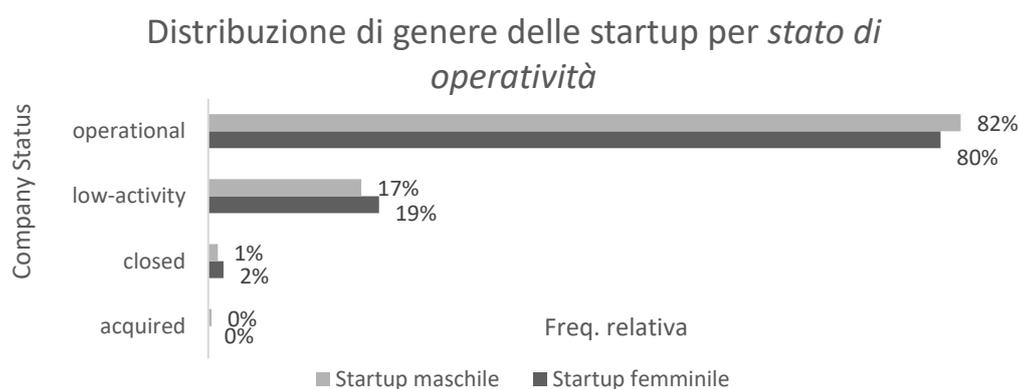


Grafico 23. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto allo stato di operatività.

Successivamente, sono state attenzionate le fasi di crescita con cui le startup sono classificate sulla piattaforma *Dealroom*. Per tale tipologia di dato, come si può evincere dalla Tabella 17 e come precedentemente annunciato nel Paragrafo 2.2, è presente la descrizione dell’89% delle startup del campione; le altre startup sono classificare come “n/a”.

	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
seed	207	88	127	1151	1573	19%	81%	100%	55%	56%
early growth	157	37	105	725	1024	19%	81%	100%	36%	36%
Late growth	27	14	28	137	206	20%	80%	100%	8%	7%
mature	2	1	2	13	18	17%	83%	100%	1%	1%
Col. TOT	393	140	262	2026	2821	/	/	/	100%	100%
n/a	62	15	18	261	356	22%	78%	100%	/	/

Tabella 17. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle fasi di crescita. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle fasi di crescita.

Distribuzione di genere delle startup per fasi di crescita

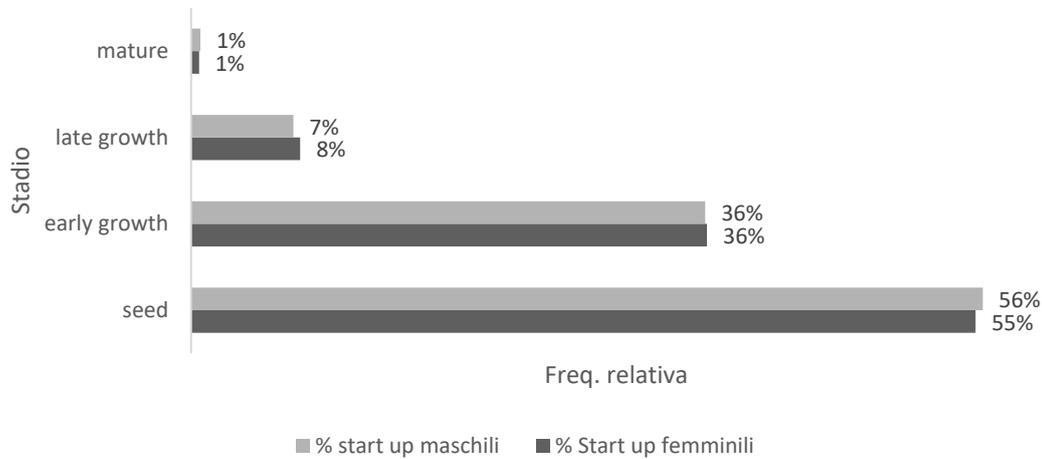


Grafico 24. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle fasi di crescita.

Anche in questo caso, per quanto attiene alle fasi di crescita delle startup del campione, si possono notare due distribuzioni in prospettiva di genere quasi esattamente coincidenti. È interessante notare come questo risultato sia in parte discordante rispetto ai dati economici di performance precedentemente riportati, nei quali si evidenziava un divario tra le startup maschili e femminili in termini di fatturato, finanziamenti ricevuti, ma anche in termini di numero di dipendenti.

2.3.6 Principali tipologie di investitori, categorie dei round e numero di deals portati a termine

Al fine di identificare quali siano le categorie di investitori che sostengono principalmente le startup femminili e quali, invece, quelle maschili, ad essere nuovamente oggetto di indagine sono le tipologie di investitori appartenenti al database. Nella tabella sottostante si mostra l’insieme delle categorie di investitori, tracciato dalla piattaforma *Dealroom*, rielaborato e processato in prospettiva di genere.

	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
non-profit	1	1	1	6	9	22%	78%	100%	2%	1%
family_office	1	2	1	6	10	30%	70%	100%	3%	1%
investment fund	3	0	0	16	19	16%	84%	100%	3%	2%

crowdfunding	3	0	1	25	29	10%	90%	100%	3%	3%
private_equity	4	4	5	19	32	25%	75%	100%	7%	3%
university	9	6	12	38	65	23%	77%	100%	13%	6%
government	6	6	19	63	94	13%	87%	100%	10%	9%
angel	11	4	13	96	124	12%	88%	100%	13%	13%
accelerator, incubator	10	3	18	88	119	11%	89%	100%	11%	12%
corporate	7	2	30	108	147	6%	94%	100%	8%	16%
venturecapital	22	12	85	220	339	10%	90%	100%	29%	35%
Col. TOT	77	40	185	685	987	/	/	/	100%	100%

Tabella 18. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle tipologie di investitori che le finanziano. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di investitori che le finanziano.

Distribuzione di genere delle startup per *categoria di investitori*

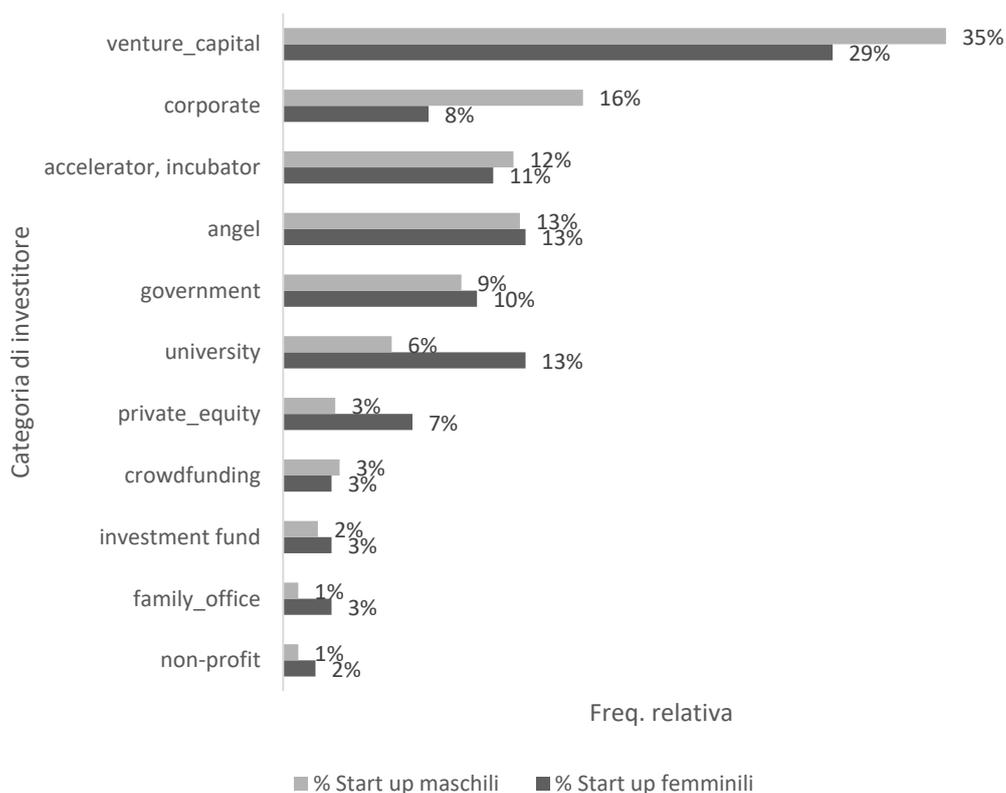


Grafico 25. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di investitori che le finanziano.

Alcune tipologie di investitori sembrano essere più inclini a sostenere startup rosa. Ad esempio, *Family Office*, *Private equity*, *University* e *Non Profit* riportano rispettivamente il 30%, 25%, 23% e 22% di round conclusi a favore di startup femminili (Tabella 18, colonna *Startup femminili*). Diversamente tendono ad agire le

categorie *venture capital* e *corporate*, le quali investono rispettivamente il 10% e il 6% dei propri round a sostegno di startup rosa. Questo dato desta ancora più preoccupazione, se si considera che proprio queste due categorie hanno contribuito alla maggior parte dei round secondo il database oggetto di studio. Allo stesso tempo, il numero esiguo di startup femminili del campione, se confrontato al totale di quelle maschili, appare smorzare l'impatto negativo di questo risultato, poiché il benchmark corrispondente ad una situazione di equilibrio di genere si fonda su una divisione del 20% di round femminili contro l'80% di round maschili, analogamente alla distribuzione di genere del campione.

Il Grafico 25 e le colonne *profilo di startup maschile e femminile* della Tabella 18, offrono un interessante spunto di riflessione: startup maschili e femminili si finanziano rivolgendosi a differenti categorie di investitori. Come già evidenziato nel corso della trattazione (Grafico 25), la principale distinzione si sostanzia nella tendenza delle startup rosa ad ottenere fiducia con maggior frequenza dalle università (delta: +7%) e dagli istituti di private equity (delta: +4%); per contro, esse non sono sostenute, con la stessa incidenza di quelle maschili, da investitori di tipo *venture capital* (delta: -6%) e *corporate* (delta: -8%).

Analizzando invece le categorie di round alle quali le startup a guida femminile e maschile hanno accesso, si riporta la Tabella 19, nella quale le tipologie sono ordinate in base al valore medio monetario che contraddistinguono. Si nota che, generalmente, come osservato anche per lo studio delle categorie di investitori, la distribuzione dei round conclusi dalle startup in base al genere sono leggermente differenti: le startup femminili tendono a finanziarsi principalmente con round di tipo GRANT ed ANGEL, con uno scarto percentuale fra le distribuzioni di genere pari a rispettivamente 7% e 4%. Le startup maschili, invece, accedono con maggiore frequenza a round di tipo Early VC, Late VC e debito. Nonostante gli scarti fra le distribuzioni di genere siano di qualche unità di punto percentuale, queste categorie di round corrispondono mediamente a round di investimento economicamente più ingenti. Quanto esposto evidenzia e comprova ciò che si è affermato in sede di analisi del totale dei finanziamenti ricevuti dalle startup femminili e maschili.

ROUND TYPE	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
GRANT	15	6	23	101	145	14%	86%	100%	29%	22%
ANGEL	4	2	1	24	31	19%	81%	100%	8%	4%
CONVERTIBLE	1		2	7	10	10%	90%	100%	1%	2%
SEED	27	10	47	244	328	11%	89%	100%	51%	51%
EARLY VC		3	15	40	58	5%	95%	100%	4%	10%
SERIES A	2	2	9	21	34	12%	88%	100%	5%	5%
SERIES B			4	5	9	0%	100%	100%	0%	2%
LATE VC				5	5	0%	100%	100%	0%	1%
DEBT		1	3	14	18	6%	94%	100%	1%	3%
SERIES C			1	3	4	0%	100%	100%	0%	1%
Col. TOT	49	24	105	464	642	/	/	/	100%	100%
n/a	1		1	2	4	/	/	/	/	/

Tabella 19. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle tipologie di round che hanno concluso. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di round che hanno concluso.

Distribuzione di genere delle startup per *tipologia di round* conclusi

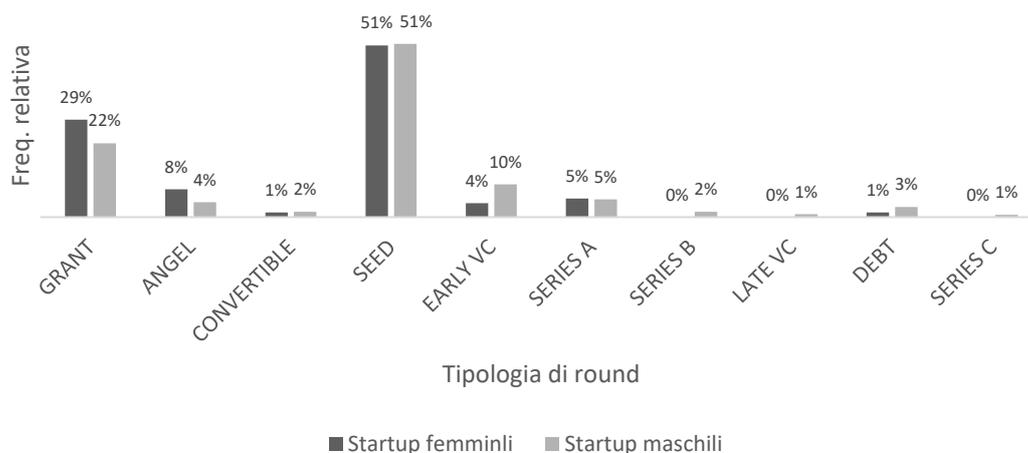


Grafico 26. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di round che hanno concluso.

In ultima analisi, sono riportati il numero di Deals conclusi con successo dalle startup del database. Questo indice è calcolato sulla base del numero dei diversi investitori che risultano dal campo del database *Investors*, associato alla startup, e non al singolo round. Anche in questo caso si nota una lieve differenza tra le due distribuzioni: il 65% delle startup femminili del database non risulta avere concluso nessun accordo con investitori esterni, mentre il 18% ha concluso accordi con due o più soggetti esterni. Relativamente alle startup maschili, queste due percentuali ammontano

rispettivamente al 58% e al 26%, dimostrando maggiore efficienza nei contatti con l’ecosistema dell’innovazione.

Deals_num	Esc.	Prev.	Scar.	Nulla	Row TOT	Startup femminili	Startup maschili	Row TOT	Profilo Startup femm.	Profilo Startup masch.
0	31	16	25	193	265	18%	82%	100%	65%	58%
1	5	7	9	53	74	16%	84%	100%	17%	17%
2	4		6	30	40	10%	90%	100%	6%	10%
3	1	1	1	16	19	11%	89%	100%	3%	5%
4			2	8	10	0%	100%	100%	0%	3%
5	2	1	2	6	11	27%	73%	100%	4%	2%
6				9	9	0%	100%	100%	0%	2%
7	1	1	1	5	8	25%	75%	100%	3%	2%
8		1	1	2	4	25%	75%	100%	1%	1%
9				1	1	0%	100%	100%	0%	0%
10			1	2	3	0%	100%	100%	0%	1%
11				1	1	0%	100%	100%	0%	0%
12	1				1	100%	0%	100%	1%	0%

Tabella 20. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di *Ind_Femshare* rispetto alle tipologie di round che hanno concluso. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di deals che hanno concluso.

Distribuzione di genere delle startup per per numero di deals conclusi con successo

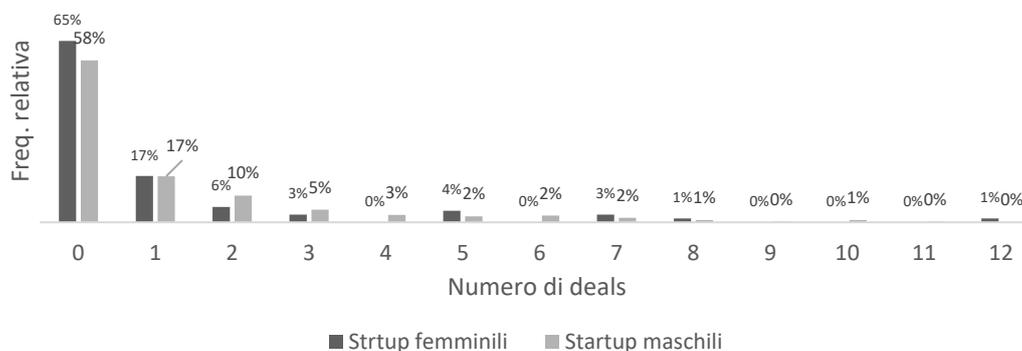


Grafico 27. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di deals che hanno concluso.

2.4 Sintesi delle differenze dei profili di genere delle startup italiane

Le statistiche descrittive riportate nel presente capitolo hanno messo in luce alcune differenze riguardo i profili delle startup fondate da imprenditori uomini e quelle

fondate da imprenditrici donne. Di seguito, si elencano i risultati ottenuti:

- *Crescita numerica e collocazione geografica.* Le startup femminili italiane sono in netta minoranza rispetto a quelle maschili. In aggiunta, I dati del campione relativi alle startup rosa mostrano un trend di crescita leggermente minore rispetto delle startup maschili. Per quanto riguarda la collocazione geografica regionale, i due profili di genere delle neo-imprese innovative risultano molto simili.
- *Settore di Attività.* Le startup femminili e maschili del campione si distribuiscono in maniera equivalente per i settori di attività maggiormente influenti in ambito di innovazione. L'unica eccezione è individuata dalla scarsa presenza delle startup femminili nel settore *J - Information and communication*.
- *Dimensione della startup.* Le imprenditrici femminili gestiscono startup di dimensioni mediamene più piccole di quelle maschili, sia in termini di fatturato, sia in termini di numero di dipendenti.
- *Efficienza operativa.* Nonostante le dimensioni più ridotte, le startup femminili registrano valori di EBITDA leggermente migliori, indicando una gestione efficiente delle risorse e una buona capacità di generare profitto in rapporto alle entrate.
- *Accesso ai finanziamenti e network.* I dati campionari evidenziano che le startup rosa ricevono mediamente finanziamenti meno cospicui rispetto alle corrispondenti maschili. Questo gap è in parte confermato se si osservano la tipologia di round preliminari e il numero minore di deals che le startup femminili sono solite a finalizzare. Inoltre, secondo i dati, le startup femminili tendono a rivolgersi a investitori diversi rispetto a quelle maschili. In particolare, ricevono meno investimenti da parte di (-) soggetti corporate e (-) venture capital, ma più sostegno da (-) business angels, (-) università, (-) enti governativi e (-) istituti di private equity.

CAPITOLO III

Analisi econometriche e modelli di regressione

Obiettivo del presente Capitolo è indagare e quantificare la presenza di effetti e relazioni causali tra le variabili del dataset descritto nel precedente Capitolo. In particolare, si vuole analizzare il rapporto che lega le principali caratteristiche studiate sino ad ora, per individuare la presenza di un'associazione causale tra esse.

Nel caso in cui tale associazione non fosse provata con sufficiente significatività, allora si potrebbe assumere che le variabili siano tra loro indipendenti o, in alcuni casi particolari, correlate.

Per il conseguimento di tale scopo, si è implementato il modello di regressione, che consente di spiegare e predire gli effetti della variazione di una variabile su un'altra.

Per esprimere tale relazione sono stati utilizzati diversi modelli di regressione, che verranno esplicitati all'interno dello specifico paragrafo di riferimento. Ognuno di questi è accumulato dalla presenza di una variabile dipendente, detta Y , e dalla presenza di una o più grandezze indipendenti (regressori, variabili esplicative o predittori), dette X_1, X_2, \dots, X_n . Queste due tipologie di variabili sono legate tra loro da una relazione matematica che può assumere diverse forme funzionali.

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n) + \varepsilon$$

ε è la variabile casuale che rappresenta l'errore dei valori predetti dal modello rispetto ai valori reali appartenenti al database. Con questa variabile si tiene conto di possibili fattori omessi difficili da isolare, e di possibili errori dovuti al caso.

Per la costruzione dei modelli statistici propedeutici agli obiettivi del presente lavoro di tesi, è stata eseguita una serie di step standardizzati previsti dalla teoria econometrica (Stock J. H. et al., Introduzione all'econometria, 2014). Si citano tali step di seguito:

1. Selezione delle variabili indipendenti da includere nel modello e creazione di variabili indipendenti binarie per il trattamento delle variabili categoriche del database.
2. Scelta della forma funzionale più adeguata alla spiegazione delle relazioni che intercorrono tra i regressori (X_1, X_2, \dots, X_n) e la variabile risposta (Y).
3. Assunzioni sul residuo, o termine di errore del modello. Per impostare correttamente i parametri di elaborazione del software di analisi econometrica, si è assunto che l'errore sia eteroschedastico, ovvero che la varianza di ε , in dipendenza del valore assunto da X_i ($\text{Var} [\varepsilon | X = X_i]$), non sia costante. In caso contrario, il software avrebbe comportato di regola l'assunzione di omoschedasticità ($\text{Var} [\varepsilon | X = X_i] = k$ costante per ogni X_i , con $i=1, 2, \dots, n$), calcolando in maniera errata le varianze degli stimatori dei parametri della regressione (si veda lo step successivo).
4. Stima dei parametri della regressione $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$, che legano le variabili indipendenti con la variabile risposta Y , attraverso il metodo dei minimi quadrati ordinari OLS ("ordinary least square"). Ad esempio, nel caso di un modello lineare con un unico regressore: β_0 rappresenta l'intercetta, mentre β_1 rappresenta la pendenza della retta di regressione, la quale assumerà di conseguenza tale forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$$

Il metodo OLS, impiegato universalmente, utilizza i dati campionari appartenenti al presente database per calcolare la stima dei suddetti parametri. Inoltre, nel caso in cui le assunzioni relative a tale metodo siano rispettate, OLS fornisce una stima non distorta e consistente.

5. Controllo del modello per verificare che la forma funzionale sia corretta, che non siano state omesse variabili rilevanti, e che le assunzioni sulla natura dell'errore siano accurate. Nel caso in cui vi fosse qualche miglioria da apportare, gli step appena elencati saranno reiterati il numero di volte necessario.

Giunti alla conclusione di questo processo, è possibile implementare il modello costruito e analizzare gli effetti causali descritti da esso. La costruzione e

l'implementazione avverranno tramite il software statistico "STATA", con l'assunzione di errori robusti all'eteroschedasticità.

Infine, è bene sottolineare che gli studi sostenuti nel presente elaborato si basano su dati osservazionali, poiché in ambito economico non è possibile disporre di esperimenti controllati casualizzati ideali, che sarebbero gli unici in grado di ridurre al minimo le probabilità di incappare in effetti perturbativi e fattori omessi, i quali tendenzialmente influenzano questo tipo di osservazioni.

3.1 Scelta delle variabili e preparazione del dataset

Lo scopo principale delle analisi del presente elaborato è indagare la possibilità che le startup abbiano più o meno probabilità di successo in base al genere dei propri imprenditori. Trattandosi di analisi che implicano il verificarsi di una moltitudine di fattori, si riconduce la condizione di successo di una startup con lo studio del comportamento delle seguenti variabili risposta, come osservato in alcune delle ricerche presenti in Letteratura (Fairlie R.W. e Robb A.M., 2009; Demartini P., 2018), trattate nel corso del Capitolo I:

- Performance economiche e indicatori della dimensione dell'impresa, individuati dalle variabili *Revenues(K€)*, *Employee*, *Ebitda(K€)*, e *Total_funding(M€)*.
- Stato attuale della startup in oggetto, individuato dalla variabile *Status_dummy*, la quale assumerà il valore 1 nel caso in cui la startup in oggetto sia operativa o sia stata acquisita, e 0 nel caso di scarsa attività o fallimento dell'impresa. Si osserva l'ultimo aggiornamento disponibile sulla piattaforma *Dealroom*.
- Stato attuale della startup in oggetto, individuato dalla variabile *Status_dummy*, la quale assumerà il valore 1 nel caso in cui la startup in oggetto sia operativa o sia stata acquisita, e 0 nel caso di scarsa attività o fallimento dell'impresa. Si osserva l'ultimo aggiornamento disponibile sulla piattaforma *Dealroom*.
- Fase di crescita della startup, verificata tramite la variabile *Growth_dummy*, che assume valore 1 nel caso in cui la startup in oggetto abbia superato la fase

di *seed* con successo. Il valore di tale variabile deriva dall'osservazione dell'ultimo aggiornamento dell'occorrenza della variabile *Growth_stage* presso *Dealroom*.

Nel perseguire gli obiettivi che tali analisi empiriche si sono poste, le variabili indipendenti delle quali si vorranno studiare gli effetti diretti sono:

- *Cat_classefemshare* è una variabile categorica che classifica la frazione di componenti femminili nel board di una startup nelle quattro categorie precedentemente descritte nel Capitolo II: *esclusiva, prevalente, scarsa e nulla*.
- *ImpresaFemm_dummy* assumerà valore 1, nel caso di un'impresa a prevalenza femminile, ovvero le sole società la cui partecipazione di donne, calcolata mediando le cariche amministrative detenute, risulta complessivamente superiore al 50%; assumerà valore 0, nel caso di un'impresa a prevalenza maschile.

Inizialmente sono state condotte analisi econometriche focalizzandosi unicamente sugli effetti diretti che la prevalenza femminile nel board di una startup potesse provocare sugli indicatori di performance. Tuttavia, queste analisi sono risultate piuttosto semplicistiche, poiché le imprese innovative differiscono notevolmente tra di loro, ad esempio, in base alla regione di provenienza, all'età o al settore di appartenenza. Per questo motivo, è stato necessario includere nelle analisi anche le variabili di controllo, al fine di valutare l'effetto reale della prevalenza femminile sulle performance delle imprese, mantenendo costanti altri fattori che potrebbero altrimenti influenzare il risultato finale. La variabile di controllo è una variabile correlata con Y che controlla un fattore causale non incluso nella regressione di Y. La sua introduzione non ha sempre un'interpretazione causale, ma consente di correggere le analisi e comprendere meglio l'effetto della variabile indipendente (prevalenza o presenza femminile nel board) sulla variabile dipendente (misura delle performance), mantenendo costanti gli altri parametri.

Per queste ragioni, si è utilizzato un modello di regressione multipla, che consente di analizzare diversi fattori o variabili di interesse simultaneamente. Sia gli studi della Letteratura, sia le statistiche descrittive del campione, evidenziano che le startup femminili e maschili si differenziano sotto il profilo della collocazione geografica, del

settore di appartenenza e degli anni di vita. Per tali ragioni, come anticipato, sono state utilizzate e incluse nel modello ulteriori variabili indipendenti, elencate e descritte nel precedente Capitolo II. Tali variabili sono state elaborate nel modo più funzionale all'implementazione nell'ambiente di lavoro del software *Stata*. Ad esempio, per il trattamento delle variabili categoriche, come la collocazione regionale, il settore di attività e l'anno di registrazione della metrica in oggetto, sono state generate delle variabili binarie o dummy in corrispondenza di ciascuna occorrenza della variabile madre. Pertanto, al fine di evitare la trappola di collinearità delle variabili dummy, che devono essere mutuamente esclusive ed esaustive, una variabile dummy proveniente dalla stessa variabile madre sarà eliminata dal software.

Relativamente alla posizione geografica, per esempio, le imprese sono state classificate in tre categorie geografiche seguendo la suddivisione dell'Istat: "Nord", "Centro" e "Sud e Isole". Nel gruppo "Nord" sono state incluse le regioni Liguria, Lombardia, Piemonte, Valle d'Aosta, Emilia-Romagna, Friuli-Venezia Giulia, Trentino-Alto Adige e Veneto; nel gruppo "Centro", le regioni Lazio, Marche, Toscana e Umbria; infine, nel gruppo "Sud e Isole", le regioni Abruzzo, Basilicata, Calabria, Campania, Molise, Puglia, e le isole Sicilia e Sardegna.

Sono state quindi create la variabile categoriale denominata *cat_regions* per distinguere le regioni nei tre gruppi identificati, e, seguendo un processo analogo, la variabile categoriale *cat_Nace* attinente al settore di attività. È stata inoltre stata creata una variabile nominata *Età SU rolling*, che rappresenta gli anni di attività della startup al momento della registrazione della metrica economica in analisi. In base al valore ottenuto da questa variabile, si escludono dal campione tutte le startup e le relative occorrenze che superano i 5 anni di attività, poiché non più categorizzabili come startup, bensì come PMI innovative.

3.2 Modelli di regressione per dati panel in prospettiva di genere

Nel corso delle prime analisi econometriche della presente ricerca, è stato dapprima utilizzato un dataset con dati esclusivamente cross-sezionali. Nello specifico, sono stati analizzati i dati di performance di ciascuna startup in un unico periodo temporale,

il quale, nel caso del presente elaborato, coincide con il range di anni che va dal 2016 al 2023. In seguito a tali assunzioni, si sono studiate le performance medie calcolate nella suddetta finestra temporale, come per *Avg_revenues*, *Avg_ebitda*; oppure la somma delle occorrenze all'interno di tale periodo, come per *Total_funding* (si veda l'Appendice). Tuttavia, per ottenere un modello maggiormente preciso e con una migliore capacità di predizione, si è deciso di espandere la dimensione del campione, utilizzando il dataset nel formato esteso. In questo modo, per ciascuna startup è possibile ottenere più osservazioni delle performance dell'impresa stessa, a seconda dei diversi anni. Questa tipologia di studio è detta longitudinale o panel, e prevede l'utilizzo di modelli di regressione specifici. Nel caso di specie, non si dispone di un panel bilanciato, ossia di un panel in cui tutte le variabili sono osservate per tutte le unità e per tutti i periodi temporali, senza la presenza di unità con osservazioni mancanti. Si è, pertanto, in presenza di un database a struttura panel sbilanciato.

Per queste ragioni, sono stati implementati due diversi modelli di regressione. Il primo modello corrisponde ad una regressione panel a effetti casuali, con stimatori GLS (Generalized Least Square) ed effetti temporali; il secondo, invece, consiste in una regressione lineare con stimatori OLS (Ordinary Least Square) e varianze standard clusterizzate.

Il primo modello si adatta particolarmente bene alla struttura del presente database, il quale esamina le prestazioni di numerose startup in un orizzonte temporale piuttosto contenuto, ossia dal 2016 al 2023. Tale modello permette di stimare in maniera più accurata le variazioni della variabile risposta, includendo sia gli effetti dei regressori che descrivono le caratteristiche delle imprese, sia i fattori delle tendenze temporali comuni.

A differenza del modello di regressione panel ad effetti fissi, il modello di regressione ad effetti casuali consente la stima degli effetti delle variabili che non variano nel tempo, come ad esempio il fattore "genere" del quale si dispone. Tuttavia, per l'utilizzo di tale modello, è necessario assumere che gli effetti individuali siano parte del termine di errore, ovvero componenti stocastiche sicuramente incorrelate con i regressori inclusi nel modello ($E[\mu_i | \varepsilon_{it}] = 0$ per ogni i, t). D'altro canto, questa assunzione evidenzia il sorgere di un potenziale limite del modello ad effetti casuali, il quale deve

gestire il trade-off generato dall'inserimento di ulteriori variabili indipendenti. Infatti, se è vero che includere un'ulteriore variabile indipendente o di controllo migliora la precisione delle stime e riduce il bias causato da possibili variabili omesse, allo stesso tempo, può aumentare il rischio che l'assunzione particolare del modello sia violata, e ci sia una correlazione tra i fattori omessi e le variabili indipendenti del modello.

Di seguito, per semplicità, si presenta il modello in forma analitica per la singola startup:

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik} + \gamma_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad \text{con } i = 1 \dots n$$

- Y_{it} è il valore della variabile dipendente per la startup i al tempo t ;
- α è l'intercetta;
- β è il vettore dei coefficienti da stimare (di dimensione k);
- X è il vettore delle k variabili indipendenti per la startup i al tempo t ;
- γ_t è l'effetto temporale specifico per il periodo t ;
- μ_i è la componente dell'errore specifica per la startup i ;
- ε_{it} è la componente dell'errore idiosincratico, specifica per ogni startup i all'interno della finestra temporale in esame.

Per giungere alla formulazione del modello compatto, è necessario considerare le variabili del modello in forma matriciale, tenendo presenti le seguenti dimensioni: (-) n = numero di osservazioni di Y , (-) k = numero di variabili dipendenti che spiegano l'andamento della variabile risposta e (-) t = numero di istanti temporali per i quali si rileva la. L'aggiunta del fattore tempo γ_t , da un lato, permette di separare l'effetto delle variabili indipendenti dalle tendenze temporali, fornendo una stima più accurata dei coefficienti delle variabili indipendenti e, dall'altro, aiuta a modellare le tendenze comuni nel tempo, che potrebbero altrimenti essere attribuite erroneamente agli effetti delle startup, come ad esempio tendenze economico-sociali o altri fattori che influenzano tutte le unità nello stesso modo. Gli effetti temporali sono gestiti con $t-1$ variabili dummy che identificano l'anno di registrazione della performance analizzata.

Rispetto ad alcune specifiche variabili oggetto di studio, si è applicato invece il secondo modello di regressione, poiché il primo non era significativo oppure non poteva essere applicato, a causa di rilevazioni ripetute della variabile risposta

all'interno dello stesso istante temporale. Nel caso di queste situazioni particolari, è stato applicato il modello di regressione lineare con varianze standard clusterizzate. Per ovviare ad alcuni limiti dovuti all'utilizzo del modello di regressione lineare per le analisi di un dataset con struttura panel, si è introdotta la variabile standard per dati raggruppati.

Sebbene sotto le assunzioni dei minimi quadrati ordinari lo stimatore β ha distribuzione normale, è necessario introdurre una nuova formula dell'errore standard: quella per dati raggruppati, o "clustered". Questa nuova formula è necessaria perché le osservazioni per la stessa unità non sono indipendenti, in quanto derivano, appunto, dalla stessa unità. Si supponga che una variabile Z sia osservata in diverse date t e che, perciò, le osservazioni siano Z_t , con $t = 1, \dots, t$. Ebbene, Z_t è detta autocorrelata o serialmente correlata se $\text{Corr}(Z_t, Z_{t+j}) \neq 0$ per $j \neq 0$. Inoltre, i fattori omessi inclusi nel termine di errore per un'unità i sono generalmente autocorrelati o serialmente correlati nei vari istanti di tempo, per cui utilizzare un errore standard, anche se robusto all'eteroschedasticità, porterebbe ad un modello con stime distorte.

In definitiva, saranno incluse in entrambi i modelli di regressione le variabili di controllo precedentemente elencate, al fine di aumentare la capacità esplicativa del modello ed isolare l'effetto diretto della gestione femminile sulle performance economiche della startup.

Ai fini di ottimizzare i modelli di regressione, infine, sono stati valutati i seguenti aspetti:

- Frequenza di valori outliers. In seguito all'analisi degli scatter plot delle occorrenze del campione, considerando le dimensioni delle prestazioni economiche sull'asse Y , e la variabile continua "Boardheads_femshare" sull'asse X , sono stati eliminati alcuni valori anomali. Se presenti in gran numero, questi outliers potrebbero impattare e distorcere gli stimatori della regressione.
- Collinearità imperfetta tra una o più variabili. Si verifica quando due o più regressori sono altamente correlati. Con il fine di evitare che alcuni stimatori β siano stimati imprecisamente o riportino un errore standard molto elevato, sono stati controllati gli indici di correlazione di Pearson e la relativa significatività tra

le variabili che si vogliono includere contemporaneamente nei diversi modelli. Sono accettate ed incluse nei successivi modelli solo le variabili che dimostrano bassa correlazione o bassa significatività ad essa collegata. Si riportano in Appendice gli output di valutazione per ogni campione utilizzato.

- Presenza di variabili dummy singleton. Quando una variabile dummy, che descrive le categorie di una variabile categoriale, è rappresentata da una sola osservazione, il software restituisce errore perché la regressione potrebbe essere distorta. Tali occorrenze sono state rimosse.

Si riportano in Appendice le regressioni attinenti alla variabile EBITDA (k€), rispetto alle quali non è stato possibile trovare un modello significativo sulla base dei dati campionari a disposizione. Per tale ragione, le analisi circa l'efficienza delle startup non saranno oggetto della trattazione del presente elaborato.

3.2.1 Dimensioni della startup e genere degli imprenditori

In questo paragrafo sono stati implementati i modelli di regressione che studiano il rapporto che intercorre tra alcune delle metriche precedentemente elencate, e le variabili che descrivono la presenza femminile nel board delle startup. In particolare, sono state analizzate le metriche che misurano e approssimano la dimensione dell'impresa: REVENUES (€K) ed EMPLOYEES. Per gli studi del presente paragrafo si utilizza il modello di regressione panel a effetti casuali con fattore temporale, di cui si è trattato nel precedente capitolo.

In Tabella 21, si osservano gli output di sintesi delle regressioni che predicano l'andamento del fatturato delle startup del campione, in base al valore della variabile *ImpresaFemm_dummy* e *cat_classefemshare*. In corrispondenza di ogni variabile indipendente, sono stati riportati i valori dei coefficienti β stimati con il metodo GLS, con le rispettive varianze riportate a capo. Si veda invece l'Appendice per gli output integrali dei singoli modelli.

Model	REVENUES (€K)	REVENUES (€K)
<i>ImpresaFemm_dummy</i>	-172,69* 69,374	
<i>cat_classefemshare</i>		
<i>nulla</i>		195,254** 68,614
<i>scarsa</i>		290,650* 118,07
<i>prevalente</i>		118,226 145,33
<i>cat_regiones</i>		
<i>Nord</i>	117,562+ 66,731	109,792 66,838
<i>Sud e Isole</i>	59,030 102,569	52,511 103,225
<i>Cat_settoreNace</i>		
<i>G</i>	476,258 377,652	472,890 375,463
<i>J</i>	-258,189* 109,571	-253,106* 107,784
<i>M</i>	-225,351+ 127,672	-231,361+ 128,012
<i>N</i>	-496,512*** 114,675	-491,648*** 112,330
<i>Altro</i>	17,229 196,921	23,548 197,628
<i>EtàSUrolling</i>	109,619*** 13,549	107,359*** 13,502
<i>Annoreg_dummy</i>	Yes	Yes
<i>Constant</i>	223,194+ 128,090	28,954 130,698
<i>Prob>chi2</i>	0,000	0,000
<i>Observations</i>	2450	2450
<i>R-squared</i>	0,1013	0,1021
<i>Number of Cluster</i>	725	725

p-value < 0,001 ***; 0,001 ≤ p-value < 0,01 **; 0,01 ≤ p-value < 0,05 *; 0,05 ≤ p-value < 0,1 +

Tabella 21. Sintesi degli output dei modelli di regressione panel con effetti casuali e fattori temporali per la variabile risposta REVENUES (K€).

Analizzando l'output, si nota innanzitutto che il p-value associato al valore chi2 di entrambi i modelli è estremamente basso (0,000), ben al di sotto del valore soglia di 0,05 comunemente accettato. Questo significa che, complessivamente, le variabili indipendenti incluse nei modelli sono utili per prevedere la variabile dipendente in modo affidabile. Tuttavia, il valore di R² indica che, rispettivamente, solo il 10,13% e il 10,21% della varianza della variabile Y è spiegata dalle variabili indipendenti utilizzate nel modello.

Per quanto concerne il primo modello, il caso base è individuato dalla startup a prevalenza maschile, appartenente al *Centro* Italia ed operante nel settore *C-Manufacturing*; tali categorie, infatti, non emergono nella regressione, in quanto si analizza lo scostamento prodotto dalle altre categorie rispetto al caso base.

Esaminando nel dettaglio le singole variabili, si osserva che la variabile di interesse *ImpresaFemm_dummy* è statisticamente significativa, poiché il valore assoluto del test Z è minore di -1,96 (valore critico del test Z con $\alpha = 0,05$) con un p-value associato pari a 0,013, ed inferiore a 0,05. Pertanto, è possibile rifiutare l'ipotesi nulla che il coefficiente della variabile *ImpresaFemm_dummy* sia uguale a 0. Dall'output si può concludere che, a parità di condizioni, un'impresa gestita prevalentemente da donne ha un fatturato mediamente inferiore di 171 migliaia di euro rispetto a un'impresa gestita prevalentemente da uomini. Questo risultato è concorde con le statistiche descrittive e con alcune conclusioni tratte dagli studi della Letteratura, sebbene si limiti ai risultati deducibili dal presente elaborato.

Oltre alla prevalenza femminile, si nota che sono significative anche alcune categorie appartenenti alle variabili rappresentanti la collocazione regionale e il settore di attività. Mediamente, le startup collocate nel *Nord* fatturano di più (fattore debolmente significativo, p-value = 0.077), così come le startup che si occupano di manifattura, rispetto a quelle che operano nel settore *J-Information & Communication*. Anche l'avanzare dell'età della startup è un fattore altamente significativo, con p-value = 0.000.

Il secondo modello di regressione utilizzato è simile al precedente, ma cerca di cogliere in maniera più specifica gli effetti della presenza femminile nel board delle startup, analizzando singolarmente le categorie della variabile *cat_classefemshare*. In questo caso, la startup di riferimento, ad *esclusiva* presenza femminile, è ubicata nel *Centro* Italia ed opera nel settore *C-Manufacturing*. Anche in questo caso, i risultati delle analisi suggeriscono che il modello nel suo complesso è statisticamente significativo, e presenta un coefficiente R^2 di determinazione della varianza della variabile risposta leggermente maggiore rispetto al caso precedente.

È interessante notare che due su tre delle variabili categoriali di *cat_classefemshare* sono significative (p-value inferiore al 5%) e sembrano consolidare questo divario di

genere: si può affermare, con un livello di confidenza almeno pari al 95%, che le startup con presenza femminile *scarsa e nulla* generano mediamente ricavi maggiori di circa 280 e 190 mila euro, rispetto alle imprese con *esclusiva* presenza femminile. Relativamente alle imprese con prevalente presenza femminile, il modello in oggetto non permette di fare affermazioni altrettanto significative. Inoltre, come per il modello precedente, sia l'età, sia la collocazione geografica, sia il settore di attività hanno un impatto significativo sui ricavi delle imprese.

In Tabella 22, si presenta l'output dei modelli di regressione per il numero di dipendenti, individuato dalla variabile EMPLOYEE, che rappresenta la seconda proxy della dimensione dell'impresa. Anche in questo caso, sono stati implementati i modelli regressivi in dipendenza della variabile binaria che indentifica l'impresa femminile *ImpresaFemm_dummy* e della variabile categoriale *cat_classefemshare*. Si veda l'Appendice per gli output integrali dei singoli modelli.

Model	EMPLOYEEES	EMPLOYEEES
<i>ImpresaFemm_dummy</i>	-4,290**	
	1,243	
<i>cat_classefemshare</i>		
<i>nulla</i>		4,074**
		1,305
<i>scarsa</i>		3,759*
		1,621
<i>prevalente</i>		-0,749
		1,593
<i>cat_regiones</i>		
<i>Nord</i>	3,816**	3,846**
	1,245	1,267
<i>Sud e Isole</i>	3,319**	3,302**
	1,129	1,131
<i>Cat_settoreNace</i>		
<i>G</i>	7,714	7,724
	6,988	6,994
<i>J</i>	-1,246	-1,244
	2,757	2,769
<i>M</i>	-1,980	-1,924
	2,943	2,941
<i>N</i>	2,408	2,425
	6,411	6,421
<i>Altro</i>	10,019	10,049
	9,261	9,278

<i>EtàSUrolling</i>	2,207*** 0,403	2,215*** 0,415
<i>Annoreg dummy</i>	Yes	Yes
<i>Constant</i>	-0,662 3,127	-4,761 3,330
<i>Prob>chi2</i>	0,000	0,000
<i>Observations</i>	3707	3707
<i>R-squared</i>	0,0201	0,0200
<i>Number of Cluster</i>	1366	1366

p-value < 0,001 ***; 0,001 ≤ p-value < 0,01 **; 0,01 ≤ p-value < 0,05 *; 0,05 ≤ p-value < 0,1 +

Tabella 22. Sintesi degli output dei modelli di regressione panel con effetti casuali e fattori temporali per la variabile risposta EMPLOYEES (Numero di dipendenti).

Le analisi di regressione evidenziano che entrambi i modelli sono, nel complesso, altamente significativi, con un p-value (Prob > chi2) di 0.0000 e un R-squared di 0,021. Questo indica che solo il 2.1% della varianza nel numero di dipendenti delle imprese è spiegata dalle variabili indipendenti considerate; per questo motivo, \potrebbero esserci dei fattori omessi. A differenza dei modelli basati sul fatturato, si dispone di un numero maggiore di osservazioni per la variabile risposta EMPLOYEES, equivalente a 3707 osservazioni, riferite ad un totale di 1366 startup con la media di 2,7 osservazioni ciascuna (si veda l'Appendice).

Il caso di riferimento per il primo modello è rappresentato da una startup a guida maschile, ubicata nel *Centro* Italia e operante nel settore *C-Manufacturing*. In particolare, la prevalenza femminile nel board delle startup comporta una riduzione del numero dipendenti, effetto negativo che, risultando molto significativo (p-value = 0.001), permette di concludere che, in accordo con i risultati delle statistiche descrittive e con la Letteratura, un'impresa femminile è generalmente di dimensioni inferiori rispetto ad una maschile. È interessante notare che mediamente questo divario in termini di personale tra startup femminili e maschili è abbastanza ampio, e si attesta intorno a 4 dipendenti in più a favore di quelle maschili. Analogamente, osservando il dettaglio delle categorie puntuali che tracciano la presenza femminile del modello 2, si nota che le imprese a *scarsa* e *nulla* presenza femminile dispongono mediamente di poco meno di 4 dipendenti in più. Infine, non si possono trarre deduzioni significative rispetto alla classe di presenza femminile *prevalente*.

Come riscontrato nelle regressioni incentrate sul fatturato, oltre al genere, anche altri fattori influenzano significativamente il numero di dipendenti. Le imprese situate nel

Nord e nel *Sud/Isole* hanno mediamente più dipendenti rispetto a quelle del *Centro*; inoltre, l'età della startup è un fattore altamente significativo, che induce la crescita dell'organico di circa 2 dipendenti all'anno.

In conclusione, si può affermare che i risultati di queste analisi econometriche sono in accordo con la maggioranza delle evidenze esibite sino ad ora: le startup femminili sono mediamente di dimensioni minori rispetto a quelle maschili. In particolare, secondo i dati del campione in esame, una startup femminile, a parità di condizioni, dispone mediamente di circa 4 dipendenti in meno rispetto ad una maschile, e fattura, inoltre, 170 mila euro in meno all'anno.

3.2.2 Round di finanziamento, tipologia di investitore e genere degli imprenditori

Con il proposito di conferire al presente elaborato una maggiore completezza ed esaustività, in seguito alle analisi relative alle dimensioni delle startup, si prosegue con le analisi circa la capacità di un'impresa di raccogliere finanziamenti, attitudine chiave per il successo e la crescita di una startup. L'obiettivo del presente paragrafo è stabilire la significatività delle differenze in prospettiva di genere illustrate da alcuni studi della Letteratura e dalle statistiche descrittive (Capitolo II), che dimostrano, anche se per pochi punti percentuali, una tendenza a ricevere investimenti più consistenti per le startup maschili rispetto a quelle femminili. A questi fini, è stata utilizzata la variabile risposta *Round_Amount (M€)*, che traccia il valore economico del round di investimento in analisi.

Nel caso specifico, è stato utilizzato il modello di regressione lineare con errori standard raggruppati, data la presenza di più osservazioni della variabile risposta per un singolo istante di tempo.

Rispetto ai modelli precedenti, si è inoltre indagato come la variabile risposta (valore del finanziamento ottenuto) potesse variare in base alla presenza di determinate categorie di investitore a sostegno della startup del campione. Per raggiungere tale scopo, sono state quindi aggiunte quattro variabili dummy: (-) *BIN_VC*, (-) *BIN_Corporate*, (-) *BIN_acc/inc* e (-) *BIN_BA*, che indicano rispettivamente la partecipazione delle quattro tipologie di investitori maggiormente presenti nel

database: (-) venture capitalist, (-) corporate, (-) acceleratori/incubatori e (-) business angels.

Dapprima sono stati implementati dei modelli privi di interazioni tra le variabili, per indagare quanto il genere degli imprenditori influenzi la capacità di una startup di raccogliere investimenti più o meno ingenti. A tal fine, sono state incluse le variabili di controllo presentate nei modelli precedenti, con lo scopo di isolare l'effetto del genere.

In Tabella 23 si osservano gli output di sintesi dei modelli di regressione per il caso base di una startup maschile, ubicata nel *Centro* Italia e appartenente al settore *C-Manufacturing*; in Appendice si riportano invece gli output dei singoli modelli in versione integrale.

Model	Round_Amount (M€)	Round_Amount (M€)
<i>ImpresaFemm_dummy</i>	-0,170 0,497	
<i>cat_classefemshare</i>		
<i>nulla</i>		-0,162 0,611
<i>scarsa</i>		0,606 0,938
<i>prevalente</i>		-0,229 1,006
<i>cat_regiones</i>		
<i>Nord</i>	0,576* 0,269	0,538* 0,259
<i>Sud e Isole</i>	0,181 0,267	0,182 0,279
<i>Cat_settoreNace</i>		
<i>G</i>	-0,017 0,659	-0,103 0,748
<i>J</i>	0,124 0,369	0,194 0,399
<i>M</i>	0,399 0,385	0,377 0,393
<i>N</i>	-0,375 0,481	-0,322 0,513
<i>Altro</i>	0,175 0,466	0,217 0,436
<i>BIN_VC</i>	0,997** 0,327	0,973** 0,339
<i>BIN_Corporate</i>	1,037+ 0,588	0,965+ 0,530

<i>BIN_acc/inc</i>	-0,458+ 0,245	-0,439+ 0,241
<i>BIN_BA</i>	0,293 0,471	0,327 0,471
<i>EtàSUrolling</i>	0,302*** 0,085	0,300** 0,085
<i>Constant</i>	-0,433 0,432	-0,423 0,722
<i>Prob>F</i>	0,000	0,000
<i>Observations</i>	641	641
<i>R-squared</i>	0,0989	0,1065
<i>Number of Cluster</i>	328	328

p-value < 0,001 ***; 0,001 ≤ p-value < 0,01 **; 0,01 ≤ p-value < 0,05 *; 0,05 ≤ p-value < 0,1 +

Tabella 23. Sintesi degli output dei modelli di regressione lineare con errori standard raggruppati per la variabile risposta *Round_Amount (M€)*.

Entrambi i modelli si dimostrano altamente significativi nel complesso ($Prob > F=0,0000$), e il numero di osservazioni utilizzato è inferiore rispetto ai modelli precedenti: si studia il comportamento di 328 startup.

Analizzando gli effetti del genere, si nota che *ImpresaFemm_dummy* non è significativa; di conseguenza, si accetta l'ipotesi che la prevalenza femminile del genere degli imprenditori di una startup non impatti l'ammontare dei round di finanziamento ricevuti. Sono invece significativi il fattore geografico, l'età dell'impresa e la presenza di investitori VC, i quali comportano ciascuno un effetto causale significativo sull'ammontare del round.

Con lo scopo di individuare un modello maggiormente esplicativo è stata espansa la variabile categoriale *cat_classefemshare*, ottenendo un modello che spiega il 10,65% della variabilità di *Round_Amount (M€)*, contro il 9,89% del caso precedente. Anche in questo modello, il genere non ha un effetto significativo, per cui si può concludere che la percentuale di figure imprenditoriali femminili nel board delle startup del campione non influenza l'abilità della stessa di raccogliere risorse economiche più consistenti.

Infine, si riportano delle analisi di approfondimento su come il genere dei founder influisce sulla presenza di determinate categorie di investitori. Le statistiche descrittive del Capitolo II riportavano uno sbilanciamento nelle preferenze di investimento in prospettiva di genere di alcune categorie di investitori; in particolare, le startup femminili ricevono meno investimenti da parte di (-) soggetti corporate e (-) venture capital, ma più sostegno da (-) business angels e (-) altri investitori meno rappresentati

nel database. In Figura 1 si presenta l'output integrale del modello di regressione multipla con interazioni tra le variabili, in ottica di analizzare l'effetto della compresenza di questi fattori sull'ammontare del round di investimento.

```

. regress AMOUNT i.cat_regions i.cat_Nace EtàSUrolling ImpresaFemm_dummy##Bin_VC ImpresaFemm_dummy##Bin_Corporate ImpresaFemm_dummy##Bin_acci
> nc ImpresaFemm_dummy##Bin_BA, vce (cluster codicefiscale)

```

Linear regression

Number of obs	=	641
F(17, 327)	=	5.68
Prob > F	=	0.0000
R-squared	=	0.1068
Root MSE	=	2.9802

(Std. err. adjusted for 328 clusters in codicefiscale)

AMOUNT	Robust Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cat_regions						
Nord	.534188	.2662985	2.01	0.046	.0103137	1.058062
Sud e Isole	.1359304	.2531755	0.54	0.592	-.3621278	.6339887
cat_Nace						
G	-.1488879	.7031651	-0.21	0.832	-1.532186	1.23441
J	.1495018	.3779234	0.40	0.693	-.5939662	.8929699
M	.4037228	.3917457	1.03	0.304	-.366937	1.174383
N	-.4797419	.5589026	-0.86	0.391	-1.57924	.6197565
altro	.2154636	.4567432	0.47	0.637	-.6830623	1.113989
EtàSUrolling						
1.ImpresaFemm_dummy	.2948015	.0860987	3.42	0.001	.1254243	.4641786
1.Bin_VC	-.2745966	.3321003	-0.83	0.409	-.9279193	.3787261
ImpresaFemm_dummy##Bin_VC						
1 1	.080203	1.866923	0.04	0.966	-3.592493	3.752899
1.Bin_Corporate						
1 1	1.208882	.6324198	1.91	0.057	-.0352432	2.453006
ImpresaFemm_dummy##Bin_Corporate						
1 1	-2.384147	1.260412	-1.89	0.059	-4.863686	.0953918
1.Bin_accinc						
1 1	-.4305701	.2678919	-1.61	0.109	-.9575791	.096439
ImpresaFemm_dummy##Bin_accinc						
1 1	-.307031	.8243562	-0.37	0.710	-1.928742	1.31468
1.Bin_BA						
1 1	.0170216	.3942302	0.04	0.966	-.7585259	.7925691
ImpresaFemm_dummy##Bin_BA						
1 1	2.34863	2.67393	0.88	0.380	-2.911645	7.608906
_cons	-.3774228	.4211776	-0.90	0.371	-1.205982	.4511369

Figura 1. Output del modello di regressione lineare con interazioni tra variabili ed errori standard raggruppati per la variabile risposta *Round_Amount* (M€).

Il modello di regressione è altamente significativo nel complesso, con un R-squared pari al 10,7% circa. Il fattore genere rimane sostanzialmente non significativo, sia come effetto singolo, sia nell'interazione con tutte le variabili che tracciano la presenza delle diverse categorie di investitore; per tale ragione, non si possono trarre conclusioni significative rispetto alle interazioni tra il genere e le categorie di investitori precedentemente riportate.

L'unica eccezione è costituita dalla variabile *Bin_Corporate*. In quest'ultimo caso, nonostante la debole significatività dei predittori, si può affermare che, con un livello di fiducia pari a circa il 94%, la presenza di investitori corporate influisce

positivamente sul totale del round per circa 1,2 milioni di euro. Tuttavia, se tale round è indirizzato ad una startup a femminile, la presenza dell'investitore corporate comporta un ulteriore effetto negativo di circa 2,4 milioni di euro, dal quale risulta un bilancio totale negativo pari a circa 1,2 milioni di euro sul totale dei finanziamenti ricevuti da una startup femminile rispetto ad una maschile. Potrebbe affidarsi alla ricerca accademica una più robusta indagine circa la debole significatività del risultato ottenuto.

3.3 Probabilità di successo e sopravvivenza di una startup in prospettiva di genere

Questo paragrafo mira ad analizzare le variabili *Status_dummy*, *Deals_dummy* e *Growth_dummy*.

Deals_dummy assume il valore 1 nel caso in cui la startup in oggetto abbia concluso con successo almeno un accordo con un soggetto esterno, e 0 nel caso opposto.

Status_dummy, invece, assume il valore 1 nel caso in cui la startup in oggetto sia operativa o sia stata acquisita, e 0 nel caso di scarsa attività o fallimento dell'impresa.

Infine, *Growth_dummy* assume il valore 1 nel caso in cui la startup in oggetto abbia superato con successo la fase di *seed*, e 0 nel caso opposto.

Queste metriche, così come descritto in Letteratura, forniscono indicazioni circa la capacità di una startup di avere successo, nella misura in cui si muove in maniera efficace nell'ecosistema dell'innovazione e sa attrarre a sé sostenitori; si tratta di aspetti cruciali per crescere e sviluppare il proprio business. Per le variabili in oggetto, si osserva l'ultimo aggiornamento disponibile sulla piattaforma *Dealroom*. Nel caso specifico non è stato utilizzato il database in formato esteso. Di conseguenza: (-) non sono stati applicati studi longitudinali, e (-) le caratteristiche inerenti ad ogni startup sono state analizzate una sola volta, a condizione che l'età della startup, al momento dell'osservazione dell'ultimo aggiornamento disponibile della variabile di merito, fosse inferiore a 5 anni.

Nell'ambito di queste analisi econometriche, il significato delle variabili binarie *Status_Dummy*, *Deals_Dummy* e *Growth_dummy* è stato associato rispettivamente alla probabilità che un'impresa non fallisca nel tempo, alla probabilità che sia in grado di

concludere un deal con successo e alla probabilità che essa superi lo stadio di *seed*. Per tali ragioni, per studiare e predire la probabilità che, in determinate condizioni, una startup fallisca, è stato implementato il modello regressivo di probabilità non lineare *Logit*, il quale utilizza la funzione di ripartizione logistica standard:

$$F(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n) = F(\delta) = \frac{1}{1+e^{-\delta}}.$$

Il modello *Logit* è caratterizzato da una curva ad S e, in queste stesse condizioni, performa meglio di un semplice modello di probabilità lineare. A differenza della regressione lineare, che predice valori continui, la regressione *Logit* interpreta le relazioni tra le variabili indipendenti e predice la probabilità del verificarsi di un certo risultato. I coefficienti β_i compaiono nell'output della regressione *Logit*: maggiore è il loro valore, maggiore è la probabilità predetta dal suddetto modello. I coefficienti del modello vengono stimati tramite il metodo della massima verosimiglianza, che trova i valori dei coefficienti che massimizzano la probabilità di osservare e riprodurre i dati del campione a disposizione.

3.3.1 Genere degli imprenditori: stato di operatività della startup

La variabile *Status_Dummy*, come anticipato, è ricavata dal controllo del valore della variabile *COMPANY_STATUS*, fornita da *Dealroom*. Essa può assumere lo stato di *acquired*, *oprational*, *low activity* e *closed*; in caso di occorrenza delle prime due manifestazioni, *Status_Dummy* assumerà il valore 1, altrimenti 0. La Tabella 21 mostra l'implementazione del modello Logit che predice la probabilità che un'impresa non fallisca o venga acquisita (*Status_dummy*) in base ad alcune sue caratteristiche, tra le quali: (-) il genere dei membri del board, (-) l'ubicazione regionale, (-) il settore di attività, (-) e (-) l'età. Il caso base dei due modelli rispetto alle variabili categoriali non è mutato rispetto alle precedenti analisi. Si riportano le regressioni integrali in Appendice.

Model	Status dummy	Status dummy
<i>ImpresaFemm_dummy</i>	-0,130	
	0,129	
<i>cat_classefemshare</i>		
<i>nulla</i>		0,259+
		0,138
<i>scarsa</i>		0,618*
		0,239
<i>prevalente</i>		0,822*
		0,322
<i>cat_regiones</i>		
<i>Nord</i>	0,029*	0,303*
	0,140	0,141
<i>Sud e Isole</i>	-0,481**	-0,461**
	0,156	0,156
<i>Cat_settoreNace</i>		
<i>G</i>	-0,089	-0,111
	0,302	0,300
<i>J</i>	0,281*	0,285*
	0,136	0,136
<i>M</i>	0,191	0,156
	0,157	0,157
<i>N</i>	0,867*	0,861*
	0,399	0,406
<i>Altro</i>	0,202	0,161
	0,250	0,249
<i>EtàSU</i>	0,1345***	0,128***
	0,019	0,019
<i>Constant</i>	0,841***	0,574**
	0,0175	0,205
<i>Observations</i>	2773	2773
<i>Pseudo R-squared</i>	0,0438	0,0481
<i>Prob>chi2</i>	0,0000	0,0000

p-value < 0,001 ***; 0,001 ≤ p-value < 0,01 **; 0,01 ≤ p-value < 0,05 *; 0,05 ≤ p-value < 0,1 +

Tabella 24. Sintesi degli output dei modelli di regressione Logit per la variabile risposta *Status_dummy* (stato di operatività dell'impresa).

Lo Pseudo R² è una misura della bontà di adattamento del modello, che spiega circa il 4,38% della variabilità della variabile risposta nel caso del primo modello. La probabilità associata al Test del chi quadrato di Wald è estremamente bassa (0,0000), indicando che si può asserire con un alto grado di confidenza che le variabili indipendenti scelte, nel loro insieme, hanno un effetto significativo sulla variabile dipendente. Le stesse considerazioni generali riportate sul primo modello possono essere applicate anche al secondo, con la differenza che quest'ultimo, presentando dei valori log-likelihood e pseudo R-squared maggiori, risulta moderatamente migliore.

Nel primo modello, il genere non ha un impatto significativo sulla probabilità di sopravvivenza e stabilità di una startup. Tuttavia, è possibile affermare con significatività che la regione di ubicazione, il settore di attività e l'età della startup hanno un effetto significativo.

Per quanto riguarda invece il secondo modello, si distinguono effetti significativi per le diverse categorie della variabile che monitora la presenza femminile. In particolare, si può osservare che sia le startup con una prevalente presenza femminile, sia quelle con una scarsa presenza femminile, performino meglio sotto il profilo della resilienza rispetto a quelle con una presenza esclusivamente maschile o esclusivamente femminile. Per tale ragione, secondo i risultati di tale modello, si può asserire che una diversità di genere nel board delle startup italiane possa costituire un fattore di vantaggio, in accordo con alcuni risultati proposti in Letteratura.

In ottica di supportare le conclusioni tratte dai modelli implementati sino ad ora, si sono applicati appositi test, al fine di verificare le differenze tra le misure di tendenza centrale delle distribuzioni delle variabili risposta differenziate secondo il genere dell'imprenditore. Questi test offrono un metodo alternativo di studiare le differenze in prospettiva di genere rispetto alle variabili di interesse, e utilizzano dei metodi statistici differenti rispetto ai modelli di regressione. Essi, inoltre, non sono sostitutivi rispetto ai modelli di regressione implementati: a differenza dei modelli di regressione, non permettono di includere gli effetti di altre variabili che possono influenzare l'andamento della variabile dipendente. Per entrambi i test si assume che i gruppi in prospettiva di genere siano indipendenti tra di loro, così come si assume che siano indipendenti tra di loro le osservazioni interne ai gruppi. Si assume, inoltre, la condizione di eteroschedasticità.

In forza di tali ipotesi, in primis si è applicato il T-test di Welch, variante del T-test per la condizione di eteroschedasticità, il quale confronta le medie di due gruppi indipendenti, sotto l'ipotesi nulla di assenza di differenza. Successivamente, si è eseguito il Test parametrico di Wilcoxon-Mann-Whitney che, pur perseguendo lo stesso obiettivo, assume però che la variabile dipendente non sia distribuita normalmente, ed è robusto all'eteroschedasticità. Come si evince dalle Figure 2 e 3, in

gruppi differiscono tra loro – argomento che esula dalla trattazione del presente elaborato.

```
. kwallis Status_dummy, by ( cat_classefemshare)
```

Kruskal-Wallis equality-of-populations rank test

cat_clas~e	Obs	Rank sum
esclusiva	454	688581.00
nulla	2,288	3.63e+06
prevalente	155	261650.50
scarsa	279	466524.50

```
chi2(3) = 6.952
Prob = 0.0735
```

```
chi2(3) with ties = 17.879
Prob = 0.0005
```

Figura 4. Output del Test di Kruskal-Wallis per *Status_dummy* e *cat_classefemshare*.

In questo caso, in accordo con i risultati dalla regressione, il test suggerisce che ci sono differenze significative tra i gruppi ottenuti rispetto alla variabile *cat_classefemshare*. Si può quindi rifiutare l'ipotesi nulla secondo cui le distribuzioni dei ranghi sono uguali tra i gruppi: almeno uno dei gruppi differisce significativamente dagli altri in termini di probabilità di sopravvivenza.

3.3.2 (*Segue*): Genere degli imprenditori: presenza di accordi esterni

Il presente paragrafo offre la regressione *Logit*, che predice la probabilità che una startup riesca a concludere con successo un accordo con un soggetto esterno, per mezzo dello studio della variabile *Deals_dummy*. Tale variabile è ricavata dalle analisi dei campi del dataset *Investors* ed *Ownership*: qualora il campo della variabile *Ownership* sia non vuoto, la variabile *Deals_dummy* assume valore 1 se nel campo *Investors* è presente almeno un investitore. A differenza dei precedenti modelli, il numero di osservazioni è ridotto, poiché nel database *Dealroom* sono presenti alcune lacune per le variabili *Investors* ed *Ownership*.

Model	Deals_dummy	Deals_dummy
<i>ImpresaFemm_dummy</i>	-0,049	
	0,245	
<i>cat_classefemshare</i>		
<i>nulla</i>		0,002
		0,308
<i>scarsa</i>		0,315
		0,387
<i>prevalente</i>		0,002
		0,447
<i>cat_regiones</i>		
<i>Nord</i>	0,113	-0,359
	0,232	0,234
<i>Sud e Isole</i>	-0,214	0,225
	0,310	0,313
<i>Cat_settoreNace</i>		
<i>G</i>	-0,325	-0,306
	0,547	0,545
<i>J</i>	0,009	0,049
	0,320	0,321
<i>M</i>	0,426	0,422
	0,356	0,356
<i>N</i>	0,232	0,234
	0,599	0,605
<i>Altro</i>	0,785	0,802
	0,489	0,490
<i>EtàSU</i>	0,289***	0,296***
	0,040	0,041
<i>Constant</i>	-1,181***	-1,185***
	0,395	0,455
<i>Observations</i>	602	602
<i>Pseudo R-squared</i>	0,1385	0,1399
<i>Prob>chi2</i>	0,0000	0,0000

p-value < 0,001 ***; 0,001 ≤ p-value < 0,01 **; 0,01 ≤ p-value < 0,05 *; 0,05 ≤ p-value < 0,1 +

Tabella 25. Sintesi degli output dei modelli di regressione Logit per la variabile risposta *Deals_dummy* (presenza di almeno un accordo con soggetti esterni).

Con l'ausilio dei modelli che includono gli effetti della variabile binaria *ImpresaFemm_dummy* e della variabile categoriale *cat_classefemshare*, si può affermare che il fattore genere non è significativo. I modelli in versione integrale sono riportati in Appendice. Infine, si riportano di seguito i risultati ottenuti dal T-test di Welch, dal Test di Wilcoxon-Mann-Whitney e dal Test di Kruskal Wallis.

```
. ranksum Deals_dummy, by (ImpresaFemm_dummy)

Two-sample Wilcoxon rank-sum (Mann-Whitney) test
```

ImpresaFem~y	Obs	Rank sum	Expected
0	533	167620	166296
1	90	26756	28080
Combined	623	194376	194376

```
Unadjusted variance 2494440.00
Adjustment for ties -633365.96

Adjusted variance 1861074.04

H0: Deals_~y(Impres~y==0) = Deals_~y(Impres~y==1)
z = 0.971
Prob > |z| = 0.3318
```

Figura 5. Output del T-test di Welch per *Deals_dummy* e *Impresafemm_dummy*.

```
. kwallis Deals_dummy, by (cat_classefemshare)

Kruskal-Wallis equality-of-populations rank test
```

cat_clas~e	Obs	Rank sum
esclusiva	59	17277.00
nulla	457	141336.50
prevalente	31	9479.00
scarsa	76	26283.50

```
chi2(3) = 3.497
Prob = 0.3211

chi2(3) with ties = 4.687
Prob = 0.1962
```

Figura 6. Output del Test di Wilcoxon-Mann-Whitney per *Deals_dummy* e *Impresafemm_dummy*.

```
. ttest Deals_dummy, by ( ImpresaFemm_dummy) unequal

Two-sample t test with unequal variances
```

Group	Obs	Mean	Std. err.	Std. dev.	[95% conf. interval]
0	533	.5440901	.0215933	.4985201	.5016715 .5865087
1	90	.4888889	.0529868	.502677	.3836052 .5941725
Combined	623	.5361156	.0199958	.4990947	.4968481 .575383
diff		.0552012	.0572178		-.0580816 .1684839

```
diff = mean(0) - mean(1) t = 0.9648
H0: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 120.46

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.8317 Pr(|T| > |t|) = 0.3366 Pr(T > t) = 0.1683
```

Figura 7. Output del Test di Kruskal-Wallis per *Deals_dummy* e *cat_classefemshare*.

Tutti i risultati dei test sono non significativi: in conclusione, perciò, si può affermare che le differenze nei valori medi di *Deals_dummy* tra i gruppi individuati sono dovute al caso, e non subiscono l'influenza significativa del fattore genere.

3.3.3 (Segue): Genere degli imprenditori: influenza sulle fasi di crescita della startup

Nel presente paragrafo si analizza il comportamento della variabile *Growth_dummy*, ricavata dal controllo delle occorrenze della variabile *Growth_stage*, fornita da *Dealroom*. Questa variabile assume il valore 1, nel caso in cui il campo *Growth_stage* riporti una fase di crescita successiva a “seed”, altrimenti *Growth_dummy* vale 0. La

Tabella 23 mostra l'implementazione dei modelli Logit, che analizzano come varia la probabilità che una startup possa superare la fase di *seed* in base agli effetti dei regressori inclusi nel computo del modello. Come per i modelli analizzati sinora, sono state utilizzate le stesse variabili di controllo e le stesse variabili di genere; anche in quest'ultimo modello, il caso di base rimane invariato.

Model	Growth dummy	Growth_dummy
<i>ImpresaFemm_dummy</i>	0,087	
	0,104	
<i>cat_classefemshare</i>		
<i>nulla</i>		-0,253*
		0,118
<i>scarsa</i>		-0,223
		0,185
<i>prevalente</i>		-0,647**
		0,217
<i>cat_regiones</i>		
<i>Nord</i>	0,285*	0,291*
	0,116	0,116
<i>Sud e Isole</i>	0,139	0,129
	0,139	0,140
<i>Cat_settoreNace</i>		
<i>G</i>	0,102	0,121
	0,154	0,257
<i>J</i>	-0,447***	-0,444***
	0,113	0,113
<i>M</i>	-0,160	-0,144
	0,128	0,129
<i>N</i>	-0,556*	-0,545*
	0,274	0,273
<i>Altro</i>	-0,166	-0,143
	0,199	0,200
<i>EtàSU</i>	0,181***	0,185***
	0,019	0,019
<i>Constant</i>	-0,747***	-0,517**
	0,149	0,173
<i>Observations</i>	2492	2492
<i>Pseudo R-squared</i>	0,0338	0,0378
<i>Prob>chi2</i>	0,0000	0,0000

p-value < 0,001 ***; 0,001 ≤ p-value < 0,01 **; 0,01 ≤ p-value < 0,05 *; 0,05 ≤ p-value < 0,1 +

Tabella 26. Sintesi degli output dei modelli di regressione Logit per la variabile risposta *Growth_dummy* (superamento della fase di crescita seed).

Analizzando l'output di sintesi, si può notare che entrambi i modelli sono complessivamente significativi. La probabilità che tutti i coefficienti siano zero è estremamente bassa ($p\text{-value} < 0,01$). Di conseguenza, almeno una delle variabili indipendenti è significativamente associata alla variabile dipendente. Tuttavia, i valori di R-squared evidenziano che la capacità esplicativa dei modelli in termini di variabilità di *Growth_dummy* è esigua.

Secondo il primo modello, le imprese innovative femminili e maschili hanno le stesse probabilità di intraprendere un percorso di crescita di successo; ciò non vale per quanto concerne il modello con la variabile categoriale *cat_classefemshare*, dal quale emergono notevoli differenze significative in prospettiva di genere. In particolare, osservando i coefficienti delle startup a presenza femminile *nulla e prevalente*, si può desumere che esse abbiano meno probabilità di raggiungere la fase di crescita *early_stage* rispetto a quelle ad esclusiva presenza femminile. Nessuna considerazione significativa può essere invece prodotta rispetto alle startup italiane con *scarsa* presenza femminile.

Questi risultati sembrano porsi in contrasto con l'output della regressione dello stato di operatività delle startup – secondo il quale, infatti, le startup con board i cui componenti appartengono a generi diversi (ossia, quelle startup a *scarsa* o a *prevalente* presenza femminile) performano meglio. Queste discrepanze possono suggerire la distorsione di uno dei due modelli: è evidente che tali affermazioni non possono coesistere facilmente.

Di seguito si riportano i consueti test, i quali ci offrono uno studio in prospettiva di genere ottenuto con metodi statistici differenti da quelli applicati in sede di regressione. Secondo i test di Welch e Wilcoxon - Mann - Whitney, non si può rifiutare l'ipotesi secondo cui le distribuzioni di *Growth_dummy* in base al valore di *ImpresaFemm_dummy* abbiano una media differente, e provengano quindi da popolazioni diverse. Quanto appena rilevato è, peraltro, in accordo con il modello di regressione che include la variabile *ImpresaFemm_dummy*.

piuttosto l'attitudine di una startup a ricevere finanziamenti, parametro già valutato in sede dei precedenti modelli regressivi del presente elaborato (*Deals_dummy*, *Round_Amount* (M€)). Di conseguenza è preferibile rimandare le conclusioni rispetto a questo tema (probabilità di avanzamento nelle fasi di crescita di una startup), nella speranza di ottenere delle analisi più precise.

Ponendo l'accento sulla contrapposizione fra le conclusioni circa la variabile *status_dummy* e *growth_dummy*, è opportuno constatare che la prima potrebbe considerarsi maggiormente oggettiva e affine al compito che è chiamata a svolgere.

CONCLUSIONI

Il presente lavoro di tesi si è posto l'obiettivo di analizzare i dati empirici di un campione di startup innovative italiane iscritte alla sezione speciale del Registro delle imprese tra gli anni 2012 e 2020, con particolare focus sul genere degli imprenditori che compongono il board di tali startup.

In seguito alla rassegna della Letteratura sui temi prossimi all'oggetto del presente elaborato, sono state individuate una serie di metriche rilevanti per i fini di questa ricerca. In primis, sono state individuate ed analizzate le distribuzioni di tali metriche in prospettiva di genere, così da fornire un quadro descrittivo delle startup italiane innovative appartenenti al campione. Successivamente, sono stati indagati gli effetti causali del fattore genere sulle metriche di principale rilevanza. Di seguito si riportano i risultati complessivi ottenuti:

- *Fatturato annuale*: i modelli presentati nel precedente capitolo hanno dimostrato che il genere ha un effetto negativo sul fatturato annuale di una startup innovativa italiana, anche se controllato da fattori regionali, temporali e di settore economico. Questi risultati sono in linea con alcuni studi della Letteratura (Fairlie e Robb, 2009; Crane S.R., 2022) e in disaccordo con altri (Brush C.G. e Elam A.B., 2023; Demartini P., 2018).
- *Numero di dipendenti*: analogamente a quanto riportato per il fatturato annuale, anche in questo caso il genere influisce negativamente sul numero di dipendenti della startup innovativa. Tali risultati sono in disaccordo con gli studi di Demartini P. del 2018.
- *Efficienza*: i modelli di regressione *cross-section* e *panel* non hanno portato a risultati sufficientemente significativi sul tema. Pertanto, nonostante i vari articoli scientifici che affrontano il tema della profittabilità e dell'efficienza delle startup in prospettiva di genere (Fairlie e Robb, 2009; Demartini P., 2018; Krentz M., Harthorne J., Taplett F. B., 2018; Aernoudt, R., De San José, A., 2020; e altri) non è stato possibile trarre conclusioni dai dati empirici del presente elaborato.

- *Ammontare dei round e principali tipologie di investitori*: secondo i modelli di regressione del precedente capitolo, il fattore genere, controllato dalle variabili di ubicazione regionale, di settore di attività e di età della startup, non impatta la capacità di ricevere dei finanziamenti da parte dell'ecosistema dell'innovazione. Se si ripetono tale analisi in compresenza delle categorie di investitore, si riscontra un effetto negativo del fattore genere in corrispondenza degli investitori *corporate* (significatività debole). Tali risultati sono in accordo con gli studi della Letteratura di Prokop J. e Wang D. (2022), Bernardino S. et al., (2022), Rossi et al., (2021). In contrapposizione con gli studi di Lins E. e Luts E., (2016), i quali evidenziano un effetto negativo del genere in corrispondenza della presenza di investitori *venture capitalist*.
- *Probabilità di successo e sopravvivenza*: le analisi in termini di successo e sopravvivenza hanno riportato alcuni risultati contrastanti rispetto al genere. In ogni caso, per le ulteriori considerazioni apportate in conclusione del Capitolo III, si è dimostrato, in accordo con la Letteratura (Gompers P. A. et al., 2021; e altri studi) che le startup del campione con genere misto all'interno del board hanno più probabilità di sopravvivenza e successo.

Inoltre, è opportuno constatare che i modelli della presente ricerca hanno alcuni limiti:

- per alcune metriche oggetto di analisi, come ad esempio *Round_Amount*, i dati forniti da *Dealroom* presentano alcune lacune. Per tali ragioni, una dimensione del campione non molto numerosa, potrebbe aver ridotto il potere statistico delle analisi, ovvero la capacità di rilevare un effetto significativo se effettivamente presente;
- i modelli di regressione presentati avevano una varianza spiegata relativamente bassa. Di conseguenza, potrebbero essere stati omessi alcuni fattori rilevanti per quanto riguarda la predizione del comportamento della variabile risposta, in grado di moderare ed isolare in maniera più efficace il fattore genere.

Per quanto attiene, invece, al potere inferenziale delle presenti analisi, non è possibile assumere che il campione in oggetto riproduca fedelmente il fenomeno delle startup

innovative italiane. In particolare, per questi studi empirici è stato selezionato un dataset sulla base dei dati presenti nella piattaforma *Dealroom*, e: (-) alcune startup potrebbero non essere registrate sulla piattaforma; (-) altre potrebbero nascere e fallire senza essere registrate; (-) altre ancora potrebbero non presentare alcun dato riguardo le performance oggetto di analisi del presente elaborato.

Nel caso in cui si volessero compiere delle analisi con scopo inferenziale più significativo, il suggerimento sarebbe di utilizzare un campione maggiormente rappresentativo della popolazione, cercando di limitare, per quanto possibile, le influenze distorsive sui processi di campionamento.

APPENDICE

Regressioni cross-sezionali di *Avg_revenues*, *Avg_EBITDA* e *Total_Funding*

```
. regress Avg_revenues ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace i.cat_employee Età, robust
```

```
Linear regression          Number of obs   =       696
                          F(14, 681)         =       7.06
                          Prob > F           =       0.0000
                          R-squared          =       0.5229
                          Root MSE       =       5.4e+06
```

Avg_revenues	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ImpresaFemm_dummy	-202869.2	172734.8	-1.17	0.241	-542025.9	136287.6
cat_regions						
Nord	211986.6	160612.8	1.32	0.187	-103369.2	527342.4
Sud e Isole	-192263.3	403629.1	-0.48	0.634	-984770.2	600243.6
cat_Nace						
G	2214376	2259428	0.98	0.327	-2221907	6650659
J	-50979.16	287935.1	-0.18	0.860	-616326.5	514368.1
M	-1100888	593056.3	-1.86	0.064	-2265326	63550.76
N	658340.5	792116.2	0.83	0.406	-896942.9	2213624
altro	-660664.6	833027.7	-0.79	0.428	-2296276	974946.8
cat_employee						
'11-50	829217.2	187655	4.42	0.000	460765.4	1197669
'2-10	68204	153670.9	0.44	0.657	-233521.7	369929.7
'201-500	5.67e+07	2.13e+07	2.65	0.008	1.48e+07	9.85e+07
'501-1000	1.82e+07	1.16e+07	1.58	0.116	-4492476	4.10e+07
'51-200	6884373	1494140	4.61	0.000	3950698	9818049
Età	111545.1	71854.78	1.55	0.121	-29538.41	252628.6
_cons	-488907.1	614090.9	-0.80	0.426	-1694646	716831.8

```
. regress Avg_ebitda ImpresaFemm i.cat_regions i.cat_Nace i.cat_employee Età , robust
```

```
Linear regression          Number of obs   =       585
                          F(14, 570)         =       1.54
                          Prob > F           =       0.0913
                          R-squared          =       0.3459
                          Root MSE       =       7.3e+05
```

Avg_ebitda	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
ImpresaFemm	-50217.68	27596.47	-1.82	0.069	-104420.9	3985.496
cat_regions						
Nord	-60705.38	37286.98	-1.63	0.104	-133942	12531.26
Sud e Isole	-13312.71	59219.41	-0.22	0.822	-129627.6	103002.2
cat_Nace						
G	-90970.95	74432.84	-1.22	0.222	-237167.1	55225.17
J	-14206.88	44595.91	-0.32	0.750	-101799.2	73385.48
M	-144864.5	100471.4	-1.44	0.150	-342204	52474.9
N	-402827.9	226992.4	-1.77	0.076	-848671.5	43015.67
altro	245915.6	208648.2	1.18	0.239	-163897.5	655728.7
cat_employee						
'11-50	-162444.7	68720.48	-2.36	0.018	-297421	-27468.43
'2-10	-34635.77	34780.51	-1.00	0.320	-102949.4	33677.84
'201-500	4401907	2776783	1.59	0.113	-1052069	9855883
'501-1000	-6042524	4105372	-1.47	0.142	-1.41e+07	2020978
'51-200	16982.76	126699.3	0.13	0.893	-231871.8	265837.3
Età	5887.717	10771.79	0.55	0.585	-15269.52	27044.95
_cons	103848.4	104235.4	1.00	0.320	-100884	308580.7


```
. xtreg REVENUESK i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace Annoreg1 Annoreg2 Annoreg3 Annoreg4 EtàSUrolling, vce (cluster startup)
```

```
Random-effects GLS regression           Number of obs   =    2,450
Group variable: startup                 Number of groups =     725

R-squared:                               Obs per group:
  Within = 0.1025                          min =          1
  Between = 0.1059                         avg =         3.4
  Overall = 0.1013                          max =          5

Wald chi2(15) =    145.94
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Prob > chi2     =    0.0000

(Std. err. adjusted for 725 clusters in startup)
```

	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cat_classefemshare						
nulla	195.2506	68.71453	2.84	0.004	60.5726	329.9286
prevalente	118.2263	145.33	0.81	0.416	-166.6153	403.0679
scarsa	290.6501	118.8074	2.45	0.014	57.79191	523.5083
cat_regions						
Nord	109.7926	66.83809	1.64	0.100	-21.20763	240.7929
Sud e Isole	52.51124	103.2255	0.51	0.611	-149.8069	254.8294
cat_Nace						
G	472.8908	375.4633	1.26	0.208	-263.0039	1208.785
J	-253.1064	107.7841	-2.35	0.019	-464.3594	-41.85334
M	-231.3619	128.0124	-1.81	0.071	-482.2615	19.53773
N	-491.6484	112.3303	-4.38	0.000	-711.8118	-271.485
altro	23.54803	197.6281	0.12	0.905	-363.7959	410.892
Annoreg1	-20.39854	50.56828	-0.40	0.687	-119.5106	78.71347
Annoreg2	-38.20088	41.97167	-0.91	0.363	-120.4638	44.06207
Annoreg3	-37.08183	26.09174	-1.42	0.155	-88.2207	14.05704
Annoreg4	-1.829017	34.14084	-0.05	0.957	-68.74383	65.0858
EtàSUrolling	107.359	13.5022	7.95	0.000	80.89516	133.8228
_cons	28.95432	130.6981	0.22	0.825	-227.2092	285.1178
sigma_u	748.40802					
sigma_e	460.59549					
rho	.72529013					(fraction of variance due to u_i)

Regressioni panel random effects (RE) con effetti temporali per EMPLOYEES e matrice di collinearità per le variabili del modello.

```
. pwcorr ImpresaFem~y cat_regions cat_Nace Annoreg4 Annoreg3 Annoreg2 Annoreg1 EtàSUrolling, sig
```

	Impres~y	cat_re~s	cat_Nace	Annoreg4	Annoreg3	Annoreg2	Annoreg1
ImpresaFem~y	1.0000						
cat_regions	0.0036 0.8277	1.0000					
cat_Nace	0.0579 0.0004	0.0070 0.6723	1.0000				
Annoreg4	-0.0066 0.6860	-0.0002 0.9914	-0.0035 0.8293	1.0000			
Annoreg3	0.0175 0.2873	-0.0294 0.0735	0.0055 0.7391	-0.3110 0.0000	1.0000		
Annoreg2	0.0214 0.1922	0.0589 0.0003	0.0075 0.6488	-0.2643 0.0000	-0.2606 0.0000	1.0000	
Annoreg1	-0.0277 0.0913	-0.0267 0.1042	-0.0068 0.6794	-0.1527 0.0000	-0.1505 0.0000	-0.1279 0.0000	1.0000
EtàSUrolling	0.0056 0.7326	-0.0305 0.0637	-0.0226 0.1688	0.2433 0.0000	-0.0704 0.0000	-0.2311 0.0000	-0.0609 0.0002
EtàSUr~g							
EtàSUrolling	1.0000						

Regressioni panel random effects (RE) con effetti temporali per EBITDA (K€) e matrice di collinearità per le variabili del modello

```
. pwcorr ImpresaFemm_dummy cat_regions cat_Nace Annoreg4 Annoreg3 Annoreg2 Annoreg1 EtàSUrolling, sig
```

	ImpresaFemm_dummy	cat_regions	cat_Nace	Annoreg4	Annoreg3	Annoreg2	Annoreg1	EtàSUrolling
ImpresaFemm_dummy	1.0000							
cat_regions	-0.0116 0.5625	1.0000						
cat_Nace	-0.0103 0.6066	-0.0023 0.9083	1.0000					
Annoreg4	0.0063 0.7530	0.0243 0.2247	0.0002 0.9922	1.0000				
Annoreg3	0.0011 0.9580	0.0021 0.9162	0.0113 0.5729	-0.1916 0.0000	1.0000			
Annoreg2	-0.0068 0.7340	-0.0160 0.4244	-0.0077 0.7005	-0.2002 0.0000	-0.3145 0.0000	1.0000		
Annoreg1	-0.0030 0.8827	-0.0138 0.4901	-0.0038 0.8496	-0.1935 0.0000	-0.3040 0.0000	-0.3177 0.0000	1.0000	
EtàSUrolling	-0.0244 0.2236	0.0573 0.0042	-0.0211 0.2931	0.2542 0.0000	0.0380 0.0575	-0.1424 0.0000	-0.2637 0.0000	1.0000

```
. xtreg EBITDAK ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace Annoreg1 Annoreg2 Annoreg3 Annoreg4 EtàSUrolling, vce (cluster codicefiscale)
```

```
Random-effects GLS regression           Number of obs   =    2,494
Group variable: codicefiscale-e        Number of groups =     734

R-squared:                               Obs per group:
  Within = 0.0008                          min =          1
  Between = 0.0120                           avg =         3.4
  Overall = 0.0084                           max =          5

Wald chi2(13) =    14.94
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                 Prob > chi2     =    0.3114
```

(Std. err. adjusted for 734 clusters in codicefiscale)

EBITDAK	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
ImpresaFemm_dummy	-11.11654	36.66397	-0.30	0.762	-82.97661	60.74352
cat_regions						
Nord	-46.00194	31.39774	-1.47	0.143	-107.5404	15.5365
Sud e Isole	41.78198	36.30181	1.15	0.250	-29.36826	112.9322
cat_Nace						
G	-104.201	76.20672	-1.37	0.172	-253.5634	45.16144
J	-46.72622	33.75448	-1.38	0.166	-112.8838	19.43134
M	-130.1083	91.32066	-1.42	0.154	-309.0935	48.87693
N	-100.9931	42.75205	-2.36	0.018	-184.7856	-17.20067
altro	-72.07821	51.03905	-1.41	0.158	-172.1129	27.95649
Annoreg1	15.11597	30.23984	0.50	0.617	-44.15302	74.38496
Annoreg2	21.5657	27.39315	0.79	0.431	-32.12388	75.25529
Annoreg3	7.708417	19.27936	0.40	0.689	-30.07843	45.49526
Annoreg4	18.20283	22.39785	0.81	0.416	-25.69614	62.10181
EtàSUrolling	3.003868	7.665751	0.39	0.695	-12.02073	18.02846
_cons	34.86665	57.00853	0.61	0.541	-76.86802	146.6013
sigma_u	420.69569					
sigma_e	257.44797					
rho	.7275414	(fraction of variance due to u_i)				

```
. xtreg EBITDAK i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace Annoreg1 Annoreg2 Annoreg3 Annoreg4 EtàSUrolling, vce (cluster codicefiscale )
```

```
Random-effects GLS regression           Number of obs   =    2,494
Group variable: codicefiscale-e        Number of groups =     734
```

```
R-squared:                               Obs per group:
  Within = 0.0008                          min =          1
  Between = 0.0230                          avg =         3.4
  Overall = 0.0213                          max =          5
```

```
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(15)   =    16.31
                                           Prob > chi2     =    0.3614
```

(Std. err. adjusted for 734 clusters in codicefiscale)

EBITDAK	Robust		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
cat_classefemshare						
nulla	3.134991	16.83177	0.19	0.852	-29.85468	36.12466
prevalente	-93.61451	97.82722	-0.96	0.339	-285.3523	98.12331
scarsa	-138.242	96.86053	-1.43	0.154	-328.0852	51.60112
cat_regions						
Nord	-38.59103	29.23125	-1.32	0.187	-95.88324	18.70117
Sud e Isole	46.15373	36.58357	1.26	0.207	-25.54875	117.8562
cat_Nace						
G	-105.0747	77.82742	-1.35	0.177	-257.6136	47.46424
J	-56.28675	36.32369	-1.55	0.121	-127.4799	14.90637
M	-125.0071	89.08872	-1.40	0.161	-299.6178	49.60357
N	-105.709	45.4692	-2.32	0.020	-194.827	-16.59098
altro	-80.98775	52.35585	-1.55	0.122	-183.6033	21.62783
Annoreg1	23.83678	29.03224	0.82	0.412	-33.06535	80.73892
Annoreg2	27.33482	26.57614	1.03	0.304	-24.75345	79.42309
Annoreg3	10.62129	19.21749	0.55	0.580	-27.04431	48.28688
Annoreg4	15.6394	22.03455	0.71	0.478	-27.54753	58.82633
EtàSUrolling	5.9839	7.027495	0.85	0.394	-7.789737	19.75754
_cons	38.05615	61.11877	0.62	0.534	-81.73444	157.8467
sigma_u	418.60286					
sigma_e	257.44797					
rho	.72555978					(fraction of variance due to u_i)

Regressioni lineari per EBITDA (K€) con varianza standard raggruppata

```
. regress EBITDAK i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace EtàSUrolling, vce (cluster codicefiscale )
```

```
Linear regression           Number of obs   =    2,494
                           F(11, 733)       =     1.15
                           Prob > F         =    0.3211
                           R-squared        =    0.0223
                           Root MSE     =    506.76
```

(Std. err. adjusted for 734 clusters in codicefiscale)

EBITDAK	Robust		t	P> t	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
cat_classefemshare						
nulla	5.530356	19.03257	0.29	0.771	-31.8345	42.89521
prevalente	-56.44632	64.76672	-0.87	0.384	-183.5967	70.70408
scarsa	-173.1483	104.4014	-1.66	0.098	-378.1098	31.81322
cat_regions						
Nord	-43.25608	32.21751	-1.34	0.180	-106.5057	19.99351
Sud e Isole	53.19178	43.19933	1.23	0.219	-31.61738	138.0009
cat_Nace						
G	-104.6575	80.21292	-1.30	0.192	-262.132	52.8169
J	-50.62881	36.53169	-1.39	0.166	-122.348	21.09041
M	-110.6964	98.89674	-1.12	0.263	-304.851	83.45824
N	-82.78888	40.35792	-2.05	0.041	-162.0198	-3.557994
altro	-94.68484	63.54735	-1.49	0.137	-219.4414	30.07166
EtàSUrolling	.7001852	6.867816	0.10	0.919	-12.78275	14.18312
_cons	69.50286	64.23512	1.08	0.280	-56.60389	195.6096

```
. regress EBITDAK ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace EtàSUrolling, vce (cluster codicefiscale )
```

```
Linear regression          Number of obs   =    2,494
                          F(9, 733)         =    1.01
                          Prob > F           =    0.4307
                          R-squared          =    0.0087
                          Root MSE       =    510.08
```

(Std. err. adjusted for 734 clusters in codicefiscale)

EBITDAK	Robust		t	P> t	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
ImpresaFemm_dummy	5.179454	29.44769	0.18	0.860	-52.63241	62.99132
cat_regions						
Nord	-48.29743	33.25946	-1.45	0.147	-113.5926	16.99773
Sud e Isole	50.93786	43.50705	1.17	0.242	-34.47543	136.3511
cat_Nace						
G	-98.49665	78.37305	-1.26	0.209	-252.3591	55.36576
J	-35.83436	33.06891	-1.08	0.279	-100.7554	29.08671
M	-115.3483	100.8898	-1.14	0.253	-313.4157	82.71913
N	-76.70247	38.44438	-2.00	0.046	-152.1767	-1.22825
altro	-78.92708	60.80232	-1.30	0.195	-198.2945	40.44037
EtàSUrolling	-2.442788	7.984402	-0.31	0.760	-18.11781	13.23224
_cons	52.08745	56.09974	0.93	0.353	-58.04787	162.2228

Regressioni lineari per Round_Amount (M€) con varianza standard raggruppata e interazioni tra variabili indipendenti, matrice di collinearità per le variabili del modello

```
. pwcorr ImpresaFemm_dummy Classe_femshare Bin_VC Bin_Corporate Bin_accinc Bin_BA cat_regions cat_classefemshare cat_Nace EtàSUrolling, sig
(Classe_femshare ignored because string variable)
```

	Impres-y	Bin_VC	Bin_Co-e	Bin_ac-c	Bin_BA	cat_re-s	cat_cl-e
ImpresaFem-y	1.0000						
Bin_VC	-0.0354 0.3707	1.0000					
Bin_Corpor-e	-0.0413 0.2966	0.0304 0.4426	1.0000				
Bin_accinc	-0.0100 0.8001	-0.0000 0.9993	0.0358 0.3655	1.0000			
Bin_BA	0.0242 0.5402	0.2125 0.0000	0.1072 0.0066	-0.0210 0.5960	1.0000		
cat_regions	0.0946 0.0166	-0.0690 0.0810	0.0167 0.6723	-0.0188 0.6347	-0.0543 0.1693	1.0000	
cat_classe-e	-0.3208 0.0000	0.0845 0.0325	0.0751 0.0574	-0.0246 0.5335	-0.0120 0.7624	-0.0014 0.9713	1.0000
cat_Nace	0.1300 0.0010	0.0345 0.3834	0.0610 0.1230	0.0252 0.5241	-0.0326 0.4104	0.0465 0.2402	-0.0250 0.5273
EtàSUrolling	0.0339 0.3915	0.1919 0.0000	0.1456 0.0002	-0.0438 0.2678	0.0554 0.1610	0.0213 0.5895	0.0665 0.0923
		cat_Nace	EtàSUr-g				
cat_Nace		1.0000					
EtàSUrolling		-0.0081 0.8379	1.0000				

```
. regress AMOUNT i.cat_regions i.cat_Nace EtàSUrolling ImpresaFemm_dummy##Bin_VC ImpresaFemm_dummy##Bin_Corporate ImpresaFemm_dummy##Bin_acci
> nc ImpresaFemm_dummy##Bin_BA, vce (cluster codicefiscale)
```

```
Linear regression      Number of obs   =      641
                      F(17, 327)         =      5.68
                      Prob > F         =      0.0000
                      R-squared        =      0.1068
                      Root MSE      =      2.9802
```

(Std. err. adjusted for 328 clusters in codicefiscale)

AMOUNT	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cat_regions						
Nord	.534188	.2662985	2.01	0.046	.0103137	1.058062
Sud e Isole	.1359304	.2531755	0.54	0.592	-.3621278	.6339887
cat_Nace						
G	-.1488879	.7031651	-0.21	0.832	-1.532186	1.23441
J	.1495018	.3779234	0.40	0.693	-.5939662	.8929699
M	.4037228	.3917457	1.03	0.304	-.366937	1.174383
N	-.4797419	.5589026	-0.86	0.391	-1.57924	.6197565
altro	.2154636	.4567432	0.47	0.637	-.6830623	1.113989
EtàSUrolling	.2948015	.0860987	3.42	0.001	.1254243	.4641786
1.ImpresaFemm_dummy	-.2745966	.3321003	-0.83	0.409	-.9279193	.3787261
1.Bin_VC	.9870862	.3271587	3.02	0.003	.3434849	1.630687
ImpresaFemm_dummy##Bin_VC						
1 1	.080203	1.866923	0.04	0.966	-3.592493	3.752899
1.Bin_Corporate	1.208882	.6324198	1.91	0.057	-.0352432	2.453006
ImpresaFemm_dummy##Bin_Corporate						
1 1	-2.384147	1.260412	-1.89	0.059	-4.863686	.0953918
1.Bin_accinc	-.4305701	.2678919	-1.61	0.109	-.9575791	.096439
ImpresaFemm_dummy##Bin_accinc						
1 1	-.307031	.8243562	-0.37	0.710	-1.928742	1.31468
1.Bin_BA	.0170216	.3942302	0.04	0.966	-.7585259	.7925691
ImpresaFemm_dummy##Bin_BA						
1 1	2.34863	2.67393	0.88	0.380	-2.911645	7.608906
_cons	-.3774228	.4211776	-0.90	0.371	-1.205982	.4511369

```
. regress AMOUNT i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace Bin_VC Bin_Corporate Bin_accinc Bin_BA EtàSUrolling, vce (cluster codicefiscale)
> e)
```

```
Linear regression      Number of obs   =      641
                      F(15, 327)         =      5.66
                      Prob > F         =      0.0000
                      R-squared        =      0.1065
                      Root MSE      =      2.9758
```

(Std. err. adjusted for 328 clusters in codicefiscale)

AMOUNT	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cat_classefemshare						
nulla	-.1626609	.6118777	-0.27	0.791	-1.366374	1.041052
prevalente	-.2292522	1.006771	-0.23	0.820	-2.209818	1.751313
scarsa	.6068981	.9385958	0.65	0.518	-1.23955	2.453346
cat_regions						
Nord	.5387014	.2591149	2.08	0.038	.0289589	1.048444
Sud e Isole	.1828903	.2799951	0.65	0.514	-.3679287	.7337094
cat_Nace						
G	-.10371	.7485427	-0.14	0.890	-1.576277	1.368857
J	.1942639	.3993175	0.49	0.627	-.5912914	.9798193
M	.3774167	.3937485	0.96	0.339	-.3971831	1.152017
N	-.3223174	.5133794	-0.63	0.531	-1.33226	.6876256
altro	.2178988	.436245	0.50	0.618	-.640302	1.0761
Bin_VC	.9731798	.339523	2.87	0.004	.3052548	1.641105
Bin_Corporate	.9656884	.5302032	1.82	0.069	-.0773511	2.008728
Bin_accinc	-.4394343	.2412686	-1.82	0.069	-.9140688	.0352001
Bin_BA	.3272425	.4716279	0.69	0.488	-.6005652	1.25505
EtàSUrolling	.3004591	.0857664	3.50	0.001	.1317357	.4691826
_cons	-.4232024	.7223763	-0.59	0.558	-1.844294	.9978888

```
. regress AMOUNT ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace Bin_VC Bin_Corporate Bin_accinc Bin_BA EtàSUrolling, vce (cluster codicefiscale)
```

```
Linear regression      Number of obs   =      641
                      F(13, 327)         =      6.56
                      Prob > F         =     0.0000
                      R-squared        =     0.0989
                      Root MSE       =     2.9838

(Std. err. adjusted for 328 clusters in codicefiscale)
```

AMOUNT	Robust		t	P> t	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
ImpresaFemm_dummy	-.170418	.4973352	-0.34	0.732	-1.148798	.8079623
cat_regions						
Nord	.5764957	.2692299	2.14	0.033	.0468545	1.106137
Sud e Isole	.1810481	.2675076	0.68	0.499	-.3452049	.7073012
cat_Nace						
G	-.0177807	.6590064	-0.03	0.978	-1.314208	1.278646
J	.124932	.3690518	0.34	0.735	-.6010833	.8509472
M	.3992989	.3859481	1.03	0.302	-.3599555	1.158553
N	-.375133	.4817642	-0.78	0.437	-1.322881	.5726154
altro	.1751168	.4661766	0.38	0.707	-.7419667	1.0922
Bin_VC	.9979046	.3271071	3.05	0.002	.3544048	1.641405
Bin_Corporate	1.037517	.5880156	1.76	0.079	-.1192539	2.194288
Bin_accinc	-.458323	.2450453	-1.87	0.062	-.9403872	.0237411
Bin_BA	.2930178	.4719873	0.62	0.535	-.6354968	1.221532
EtàSUrolling	.3022368	.0857876	3.52	0.000	.1334716	.4710019
_cons	-.4339501	.4325357	-1.00	0.316	-1.284854	.4169535

Regressioni Logit robust per Growth_dummy (M€) e matrice di collinearità per le variabili del modello

```
. pwcorr ImpresaFemm_dummy cat_classefemshare cat_regions cat_Nace Età, sig
```

	Impresay	cat_classey	cat_rey	cat_Nace	Età
Impresay	1.0000				
cat_classey	-0.3785	1.0000			
	0.0000				
cat_regions	-0.0113	-0.0428	1.0000		
	0.5740	0.0324			
cat_Nace	0.0439	0.0453	0.0256	1.0000	
	0.0285	0.0236	0.2004		
Età	0.0091	0.1077	-0.0932	0.0100	1.0000
	0.6497	0.0000	0.0000	0.6171	

. logit Growth_dummy ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace Età , robust

Iteration 0: log pseudolikelihood = -1713.3126
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -1655.462
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -1655.3837
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -1655.3837

Logistic regression

Number of obs = 2,492
 Wald chi2(9) = 109.07
 Prob > chi2 = 0.0000
 Pseudo R2 = 0.0338

Log pseudolikelihood = -1655.3837

Growth_dummy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
ImpresaFemm_dummy	.0877045	.1048393	0.84	0.403	-.1177767	.2931858
cat_regions						
Nord	.2859737	.1161174	2.46	0.014	.0583878	.5135595
Sud e Isole	.139613	.1394753	1.00	0.317	-.1337536	.4129797
cat_Nace						
G	.102327	.2542599	0.40	0.687	-.3960132	.6006673
J	-.4475039	.1130644	-3.96	0.000	-.6691061	-.2259018
M	-.1605059	.1289557	-1.24	0.213	-.4132544	.0922426
N	-.5565608	.2747832	-2.03	0.043	-1.095126	-.0179956
altro	-.1661369	.1993167	-0.83	0.405	-.5567905	.2245166
Età	.1813038	.0192065	9.44	0.000	.1436597	.2189479
_cons	-.7471938	.1492894	-5.01	0.000	-1.039796	-.454592

. logit Growth_dummy i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace Età , robust

Iteration 0: log pseudolikelihood = -1713.3126
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -1651.0174
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -1650.9044
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -1650.9044

Logistic regression

Number of obs = 2,492
 Wald chi2(11) = 117.14
 Prob > chi2 = 0.0000
 Pseudo R2 = 0.0364

Log pseudolikelihood = -1650.9044

Growth_dummy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cat_classefemshare						
nulla	-.253322	.1182546	-2.14	0.032	-.4850967	-.0215473
prevalente	-.6474574	.2175595	-2.98	0.003	-1.073866	-.2210487
scarsa	-.2233459	.1858968	-1.20	0.230	-.5876968	.1410051
cat_regions						
Nord	.291039	.1168068	2.49	0.013	.0621018	.5199762
Sud e Isole	.1294851	.1401099	0.92	0.355	-.1451252	.4040954
cat_Nace						
G	.1291914	.2578849	0.50	0.616	-.3762537	.6346364
J	-.4446518	.1131344	-3.93	0.000	-.6663911	-.2229124
M	-.144722	.1294154	-1.12	0.263	-.3983716	.1089276
N	-.5445866	.273904	-1.99	0.047	-1.081429	-.0077446
altro	-.1431492	.2001466	-0.72	0.474	-.5354294	.2491309
Età	.1851471	.019477	9.51	0.000	.1469729	.2233213
_cons	-.5176523	.1739988	-2.98	0.003	-.8586837	-.1766209

Regressioni Logit robust per Status_dummy (M€) e matrice di collinearità per le variabili del modello

```
. pwcorr ImpresaFemm_dummy cat_classefemshare cat_regions cat_classefemshare cat_Nace Età, sig
```

	ImpresaFemm_dummy	cat_classefemshare	cat_regions	cat_classefemshare	cat_Nace	Età
ImpresaFemm_dummy	1.0000					
cat_classefemshare	-0.3807 0.0000	1.0000				
cat_regions	-0.0090 0.6116	-0.0193 0.2757	1.0000			
cat_classefemshare	-0.3807 0.0000	1.0000 0.0000	-0.0193 0.2757	1.0000		
cat_Nace	0.0356 0.0446	0.0503 0.0046	0.0262 0.1395	0.0503 0.0046	1.0000	
Età	-0.0192 0.3128	0.0848 0.0000	-0.0399 0.0356	0.0848 0.0000	-0.0313 0.0988	1.0000

```
. logit Status_dummy ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace Età, robust
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -1277.6992
Iteration 1: log pseudolikelihood = -1237.2298
Iteration 2: log pseudolikelihood = -1221.7592
Iteration 3: log pseudolikelihood = -1221.6926
Iteration 4: log pseudolikelihood = -1221.6926
```

Logistic regression

Number of obs = 2,773

Wald chi2(9) = 99.56

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.0438

Log pseudolikelihood = -1221.6926

Status_dummy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
ImpresaFemm_dummy	-.1307862	.1291698	-1.01	0.311	-.3839543	.1223819
cat_regions						
Nord	.3072229	.140987	2.18	0.029	.0308935	.5835523
Sud e Isole	-.4809876	.1562657	-3.08	0.002	-.7872628	-.1747124
cat_Nace						
G	-.089013	.3024668	-0.29	0.769	-.6818371	.5038111
J	.2813701	.1363272	2.06	0.039	.0141737	.5485666
M	.1914835	.1574035	1.22	0.224	-.1170218	.4999887
N	.8677833	.3999973	2.17	0.030	.083803	1.651764
altro	.2021124	.2503687	0.81	0.420	-.2886012	.692826
Età	.1345703	.0196138	6.86	0.000	.096128	.1730127
_cons	.8418744	.1753132	4.80	0.000	.4982669	1.185482

. logit Status_dummy i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace Età , robust

Iteration 0: log pseudolikelihood = -1277.6992
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -1230.9861
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -1216.3367
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -1216.2792
 Iteration 4: log pseudolikelihood = -1216.2792

Logistic regression

Number of obs = 2,773
 Wald chi2(11) = 103.03
 Prob > chi2 = 0.0000
 Pseudo R2 = 0.0481

Log pseudolikelihood = -1216.2792

Status_dummy	Robust		z	P> z	[95% conf. interval]	
	Coefficient	std. err.				
cat_classefemshare						
nulla	.2593464	.138211	1.88	0.061	-.0115423	.530235
prevalente	.8228808	.3226557	2.55	0.011	.1904872	1.455274
scarsa	.6182656	.2397114	2.58	0.010	.1484398	1.088091
cat_regions						
Nord	.3029023	.1414647	2.14	0.032	.0256366	.5801679
Sud e Isole	-.4616818	.1565355	-2.95	0.003	-.7684857	-.1548779
cat_Nace						
G	-.1119916	.3005463	-0.37	0.709	-.7010515	.4770682
J	.285284	.1361608	2.10	0.036	.0184138	.5521542
M	.1565883	.1579412	0.99	0.321	-.1529707	.4661474
N	.8611035	.406775	2.12	0.034	.0638392	1.658368
altro	.1618903	.249814	0.65	0.517	-.3277363	.6515168
Età	.1287264	.0195507	6.58	0.000	.0904076	.1670451
_cons	.5743726	.2056848	2.79	0.005	.1712378	.9775074

Regressioni Logit robust per Deals_dummy (M€) e matrice di collinearità per le variabili del modello

. pwcorr ImpresaFemm_dummy cat_classefemshare cat_regions cat_Nace Età, sig

	ImpresaFem~y	cat_cl~e	cat_re~s	cat_Nace	Età
ImpresaFem~y	1.0000				
cat_classe~e	-0.2723 0.0000	1.0000			
cat_regions	0.0070 0.8625	0.0436 0.2769	1.0000		
cat_Nace	-0.0217 0.5896	0.0604 0.1321	0.0292 0.4667	1.0000	
Età	-0.0685 0.0931	0.0750 0.0659	-0.0036 0.9296	-0.0526 0.1972	1.0000

. logit Deals_dummy ImpresaFemm_dummy i.cat_regions i.cat_Nace Età , robust

Iteration 0: log pseudolikelihood = -415.94472
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -360.11834
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -358.33488
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -358.3297
 Iteration 4: log pseudolikelihood = -358.3297

Logistic regression

Number of obs = 602
 Wald chi2(9) = 59.26
 Prob > chi2 = 0.0000
 Pseudo R2 = 0.1385

Log pseudolikelihood = -358.3297

Deals_dummy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
ImpresaFemm_dummy	-0.0493914	.2455521	-0.20	0.841	-0.5306647	.4318818
cat_regions						
Nord	.1136879	.2328191	0.49	0.625	-.3426291	.5700049
Sud e Isole	-.2143786	.3106125	-0.69	0.490	-.823168	.3944108
cat_Nace						
G	-.325521	.5474065	-0.59	0.552	-1.398418	.7473761
J	.0093549	.3201738	0.03	0.977	-.6181743	.6368841
M	.4232658	.3566158	1.19	0.235	-.2756883	1.12222
N	.2323862	.5994707	0.39	0.698	-.9425548	1.407327
altro	.7826316	.4890996	1.60	0.110	-.175986	1.741249
Età	.2988536	.0407959	7.33	0.000	.218895	.3788122
_cons	-1.812937	.3951305	-4.59	0.000	-2.587378	-1.038495

. logit Deals_dummy i.cat_classefemshare i.cat_regions i.cat_Nace Età , robust

Iteration 0: log pseudolikelihood = -415.94472
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -359.65935
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -357.76964
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -357.76317
 Iteration 4: log pseudolikelihood = -357.76317

Logistic regression

Number of obs = 602
 Wald chi2(11) = 61.07
 Prob > chi2 = 0.0000
 Pseudo R2 = 0.1399

Log pseudolikelihood = -357.76317

Deals_dummy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cat_classefemshare						
nulla	.0023198	.3082741	0.01	0.994	-.6018864	.606526
prevalente	.0020697	.4476056	0.00	0.996	-.8752212	.8793607
scarsa	.3157797	.3873164	0.82	0.415	-.4433464	1.074906
cat_regions						
Nord	.0994365	.2343022	0.42	0.671	-.3597874	.5586604
Sud e Isole	-.2253407	.3132143	-0.72	0.472	-.8392294	.3885479
cat_Nace						
G	-.3060511	.5459654	-0.56	0.575	-1.376124	.7640214
J	.0473291	.3210475	0.15	0.883	-.5819126	.6765707
M	.4226492	.3567791	1.18	0.236	-.276625	1.121923
N	.2346256	.6056483	0.39	0.698	-.9524232	1.421674
altro	.8020668	.4908381	1.63	0.102	-.1599582	1.764092
Età	.2967217	.0410545	7.23	0.000	.2162563	.3771871
_cons	-1.859483	.4558243	-4.08	0.000	-2.752882	-.9660833

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1. Output del modello di regressione lineare con interazioni tra variabili ed errori standard raggruppati per la variabile risposta *Round_Amount* (Meuro);

Figura 2. Output del T-test di Welch per *Status_dummy* e *ImpresaFemm_dummy*

Figura 3. Output del Test di Willcoxon-Mann-Whitney per *Status_dummy* e *ImpresaFemm_dummy*

Figura 4. Output del Test di Kruskal-Wallis per *Status_dummy* e *cat_classefemshare*

Figura 5. Output del T-test di Welch per *Deals_dummy* e *ImpresaFemm_dummy*

Figura 6. Output del Test di Willcoxon-Mann-Whitney per *Deals_dummy* e *ImpresaFemm_dummy*

Figura 7. Output del Test di Kruskal-Wallis per *Deals_dummy* e *cat_classefemshare*

Figura 8. Output del T-test di Welch per *Growth_dummy* e *ImpresaFemm_dummy*

Figura 9. Output del Test di Willcoxon-Mann-Whitney per *Growth_dummy* e *ImpresaFemm_dummy*

Figura 10. Output del Test di Kruskal-Wallis per *Growth_dummy* e *cat_classefemshare*

INDICE DEI GRAFICI

Grafico 1. MIMIT – andamento del numero delle startup innovative dal 2013 al primo trimestre del 2023.

Grafico 2. MIMIT – distribuzione percentuale delle startup e delle nuove società di capitali secondo i settori economici individuati dal codice ATECO. (2023)

Grafico 3. MIMIT - analisi della compagine sociale delle startup innovative e delle nuove società di capitali (2023).

Grafico 4. MIMIT - Distribuzione delle startup innovative e delle nuove società di capitali in perdita e in utile (2023).

Grafico 5. Numero delle startup innovative del campione iscritte alla sezione speciale del Registro delle imprese dal 2009 al 2020.

Grafico 6. Distribuzione regionale delle startup innovative del campione.

Grafico 7. Distribuzione delle startup innovative del campione secondo la divisione in settori di attività NACE.

Grafico 8. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione al loro numero di dipendenti.

Grafico 9. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione alla classe di FATTURATO medio annuale di appartenenza. Si veda Tabella 5.

Grafico 10. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione alla classe di EBITDA medio annuale di appartenenza. Si veda Tabella 6.

Grafico 11. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione alla classe di TOTAL FUNDING di appartenenza. Si veda Tabella 7.

Grafico 12. Distribuzione delle startup innovative del campione in relazione allo stadio di crescita con il quale sono classificate sulla piattaforma Dealroom.

Grafico 13. Distribuzione di frequenza delle categorie di investitore appartenenti al database in base al (-) numero di round a cui hanno partecipato rispetto al totale, e (-) rispetto a quante occorrenze di investitore della stessa tipologia sono presenti nel database rispetto al totale.

Grafico 14. Distribuzione di frequenza delle categorie dell'indice di presenza femminile Ind_Femshare.

Grafico 15. Distribuzione di frequenza delle startup “femminili” e “maschili”.

Grafico 16. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” in base all'anno di iscrizione al RI.

Grafico 17. Distribuzione delle percentuali delle startup “femminili” rispetto al totale di regione.

Grafico 18. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al settore di attività.

Grafico 19. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di dipendenti.

Grafico 20. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di FATTURATO medio annuale.

Grafico 21. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di EBITDA medio annuale.

Grafico 22. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di TOTAL FUNDING.

Grafico 23. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto allo stato di operatività.

Grafico 24. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle fasi di crescita.

Grafico 25. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di investitori che le finanziano.

Grafico 26. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di round che hanno concluso.

Grafico 27. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di deals che hanno concluso.

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 1. Occorrenze del campo colonna “GROWTH_STAGE”

Tabella 2. Occorrenze del campo colonna “EACH_ROUND_TYPE”, con rispettiva media del valore economico e degli anni di vita della startup che ciascuna tipologia di round contraddistingue.

Tabella 3. Occorrenze del campo colonna “INVESTOR_TYPE”.

Tabella 4. Occorrenze del campo colonna “IND_FEMSHARE”, con i rispettivi range numerici di classificazione.

Tabella 5. Statistiche descrittive del FATTURATO medio annuale delle startup del campione. Elencazione e caratterizzazione delle classi di suddivisione della distribuzione del FATTURATO medio annuale.

Tabella 6. Statistiche descrittive di EBITDA medio annuale delle startup del campione. Elencazione e caratterizzazione delle classi di suddivisione della distribuzione di EBITDA medio annuale.

Tabella 7. Statistiche descrittive di TOTAL FUNDING delle startup del campione. Elencazione e caratterizzazione delle classi di suddivisione della distribuzione di TOTAL FUNDING.

Tabella 8. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie dell’indice di presenza femminile Ind_Femshare e distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al totale delle startup del campione.

Tabella 9. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto all’anno di iscrizione al RI. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto all’anno di iscrizione al RI.

Tabella 10. Distribuzione regionale delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare. Distribuzione regionale delle startup “femminili” e “maschili”.

Tabella 11. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto al settore di attività. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al settore di attività.

Tabella 12. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto al numero di dipendenti. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di dipendenti.

Tabella 13. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle classi di FATTURATO medio annuale. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di FATTURATO medio annuale.

Tabella 14 Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle classi di EBITDA medio annuale. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di EBITDA medio annuale.

Tabella 15. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle classi di TOTAL FUNDING. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle classi di TOTAL FUNDING.

Tabella 16. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto allo stato di operatività. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto allo stato di operatività.

Tabella 17. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle fasi di crescita. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle fasi di crescita.

Tabella 18. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle tipologie di investitori che le finanziano. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di investitori che le finanziano.

Tabella 19. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle tipologie di round che hanno concluso. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto alle tipologie di round che hanno concluso.

Tabella 20. Distribuzione delle startup appartenenti alle categorie di presenza femminile di Ind_Femshare rispetto alle tipologie di round che hanno concluso. Distribuzione delle startup “femminili” e “maschili” rispetto al numero di deals che hanno concluso.

Tabella 21. Sintesi degli output dei modelli di regressione panel con effetti casuali e fattori temporali per la variabile risposta REVENUES (K€).

Tabella 22. Sintesi degli output dei modelli di regressione panel con effetti casuali e fattori temporali per la variabile risposta EMPLOYEES (Numero di dipendenti).

Tabella 23. Sintesi degli output dei modelli di regressione lineare con errori standard raggruppati per la variabile risposta Round_Amount (M€).

Tabella 24. Sintesi degli output dei modelli di regressione Logit per la variabile risposta Status_dummy (stato di operatività dell’impresa).

Tabella 25. Sintesi degli output dei modelli di regressione Logit per la variabile risposta Deals_dummy (presenza di almeno un accordo con soggetti esterni).

Tabella 26. Sintesi degli output dei modelli di regressione Logit per la variabile risposta Growth_dummy (superamento della fase di crescita seed)

BIBLIOGRAFIA

Abreu M. e Grinevich V., (2017). Gender patterns in academic entrepreneurship. *The Journal of Technology Transfer*, Volume 42, 763-794.

Adner R., Kapoor R. (2010). Value creation in innovation ecosystems: How the structure of technological interdependence affects firm performance in new technology generations. *Strategic Management Journal*, Volume 31, 306 – 333.

Aernoudt R., De San José A. (2020). A gender financing gap: fake news or evidence? *Venture Capital*, Volume 22, 127-134.

Aernoudt, R. (1999). Business angels: should they fly on their own wings? *Venture Capital: An International Journal of Entrepreneurial Finance*, Volume 12, 187–195.

Amoroso S., Link A. N., (2018). Under the AEGIS of knowledge-intensive entrepreneurship: employment growth and gender of founders among European firms. *Small Business Economics*, Volume 50, 899–915.

Arthur M. e Ribeiro J. (2021) How do startups manage external resources in innovation ecosystems? A resource perspective of startups' lifecycle. *Technological Forecasting & Social Change*, Volume 171.

Bernardino S., Santos J.F., Silva R. (2022). Does Gender Really Matter in Crowdfunding Campaigns? An Exploratory Study. *International Journal of E-Entrepreneurship and Innovation*, Volume 12, 1-21.

Bernstein S., Korteweg A., Laws K. (2017). Attracting Early-Stage Investors: Evidence from a Randomized Field Experiment. *Journal of Finance*, Volume 72, 509 – 538.

Boyarchenko S., (2021). Life Cycle of Startup Financing.

Brooks A.W., Huang L., Kearney S.W., Murray F.E., (2014). Investors prefer entrepreneurial ventures pitched by attractive men. *PNAS*, Volume 12.

Brown R., Mason C., (2014) Looking inside the spiky bits: a critical review and conceptualization of entrepreneurial ecosystems. *Small Business Economics*, Volume 49, 11 – 301.

Brush C.G., Elam A.B., (2023). Clearing the hurdles: Revisiting the under-performance hypothesis for women-led VC funded firms. *Journal of Small Business Management*

Busenitz L.W., Fiet J.O., Moesel D.D., (2005). Signaling in venture capitalist—New venture team funding decisions: does it indicate long-term venture outcomes? *Entrepreneurship Theory and Practice*, Volume 19, 1-12.

Cantamessa M., Montagna F., (2016). *Management of Innovation and Product Development: Integrating Business and Technological Perspectives*. Springer Nature.

Corvello V., Cimino A., Felicetti A. M., (2023). Building start-up acceleration capability: A dynamic capability framework for collaboration with start-ups. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Volume 9.

- Crane S.R., (2022). Entrepreneurship and economic growth: does gender matter? *International Journal of Gender and Entrepreneurship*, Volume 14, 3-25.
- Cumming D., Meoli M., Vismara S.(2021). Does equity crowdfunding democratize entrepreneurial finance? *Small Business Economics*, Volume 56, 533–552.
- Damodaran, A. (2009), Valuing Young, start-up and growth companies: estimation issues and valuation challenges. *Social Science Research Network*, 1-67.
- Davila, A., Foster, G., & Gupta, M. (2003). Venture capital financing and the growth of startup firms. *Journal of Business Venturing*, Volume 18, 689-708.
- Del Bosco B., Mazzucchelli A., Chierici R., Di Gregorio A., (2021) Innovative startup creation: the effect of local factors and demographic characteristics of entrepreneurs. *Inizio moduloFine moduloInternational Entrepreneurship and Management Journal*. Volume 17, 145 – 164.
- Demartini P. (2018). Innovative female-led startups. Do women in business underperform? *Administrative Sciences*, Volume 8, 70.
- Doering L. e Thebaud S., (2017). The Effects of Gendered Occupational Roles on Men’s and Women’s Workplace Authority: Evidence from Microfinance. *American Sociological Review*, Volume 82, 542–567.
- Dohse D., Goel R., Nelson M. (2019). What induces firms to license foreign technologies? *International survey evidence. Managerial and Decision Economics*, Volume 40, 799-814.
- Edosomwan, J. A., (1987) Understanding computer-aided manufacturing impact on total productivity. *Computers and Industrial Engineering* Volume 12, 283 – 290.
- Ewens M., Townsend R.R., () Are early-stage investors biased against women? *Journal of Financial Economics*, Volume 135, 653-677.
- Fairlie R.W., Robb A.M., (2009). Gender differences in business performance: Evidence from the characteristics of business owners survey. *Small Business Economics*, Volume 33, 375-395.
- Farhat J., Naranchimeg M., (2016). Do Women Lag Behind Men? A Matched-Sample Analysis of the Dynamics of Gender Gaps. Available at SSRN.
- Gnyawali, D. R., Fogel, D. S. (1994) Environments for entrepreneurship development: key dimensions and research implications. *Entrepreneurship Theory and Practice*, Volume 18, 43.
- Gompers, P. A., Gornall W., Kaplan S. N., Strebulaev I., A., (2021). How venture capitalists make decisions. *Harvard Business Review*, Volume 2021, 1 – 10.
- Granstrand O., Holgersson M., (2020) Innovation ecosystems: A conceptual review and a new definition. *Technovation*, Volume 90-91.
- Grilo A., Águeda A., Zutshi A., Nodehi T., (2017) Relationship between Investors and European Startup Ecosystems Builders.

Horne J., Fichter K., (2022) Growing for sustainability: Enablers for the growth of impact startups – A conceptual framework, taxonomy, and systematic literature review. *Journal of Cleaner Production*, Volume 349

Ifflander V., Sinell A., Schraudner M., (2018). Does Gender Make a Difference? Gender Differences in the Motivations and Strategies of Female and Male Academic Entrepreneurs. *FGF Studies in Small Business and Entrepreneurship*, 65-82.

Isenberg D. (2011). The entrepreneurship ecosystem strategy as a new paradigm for economic policy: Principles for cultivating entrepreneurship. Presentation at the Institute of International and European Affairs.

James H. S., Watson W.M., Peracchi F. (2014). *Introduzione all'econometria*. Pearson.

Justo R., DeTienne D.R., Sieger P., (2015). Failure or voluntary exit? Reassessing the female underperformance hypothesis. *Journal of Business Venturing*, Volume 30, 775-792.

Kanze D., Huang L., Conley M.A., Tory Higgins E. (2018). We ask men to win and women not to lose: Closing the gender gap in startup funding. *Academy of Management Journal*. Volume 61, 586-614.

Laguia A., Moriano J.A., Gorgievski M.J., (2018). A psychosocial study of self-perceived creativity and entrepreneurial intentions in a sample of university students. *Thinking Skills and Creativity*, Volume 31, 44–57.

Lauto G., Salvador E., Visintin F., (2022). For what they are, not for what they bring: The signaling value of gender for financial resource acquisition in academic spin-offs. *Research Policy*, Volume 51.

Lemma T.T., Gwatidzo T., Mlilo, M. (2023). Gender differences in business performance: evidence from Kenya and South Africa. *Small Business Economics*, Volume 60, 591-614

Lins E., Luts E., (2016). Bridging the gender funding gap: Do female entrepreneurs have equal access to venture capital? *International Journal of Entrepreneurship and Small Business*, Volume 27, 347-365.

Love I., Dhakal C., Carranza E., (2023) *Female Entrepreneurship: A New Taxonomy Of Drivers*.

Love I., Nikolaev B., Dhakal C., (2024) The well-being of women entrepreneurs: the role of gender inequality and gender roles. *Small Business Economics*, Volume 62, 325-352.

Markussen S. e Røed K., (2017). The gender gap in entrepreneurship – The role of peer effects. *Journal of Economic Behavior and Organization*, Volume 134, 356–373.

Mason, C., Harrison, R. T. (2010). Annual report on the business angel market in the United Kingdom: 2008/09. Department for Business Innovation and Skills 2010.

Mathisen M.T., Rasmussen E., (2019). The development, growth, and performance of university spinoffs: a critical review. *The Journal of Technology Transfer*, Volume 44, 1891-1938.

- Mickiewicz T. e Nguyen B., (2024). “In the company of cheerful ladies”: whether female entrepreneurs are more productive? *Small Business Economics*.
- Muscio A. Vallanti G., (2024). The gender gap in PhD entrepreneurship: Why balancing employment in academia really matters. *Research Policy*, Volume 53.
- Oggero N., Devicienti F., Rossi M., Vannoni D., (2023). You can't be what you can't see: The role of gender in the intergenerational transmission of entrepreneurship. *Review of Income and Wealth*, Volume 69, 755 – 775.
- Polkowska D., (2013). Women scientists in the leaking pipeline: Barriers to the commercialization of scientific knowledge by women. *Journal of Technology Management and Innovation*, Volume 8, 156-165.
- Prokop J., Wang D., (2022). Is there a gender gap in equity-based crowdfunding? *Small Business Economics*, Volume 59, 1219-1244.
- Rasmussen, E., Borch, O. J. (2010). University capabilities in facilitating entrepreneurship: A longitudinal study of spin-off ventures at mid-range universities. *Research Policy*, 39(5), 602–612,
- Reynolds E., Uygun Y., (2018) Strengthening advanced manufacturing innovation ecosystems: The case of Massachusetts. *Technological Forecasting and Social Change*, Volume 136, Pages 178 – 191.
- Rossi R., Vanacker T., Vismara S., (2021) Equity Crowdfunding: New Evidence from US and UK Markets. *Review of Corporate Finance*, Volume 1, 407-453.
- Rothaermel F.T. e Deeds L.D., (2004) Exploration And Exploitation Alliances In Biotechnology: A System Of New Product Development. *Strategic Management Journal* 25, Volume 3, 201 – 221.
- Schoonmaker M.G., George T. S., Pradeep A. R., (2017) Early-stage of innovations: selection system criteria for funding US biotech SMEs. *Journal of Small Business Management*, Volume 55, 60-75.
- Serrano D.R., Fraguas-Sánchez A.I., González-Burgos E., Llorente C., Lalatsa, A., (2023). Women as Industry 4.0. entrepreneurs: unlocking the potential of entrepreneurship in Higher Education in STEM-related fields. *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, Volume 12, 78.
- Shameen P., Steven W. Floyd, (2019). Navigating liminality in new venture internationalization. *Journal of Business Venturing*, Volume 34, 513-527.
- Shane S., (2004). Academic Entrepreneurship: University Spinoffs and Wealth Creation.
- Shankar R.J., Shepherd D.A., (2019). Accelerating strategic fit or venture emergence: Different paths adopted by corporate accelerators. *Journal of Business Venturing*, Volume 34.
- Singh S. e Hillemane B.S.M., (2023) Sources of finance for tech startups over its lifecycle: what determines their approach of sources and its success? *International Journal of Emerging Markets*, Volume 18, 1766-1787.

- Sohar G., Ghahramani F., Gottwald J., Kawano L., Shockro J., (2020). AUTM women inventors committee: Working to close the gender gap in university patenting. *Gender, Science and Innovation: New Perspectives*, 361–379
- Spence M. (1974). Competitive and optimal responses to signals: An analysis of efficiency and distribution. *Journal of Economical Theory*, Volume 7, 296-332.
- Tsujimoto M., Kajikawa, Y., Tomita, J., Matsumoto Y. (2018) A review of the ecosystem concept — Towards coherent ecosystem design. *Technological Forecasting and Social Change*, Volume 136, 49 – 58.
- Walrave B., Talmar M., Podoyntsyna K.S., Romme A.G.L., Verbong G.P.J., (2018) Una prospettiva multilivello sugli ecosistemi dell'innovazione per l'innovazione innovativa. *Technology Forecasting*.
- Witteman H.O., Hendricks M., Straus S., Tannenbaum C., (2019). Are gender gaps due to evaluations of the applicant or the science? A natural experiment at a national funding agency. *The Lancet*, Volume 393, 531-540.
- Yu J., Chen S., (2016). Gender moderates firms' innovation performance and entrepreneurs' self-efficacy and risk propensity. *Social Behavior and Personality*, Volume 44, 679-692.
- Zider, B. (1998). How venture capital works. *Harvard Business Review*, 131–139.

SITOGRAFIA

Dealroom.co (2023). <https://dealroom.co/>

MIMIT (aprile 2023). Cruscotto di Indicatori Statistici. Retrived from https://www.mimit.gov.it/images/stories/documenti/1_trimestre_2023_1_cruscotto_startup.pdf

Sillicon Valley Bank, (2018) 2018 Startup outlook US report. Retrieved from <https://www.svb.com/startup-outlook-report/us/>

Blumberg S., Krawina M., Mäkelä E., Soller H. (2023). Women in tech: The best bet to solve Europe's talent shortage. Retrieved from <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/women-in-tech-the-best-bet-to-solve-europes-talent-shortage>

Krentz M., Harthorne J., Taplett F. B., (2018). Why Women-Owned Startups Are a Better Bet. BCG Articles. Retrieved from <https://www.bcg.com/publications/2018/why-women-owned-startups-are-better-bet>

World Economic Forum (2022). Global Gender Gap Report. Retrieved from https://www3.weforum.org/docs/WEF_GGGR_2022.pdf

ISTAT (2023). Laureati. Retrived from <https://www.istat.it/it/istruzione-e-formazione?dati>

UNESCO (2019). I'd blush if I could: closing gender divides in digital skills through education. Retrieved from <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000367416.page=1>

Registro Imprese (2023) Start-up innovative. Retrived from <https://www.registroimprese.it/start-up-innovative>

MIMIT (2023). Startup Act- Normativa. Retrieved from <https://www.mimit.gov.it/it/impresa/competitivita-e-nuove-imprese/start-up-innovative/start-up-act-normativa>

MIMIT (2020). La strategia nazionale per le startup e le PMI innovative. Retrived form https://www.mimit.gov.it/images/stories/documenti/Scheda_di_sintesi_ITA-ott2020.pdf

MEF (2023). Decreto-legge 18/19/2012 n.179. Retrived from <https://def.finanze.it/DocTribFrontend/getAttoNormativoDetail.do?ACTION=getSommarior&id=%7B4EB5EA56-624C-4829-9A21-FDBBDC574F47%7D>

MEF (2023). Decreto-legge 24/01/2016 n.3. Retrived from

<https://def.finanze.it/DocTribFrontend/getArticoloDetailFromResultList.do?id=%7B81BCA4C0-F96B-49E9-919F-B557B57DD099%7D&codiceOrdinamento=200000400000000&idAttoNormativo=%7B11F2A1ED-5BC6-4648-A7CA-2F61F79C5542%7D>

GAZZETTA UFFICIALE DELLA REPUBBLICA ITALIANA (2023) d.l. 34/2020.
Retrieved from <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2020/05/19/20G00052/sg>

European Commission (2023) Horizon Europe. Retrieved from https://research-and-innovation.ec.europa.eu/funding/funding-opportunities/funding-programmes-and-open-calls/horizon-europe_en