

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Analisi Quantitativa della Composizione del Team: Influenza sulle Decisioni Strategiche in Startup Early Stage



Relatori:

Prof. Emilio Paolucci

Doc. Esterno Andrea Panelli

Doc. Esterno Daniele Battaglia

Candidato:

Lorenzo Raschiatore

Dicembre 2021

*“Sono sempre stato uno spirito libero,
portato a correre rischi in cerca di ricompense.
Inoltre, temevo la noia e la mediocrità molto di più
di quanto temessi il fallimento.
Per me, ottimo è meglio che pessimo
e pessimo è meglio che mediocre, perché
pessimo, quantomeno, da un po' di sapore alla vita.”*

Abstract

L'influenza dell'eterogeneità del team sulle scelte strategiche di imprese stabili è un argomento già ampiamente discusso in letteratura, mentre, solo negli ultimi anni, questi temi sono diventati di particolare interesse per le startup. Il motivo risiede nella maggiore influenza che il founding team ha in questi contesti e nelle particolari condizioni di incertezza che caratterizzano l'ambiente in cui una startup si trova ad operare. Questo lavoro s'inserisce proprio in quest'ottica, cercando di contribuire alla letteratura sui temi imprenditoriali attraverso delle analisi di tipo quantitativo. Lo scopo di questo lavoro di tesi, infatti, è quello di investigare l'influenza dell'eterogeneità e delle caratteristiche del founding team sulla complessità dell'idea imprenditoriale della startup e sulle principali scelte strategiche che un nuovo team imprenditoriale si trova a dover fare (pivot e dropout). Lo studio è basato su un esperimento RCT denominato InnoVentureLab, nato dalla collaborazione tra tre grandi poli universitari: Politecnico di Torino, Politecnico di Milano e il centro di ricerca ICRIOS dell'Università Bocconi. Nel periodo compreso tra Maggio 2020 e Febbraio 2022, hanno offerto ad imprenditori e startup early stage un programma di pre-accelerazione, costituito da 8 lezioni tenute da esperti del settore. In particolare, il campione considerato è composto da 122 startup early stage provenienti da tutta Italia e da 6 data point, nei quali sono stati ricavati parte dei dati utilizzati nelle analisi di regressione. Nel primo capitolo verrà descritta la letteratura pregressa sull'eterogeneità del team, lo scopo del lavoro e le domande di ricerca che si vogliono verificare. Verranno in aggiunta introdotti i due principali approcci al *decision making*: approccio scientifico ed approccio effectuation. Nel secondo capitolo si procederà con la descrizione dell'esperimento di InnoVentureLab e delle fasi di raccolta dati. Sarà inoltre presentato il campione utilizzato mettendone in evidenza le caratteristiche principali. Nel terzo capitolo sarà presente la descrizione di tutte le variabili che verranno utilizzate nei modelli, mostrando la metodologia utilizzata per la loro costruzione. Nell'ultimo capitolo, infine, verranno presentati ed interpretati i risultati delle analisi di regressione e verrà data risposta alle domande di ricerca.

Sommario

Introduzione	4
1. L'eterogeneità del team	7
1.1. La teoria Upper Echelons e gli studi successivi	7
1.2. Scopo del lavoro e introduzione al decision making	11
1.2.1. Approccio Scientifico al decision making	12
1.2.2. Euristiche di ricerca e approccio Effectuation al decision making	16
1.3. Domande di ricerca	20
2. Il programma di ricerca e il suo scopo	30
2.1. La campagna marketing e la sponsorizzazione	32
2.2. Raccolta dati	34
2.2.1. Questionario per tutti i membri del team	35
2.2.2. Questionario per il team leader	36
2.2.3. Interviste telefoniche	37
2.3. Descrittive del campione e osservazioni preliminari	41
2.3.1. Provenienza geografica e settoriale delle startup	42
2.3.2. Descrizione dei singoli membri delle startup	43
2.3.3. Descrizione dei Team	52
3. Analisi dei dati e costituzione del database	63
3.1. Le variabili dipendenti	63
3.1.1. Complessità dell'idea	63
3.1.2. Numero di pivot	65
3.1.3. Dropout	66
3.2. Variabili indipendenti	67
3.3. Variabili di controllo	72
4. Analisi dei Risultati	80
4.1. Metodologia di analisi	80
4.2. Analisi delle variabili	81
4.3. Analisi delle correlazioni	83
4.4. Analisi delle regressioni	83
4.4.1. Modelli sulla complessità dell'idea	84
4.4.2. Modelli sul numero di pivot	87
4.4.3. Modelli sul dropout	95
4.5. Valutazione dei risultati e risposta alle domande di ricerca	98

Conclusioni	104
Appendice.....	106
Bibliografia	107
Sitografia	113
Ringraziamenti.....	114

Introduzione

Negli ultimi anni, studiosi e ricercatori hanno concentrato i loro sforzi sullo studio delle startup, in quanto, si sono dimostrate profondamente influenti nel panorama economico mondiale. Secondo i dati dell'ITIF (Information Technology & Innovation Foundation) le startup rappresentano il 51% di tutte le imprese presenti negli Stati Uniti. Alcuni ricercatori del MIT, in uno studio del 2016, hanno evidenziato come queste siano responsabili per quasi il 50% dei nuovi lavori creati. Inoltre, sono soggette a elevati tassi di crescita non solo nelle dimensioni ma anche nel numero di locations, creando opportunità in diverse zone geografiche. Per loro natura sono però caratterizzate da un elevato tasso di rischio e di fallimento. Nel suo libro, *The Lean Startup*, Eric Ries definisce una startup come *“A startup is a human institution designed to deliver a new product or service under conditions of extreme uncertainty”*. Questa frase mette in luce l'aspetto chiave delle condizioni in cui una startup opera: l'estrema incertezza. Proprio un ambiente così turbolento ed incerto potrebbe essere uno dei principali motivi del loro elevato tasso di fallimento.

Secondo l'US Census Bureau, Kauffman Foundation and U.S. Labor Department, l'87 % delle startup abbandona la propria idea imprenditoriale nel corso dei primi 7 anni di vita (Fairlie R. W., Miranda J., 2017). Come riporta il CBInsights nel report del 2021, il 35% delle startup fallisce perché risolve problemi che sono interessanti da risolvere invece di quelli che soddisfano un bisogno di mercato. Un altro dato interessante è che il 14% delle startup fallisce perché non ha il giusto team. In questo contesto, non sorprende come gli studiosi e i ricercatori stiano concentrando i loro studi principalmente sugli approcci al decision making e sull'influenza della composizione del team della startup. Per quanto riguarda gli approcci al decision making, negli ultimi anni si sono affermate due diverse correnti: l'approccio scientifico (Ries E., 2011; Eisenmann T., Ries E., Dillard S., 2013; Camuffo A., Cordova A., Gambardella A., 2017) e l'approccio effettuativo (Sarasvathy S. D., 2001; 2003). Entrambe queste metodologie sono state oggetto di studio nell'esperimento RCT denominato InnoVentureLab, con l'obiettivo di investigare l'influenza di questi approcci al decision making su un campione di startup early stage. InnoVentureLab rappresenta il punto di partenza di questo lavoro di tesi, in quanto i dati per la costruzione del campione provengono da interviste e questionari effettuati dagli imprenditori nell'ambito di questo

esperimento. L'altro filone di ricerche di interesse per il presente lavoro riguarda lo studio dell'influenza della composizione del team. Tale argomento è stato per molti anni oggetto di svariate ricerche che hanno cercato di trovare una correlazione tra l'eterogeneità del team, relativamente a varie dimensioni, e le performance, principalmente di imprese stabili, e successivamente anche di startup. La maggior parte di questi studi hanno utilizzato come principale base teorica la teoria Upper Echelons (Hambrick D.C., Mason P. A., 1984), secondo la quale la diversità nei tratti demografici del team influenza le scelte strategiche dell'impresa e di conseguenza le sue performance. Le varie ricerche condotte con tale fine hanno mostrato risultati contrastanti: l'effetto dell'eterogeneità del team è infatti risultato positivo (Carpenter M. A., 2002), negativo (Simons T., Palled L. H., Smith K. A., 1999) e nullo (Stuart R. W., Abetti P. A., 1990). In questo contesto, il lavoro di tesi presentato si differenzia dagli studi del passato per due motivi principali. In primo luogo, prende in considerazione startup early stage, che per natura delle attività lavorative da svolgere risultano profondamente diverse dalle startup in fasi più avanzate e, in misura ancora maggiore, dalle imprese stabili. Un ulteriore elemento di novità è che si concentra sullo studio dell'influenza della diversità del team sulle scelte strategiche della startup e non sulle performance che rappresentano invece un effetto indiretto.

Le analisi sono state svolte su un campione di 122 startup early stage provenienti da tutta Italia. Non essendoci letteratura specifica relativa alle startup early stage, le dimensioni analizzate sono state ricavate dagli studi pregressi sulle imprese stabili. Queste comprendono: l'eterogeneità sociale (età), l'eterogeneità informativa (background, livello di educazione, esperienza manageriale, esperienza lavorativa sia generica e sia nel settore della startup, numero di startup fondate). Altre caratteristiche del team prese in considerazione sono invece: percentuale di donne, di studenti e di membri con background di tipo STEM nel team.

Dai risultati ottenuti in questo lavoro di tesi emerge come l'eterogeneità del team influenzi le scelte strategiche di startup early stage. In particolare, la diversità in termini di età porta confusione strategica, il team effettua quindi la fase di pivoting in maniera confusa e ciò si riflette in un maggior numero di pivot realizzato dalla startup. Al contrario, la diversità informativa rende il team capace di prendere decisioni strategiche qualitativamente migliori. Questo si riflette in una fase di pivoting più precisa e in un minor numero di

cambiamenti. Altri risultati mostrano come alcune dimensioni dell'eterogeneità potrebbero avere effetto anche sulla complessità dell'idea imprenditoriale delle startup e sulla probabilità di effettuare un dropout. Anche le altre caratteristiche analizzate risultano avere un effetto sulle variabili dipendenti di interesse. Più nel dettaglio, la percentuale di membri con background scientifico influenza positivamente la complessità dell'attività imprenditoriale, suggerendo come team così composti si impegnino maggiormente in attività caratterizzate da un elevato tasso di innovazione. La percentuale di studenti riduce invece la probabilità di effettuare un dropout.

In generale, i risultati di questo lavoro di tesi suggeriscono come la diversità e le caratteristiche del team siano fattori determinanti in una nuova attività imprenditoriale, evidenziando quindi la necessità, per le istituzioni di supporto all'imprenditoria, di promuovere una giusta composizione del team.

1. L'eterogeneità del team

La relazione tra le caratteristiche del team e le performance dell'impresa è sempre stata di grande interesse per molti studiosi di strategia e management. Questo perché è noto che la qualità del team è uno dei fattori determinanti per la crescita e il successo dell'impresa (Hambrick D.C., Mason P. A., 1984; Mustar P., Wright M., Clarysse B., 2008). In particolare, gli studiosi hanno cercato di capire se team eterogenei o team omogenei portano a migliori risultati per l'impresa. Con eterogeneità s'intende il grado con cui all'interno del team si riscontrano differenze in termini di dimensioni demografiche, di esperienze e di background (Simons et al., 1999). Negli ultimi anni, lo studio dell'eterogeneità del team è diventato di particolare interesse soprattutto per le piccole imprese e per le startup, in quanto, il top management team, ha più probabilità di influenzare ed avere un impatto diretto sulle performance della società a causa dell'assenza di una complessa struttura burocratica che porta quindi ad avere comunicazioni più semplici (Finkelstein S., Hambrick D. C., 1996). Nel corso degli anni, ci sono stati sempre più studi focalizzati sul comprendere come le caratteristiche e l'eterogeneità del team influenzano le scelte strategiche dell'impresa; la maggior parte di questi hanno utilizzato come principale base teorica la teoria Upper Echelons (Hambrick D.C., Mason P. A., 1984).

1.1. La teoria Upper Echelons e gli studi successivi

Con il loro lavoro del 1984, Hambrick e Mason hanno dato il via ad una serie di studi sull'influenza che le caratteristiche del team hanno sulle scelte strategiche dell'impresa e di conseguenza sulle sue performance. La teoria Upper Echelons si concentra sulle caratteristiche osservabili dei membri del team (indicatori demografici) argomentando come questi influenzino l'efficacia del team e le decisioni che prende. Quindi, caratteristiche come esperienza, età ed educazione influenzano le scelte strategiche, che a loro volta possono influenzare le performance dell'impresa. Questa teoria enfatizza come le caratteristiche del team possano spiegare i processi decisionali che portano a compiere delle scelte di natura strategica.

La teoria Upper Echelons si basa sulla “Behavioural theory of the firm” (Cyert R. M., March J. G., 1963) secondo la quale le decisioni, in particolar modo quelle complesse, dipendono da fattori comportamentali e non esclusivamente da motivazioni razionali come, ad esempio, valutazioni di tipo economico. Questo significa che i fattori comportamentali dei membri del team influenzano le scelte strategiche dell’impresa. Secondo March and Simon (March J. G., Simon H. A., 1958) quando bisogna prendere una decisione, ciascun decision maker utilizza il suo set di conoscenze che rappresenta la sua base cognitiva:

- Conoscenze e assunzioni sugli eventi futuri
- Conoscenza delle alternative
- Conoscenza delle conseguenze legate alle alternative

Le varie alternative individuate dal singolo membro vengono poi ordinate in base alla preferenza. Questo set di conoscenze è di particolare importanza in quanto influenza e distorce la percezione del decision maker su quello che sta succedendo e soprattutto su quella che rappresenta la scelta più giusta da prendere.

Queste argomentazioni suggeriscono come sia di fondamentale importanza prendere in considerazione le dimensioni psicologiche e la personalità dei singoli membri appartenenti al team di decisori. In questo contesto però, la teoria Upper Echelons non si concentra su questi aspetti psicologici appena descritti, bensì si preoccupa di dare un maggior peso alle caratteristiche osservabili dei membri del team non solo per le ovvie limitazioni dovute alle difficoltà di misurare valori, percezioni e capacità di giudizio dei decisori (Pfeffer J., 1983), ma anche per le implicazioni che, nella visione degli autori, questo lavoro avrebbe dovuto avere: ad esempio l’analisi dei competitor che richiede necessariamente di basarsi su caratteristiche osservabili.

Andando più nello specifico, in figura 1.1 è possibile osservare lo schema riassuntivo della teoria sviluppata da Hambrick e Mason. La parte sinistra del modello descrive la situazione interna ed esterna dell’impresa, questa è la prima relazione significativa in quanto suggerisce che le Upper Echelons Characteristics siano influenzate dalla situazione che l’impresa si trova a dover fronteggiare (Carpenter M. A., Galetkanycz M. A., Sanders W. G., 2004). A questo punto vengono prese in considerazione le dimensioni psicologiche: queste

determinano il modo in cui i membri del team interpretano la situazione interna ed esterna dell'impresa e di conseguenza influenzano il processo decisionale. I tratti psicologici dei decision makers sono però inosservabili, di conseguenza, le caratteristiche osservabili dei manager, vengono considerate come elementi che forniscono dell'indicazione affidabili sui tratti psicologici non osservabili.

Gli ultimi due blocchi rappresentano le scelte strategiche e le misure di performance. Questi due blocchi sono di minore interesse relativamente allo scopo di questo lavoro di tesi, principalmente per la natura dei dati a disposizione.

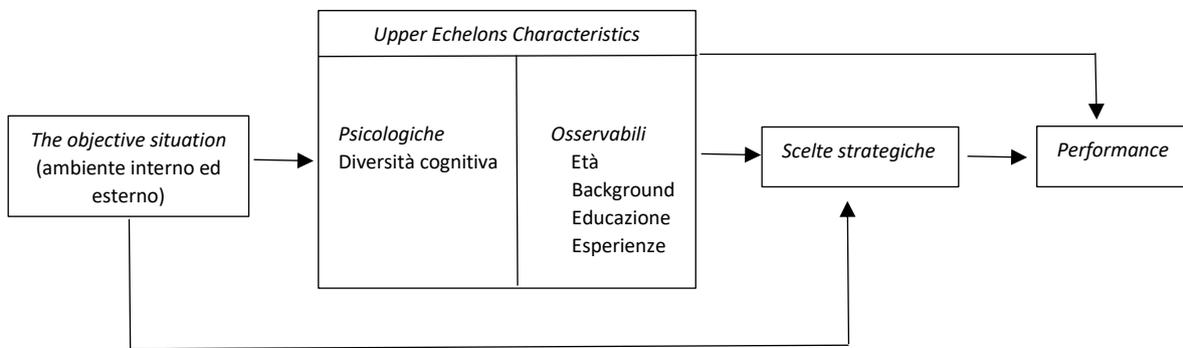


Figura 1.1: Teoria Upper Echelons, riproduzione del modello di Hambrick e Mason

Questa teoria rappresenta la base teorica della maggior parte degli studi che hanno cercato di capire l'effetto che l'eterogeneità e le caratteristiche del team hanno sulle performance. Le ricerche si sono concentrate soprattutto sullo studio dell'effetto di queste caratteristiche sulle performance di imprese consolidate (Carpenter M. A., 2002; Cannella A. A., Park J., Lee H., 2008) mentre ancora poca letteratura è presente in ambito startup.

Tra questi, uno degli studi di maggiore interesse è quello del 2005 compiuto da Hmieleski e Ensley (Ensley M. D., Hmieleski K.M., 2005). In questo lavoro hanno dimostrato come l'eterogeneità del top management team, in termini di educazione ed esperienza, influenza positivamente il cash flow e la crescita delle vendite della startup. Nell'esperimento hanno considerato sia startup universitarie, intese come startup gestite e fondate da studenti universitari o che fanno uso dei risultati di una ricerca universitaria, sia startup non

universitarie (dette anche indipendenti). Tutti i membri ammessi all'esperimento dovevano soddisfare almeno due criteri su tre: essere founder, avere una quota significativa di equity o essere attivamente coinvolti nelle decisioni strategiche. Per entrambi i campioni è stata valutata l'eterogeneità del team in termini di educazione scolastica, esperienza nel settore della startup, l'ambito di competenza e le abilità tecniche e umane. Da questo lavoro è emerso come le startup universitarie siano formate da team più omogenei rispetto alle startup indipendenti, questa omogeneità porta ad una minore cognizione strategica condivisa (grado con cui i membri del top management team hanno un comune modello mentale della strategia della startup). Le startup universitarie quindi, anche essendo mature dal punto di vista tecnologico, non si concentrano a sufficienza nello sviluppo del giusto team, ciò porta a performance minori rispetto alle loro controparti non universitarie.

Nel loro studio del 2013 Li Cai et al. (Li Cai, Qing Liu, Xiaoyu Yu, 2013), utilizzando un campione di 527 startup in Cina, hanno studiato l'effetto dell'eterogeneità del team sulle performance dell'impresa. I risultati sono in questo caso incerti. Da questi emerge che l'eterogeneità del team influenza sia i conflitti cognitivi sia i conflitti affettivi. I conflitti cognitivi sono dei disaccordi legati al task da eseguire che derivano da una differenza di prospettive (Amason A. C., Sapienza H. J., 1997); sono esperienze cruciali per il team, come condividere ed esplorare idee ed opinioni diverse (Miller C. C., Burke L. M., Glick W.H., 1998). Questa diversità porta il team ad essere più creativo e ad avere più idee che è di fondamentale importanza in un ambiente complesso come quello delle startup, di conseguenza si assiste ad un impatto positivo con le performance. Allo stesso tempo la diversità genera più conflitti affettivi che sono un disaccordo orientato all'individuo derivante da un'avversione personale (Amason A. C., Sapienza H. J., 1997). Al contrario dei conflitti cognitivi questi hanno un effetto negativo sulle performance della startup in quanto scoraggiano la comunicazione, la cooperazione e, in generale, una gestione efficace del team. Questo lavoro suggerisce come i conflitti siano un elemento di primario interesse nello studio della diversità del team. Nel loro articolo del 1999, Jehn et al. (Jehn K., Northcraft G., Neale M., 1999) hanno teorizzato la presenza di due principali tipologie di conflitti. I relationship conflict, causati dalla diversità in termini sociali e i task related conflict, generati da una diversità informativa. La differenza sostanziale tra questi due conflitti è

nell'oggetto del dibattito: i secondi, al contrario dei primi, risultano essere job-related. Questo significa che il disaccordo è legato ad un task da eseguire (task conflict) o a come eseguire il task (process conflict). Ciò comporta che le discussioni generano nuove idee ed introducono nuove prospettive di lavoro, al contrario dei relationship conflict che riguardano invece pensieri irrilevanti per lo sviluppo della startup.

In generale i vari studi sul tema dell'eterogeneità hanno portato a risultati contrastanti: alcuni hanno evidenziato una relazione negativa tra l'eterogeneità del team e le performance dell'impresa (Simons, Palled, Smith, 1999; Amason, Sapienza, 1997), altri una relazione positiva (Ensley, Hmieleski, 2005; Nielsen S. 2010) mentre altri ancora non hanno riscontrato nessuna relazione significativa (Farrel K. A., Hersch P. L., 2005; West C. T., Schwenk C. R., 1996).

1.2. Scopo del lavoro e introduzione al decision making

In un contesto così incerto, lo scopo di questo lavoro di tesi è quello di contribuire alla letteratura riguardante l'influenza delle caratteristiche e dell'eterogeneità del team specificatamente all'ambito delle startup. Più nello specifico, l'obiettivo è quello di studiare come l'eterogeneità e le caratteristiche del team influenzano: la complessità dell'idea, il numero di pivot di value propositions, il numero di pivot di customer segments e i dropout. La scelta di queste metriche è stata dettata da diversi fattori. In primo luogo, i risultati contrastanti raggiunti fino ad ora nel cercare di trovare una relazione tra le caratteristiche del team e le performance dell'impresa, suggeriscono di non utilizzare questa metrica. Nel caso di startup early stage come quelle prese in considerazione in questo studio, inoltre, non avrebbe senso parlare di performance in termini finanziari, in quanto la maggior parte dei team imprenditoriali si trova ancora in una fase di analisi o validazione. L'obiettivo è quindi quello di investigare l'esistenza di specifiche caratteristiche, eterogeneità o tratti del team che condizionano le principali scelte strategiche (pivot e dropout) o che portano il gruppo imprenditoriale ad ideare una startup con un determinato livello di complessità.

Di particolare interesse risultano il numero di pivot e i dropout, queste infatti sono le principali scelte strategiche che una startup early stage si trova a dover compiere. Le

decisioni di tipo strategico sono influenzate dai processi cognitivi, decisionali e dall'interpretazione dell'ambiente circostante dei membri del top management team. Nel caso delle attività imprenditoriali che si concentrano in un contesto turbolento e complesso come quello delle startup, assume una particolare rilevanza l'approccio decisionale utilizzato dagli imprenditori. L'elevata incertezza, che principalmente differenzia le attività manageriali da quelle imprenditoriali, richiede di affrontare l'attività imprenditoriale attraverso agilità strategica e approcci al decision making che garantiscano la giusta flessibilità, necessaria per adattarsi al contesto in continuo cambiamento. Con decision making si intende l'intero processo di scelta tra una serie di decisioni. In questo contesto, si sono affermate negli ultimi anni, due correnti teoriche distinte: il metodo scientifico (Ries E., 2011; Eisenmann T., Ries E., Dillard S., 2013; Camuffo A., Cordova A., Gambardella A., 2017) e le euristiche di ricerca (e.g. Discovery Driven Planning, Confirmatory Search, Effectuation) (McGrath R. G., MacMillan I. C., 1995; Shepherd D. A., Haynie J. M., McMullen J. S., 2012; Sarasvathy S. D., 2001). Nel caso delle 122 startup del campione preso come riferimento in questo studio, risulta necessario fare riferimento al metodo *scientifico* e al metodo *effectuation*.

1.2.1. Approccio Scientifico al decision making

L'obiettivo di questo paragrafo è quello di introdurre l'approccio scientifico al decision making, il cui obiettivo è quello di portare gli imprenditori a sviluppare un approccio imprenditoriale simile a quello dei ricercatori. Eric Ries, autore del libro "The Lean Startup" (2013) definisce una startup come "un'organizzazione che si dedica a realizzare qualcosa di nuovo sotto condizioni di *estrema incertezza*", ed è proprio questa incertezza, che influenza le scelte e la gestione delle attività imprenditoriali (Freedman M. B., Jaggy B., 1992), che porta alla necessità di utilizzare strumenti decisionali adatti all'ambiente in cui la nuova impresa opera, e quindi necessariamente diversi da quelli utilizzati da grandi imprese che operano in condizioni di maggiore stabilità. Secondo alcuni studiosi l'incertezza può essere limitata attraverso l'utilizzo di una metodologia che richiede la verifica di un'assunzione prima di impegnare una grande quantità di risorse e (McGrath R. G., MacMillan I. C., 1995).

In questo contesto, la letteratura propone di fornire agli imprenditori un approccio decisionale che imiti quello dei ricercatori: questo è l'approccio scientifico (Ries E., 2011; Eisenmann T., Ries E., Dillard S., 2013; Camuffo A., Cordova A., Gambardella A., 2017).

L'approccio scientifico pone le sue basi sul metodo scientifico sviluppato da Galileo che prevede la raccolta di dati basandosi sulla teoria e le ipotesi da verificare e l'analisi rigorosa dei dati raccolti con un approccio logico-razionale. Il punto di partenza è quindi la formulazione di una teoria che si basa su un fenomeno oggetto di studio, successivamente si definisce un set d'ipotesi falsificabili. A questo punto il ricercatore procede raccogliendo i dati necessari per la verifica delle ipotesi e, dopo aver effettuato le analisi sui dati, è possibile confermarle o falsificarle.

L'approccio scientifico applicato al decision making è composto da quattro componenti principali:

- Formulazione di una teoria sull'idea imprenditoriale
- Definizione di un set di ipotesi coerenti con la teoria
- Test delle ipotesi
- Valutazione dei dati

Formulazione di una teoria sull'idea imprenditoriale

Nella prima fase il team della startup deve definire una teoria su un aspetto della propria idea di business che vuole approfondire. La teoria può riferirsi ad una caratteristica del prodotto/servizio che si vuole realizzare, la definizione di uno specifico target di clientela o la scelta di un canale di vendita. In generale la teoria porta a definire un modello di business che si adatta al problema del cliente che si vuole andare a risolvere. Gli imprenditori, quindi, ragionano sui problemi del cliente come se fossero domande di ricerca e formulano teorie nuove, semplici, falsificabili e generalizzabili. Questo passaggio è di fondamentale importanza in quanto permette di limitare il numero di fallimenti necessari prima di ottenere un risultato soddisfacente.

Definizione di un set d'ipotesi

Il secondo step è quello di definire un set di ipotesi chiare, falsificabili e coerenti con la teoria. Le ipotesi possono essere congetture sui clienti e sul loro problema (Camuffo A., Gambardella A., Spina C., 2019). La fase di definizione delle ipotesi è particolarmente delicata in quanto c'è il rischio di introdurre dei *confirmation bias* nel caso in cui l'ipotesi non fosse falsificabile. Le ipotesi sono falsificabili quando sono chiaramente definite le circostanze nelle quali non possono essere considerate false (Eisenmann et al., 2011); questo è il motivo per cui è importante avere delle ipotesi falsificabili, in quanto c'è la necessità di avere a disposizione un criterio oggettivo per valutare la bontà della teoria. Inoltre, le ipotesi non falsificabili potrebbero generare dei risultati non attendibili portando quindi a delle scelte basate su delle assunzioni errate.

Test delle ipotesi

Al fine di validare o falsificare le ipotesi, il team delle startup deve eseguire dei test per raccogliere dei dati attendibili, necessari per la loro valutazione. La particolarità dei test è che devono essere rigorosi, basati su delle metriche affidabili e permettere di individuare delle relazioni causali. Alcuni dei test che possono essere utilizzati sono le interviste con il target di clienti coerente con la teoria, i test A/B o l'utilizzo di un MVP (Minimum Viable Product).

Valutazione dei dati

Questa ultima fase consiste nella valutazione critica dei risultati ottenuti dai test effettuati sulla base delle ipotesi definite. Una corretta valutazione richiede sia un giudizio individuale e sia collettivo da parte dell'intero team. Questa fase è molto importante, in quanto la non corretta formulazione delle ipotesi o la mancanza di metriche precise per le valutazioni potrebbero portare a dei fenomeni di *confirmation bias* che riducono la qualità delle informazioni raccolte e potrebbero spostare le decisioni dell'imprenditore verso direzioni distanti dalla realtà.

Una volta concluso questo processo di apprendimento, l'imprenditore può decidere di continuare a testare la propria teoria generando delle nuove ipotesi, oppure modificarla. In questo ultimo caso, le strade percorribili dall'imprenditore sono sostanzialmente due: potrebbe effettuare un *pivot* andando quindi a modificare la propria idea di business sulla base delle ipotesi che sono state falsificate, oppure potrebbe decidere di effettuare un dropout, quindi abbandonare la propria idea di business, senza utilizzare ulteriori risorse. Questo approccio al decision making si propone infatti di massimizzare l'apprendimento limitando al minimo l'utilizzo delle risorse. La natura iterativa di questo processo garantisce un continuo feedback con l'ambiente in cui la startup si trova ad operare, limitando l'utilizzo di risorse su caratteristiche del prodotto o del servizio che non aggiungono valore per il cliente.

Una delle principali metodologie che si fonda sul metodo scientifico è la metodologia Lean Startup descritta nel libro "The Lean Startup" (Eric Ries). In questo libro l'autore descrive la scientificità come un approccio utile alla realizzazione di un prodotto o un servizio basato su continue iterazioni. L'elemento fondamentale della metodologia è il ciclo Build-Measure-Learn che spinge gli imprenditori a valutare continuamente la bontà delle assunzioni fatte, il più velocemente possibile e con il minimo utilizzo di risorse. Questo feedback loop è costituito da tre fasi:

- *Build*: a partire dalle ipotesi fatte, l'obiettivo dell'imprenditore dev'essere quello di entrare nella fase di build il più velocemente possibile. Questa fase consiste nella creazione di un MVP. Secondo la definizione di Eric Ries, il minimum viable product è "quella versione del prodotto che permette di completare un ciclo di Build-Measure-Learn con la minima quantità di sforzo e con il minimo tempo di sviluppo".
- *Measure*: in questa fase l'imprenditore deve utilizzare delle metriche e delle soglie di convalida più opportune per validare o confutare le ipotesi che sono oggetto di test.
- *Learn*: è la fase finale nella quale l'imprenditore valuta le informazioni raccolte e articola delle considerazioni finali.

Alla fine del ciclo ci sono sostanzialmente tre possibili decisioni da prendere: *pivot*, quindi realizzare un cambiamento strategico significativo, *perseverare*, quindi proseguire nella realizzazione dell'idea di business, o abbandonare l'idea facendo *dropout*.

Negli ultimi anni c'è stata una profonda evoluzione degli studi in ambito accademico riferiti all'approccio scientifico al decision making (Veretennikova N., Vaskiv R., 2018; Camuffo A., Cordova A., Gambardella A., 2017), di particolare interesse risulta l'esperimento condotto da Camuffo et al. nel 2017. In questo esperimento è stato analizzato l'impatto dell'utilizzo di un approccio scientifico al decision making su startup early stage, misurando nello specifico l'impatto sulle performance, il numero di pivot di una startup e il numero di startup che abbandonano l'idea. Gli autori hanno inoltre schematizzato il processo decisionale utilizzato dall'imprenditore nel compiere una scelta. L'imprenditore si muove all'interno di un albero decisionale costituito da diversi nodi, ad ogni nodo ha 3 possibili alternative: fare pivot, sviluppare l'idea o fare dropout. La scelta che l'imprenditore prende dipende dal profitto che si aspetta di ricevere che a sua volta dipende dal valore percepito dell'idea. Il valore percepito dell'idea risulta diverso dal valore reale a causa della presenza di bias. Secondo gli autori, l'utilizzo di un metodo scientifico che prevede un'appropriata formulazione del problema del cliente, una teoria su come la soluzione ipotizzata possa creare valore e dei test rigorosi, può ridurre i bias e ridurre la differenza tra il valore percepito dell'idea e il valore reale. L'esperimento è stato condotto con la metodologia RCT: le startup partecipanti al programma sono state suddivise, in maniera randomica, tra il gruppo denominato *trattamento* (a cui è stato insegnato a formulare il problema scientificamente) e il gruppo di *controllo* (che ha seguito invece un approccio di training standard). Le conclusioni tratte da questo esperimento sono che l'applicazione di un metodo scientifico al decision making porta le startup a fare più pivot, non riduce la probabilità delle startup di fare dropout e porta ad un aumento delle performance.

1.2.2. Euristiche di ricerca e approccio *Effectuation* al decision making

L'approccio *Effectuation* (Sarasvathy S. D., 2001; 2003) è la seconda metodologia di interesse in questo lavoro di tesi. È un'euristica di ricerca e, insieme al *Discovery Driven*

Planning (McGrath, MacMillan, 1995) e al *Confirmation Search* (Shepherd, Haynie, McMullen, 2012), rappresenta un ulteriore strumento in mano all'imprenditore per gestire l'incertezza legata all'ambiente nel quale la startup opera.

McGrath e MacMillan definiscono delle regole con l'obiettivo di limitare l'impatto delle assunzioni che un imprenditore si trova necessariamente a dover fare e di evitare così l'impegno di risorse in idee di poco valore. Nell'euristica Discovery Driven Planning ci sono nello specifico 5 fasi distinte:

- *Business framing*: cioè l'identificazione di un'iniziativa di successo.
- *Benchmarking rispetto al mercato e alla concorrenza*: in quanto, alla base del raggiungimento di un obiettivo di profitto, ci dev'essere la comprensione di quelli che sono i fattori che garantiscono il successo nel mercato, anche in riferimento alla concorrenza.
- *Definizione di strategie funzionali all'obiettivo e specifica dei requisiti delle operations*: consiste nel capire cosa bisogna fare (quali sono i deliverable) al fine di ottenere l'obiettivo pianificato.
- *Documentazione delle assunzioni*: definire quindi le ipotesi che devono essere trasformate in conoscenza.
- *Identificazione delle milestones*: la milestone rappresenta il punto in cui le assunzioni possono essere testate e trasformate in conoscenza. Alcune milestones possono essere: creazione di un prototipo, primo utilizzo da parte di un cliente o prima risposta da parte dei competitors.

Nelle prime tre fasi c'è una descrizione dettagliata e strutturata di come l'idea sarà una volta terminata e di come questa è condizionata dalle assunzioni fatte dall'imprenditore. La quarta e la quinta disciplina consistono invece nella definizione di una strategia necessaria per verificare la bontà delle assunzioni fatte e per capire l'impatto che una loro variazione potrebbe avere sul progetto. L'imprenditore viene quindi spinto a validare le assunzioni su cui si basa il proprio business prima di procedere con un impegno importante di risorse.

L'euristica del Confirmatory Search enfatizza il ruolo della ricerca delle informazioni al fine di validare le assunzioni fatte dall'imprenditore. Si basa quindi sull'individuare le ricerche

che più si adattano a testare la veridicità di un'assunzione utilizzando una ricerca positiva, che consiste nel testare la correttezza di un'assunzione in un contesto in cui ci si aspetta che questa accada, o al contrario una ricerca negativa, cioè testare un'assunzione in un contesto in cui ci si aspetta che questa non avvenga. Vengono elaborati dei framework per decidere quale tra una ricerca positiva, una negativa o una mista è la migliore al fine di verificare l'esattezza dell'assunzione. Questa euristica ha quindi come obiettivo quello di dare all'imprenditore degli strumenti per testare le assunzioni relative al problema, cercando di eliminare i confirmation bias.

Nel suo articolo del 2001, Sarasvathy introduce invece l'approccio effettativo in contrapposizione all'approccio causale utilizzato solitamente da imprenditori o in ambito manageriale. La differenza sostanziale tra un approccio causale e un approccio effettativo è che l'approccio causale parte da un risultato dato (l'effetto) e prende in considerazione le possibili strategie per raggiungere quell'effetto. Nell'approccio effettativo, invece, si considerano le risorse date e ci si focalizza sul selezionare tra i possibili scenari che possono essere realizzati con quel set di risorse. Nel primo caso l'imprenditore potrebbe andare incontro a gravi errori nel gestire l'incertezza rischiando di arrivare alla costruzione di business basati su assunzioni errate e con il conseguente spreco di risorse. Nel secondo caso, l'imprenditore inizia a costruire la sua idea con le risorse che ha a disposizione e decide poi quali strategie applicare in base agli avvenimenti e alle informazioni che riesce a reperire nel corso del tempo. Si tratta quindi di un processo caratterizzato da diverse iterazioni (aggiustamenti dell'idea di business) in cui ricopre un ruolo fondamentale il decision maker.

È interessante notare, così come puntualizzato da Sarasvathy, che "l'obiettivo e l'aspirazione sono gli stessi sia nell'approccio Causation e sia in quello Effectuation, la differenza risiede nel set di scelte: scegliere tra diverse strategie per creare un dato effetto, o scegliere tra vari effetti partendo da un set di risorse".

L'euristica effectuation è costituita da 4 principi cardine (Sarasvathy S. D., 2001):

- *Concentrarsi sulla riduzione delle perdite in termini monetari, di sforzo e di tempo, invece che sulla massimizzazione del profitto: mentre gli approcci di causation cercano di massimizzare il profitto selezionando la migliore strategia, l'approccio*

effectuation definisce la massima perdita sopportabile e, partendo da questa, sperimenta più strategie possibili con il limitato set di risorse a disposizione. In questa visione l'imprenditore deve investire solo quello che può permettersi di perdere.

- *Preferire le alleanze strategiche piuttosto che preferire le strategie competitive basate sulle analisi di mercato:* al contrario dell'approccio causation che considera l'analisi dei competitors essenziale, l'approccio effectuation si concentra sulla costruzione di partnership e alleanze con vari stakeholders al fine di ridurre l'incertezza.
- *Sfruttamento delle contingenze piuttosto che sfruttamento della conoscenza preesistente:* l'approccio effectuation prevede lo sfruttamento delle contingenze che emergono nel corso del tempo, sfruttando il più possibile gli avvenimenti inattesi.
- *Controllare un futuro imprevedibile piuttosto che cercare di predire un futuro incerto:* l'idea di fondo è che, non essendo possibile predire il futuro, non bisogna perdere tempo cercando di farlo. Mentre l'approccio di causation si concentra sugli aspetti prevedibili di un futuro incerto, l'approccio effectuation si concentra sugli aspetti *controllabili* di un futuro imprevedibile. Come ha puntualizzato Sarasvathy, la logica di un approccio effettativo è: *"To the extent that we can control the future, we do not need to predict it"*.

L'obiettivo ultimo di questa metodologia è quello di limitare l'influenza delle assunzioni fatte dall'imprenditore, imponendo dei limiti all'utilizzo delle risorse e, più precisamente, all'utilizzo non corretto di queste.

I quattro elementi dell'approccio effettativo devono essere seguiti mantenendo sempre un certo grado di flessibilità, necessario per adattarsi alle condizioni dell'ambiente circostante. Nella pratica possono essere riassunti in 5 principi:

- *Bird in Hand:* che rappresenta la capacità dell'imprenditore di fondare la sua impresa in base a ciò che già possiede in termini di capacità individuali, background accademico e lavorativo e rete di conoscenze.

- *Affordable loss*: che rappresenta la massima perdita accettabile per l'imprenditore. È quindi il massimo livello di risorse che l'imprenditore è disposto ad investire, mantenendo sempre un focus sulla limitazione delle perdite.
- *Crazy quilt*: cioè la capacità dell'imprenditore di mitigare l'incertezza creando una rete di contatti con fornitori, clienti e competitors.
- *Lemonade*: indica la capacità dell'imprenditore di sfruttare a proprio vantaggio eventi inattesi.
- *Pilot plane*: cioè l'attitudine dell'imprenditore a concentrarsi su ciò che può direttamente controllare piuttosto che su ciò che è al di fuori del suo controllo.

1.3. Domande di ricerca

Per lo scopo di questo lavoro di tesi è utile considerare l'eterogeneità del team da due punti di vista distinti. Nel loro articolo del 1999 Jehn, Northcraft e Neale (Jehn et al., 1999) hanno considerato la diversità da tre prospettive: informational diversity, social diversity e value diversity. La prima fa riferimento alle differenze in termini di educazione ed esperienze, la seconda riguarda differenze relative all'età ed al genere mentre l'ultima si riferisce alle differenze riscontrabili in termini di valori ed obiettivi. In questo lavoro verranno prese in considerazione solo l'informational diversity e la social diversity.

I vari studi basati sulla teoria Upper Echelons hanno in generale mostrato come l'eterogeneità del team influenza le performance dell'impresa (anche se non è chiaro se in positivo o in negativo) in quanto influenza le scelte strategiche del team. Altri studi hanno investigato ulteriori aspetti dell'eterogeneità. In particolare, alcuni di questi si sono concentrati sul comprendere l'impatto della diversità del team sulla capacità dell'impresa di realizzare prodotti e servizi innovativi. Per costruzione, come sarà esaustivamente descritto nel capitolo 3, la complessità dell'idea imprenditoriale è profondamente influenzata dalla novità dell'offerta e del modello di business. Quindi, la capacità dell'impresa di creare prodotti, servizi e modelli di business caratterizzati da novità, risulta di particolare interesse per lo studio della complessità dell'idea di business relativamente a questo lavoro di tesi. Secondo la letteratura, la composizione del team ed in particolare la

sua eterogeneità influenza l'exploratory innovation (Alexiev A. S., Jansen J. J. P., Van den Bosch F. A. J., & Volberda H. W., 2010; Koryak O., Lockett A., Hayton J., Nicolaou N., Mole K., 2018). L'exploratory innovation è la capacità dell'impresa di offrire nuovi prodotti e servizi e di creare nuovi mercati. Questa abilità risulta estremamente importante in contesti ambientali molto dinamici (Jansen J. J. P., Van Den Bosch F. A. J., Volberda, H. W., 2006), rivelandosi quindi di particolare interesse in ambito startup in quanto può generare un grande vantaggio competitivo. In quest'ottica gioca un ruolo chiave l'eterogeneità del team, in quanto porta ad una maggiore cognitive diversity che influenza la generazione di idee e rende l'impresa più innovativa (Bantel K. A., Jackson S. E., 1989). In generale, l'eterogeneità porta ad una maggiore quantità di idee a disposizione, a diverse prospettive nell'interpretazione dell'ambiente esterno e delle opportunità di business e, di conseguenza, ad una maggiore creatività del team, che quindi influenza l'originalità dell'offerta della startup e del suo modello di business (Knight D. et al., 1999). Altri studi hanno provato che team eterogenei hanno un maggior set di conoscenze e capacità a disposizione che favoriscono l'innovazione. In generale quindi la diversità del team sembra poter portare dei benefici positivi in quei processi e in quegli ambienti in cui il pensiero creativo ricopre un ruolo principale. Alla luce di quanto emerso dalla letteratura risulta quindi lecito aspettarsi che team caratterizzati da elevata eterogeneità, almeno in alcune dimensioni, saranno maggiormente propensi a proporre idee imprenditoriali caratterizzate da un elevato grado di complessità. Risulta a questo punto necessario capire quali dimensioni dell'eterogeneità possano maggiormente influenzare la complessità dell'idea di business. Secondo Williams and O'Reilly (1998), team caratterizzati da diversità in termini informativi hanno non solo maggiori capacità di problem solving ma anche maggiori abilità nel proporre idee creative. Questo potrebbe portarli, quindi, ad avviare attività caratterizzate da un elevato grado di innovazione, di conseguenza da una certa complessità, ma anche ad avere le giuste capacità di problem solving per perseguire queste idee. Altri studi, soprattutto in ambito finanziario, suggeriscono come team caratterizzati da un'elevata diversità informativa siano più equipaggiati per valutare operazioni rischiose (Wang H., Lim S. S., 2008). Riportando questi risultati all'ambito imprenditoriale è possibile supporre che l'informational diversity porti il team ad investire tempo e risorse in attività imprenditoriali caratterizzate da una maggiore complessità, e di conseguenza più rischiose.

Kristinsson et al. (2015) suggeriscono inoltre come team caratterizzati da elevata eterogeneità informativa analizzano le alternative da prospettive diverse, basandosi sulla loro esperienza, arrivando quindi a soluzioni caratterizzate da un elevato grado di creatività.

In sintesi, *la prima domanda di ricerca* che questo lavoro di tesi vuole indagare è se team eterogenei dal punto di vista informativo, almeno in alcune dimensioni, siano maggiormente propensi ad avviare attività imprenditoriali caratterizzate da un elevato grado di complessità.

Prima di procedere facendo considerazioni sul numero di pivot, risulta necessario ragionare sulle motivazioni per cui una startup potrebbe realizzarne molti o pochi. Un elevato numero di pivot potrebbe indicare una spiccata capacità di reperimento delle informazioni da parte della startup, ma potrebbe anche indicare una certa confusione nella realizzazione del pivot (scelte strategiche errate) derivante da un'incapacità di organizzare le informazioni di cui è in possesso in maniera logica. Anche il basso numero di pivot potrebbe avere una doppia chiave di lettura: potrebbe indicare una scarsa capacità del team nel reperire le informazioni (il team realizza pochi pivot perché non riesce a reperire le informazioni necessarie) oppure potrebbe indicare una grande precisione del team nella realizzazione di un pivot derivante da un'elevata capacità di organizzare le informazioni di cui è in possesso (il team realizza pochi pivot perché, essendo più preciso, realizza in pochi cambiamenti la giusta scelta strategica). Bisogna quindi considerare come, le varie tipologie di eterogeneità, influenzano la capacità del team di reperire le informazioni e la capacità del team di utilizzarle in un modo strategicamente funzionale.

Partendo dalla social diversity, quindi dalla diversità in termini di età, è lecito supporre che membri di età diversa abbiano caratteristiche diverse. In generale, infatti, membri giovani tendono ad essere più flessibili e più attenti all'innovazione (Hambrick, Mason, 1984), mentre membri meno giovani risultano essere più attenti alla qualità e all'etica del lavoro (Robbins S.P., Judge, T. A., 2015). La diversità in termini di età porta a valori e percezioni diverse ma allo stesso tempo porta a dei conflitti che rendono più difficili le comunicazioni tra i vari membri del team. Come risulta dalla letteratura gli appartenenti al team tendono a sviluppare relazioni interpersonali di valore con membri simili a loro, questo crea una sorta di "segregazione" all'interno del team che rovina le interazioni tra i vari membri (Billig M.,

Tajfel H., 1973). In questo contesto ricoprono un ruolo fondamentale i conflitti, infatti, come suggerito da Simons et al. (T. Simons, L. H. Pelled, K. H Smith, 1999) la tipologia di conflitti che si vengono a creare influenza un uso costruttivo della diversità. Come puntualizzato da Jehn et al. (Jehn et al., 1999) la social category diversity porta alla nascita di relationship conflict cioè dei disaccordi su questioni generalmente non lavorative. Questa tipologia di conflitti genera delle discussioni tra i membri del team che non sono relative ai task da eseguire, ma che incorporano pensieri ed opinioni irrilevanti nello sviluppo di una nuova attività imprenditoriale (T. Simons, L. H. Pelled, K. H Smith, 1999), influenzando quindi il processo decisionale. Secondo Lant, Milliken e Batra (T. H. Lant, F. J. Milliken & B. Batra, 1992) un processo decisionale che comporta una considerevole attività investigativa aiuta a creare un “pensiero di gruppo” quindi difficilmente raggiungibile nel caso di conflitti non job-related. Ricapitolando, l’eterogeneità in termini di età porta il team ad avere più informazioni a disposizione, in quanto la diversità dei membri li rende più inclini ad utilizzare metodologie e fonti diverse per la ricerca di dati. Membri di età diverse hanno inoltre a disposizione network di conoscenze diverse, facilitando la fase di reperimento delle informazioni. Allo stesso tempo però, non si può supporre che l’età influenzi le capacità di interpretazione dell’ambiente esterno e quindi influenzare la qualità delle scelte strategiche del team. Al contrario, infatti, la tipologia di conflitti non job-related comporta l’incapacità del team di sviluppare un pensiero strategico di gruppo e di sviluppare quindi una strategia efficace. È a questo punto possibile ipotizzare che un team eterogeneo dal punto di vista dell’età abbia più informazioni a disposizione rispetto ad un team omogeneo, ma che questa disponibilità informativa non sia accompagnata da una maggiore efficacia strategica. Il risultato è una *fase di pivoting* confusa che si rispecchia in un maggior numero di pivot, in quanto il team fatica a districarsi tra le varie alternative a disposizione e tende a procedere per tentativi.

Per quel che riguarda l’informational diversity è stato possibile considerarla da diverse prospettive: esperienza lavorativa, esperienza manageriale, background educativo, livello di educazione, esperienza imprenditoriale ed esperienza lavorativa nel settore della startup. Come suggerito da Hoffman and Maier (1961) la diversità all’interno del gruppo porta il team ad avere non solo una varietà di alternative ma anche spiccate capacità di problem-solving. Inoltre, così come già osservato per l’eterogeneità in termini di età, la diversità

informativa porta ad avere maggiori opinioni e prospettive all'interno del gruppo (Stasser G., 1992) e ad una maggiore capacità di reperimento delle informazioni. La diversità in termini di esperienze ed educazione influenza altresì le capacità strategiche del team. Come suggerito da Hambrick (D.C. Hambrick, T. Seung Cho, M.J. Chen, 1996), le scelte di natura strategica dipendono dalla capacità del team di comprendere l'ambiente circostante, riconoscere problemi ed opportunità, individuare varie alternative strategiche e selezionare la giusta alternativa. Risulta a questo punto lecito ipotizzare che un team imprenditoriale in possesso di una varietà di esperienze e di background, oltre ad avere una maggiore quantità di informazioni a disposizione rispetto ad un team omogeneo, riesca a prendere in considerazione prospettive anche molto diverse ed a cogliere più facilmente le opportunità del mercato, arrivando quindi a prendere decisioni strategiche *qualitativamente* migliori. Inoltre, come suggerito da Jehn et al. (Jehn et al. 1999), la diversità informativa stimola la nascita di conflitti: task conflict e process conflict. I task conflict sono relativi a "cosa fare", i process conflict sono relativi a "come fare". Queste tipologie di conflitti sono job-related, al contrario dei relationship conflict, di conseguenza stimolano il team a individuare la più corretta strategia per la startup. È quindi possibile ipotizzare che team eterogenei in termini informativi (almeno in alcune dimensioni) abbiano a disposizione più informazioni e quindi alternative rispetto a team omogenei. In questo caso però, la maggiore disponibilità informativa è accompagnata anche da una solida consapevolezza strategica. Il risultato è una *fase di pivoting precisa* che si rispecchia in un minor numero di pivot. È importante sottolineare che la startup realizza meno pivot perché, essendo questi più precisi, il team riesce a raggiungere in meno cambiamenti radicali l'obiettivo strategico prefissato.

Ricapitolando, quindi, la principale differenza tra team eterogenei dal punto di vista informativo e team eterogenei dal punto di vista dell'età non è nella quantità di informazioni di cui sono in possesso, ma è nella capacità di organizzarle in maniera strategicamente funzionale alla startup e questa dipende dalla tipologia di conflitti che si vengono a generare. La diversità genera prospettive diverse, per questo i team devono intraprendere dibattiti costruttivi relativi al task al fine di far convergere le diverse prospettive (Mannix E., Jehn K. A., 2004) ed effettuare così la giusta scelta strategica.

In sintesi, *la seconda domanda di ricerca* che questo lavoro di tesi si propone di indagare è se l'eterogeneità in termini di età porti ad un maggior numero di pivot.

Invece, *la terza domanda di ricerca* è se l'informational diversity, almeno in alcune sue dimensioni, porti ad un numero inferiore di pivot.

Secondo la letteratura, la presenza di studenti all'interno del team ha una profonda influenza sulla metodologia di lavoro utilizzata dalla startup, in quanto gli studenti hanno un approccio diverso rispetto agli altri membri. Chenoweth (Chenoweth S., 2008) ha condotto uno studio della durata di quattro anni per valutare l'impatto dell'esperienza lavorativa di uno studente informatico in una startup. Per verificare i risultati sono state svolte delle interviste con gli imprenditori dalle quali è emerso come gli studenti siano più inclini ad utilizzare delle metodologie, come la metodologia Agile, apprese durante i corsi universitari. Gli imprenditori esperti, al contrario, considerano queste metodologie non funzionali all'interno di un contesto imprenditoriale, in quanto tolgono il focus dalle attività più importanti. Da questo studio è quindi possibile supporre che gli studenti utilizzino un approccio profondamente influenzato dal percorso di studi seguito. Gli studenti risultano significativamente diversi dagli altri imprenditori non solo per il loro approccio lavorativo ma anche per gli strumenti a cui hanno potenzialmente accesso. È infatti un ruolo di primordine quello ricoperto dall'accademia nel panorama imprenditoriale per diversi motivi. I principali sono due: le università generano conoscenza che può essere sfruttata per dar vita ad attività imprenditoriali (Ghio N., Guerini M., Lehmann E. E., Lamastra C. R., 2015) e inoltre incoraggiano sempre di più i propri membri (soprattutto studenti) ad intraprendere attività imprenditoriali nell'ottica del "entrepreneurial university". Queste considerazioni mostrano come le Università possano influenzare il percorso di una startup fornendo programmi, strumenti e fondi (Roberts, D e Stephens, T.S, 2018) agli studenti-imprenditori. Ulteriori elementi di interesse vengono forniti da uno studio condotto nell'Università di Tokio (Hasegawa K., Sugawara T. 2017) su un campione di startup. Questo ha mostrato come le startup fondate da studenti, pur avendo la stessa capitalizzazione totale di quelle fondate non da studenti, necessitano di una quantità di finanziamenti significativamente inferiore. Secondo gli autori tale risultato deriva proprio dall'appoggio, in termini di risorse e strumenti, fornito dalle Università. Risultava infatti come molte di queste startup fossero state fondate servendosi degli strumenti acquisiti durante il percorso universitario, come ad esempio risorse software ed IT. In questo contesto è lecito supporre che le startup caratterizzate da un elevato numero di studenti nel team siano soggette a

meno dropout. Gli studenti potrebbero essere meno inclini ad abbandonare la loro idea imprenditoriale in quanto riescono a trovare, all'interno dell'ambiente universitario, risorse, strumenti e programmi che facilitano il loro percorso imprenditoriale permettendogli di lavorare allo sviluppo della startup durante il loro percorso di studi. L'attività imprenditoriale potrebbe inoltre rappresentare un modo per fare esperienza e mettere in pratica gli insegnamenti acquisiti durante gli studi, al contrario degli altri imprenditori (o imprenditori lavoratori). Questi, infatti, vedono la startup principalmente come una possibile fonte di sostentamento economico e quindi sono più inclini a fare dropout e cercare una nuova idea nel caso in cui l'attività non proceda nella giusta direzione.

In sintesi, *la quarta domanda di ricerca* che questo lavoro di tesi si propone di indagare è se la percentuale di studenti nel team influenzi la probabilità di dropout della startup.

A questo punto si procede con l'analisi del team dal punto di vista della percentuale di donne presenti. Sono diversi gli studiosi che si sono soffermati su questo tema, cercando di individuare differenze tra uomini e donne nella gestione di imprese o startup. Particolarmente interessante è lo studio condotto da Apesteguia et al. (2012) in cui sono state analizzate le scelte strategiche di più di 10000 team composti, da tre persone, all'interno di un contest promosso da una famosa marca di prodotti di bellezza. I risultati mostrano come ci sia una netta differenza nelle scelte strategiche compiute dai team composti completamente da donne. Questi, infatti, hanno mostrato una minore propensione ad investire in attività di R&D, preferendo invece le iniziative sociali e ambientali. Inoltre, si sono contraddistinti per strategie di prezzo e target meno aggressive. Secondo gli autori questi risultati sono esemplificativi delle differenze esistenti tra un decisore maschile e un decisore femminile, infatti, il basso investimento in R&D e la strategia di prezzo non aggressiva, possono essere rispettivamente giustificati da una minore propensione al rischio e una minore aggressività. Il tema della minore propensione al rischio delle donne è molto ricorrente in letteratura. Wu et al. (2020) hanno mostrato come le donne siano generalmente più sensibili al rischio e al tradimento. Secondo alcuni studiosi, anche gli stereotipi hanno un ruolo rilevante nei processi decisionali delle donne. In uno studio del 2010 (Carr P. B., Steele C. M., 2010) è stato infatti riscontrato che le donne soggette a stereotipi in ambito accademico o di business siano più avverse alle perdite

quindi meno disposte a correre dei rischi. Attraverso una Iowa Gambling Task, Van den Bos et al. (2012) hanno mostrato l'esistenza di differenze marcate nei meccanismi decisionali di uomini e donne. L'Iowa Gambling Task è un test psicologico basato sul gioco d'azzardo che mira a valutare la capacità di scelta dei soggetti. Nello specifico esperimento di Van den Bos, ai soggetti è stato chiesto di sviluppare una strategia profittevole a lungo termine sotto condizioni di estrema incertezza avendo a disposizione 4 mazzi di carte: due mazzi, A e B, perdenti a lungo termine (- €250) ma con un'immediata ricompensa di €100 e due mazzi C e D vincenti a lungo termine (+ €250) ma con una ricompensa immediata inferiore pari a €50. Da questo esperimento emerge come le donne siano più sensibili alle perdite occasionali. Gli studi citati offrono un quadro esaustivo della differenza principale esistente tra un decisore di sesso maschile e uno femminile. Le donne, in generale, sembrano essere più avverse al rischio e più sensibili alle perdite. Nel contesto di questo lavoro di tesi, tali differenze potrebbero influenzare i dropout e il numero di pivot. Per quanto riguarda il numero di pivot, è lecito aspettarsi una minore propensione delle donne ad effettuare un cambiamento radicale della propria idea di business. Infatti, realizzare un pivot è una scelta strategica drastica, quindi incorpora un certo grado di rischio. Inoltre, realizzare un cambiamento, potrebbe richiedere non solo un investimento iniziale, ma potrebbe portare anche a delle perdite nel breve periodo. Per i dropout invece l'effetto risulta più incerto: da una parte l'avversione al rischio potrebbe portare le donne più facilmente ad abbandonare la propria idea di business, dall'altra parte la pressione sociale del "fallimento" potrebbe renderle meno soggette al dropout.

In sintesi, *la quinta domanda di ricerca* che questo lavoro di tesi si propone di indagare è se la percentuale di donne nel team influenzi il dropout e il numero di pivot.

Negli ultimi anni sempre più accademici si sono concentrati sullo studio delle startup fondate da laureati in discipline STEM (Science, Technology, Engineering and Mathematics). Questa importanza deriva dal fatto che, durante gli anni universitari, sono direttamente esposti alla conoscenza scientifica e tecnica sviluppata dalle università (M. G. Colombo, E. Piva, 2020) che di conseguenza può influenzare la loro attività imprenditoriale. Come suggerito da Miozzo e Di Vito (2016) gli imprenditori con un background scientifico soffrono di una mancanza di conoscenze manageriali oltre che di una maggiore difficoltà di analisi

del cliente. Alla luce di questi elementi, è possibile ipotizzare come, team composti da una prevalenza di membri con un background STEM, tendano in misura maggiore ad effettuare pivot di value propositions. Questo perché, nel momento in cui un pivot si dimostra necessario, si basano sulle loro conoscenze a disposizione (conoscenze tecniche). In questo modo evitano di svolgere quelle attività, relative al comprendere il cliente e il mercato, rese difficoltose dalla loro assenza di competenze nell'ambito. Allo stesso tempo però potrebbe essere interessante investigare come il trattamento scientifico possa mitigare questo effetto. Come suggerito da Camuffo et al. (2019) i team che utilizzano un approccio scientifico al decision making realizzano meno pivot. È lecito supporre che, team con una prevalenza di membri con background scientifico, saranno facilitati nel seguire il processo decisionale suggerito da questo approccio, grazie alla loro forma mentis. Risulta quindi interessante verificare se l'applicazione di un approccio scientifico sia sufficiente per mitigare l'effetto del maggior numero di pivot di value propositions, realizzati da membri con background STEM.

La presenza di un'elevata percentuale di membri con un background scientifico, inoltre, potrebbe portare il team ad ideare prodotti e servizi mediamente più complessi rispetto agli altri team. La conoscenza scientifica e le conoscenze ingegneristiche sono essenziali nell'innovazione di business (Oslo Manual, OECD). L'innovazione è infatti fortemente influenzata dai progressi nelle discipline STEM (National Academy of Sciences, National Academy of Engineering, & Institute of Medicine, 2011). Come suggerito da Bianchi e Giorcelli (2020), un background educativo di tipo STEM è strettamente collegato ai brevetti e quindi all'innovazione. La letteratura suggerisce inoltre come esista un pensiero comune che considera l'educazione in ambito STEM di fondamentale importanza per favorire l'innovazione (Kuenzi J. J., 2008). Data l'esistenza di un'interazione tra le discipline scientifiche e l'innovazione e, data altresì l'esistenza di uno stretto legame tra innovazione e complessità dell'attività imprenditoriale, risulta lecito supporre che membri con un background STEM siano più inclini allo sviluppo di progetti innovativi che presuppongono un certo grado di complessità.

In sintesi, *la sesta domanda di ricerca* che questo lavoro di tesi si propone di indagare è se la prevalenza di membri con background STEM porti la startup a realizzare più pivot di Value

Propositions e se questo effetto possa essere mitigato dall'utilizzo di un approccio scientifico al decision making.

L'ultima domanda di ricerca invece è se team con un'elevata percentuale di membri STEM realizzino mediamente prodotti e servizi più complessi.

2. Il programma di ricerca e il suo scopo

Questo lavoro di tesi è basato su uno studio RCT (Randomized & Controlled Trial) chiamato InnoVentureLab (IVL) realizzato tra maggio 2020 e febbraio 2022 in Italia. IVL nasce dalla collaborazione tra il centro ricerca ICRIOS dell'Università Bocconi, il Politecnico di Torino e il Politecnico di Milano, e consiste in un programma di pre-accelerazione per imprenditori e startup early-stage. Il programma si focalizza sui meccanismi decisionali degli imprenditori, in particolare su come questi influenzano le performance delle startup.

L'obiettivo ultimo è quello di testare l'impatto del metodo scientifico sulle performance in contrapposizione con il metodo effectuation che rappresenta un ulteriore approccio al decision making. Queste due metodologie, come spiegato precedentemente, hanno delle differenze strutturali: nel metodo scientifico gli imprenditori comprendono accuratamente il problema articolando una teoria, definendo ipotesi testabili, svolgendo test e interpretando i risultati, nel metodo effectuation gli imprenditori non utilizzano un approccio predittivo ma definiscono i passaggi che devono compiere sulla base delle risorse a disposizione. Per fare questo, i tre centri universitari, hanno realizzato e promosso un corso ad hoc per l'insegnamento di queste due metodologie che è stato proposto a startup early stage con idee in fase embrionale, in quanto startup già strutturate non rappresentavano il giusto target a causa dei meccanismi interni già esistenti che avrebbero potuto influenzare l'approccio al decision making.

Il progetto di ricerca è stato impostato secondo la metodologia RCT, un tipo di esperimento scientifico, tipico dell'ambito clinico, che mira a ridurre i bias durante la sperimentazione di un nuovo trattamento (in questo caso specifico ci sono due trattamenti: metodo scientifico e metodo effectuation).

Nell'esperimento sono state coinvolte più di 300 idee imprenditoriali, assegnate casualmente tra il gruppo di controllo e quello di trattamento, ed è stato offerto loro il programma di formazione composto da 8 lezioni. A causa della situazione pandemica le lezioni sono state svolte online da dei mentor esperti; ognuno di loro ha lavorato con un sottogruppo sia dell'intero campione trattato e sia dell'intero campione di controllo. Le tre ore di sessione sono state divise in lezioni puramente teoriche, gruppi di lavoro pratici organizzati tramite breakout rooms e approfondimenti tramite delle sessioni di Q&A.

Entrambi i gruppi del trattamento e del controllo hanno ricevuto lo stesso numero di lezioni su argomenti chiave per lo sviluppo di un'idea imprenditoriale, che sono:

- Lezione 1: La redazione iniziale del BMC (Business model canvas), strumento ideato da Alexander Osterwalder e Yves Pigneur (2005) molto utile per lo sviluppo di nuovi modelli di business in quanto permette di visualizzare in maniera semplice tutti gli elementi chiave del business descrivendo come la startup crea, distribuisce e cattura il valore. Gli elementi chiave sono: Customer segments, Value propositions, Channels, Customer relationship, Revenue streams, Key resources, Key activities, Key partnership and Cost structure.
- Lezione 2: L'analisi e la comprensione dei bisogni e dei problemi dei potenziali clienti (Customer Discovery). L'obiettivo è quello di comprendere il tipo di prodotto o servizio che il cliente vuole.
- Lezione 3 e 4: Processo della Customer Discovery, con l'insegnamento delle principali tecniche per la conduzione di una corretta fase di ricerca primaria. Descrizione dei principali metodi per fare sondaggi e consigli per rendere il processo di raccolta dati il più efficiente e corretto possibile in modo da ottenere dati oggettivi e non soggetti a bias cognitivi.
- Lezione 5: Definizione di un MVP (Minimum Viable Product) e sua importanza. Strumento utilizzato nella fase di validazione dell'offerta per dimostrare che i clienti target sono effettivamente disposti a pagare per quel prodotto/servizio. Permette inoltre di individuare quali modifiche apportare e per ripensare alcune ipotesi di base.
- Lezione 6: la validazione della propria soluzione attraverso la realizzazione di una versione pilota del prodotto/servizio (concierge/prototipo). L'obiettivo è quello di capire se la propria soluzione fa fronte alle esigenze di mercato.
- Lezione 7: Analisi dei dati raccolti nelle fasi di validazione di offerta e soluzione.
- Lezione 8: Ultima sessione nella quale gli imprenditori, dopo aver appreso tutti gli argomenti del corso, hanno presentato la loro idea (pitch) ricevendo dei feedback da parte del mentor e degli altri startupper.

Tutte le startup hanno ricevuto lo stesso numero di ore di lezione, relative alla stessa base di contenuti. Queste sono però state divise in quattro gruppi: il primo gruppo ha ricevuto un insegnamento riferito alle routine tipiche dell'approccio scientifico, il secondo ha ricevuto un insegnamento specifico caratterizzato dalla flessibilità suggerita dall'approccio effettativo, il terzo ha ricevuto un insegnamento standard senza nessuna enfasi né dell'approccio scientifico né di quello effettativo. Un ulteriore gruppo di imprenditori non è stato ammesso alla prima fase del progetto di ricerca (quella che ha riguardato il corso di 8 lezioni) ma è stato ammesso alla seconda parte. A partire da marzo 2021, infatti, sono stati organizzati eventi mensili relativi ad argomenti generali ma comunque utili per tutti gli imprenditori.

L'iscrizione e la partecipazione al programma è stata completamente gratuita in modo da dare la possibilità di partecipare anche ad imprenditori con risorse limitate. Per limitare il più possibile le differenze in termini di insegnamento ricevuto da parte di startup appartenenti allo stesso gruppo ma assegnate a instructor diversi, i mentor hanno ricevuto una precedente formazione da parte del gruppo di ricerca.

Come precedentemente descritto, il programma di InnoVentureLab, è stato organizzato secondo la metodologia RCT in quanto l'obiettivo era quello di ottenere dei dati che fossero il più accurati e robusti possibile, non soggetti quindi a dei meccanismi di distorsione.

2.1. La campagna marketing e la sponsorizzazione

Il programma di IVL è stato reso possibile grazie al coordinamento di un elevato numero di persone, tra cui: research assistants (RA), dottorandi, docenti universitari, docenti esterni, ricercatori accademici ed altri. Una delle prime attività importanti svolte per portare avanti il progetto è stata l'attività di marketing e di sponsorizzazione di IVL sui differenti canali di comunicazione; questa fase è stata di particolare importanza in quanto ha permesso di raggiungere una base di partecipanti sufficientemente ampia e tale da giustificare l'esperimento e renderlo il più rappresentativo possibile in termini statistici.

Anche la situazione pandemica ha giocato un ruolo fondamentale nell'esperimento di InnoVentureLab perché, se da un lato non ha reso possibile la realizzazione del corso in presenza con gli ovvi vantaggi derivanti da un'interazione vis-à-vis tra gli imprenditori e i

mentor, dall'altro ha portato all'utilizzo di piattaforme online per l'erogazione del corso permettendo di raggiungere una base di partecipanti più ampia andando ad eliminare tutti gli impedimenti relativi agli spostamenti sia in termini di costo sia in termini di tempo.

La campagna marketing ha avuto inizio nel luglio del 2020, considerando l'inizio del programma in ottobre. Questa fase è stata svolta principalmente dai research assistants che sono stati divisi in piccoli gruppi ognuno dei quali coordinato da un senior e ad ognuno è stata assegnata una specifica zona geografica sulle quale concentrarsi per la diffusione e la sponsorizzazione del programma. All'interno di ogni team c'è stata un'ulteriore divisione; la sponsorizzazione, infatti, è stata portata avanti tramite i principali canali social (Facebook, Instagram, LinkedIn) per questo motivo, al fine di ottenere una copertura ottimale e di evitare duplicazioni di attività, ad ogni RA è stato richiesto di concentrarsi su un singolo social network.

L'elevato numero di persone coinvolte nella fase di marketing e di sponsorizzazione ha chiaramente portato ad una complessa attività di gestione e coordinamento sia intra-team e sia inter-team. A questo fine sono stati utilizzati diversi strumenti: Google drive e dropbox per la condivisione di documenti, Slack e Trello per la suddivisione delle attività e la pianificazione del calendario e piattaforme come Skype, Zoom, Google Meet e Microsoft Teams per i meeting di coordinamento.

I canali di comunicazione social sono stati scelti in base alla tipologia degli utenti iscritti. Facebook è stato il principale canale utilizzato per promuovere le attività grazie alla presenza di molteplici pagine e gruppi con temi come l'imprenditorialità, l'innovazione e la tecnologia. LinkedIn è stato utilizzato prevalentemente per la sua natura prettamente correlata al mondo del lavoro. Infine, Instagram è stato considerato per attrarre un pubblico più giovane, quello degli studenti universitari.

Per ognuno dei tre social di riferimento sono stati creati dei contenuti ad hoc ed è stata seguita una scrupolosa programmazione al fine di ottenere una comunicazione ottimizzata per ciascun canale di riferimento e massimizzare così la possibilità di raggiungere potenziali partecipanti. Oltre a contattare pagine social per richiedere la pubblicazione della locandina del programma, la comunicazione verso l'esterno è avvenuta anche tramite le pagine social e il sito web di IVL (innoventurelab.org). Il sito web, oltre a fornire tutte le informazioni

riguardanti il programma, è stato utilizzato anche per la gestione delle candidature e per rispondere a tutte quelle domande e dubbi relative al corso e al processo di candidatura. Al fine di raggiungere il target di startup early stage prefissato, è stato fondamentale stringere delle partnership con tutte quelle entità vicine al mondo dell'imprenditorialità come incubatori, acceleratori e spazi di coworking. In quest'ottica, le partnership più importanti sono state con: Plug and Play (partner ufficiale del progetto), Startup Grind e Startup Legal. Questi partner sono stati scelti per il loro impegno nella diffusione a livello nazionale e internazionale di contenuti relativi al mondo dell'imprenditorialità, dell'innovazione e dello sviluppo tecnologico.

2.2. Raccolta dati

La raccolta dati è stata una delle attività più complesse, in particolare per la sua importanza, ed ha per questo richiesto un coordinamento eccellente di tutto il team di ricerca compresi i research assistants. Questa attività si è svolta durante tutto il periodo di durata dell'esperimento, a partire dalla fase di candidatura delle startup fino ad arrivare al demo day finale previsto per febbraio 2022.

Le metodologie di raccolta dei dati sono state molteplici: interviste periodiche dei research assistants agli imprenditori, mediante la piattaforma Qualtrics e attraverso la funzionalità di creazione di sondaggi sulla piattaforma Zoom durante le lezioni del corso.

I dati sono stati raccolti in due fasi differenti, in particolare, al fine di concludere il processo di iscrizione a InnoVentureLab, è stato richiesto di compilare due questionari, uno rivolto solo ai leaders delle startup e uno rivolto a tutti i membri dei team. Lo scopo era quello di raccogliere informazioni relative ai leader, ai team e alle caratteristiche qualitative delle startup.

Conclusa la fase di selezione, le startup sono state contattate telefonicamente dai research assistant del progetto per effettuare un'intervista. Lo scopo, in questo caso, era quello di raccogliere informazioni circa l'approccio scientifico o effettativo utilizzato dalle startup nel normale processo decisionale. Questo ha inoltre permesso di ottenere una base di dati al tempo zero, necessaria per giustificare gli effetti dei trattamenti.

2.2.1. Questionario per tutti i membri del team

Come descritto nel paragrafo precedente, al fine di completare la candidatura a IVL, è stato richiesto di compilare due questionari, uno per il leader e uno per tutti i membri. Il questionario relativo a tutti i membri del team (Pre-Survey 1), al fine di valutare scrupolosamente le caratteristiche degli intervistati, è composto da 121 domande suddivise in quattro differenti categorie:

- Domande di natura qualitativa sulle caratteristiche anagrafiche e demografiche di ogni membro del team;
- Domande di natura qualitativa e quantitativa relative al background accademico, professionale e all'attuale occupazione sia in termini lavorativi sia in termini di studi accademici di ogni membro del team;
- Domande di natura qualitativa e quantitativa legate alle esperienze lavorative pregresse sia in riferimento al ruolo svolto (imprenditore, manager) sia in riferimento al settore in cui sono state maturate;
- Domande di natura qualitativa e quantitativa relative ai tratti psicologici e comportamentali di ogni componente del team.

Tra le domande relative al background di studi è stato chiesto ai membri del team di indicare quali titoli di studio avessero conseguito, in che ambito e se fossero ancora degli studenti. Le domande relative alla tipologia di titolo di studio riguardavano:

- Laurea di primo livello
- Laurea Magistrale
- Master o corso di specializzazione post-laurem
- PhD

Queste domande hanno permesso di avere un quadro chiaro circa la composizione dei team delle startup non solo dal punto di vista del livello educativo ma anche in base alla natura degli studi compiuti. La classificazione del background studentesco è stata presa in considerazione per valutare se la diversa forma mentis, le diverse competenze tecniche e le

diverse conoscenze acquisite negli anni di studi avessero un'influenza sulla complessità del prodotto/servizio e sulla tipologia di pivot effettuati dalle startup.

Le domande relative alle esperienze lavorative, manageriali e imprenditoriali pregresse hanno invece permesso di associare ad ogni team un livello di eterogeneità relativo a queste condizioni e di conseguenza di svolgere le analisi per valutare se le esperienze lavorative dei componenti, sia in termini di anni di esperienza sia in termini di settori, avessero un'influenza sulla complessità di prodotto/servizio e sulle tipologie di pivot effettuati.

Nella parte finale del questionario, è infine stato richiesto agli imprenditori di indicare tre libri in ambito business o startup che li avessero influenzati. Lo scopo di questa domanda era quello di capire se qualcuno dei partecipanti avesse letto il libro *"The Lean Startup: How Today's Entrepreneurs Use Continuous Innovation to Create Radically Successful Businesses"* di Eric Ries. In questo libro l'autore descrive l'approccio scientifico al decision making e, essendo questo un bestseller (The New York Times), una sua possibile lettura da parte dei partecipanti all'esperimento avrebbe potuto interferire con il tipo di trattamento ricevuto durante il programma di formazione.

2.2.2. Questionario per il team leader

Il secondo questionario (Pre-Survey 2) è stato somministrato solo al referente del team. È composto da 115 domande suddivise in tre parti distinte, con l'obiettivo di valutare determinate caratteristiche dei leader:

- Domande di natura qualitativa per reperire ulteriori informazioni degli imprenditori e del settore di riferimento della startup;
- Domande di natura quantitativa per determinare le percezioni degli imprenditori rispetto a stime di probabilità, per valutare il grado di consapevolezza dei leader riguardo l'incertezza, i rischi e il valore dell'idea imprenditoriale;
- Domande di natura qualitative e quantitativa per raccogliere informazioni circa la presenza e la natura di eventuali relazioni con mentor e per valutare se le idee imprenditoriali fossero basate su brevetti di proprietà.

2.2.3. Interviste telefoniche

Un ulteriore metodo utilizzato per la raccolta dati sono state le interviste condotte periodicamente dai research assistant, con l'obiettivo di valutare e quantificare i livelli di scientificità e di effectuation degli imprenditori. Queste interviste sono state condotte inizialmente ogni cinque settimane ma, a partire dal round 4, è stato ritenuto opportuno allungare il periodo tra un'intervista e l'altra fino a raggiungere le sette settimane per evitare eccessiva invadenza nelle vite personali e professionali degli imprenditori e perché, data la situazione pandemica, è risultato opportuno lasciare agli imprenditori più tempo per fare progressi. Al fine di facilitare gli assistenti ricercatori nelle loro valutazioni gli è stato fornito uno schema di codifica mentre, per limitare il più possibile i bias nelle codifiche, i research assistant hanno seguito un periodo di formazione in cui sono stati svolti diversi casi studio. Le risposte ricevute dagli imprenditori sono state valutate tramite una scala da 1-5. È importante porre l'accento sulla natura prettamente soggettiva delle codifiche date dai research assistant, sarebbe infatti scorretto in questo caso parlare di *misura* caratterizzata dalle caratteristiche di oggettività e empiricità, in quanto, la caratteristica di oggettività, è assente nella valutazione espressa dagli RAs.

La parte iniziale dell'intervista ha lo scopo di raccogliere informazioni di base e di "rompere il ghiaccio con gli imprenditori. In questa fase viene chiesto ai referenti di fornire informazioni relative al lavoro svolto dall'intervista precedente, alle ore settimanali dedicate in media dal team alla startup, alla divisione dei ruoli e alla definizione di milestone di avanzamento del progetto fino ad arrivare alla domanda relativa alle attività su cui si sono concentrati gli imprenditori al fine di definire la fase di sviluppo della startup. Relativamente a questa ultima domanda ai research assistant è stata fornita una scala qualitativa con punteggi da 1 a 5 per poter codificare la variabile nella maniera più corretta e semplice possibile (Tabella 2.2.3.1)

Variabile	Score da 1 a 5	Significato score
Fase startup	1	Analisi del prodotto
	2	Prodotto
	3	Prodotto con cliente
	4	Sul mercato ma non fatturano
	5	Sul mercato e fatturano

Tabella 2.2.3.1: scala qualitativa per codificare la fase della startup

La parte successiva delle chiamate telefoniche rappresenta la parte più importante dell'intervista in quanto è costituita da domande volte a valutare la scientificità e l'effettività dei team. Lo script di questa fase è costituito da cinque domande principali riferite alle componenti principali dei due approcci e, nel caso in cui in questo modo non si riuscissero ad ottenere abbastanza informazioni per codificare la variabile, per ogni singola componente degli approcci al decision making è possibile effettuare ulteriori domande più specifiche.

Le domande relative all'approccio scientifico seguono i quattro cardini base della metodologia (i.e. Teoria, Ipotesi, Test, Valutazioni) con l'obiettivo di quantificare il livello di scientificità degli imprenditori (Tabella 2.2.3.2).

Variabile	Elemento	Descrizione
Teoria	Teoria Chiara Teoria Elaborata Teoria Alternative Teoria Evidenza Teoria Modulare Teoria Gerarchica	La teoria è comprensibile La teoria va nel dettaglio La teoria considera aspetti alternativi La teoria ha dei dati a supporto La teoria scompone il problema in sotto-problemi da risolvere La teoria aiuta a prioritizzare i problemi da risolvere
Ipotesi	Ipo esplicite Ipo coerenti Ipo precise Ipo falsificabili Ipo testabili Ipo alternativa	Elenca le ipotesi che intende testare in modo esplicito Le ipotesi sono derivate dalla teoria. Le ipotesi testano una cosa alla volta Le ipotesi hanno una soglia per la convalida Le ipotesi sono formulate in modo da essere testate Le ipotesi sono mirate a falsificare una cosa e a supportarne un'altra
Test	Test coerenti Test validi Test rappresentativi Test rigorosi Test casualità Test bias	Il test permette di testare le ipotesi Il test misura o meno ciò che sostiene di misurare Il test coinvolge un campione con le caratteristiche del reale target del test Il test viene utilizzato con le giuste procedure Il test misura un nesso causale tra le due variabili testate Il test è realizzato su un campione con bias ridotti di selezione e autoselezione
Valutazione	Val dati Val misure Val sistematica Val esplicativi Val stima Val componente Val alternativa Val negativa	La valutazione non è fatta in base alle percezioni dell'imprenditore Le misure chiave utilizzate nella valutazione sono coerenti Il processo di raccolta e analisi è ben organizzato e sistematico L'imprenditore riesce a connettere i vari risultati e a rielaborare la propria teoria di conseguenza L'imprenditore ha una misura per stimare il valore dell'idea Le prove dei test sono tradotte in una stima del valore di componenti del modello di business testato I dati raccolti aiutano a stimare il valore della componente alternativa I risultati negativi dei test consentono di imparare
Decisione	Dec soglia Dec soglia calibrata	La decisione di continuare, modificare o abbandonare il progetto è presa confrontando la stima del valore dell'idea con una soglia minima La soglia tiene conto della qualità dei test e del tipo di dati raccolti

Tabella 2.2.3.2: Domande riferite all'approccio scientifico

Le domande riferite all'approccio di tipo effettuativo (Tabella 2.2.3.3) seguono quelle che sono le linee guida del processo strategico-decisionale (i.e. Bird in hand, Affordable Loss, Crazy Quilt, Lemonade, Pilot Plane).

Variabile	Elemento	Descrizione
Bird in hand	Bird in hand_whoare	Se e in che misura gli imprenditori sviluppano l'idea a partire da chi sono, vale a dire, dalle loro competenze e capacità
	Bird in hand_whoknow	Se e in che misura gli imprenditori sviluppano l'idea a partire da chi conoscono, vale a dire, dalla loro famiglia, amici, rete di lavoro
	Bird in hand_whatknow	Se e in che misura gli imprenditori sviluppano l'idea a partire da ciò che sanno, vale a dire, dal loro background e dalla loro esperienza
Affordable loss	Affordable loss_max	Se e in che misura l'imprenditore ha utilizzato le risorse massime che può permettersi di perdere
	Affordable loss_risk	Se e in che misura l'imprenditore non ha aggiunto risorse (anche denaro) a quelle inizialmente disposti
	Affordable loss_focus	L'imprenditore ha focalizzato la sua attenzione a non perdere più di quanto può permettersi invece di focalizzarsi sul valore atteso
Crazy quilt	Crazy quilt_competitor	Se l'imprenditore ha stretto partnerships o alleanze con possibili competitor
	Crazy quilt_supply	Se l'imprenditore ha ridotto l'incertezza stringendo accordi con fornitori che hanno mostrato interesse prima della commercializzazione
	Crazy quilt_client	Se l'imprenditore ha ridotto l'incertezza stringendo accordi con clienti che hanno mostrato interesse prima della commercializzazione
Lemonade	Lemonade_surprise	Gli imprenditori hanno cercato di sfruttare eventi inattesi
	Lemonade_adapt	Gli imprenditori adattano le loro scelte alle risorse a disposizione e non viceversa
	Lemonade_opportunity	Gli imprenditori hanno approfittato di nuove opportunità che sono emerse
	Lemonade_flexibility	La flessibilità è un valore da preservare
Pilot plane	Pilot plane_control	Il focus è su quelle attività che l'imprenditore conosce bene e può controllare, invece di affidarsi a previsioni
	Pilot plane_exec	Il focus è sull'execution invece che aspettare di vedere cosa succede

Tabella 2.2.3.4: Domande riferite all'approccio effectuation

La risposta a ciascuna domanda è valutata in base alle argomentazioni date dagli imprenditori quindi i research assistant codificano la singola variabile utilizzando una scala Likert a 5 punti, dove il valore 1 rappresenta il livello minimo della caratteristica considerata, 5 rappresenta il grado massimo relativo alla caratteristica mentre 0 è il valore assegnato quando l'elemento non è presente.

2.3. Descrittive del campione e osservazioni preliminari

In seguito all'intera procedura di iscrizione a InnoVentureLab, dopo i questionari e l'intervista base, che ha interessato 373 startup, sono state selezionate 305 idee imprenditoriali alle quali si è dato accesso alle 8 lezioni di training, alle attività promosse in seguito alla conclusione del periodo di formazione e a tutti i benefici derivanti dalla partecipazione al programma. Di queste 305 startup, 137 risultano composte da un singolo membro mentre 168 sono composte da almeno due membri (Figura 2.3.1). Un elevato numero di startup costituite solo da un singolo membro è un'ulteriore prova della fase embrionale in cui la maggior parte di queste si trova; in questi casi, infatti, il founder potrebbe non essersi ancora adoperato per formare un team. Tuttavia, per la natura di questo lavoro di tesi, sono state prese in considerazione 122 idee imprenditoriali per due principali motivi: lo studio dell'eterogeneità del team richiede necessariamente la presenza di un gruppo formato da almeno due individui e inoltre è stata eseguita un'attenta analisi e pulizia dei dati incongruenti.

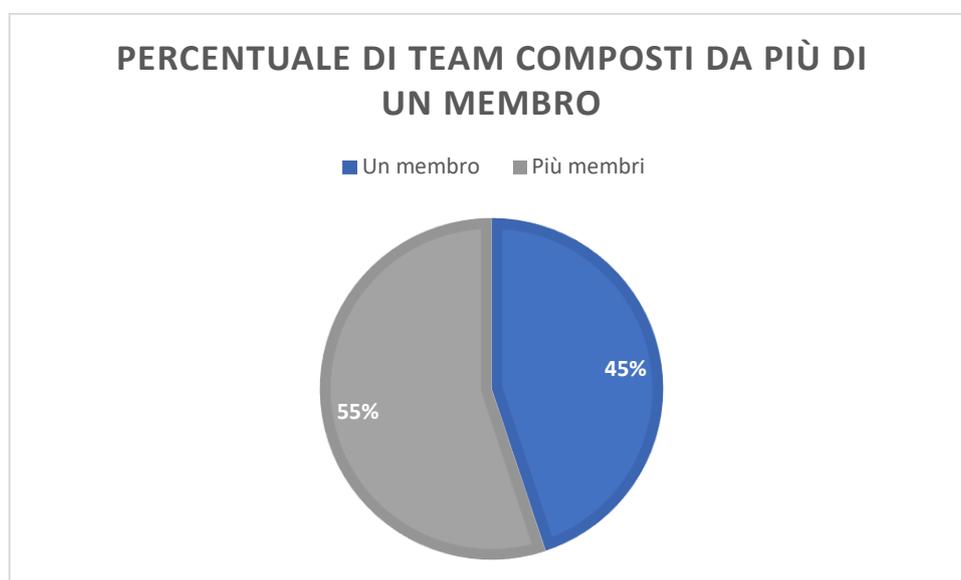


Figura 2.3.1: Percentuale di team composti da più di un membro

Da questo momento in avanti saranno analizzate solo le caratteristiche delle startup che sono state effettivamente prese in considerazione per le analisi di regressione successive.

2.3.1. Provenienza geografica e settoriale delle startup

Il primo step dell'analisi del campione ha riguardato la descrizione della provenienza, secondo criteri geografici e settoriali, delle 122 startup early stage.

Per quanto riguarda la regione di provenienza, è possibile osservare come quasi tutte le regioni italiane siano rappresentate nel campione (16 regioni su 20) in quanto le uniche assenti risultano essere: Basilicata, Friuli-Venezia Giulia, Trentino-Alto Adige e Valle d'Aosta (Figura 2.3.1.1). Raggiungere startup così tanto distribuite nel territorio è stato possibile prevalentemente grazie alla decisione di erogare le 8 lezioni di training e i successivi webinar con modalità da remoto. Questa decisione, oltre che imposta dalla situazione pandemica, è stata presa proprio prendendo in considerazione il potenziale numero di partecipanti raggiungibili, infatti, la natura prettamente digitale, ha permesso di eliminare la principale barriera, cioè la presenza fisica, che avrebbe certamente reso più difficile partecipare per startup provenienti da regioni del centro e del sud Italia.

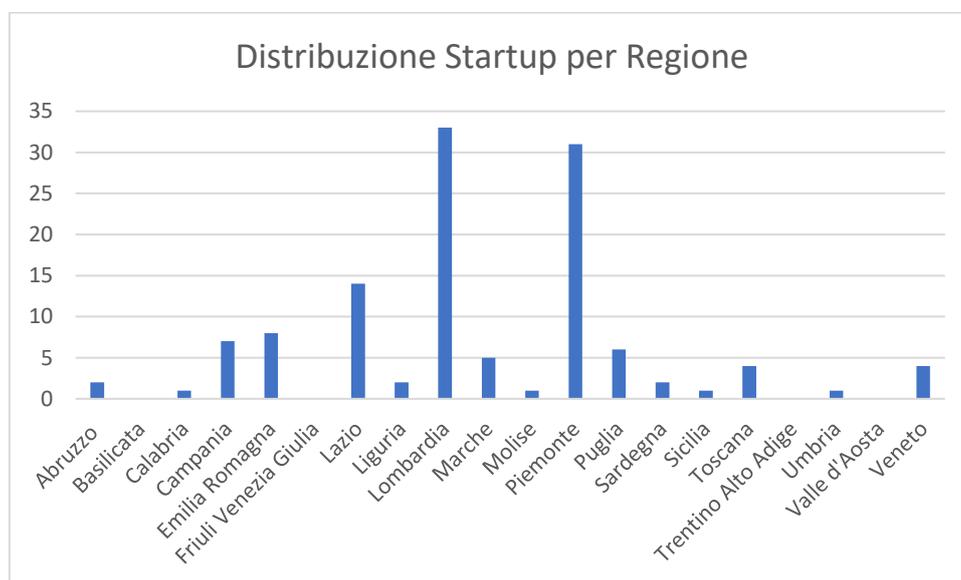


Figura 2.3.1.1: Distribuzione startup per regione

Come è possibile osservare, nonostante l'erogazione a distanza, il 52,5% delle startup proviene da Lombardia (33) e Piemonte (31), regioni in cui hanno sede le tre Università promotrici del programma. Si può comunque registrare un'ottima partecipazione delle startup provenienti dal centro Italia (36) e del sud Italia (18).

Dal punto di vista del settore, ai leader è stato richiesto, in fase di iscrizione, di specificare il settore di appartenenza della startup (Figura 2.3.1.2). Anche in questo caso è possibile osservare dei picchi, come ad esempio il settore dei software e del food che contano rispettivamente 17 e 13 startup su 122, e dei minimi come nel caso dei Servizi Industriali, dei servizi legati alla Sharing Economy, la produzione di Hardware, la comunicazione, la cura degli animali e il settore delle donazioni che contano tutti una sola startup appartenente.

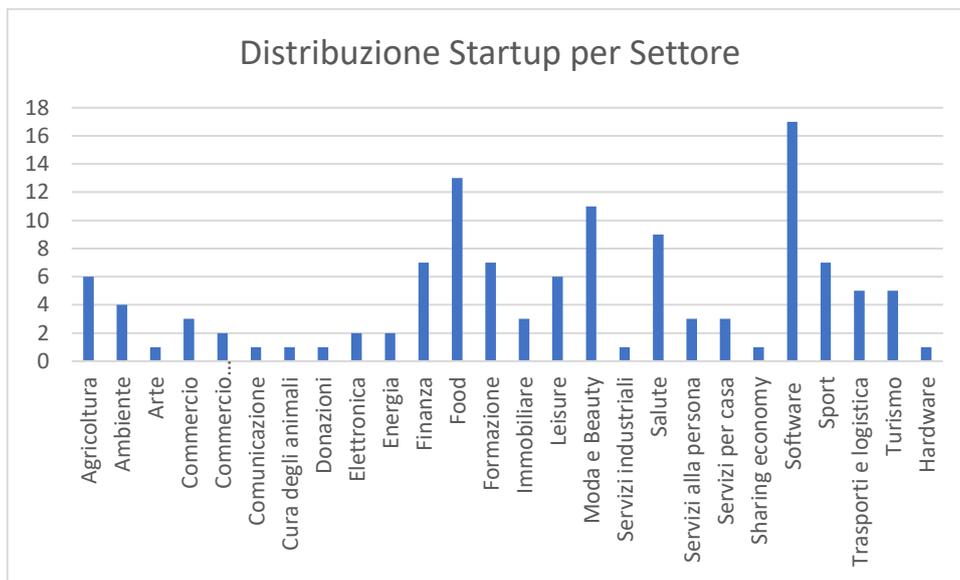


Figura 2.3.1.2: Distribuzione startup per settore

Questi risultati potrebbero suggerire la presenza di fattori endogeni al settore stesso come, per esempio, la carenza o eccessiva presenza di barriere all'ingresso, la carenza o l'eccessiva presenza di competitors più o meno grandi o la necessità di avere conoscenze specifiche.

2.3.2. Descrizione dei singoli membri delle startup

Il numero totale dei membri delle 122 startup ammonta a 354 persone, di questi il 75% (265) sono uomini (Figura 2.3.2.1). Questo è coerente con le evidenze che provengono dalla letteratura secondo le quali c'è una maggiore partecipazione di uno dei due sessi alle attività imprenditoriali.

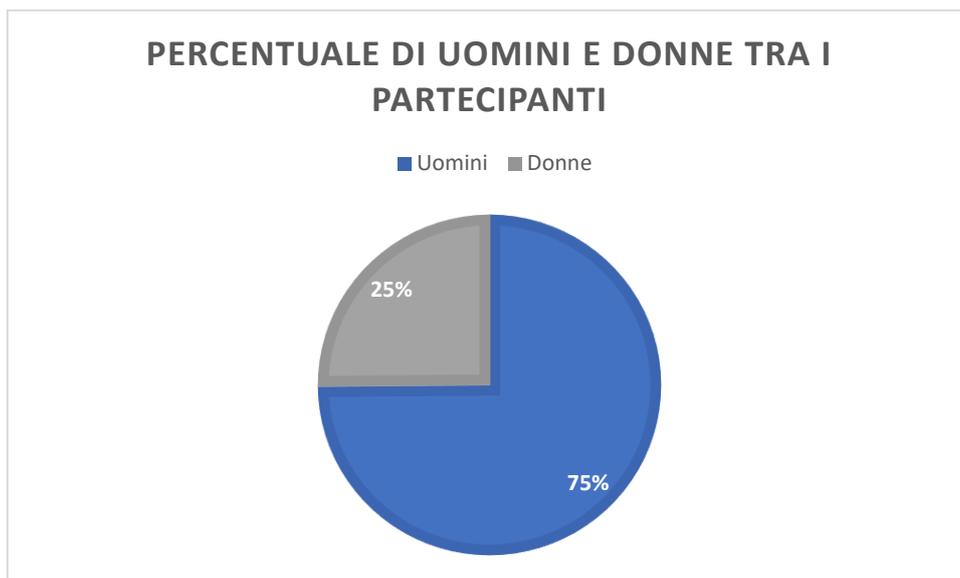


Figura 2.3.2.1: Percentuale di uomini e donne tra i partecipanti

Per quel che riguarda l'età dei singoli partecipanti al programma, si può osservare una prevalenza di membri con età compresa tra i 23 e i 32 anni, questi rappresentano infatti circa il 63,5% del totale (225). Questo dato mostra come le persone più inclini ad avviare un'iniziativa imprenditoriale sono gli studenti degli ultimi anni di Università e i giovani lavoratori (sia in ambito privato e sia accademico) (Figura 2.3.2.2).

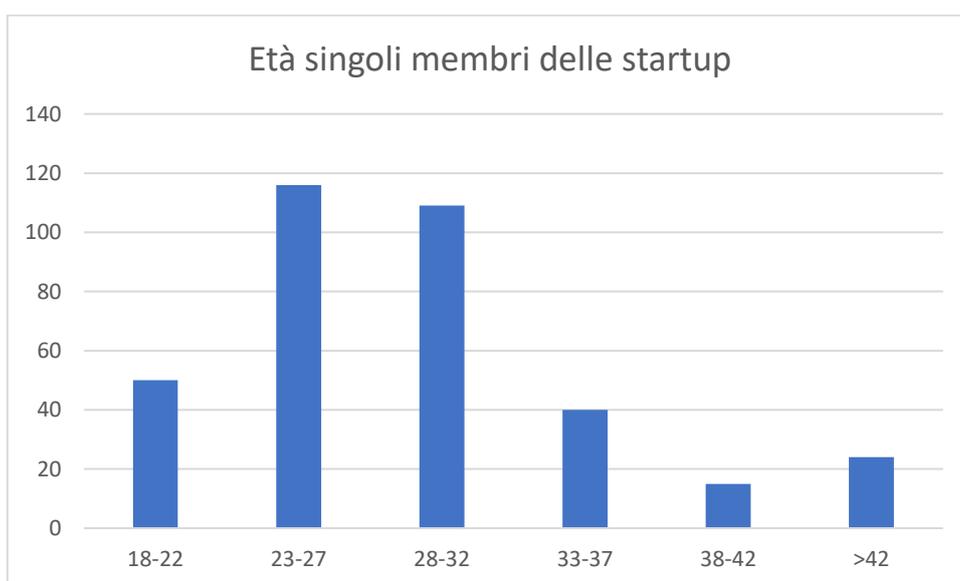


Figura 2.3.2.2: Età singoli membri delle startup

La percentuale di membri con età compresa tra i 18 e i 22 anni è più bassa e pari a circa il 14,2%, questo potrebbe essere dovuto al fatto che, ragazzi così giovani, difficilmente hanno sviluppato quelle competenze necessarie per essere un imprenditore, di conseguenza potrebbero non sentirsi pronti ad avviare un progetto in ambito imprenditoriale. Un discorso simile può essere fatto per i membri che hanno un'età maggiore di 32 che rappresentano il 22,3%. Questo dato complessivamente basso potrebbe essere spiegato dal fatto che, molte persone di questa età, hanno già una carriera lavorativa avviata, di conseguenza sarebbe altamente rischioso per loro imbarcarsi in un'avventura imprenditoriale specialmente in un ambiente così dinamico e instabile come quello delle startup.

A questo punto è importante andare ad analizzare il campione di partecipanti dal punto di vista delle esperienze pregresse. Saranno analizzate diverse caratteristiche come: esperienza lavorativa, manageriale, imprenditoriale ed esperienza lavorativa nel settore della startup; tutte queste variabili verranno utilizzate successivamente nei modelli di regressione. Il 20%, il 33% e il 21,8% dichiara di avere rispettivamente nessuna esperienza lavorativa, compresa tra 1 e 3 anni e compresa tra 4 e 6 anni (Figura 2.3.2.3).



Figura 2.3.2.3: Anni di esperienza lavorativa

Guardando il grafico relativo agli anni di esperienza lavorativa, è possibile quindi notare come la maggior parte dei partecipanti, pari all'80% (270), ha tra 0 e 6 anni di esperienza lavorativa. Questo risultato è coerente con quanto espresso relativamente all'età dei partecipanti, infatti, essendo la maggior parte dei membri delle startup giovani, questi difficilmente hanno maturato un'esperienza lavorativa superiore a 6 anni.

Questo fenomeno risulta ancora più marcato nel caso in cui vengono considerati gli anni di esperienza lavorativa nel settore della startup. In questo caso è infatti possibile osservare la presenza di un trend decrescente, fatta eccezione per i membri con esperienza lavorativa nel settore della startup compresa tra 10 e 15 anni. Il 68% dei partecipanti (240) afferma di avere zero anni di esperienza lavorativa nell'ambito in cui si colloca la startup, mentre i membri che affermano di avere più di 20 anni di esperienza nel settore sono solo 3 (Figura 2.3.2.4).

Anche in questo caso è possibile assistere ad una netta predominanza dell'inesperienza, però, considerando la giovane età media dei partecipanti, la forma della distribuzione potrebbe anche essere influenzata da un fattore di natura probabilistica: un giovane lavoratore ad inizio carriera difficilmente avrà maturato esperienza in più di un settore, questo spiega il motivo per cui 240 partecipanti affermano di avere zero anni di esperienza lavorativa nel settore della startup.



Figura 2.3.2.4: Anni di esperienza lavorativa nel settore della startup

Entrambe queste distribuzioni sono quindi riconducibili all'età dei membri e al numero di studenti partecipanti.

Una simile distribuzione è riscontrabile anche negli anni di esperienza manageriale dei partecipanti (Figura 2.3.2.5).

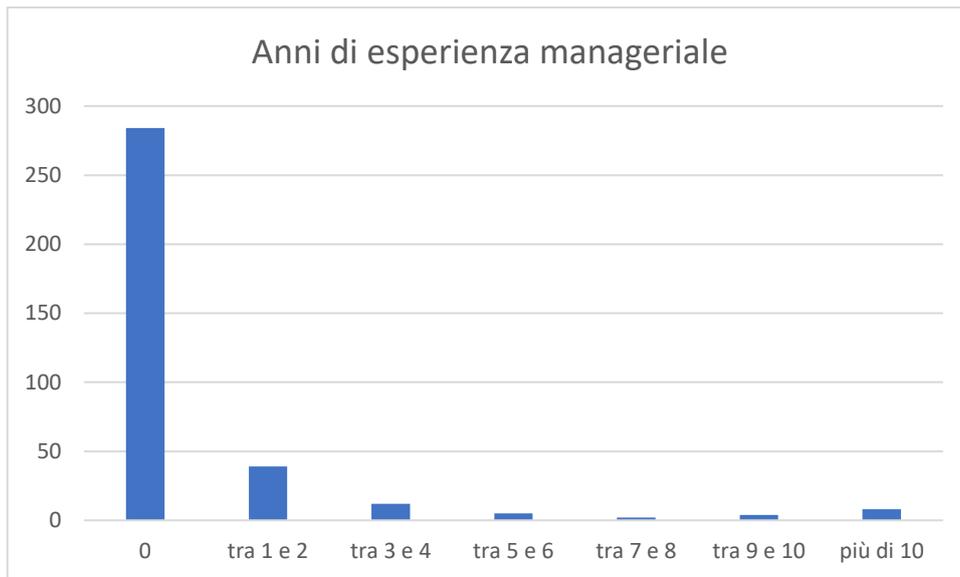


Figura 2.2.1.5: Anni di esperienza manageriale

L'80% dei membri delle startup afferma di avere zero anni di esperienza manageriale, l'11% tra 1 e 2 mentre il restante 9% dichiara di avere almeno 3 anni di esperienza in ruoli manageriali.

I motivi di questi risultati potrebbero essere gli stessi individuati nei due casi precedenti (anni di esperienza lavorativa e anni di esperienza lavorativa specificatamente al settore della startup) che potrebbero però essere acuitizzati dalle dinamiche aziendali che richiedono una certa dose di anni di lavoro prima di poter assumere un ruolo manageriale.

Proseguendo nell'analisi delle esperienze pregresse dei 354 partecipanti al programma, l'86% (304) di essi dichiara di non avere nessuna esperienza imprenditoriale (Figura 2.3.2.6). Questa percentuale potrebbe derivare dalla metodologia con cui gli imprenditori sono stati selezionati per far parte del programma. Lo scopo del progetto è infatti quello di erogare un corso di apprendimento finalizzato all'insegnamento dei principali approcci al decision making utili per la realizzazione delle loro idee imprenditoriali, si è cercato quindi di

selezionare partecipanti senza un'eccessiva esperienza pregressa che avrebbe potuto condizionare il loro processo decisionale.

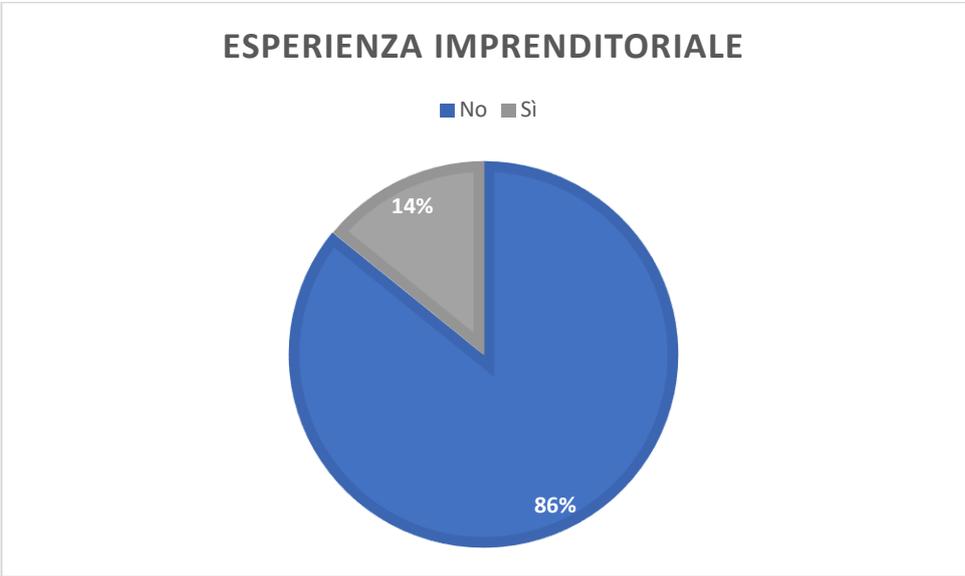


Figura 2.3.2.6: Esperienza imprenditoriale

Questo fattore può essere evidenziato anche dal grafico che mostra il numero di startup fondate dagli imprenditori partecipanti al programma (Figura 2.3.2.7).

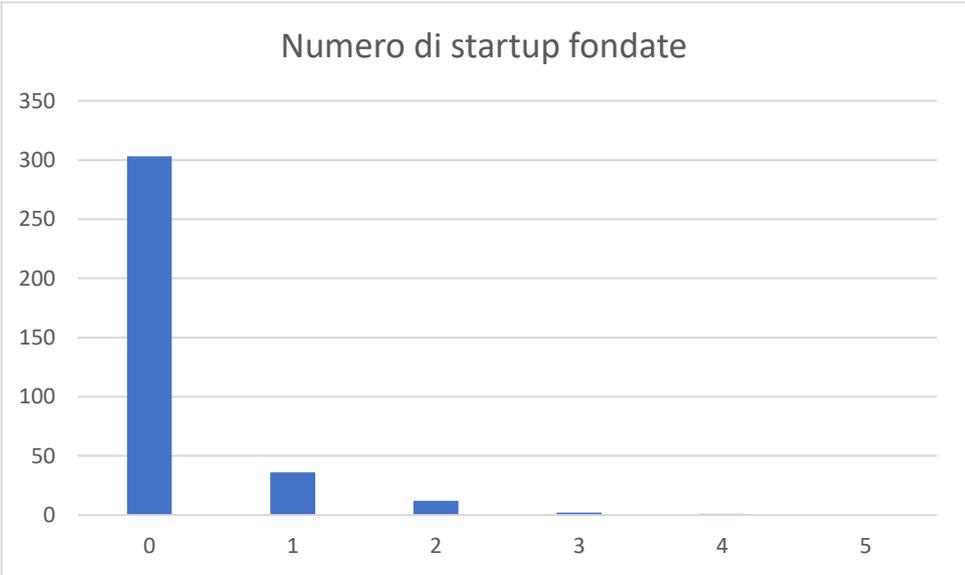


Figura 2.3.2.7: Numero di startup fondate

L'85,6% (303) degli imprenditori sono infatti inesperti e affermano di non aver mai fondato una startup, il 10,2% dichiara di aver già avviato una startup in passato mentre solo il 4,2% afferma di aver fondato tra 2 e 4 startup (rispettivamente 2 e 1 persona hanno fondato 3 e 4 startup). Tra i partecipanti non è presente nessun membro che ha avviate almeno 5 iniziative imprenditoriali in ambito startup.

A questo punto è possibile analizzare il campione dal punto di vista della percentuale di studenti tra i partecipanti del corso e il background studentesco di ognuno dei membri della startup.

Per quel che riguarda la percentuale di studenti, dal grafico si può osservare che solo il 45% dei partecipanti frequenta ancora un corso di studi (Figura 2.3.2.8).

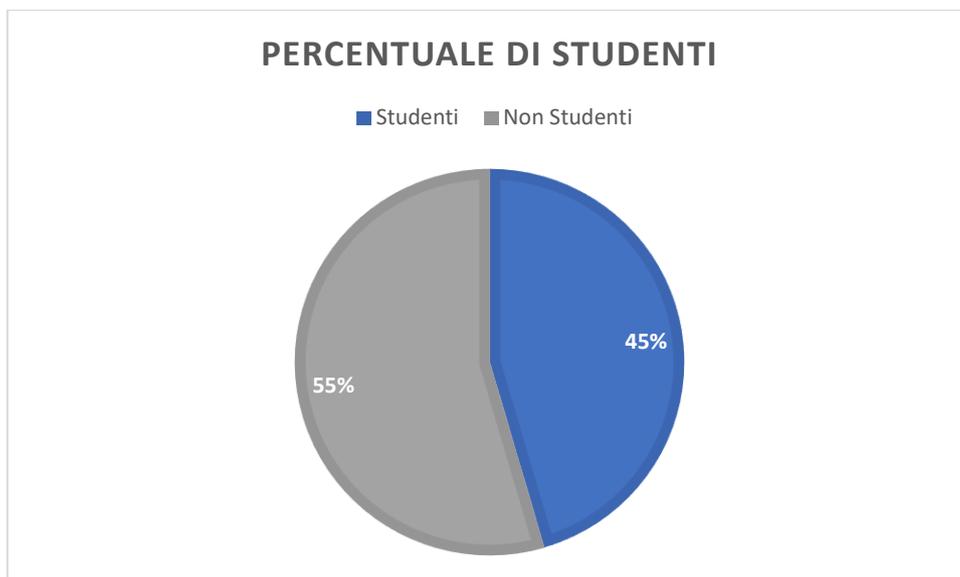


Figura 2.3.2.8: Percentuale di studenti

Questo dato può di nuovo essere letto facendo riferimento a quanto già emerso sull'età dei partecipanti, infatti, come già puntualizzato precedentemente, la maggior parte dei partecipanti ha un'età compresa tra 23 e 32 anni quindi un'età in cui l'Università è finita o sta volgendo al termine, di conseguenza in questa fascia di età è lecito aspettarsi la presenza di pochi studenti. Il 45% di studenti è infatti rappresentato per la maggior parte dalla fascia di età compresa tra 18 e 22 anni.

Al fine di valutare il livello di educazione dei partecipanti al programma, è stato chiesto a tutti i membri delle startup di indicare il massimo titolo di studio conseguito (Figura 2.3.2.9).

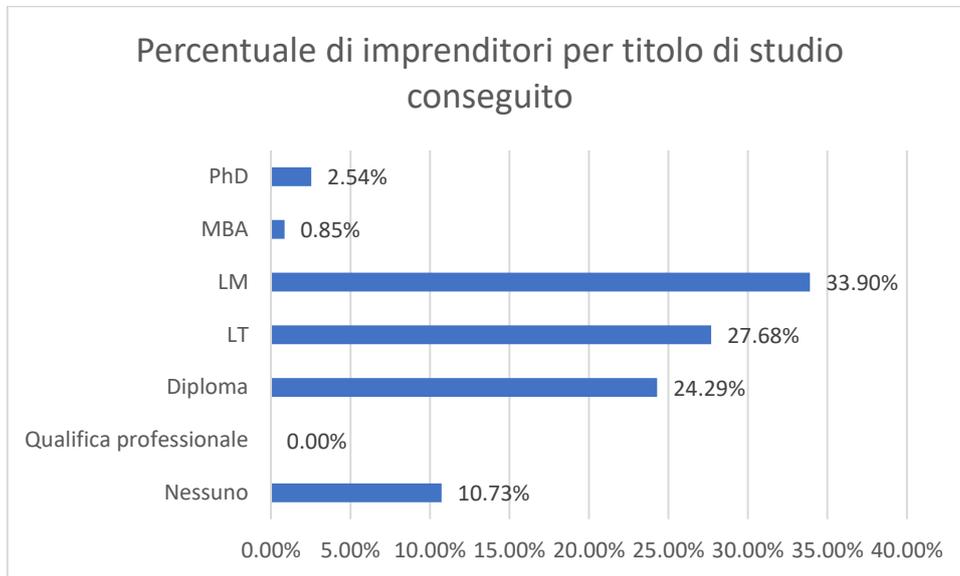


Figura 2.3.2.9: Percentuale di imprenditori per titolo di studio conseguito

Dal grafico è possibile notare come il titolo più frequentemente conseguito sia la Laurea Magistrale con un 33,9%, seguita dalla Laurea Triennale (27,68%) e il Diploma (24,29%). Si può osservare un'elevata percentuale di membri che non hanno conseguito alcun titolo di studio e una bassa percentuale di partecipanti in possesso di un MBA (0,85%) o di un PhD (2,54%).

Lo studio dell'eterogeneità dei team non può prescindere dal prendere in considerazione il background accademico dei partecipanti al programma, per questo motivo risulta di particolare importanza analizzare gli studi accademici dei membri delle startup, non solo dal punto di vista del massimo titolo di studio conseguito ma anche dal punto di vista dell'ambito di studio.

Dal grafico si nota la prevalenza di due ambiti di studio in particolare: il 26,55% (94) dei partecipanti afferma di studiare o aver studiato nell'ambito dell'ingegneria, mentre il 26,27% (93) dichiara di studiare o aver studiate discipline nell'ambito di Economia&Management (Figura 2.3.2.10).

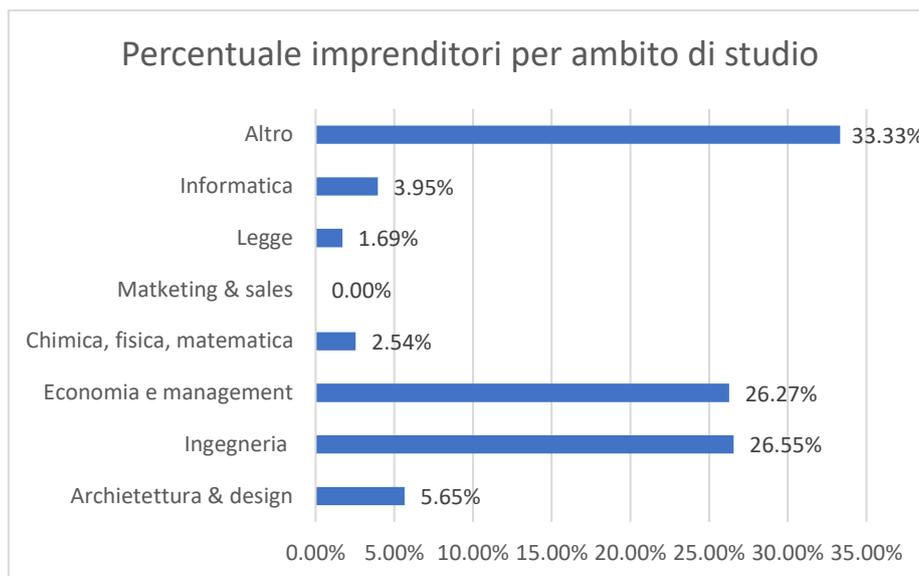


Figura 2.3.2.10: Percentuale di imprenditori per ambito di studio

Di particolare interesse risulta il 33,33% delle persone che non si riconosce negli ambiti di studi selezionati. In questa percentuale rientrano non solo tutte quelle persone che studiano o hanno studiate in ambiti diversi come quello umanistico, ma anche tutte quelle persone che non hanno conseguito nessun titolo di studio.

Risulta utile per le analisi successive studiare il background dei partecipanti al programma con un approccio diverso, cioè andando a distinguere i membri con un background STEM da quelli con un background non STEM (Figura 2.3.2.11).

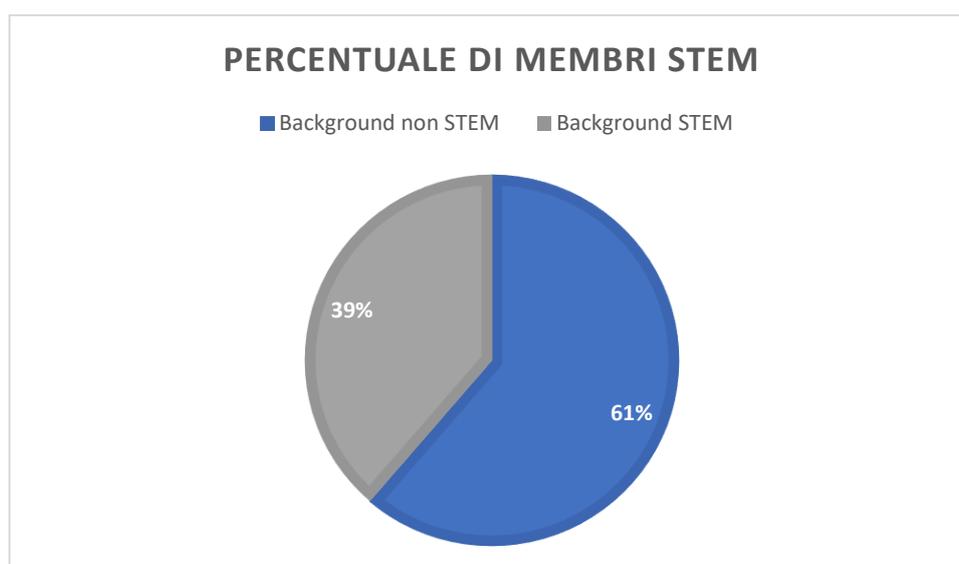


Figura 2.3.2.11: Percentuale di membri STEM

Dal grafico si evince come solo il 39% dei partecipanti abbia un background STEM.

2.3.3. Descrizione dei Team

A questo punto, utilizzando lo stesso approccio usato in precedenza, si andranno ad analizzare alcune caratteristiche e variabili relative ai team delle startup, intesi come aggregato dei singoli membri.

Il campione è composto da 122 startup che hanno tutte almeno due membri in quanto, come puntualizzato precedentemente, lo studio dell'influenza dell'eterogeneità di un team richiede necessariamente la presenza di un gruppo di persone. La numerosità media dei team delle startup è di 2.9 persone.

Analizzando l'età media dei membri delle startup è possibile osservare come le due fasce di età più rappresentate siano quelle comprese tra 24 e 29 e tra 29 e 34 che hanno rispettivamente il 33,6% e il 31,9% delle startup. Ancora una volta questo dato dimostra come siano principalmente gruppi di giovani ad imbarcarsi in iniziative imprenditoriali in ambito startup. È inoltre interessante constatare come, nel campione di 122 startup selezionato, nessun team abbia un'età media superiore a 45 anni (Figura 2.3.3.1).

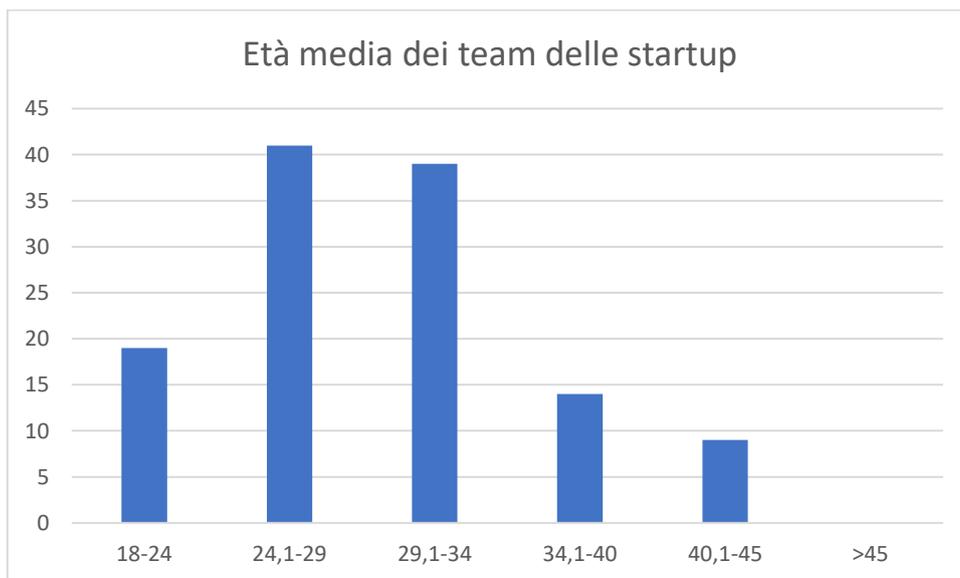


Figura 2.3.3.1: Età media dei team delle startup

Un'altra particolarità che vale la pena notare è che la distribuzione dell'età media dei team delle startup è molto simile alla distribuzione dell'età dei singoli membri partecipanti.

Analizzando la media delle ore di lavoro dedicate da ogni membro del team alla startup è possibile osservare come il 55,7% (68) dei team dedica settimanalmente tra le 0 e le 10 ore di lavoro, questo dato può essere letto come un impegno circoscritto alle ore disponibili durante il weekend. Il 22,9% dei team dichiara di dedicare all'idea imprenditoriale tra le 10 e le 20 ore settimanali, cioè un tipo di impegno paragonabile a quello di un lavoro part-time. Il 21,4% dei team afferma di dedicare più di 20 ore settimanali di lavoro alla startup, alcuni (10) arrivano addirittura a superare le 30 ore settimanali il che sta a significare un impegno pari a quello di un lavoro full-time (Figura 2.3.3.2). In questi casi la startup non rappresenta solamente un'idea imprenditoriale in fase di sviluppo ma bensì un vero e proprio lavoro.



Figura 2.3.3.2: Media ore di lavoro settimanali per membro del team

Risulta a questo punto interessante, principalmente per le analisi successive, andare ad analizzare la percentuale di team a maggioranza maschile. Dal grafico si può notare come il 70% dei team sia a prevalenza maschile mentre il restante 30% dei team è composto per la metà da team a prevalenza femminile e per l'altra metà da team in cui si riscontra un egual numero di uomini e di donne (Figura 2.3.3.3).



Figura 2.3.3.3: Percentuale di team a maggioranza maschile, femminile e con stesso numero di uomini e donne

Per quel che riguarda il livello di esperienza media dei team in ambito lavorativo, lavorativo nel settore delle startup, manageriale e imprenditoriale i risultati che si ottengono in aggregato (considerando quindi un livello medio per team) ricalcano quelli già ottenuti considerando singolarmente i singoli membri delle startup.

Relativamente al grafico che descrive l'esperienza lavorativa media per team, è possibile osservare come il 68,8% dei team abbia un'esperienza media compresa tra 0 e 5 anni. Ancora una volta, questo fattore potrebbe essere riconducibile alla bassa età media dei partecipanti al programma, che per la maggior parte sono rappresentati da giovani lavoratori ad inizio carriera e studenti degli ultimi anni di università. Più in generale, i team che hanno un'esperienza lavorativa media compresa tra 0 e 10 anni, sono circa il 90% (110). Sono solamente 12 (il 10%) i team che hanno un'esperienza lavorativa media maggiore di 10 anni, di questi, 4 si trovano nella fascia compresa tra 20 e 25 anni mentre uno ha un'esperienza lavorativa media maggiore di 25 anni (Figura 2.3.3.4).

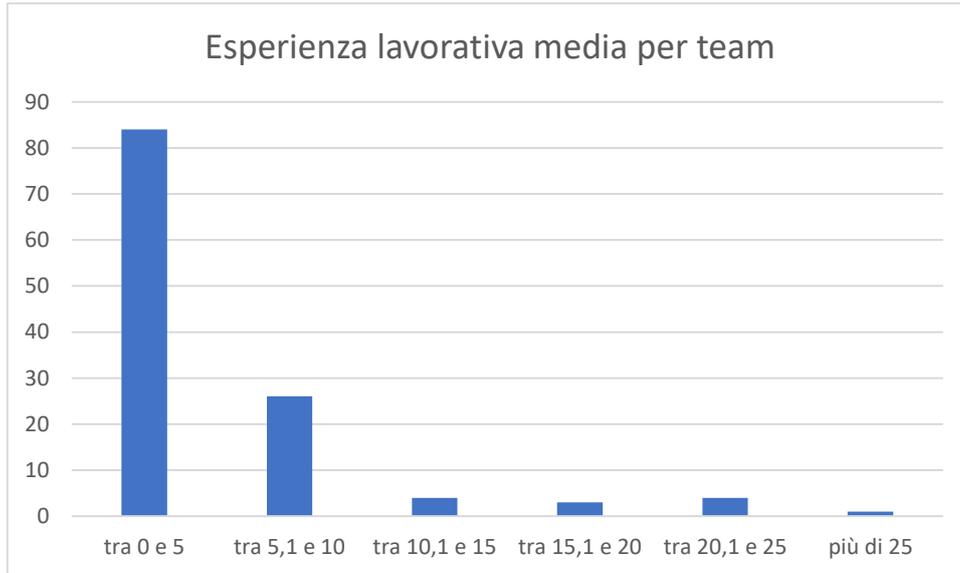


Figura 2.3.3.4: Esperienza lavorativa media per team

Risultati pressoché identici si ottengono andando a considerare l'esperienza lavorativa media per team nel settore della startup (Figura 2.3.3.5).

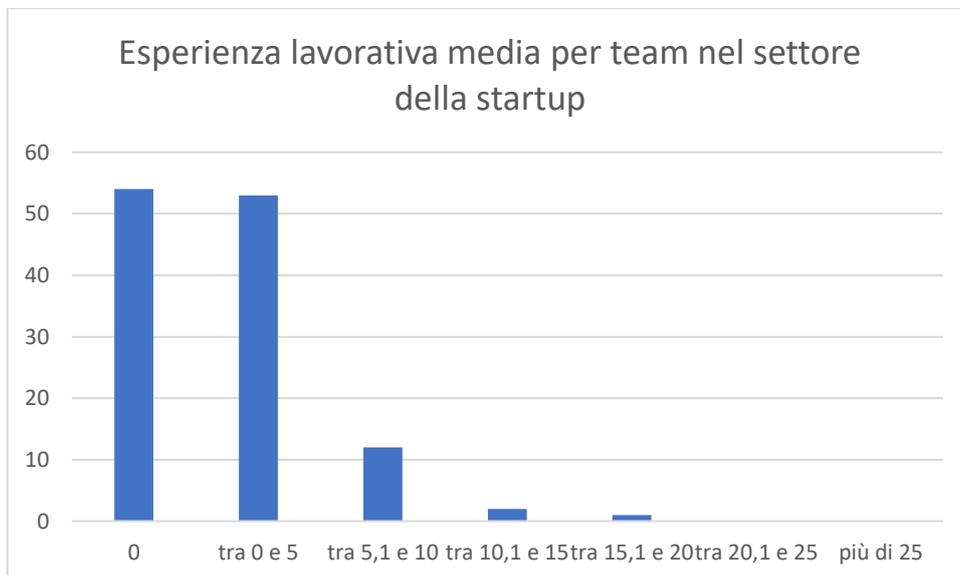


Figura 2.3.3.5: Esperienza lavorativa media per team nel settore della startup

In questo caso l'inesperienza dei team è ancora più messa in luce, infatti, sono quasi la totalità (119) i gruppi imprenditoriali che hanno un'esperienza lavorativa compresa tra 0 e 10 anni. Di questi addirittura 54 (pari al 44,3%) hanno 0 anni di esperienza nel settore in cui stanno avviando la loro iniziativa imprenditoriale. In questo caso non ci sono team che

hanno esperienza lavorativa media nel settore della startup maggiore di 20 anni in quanto, dei tre team restanti, due si trovano nella fascia tra 10 e 15 anni e uno nella fascia tra 15 e 20 anni.

La distribuzione dell'esperienza manageriale media per team ricalca quella già vista considerando i singoli membri (Figura 2.3.3.6).

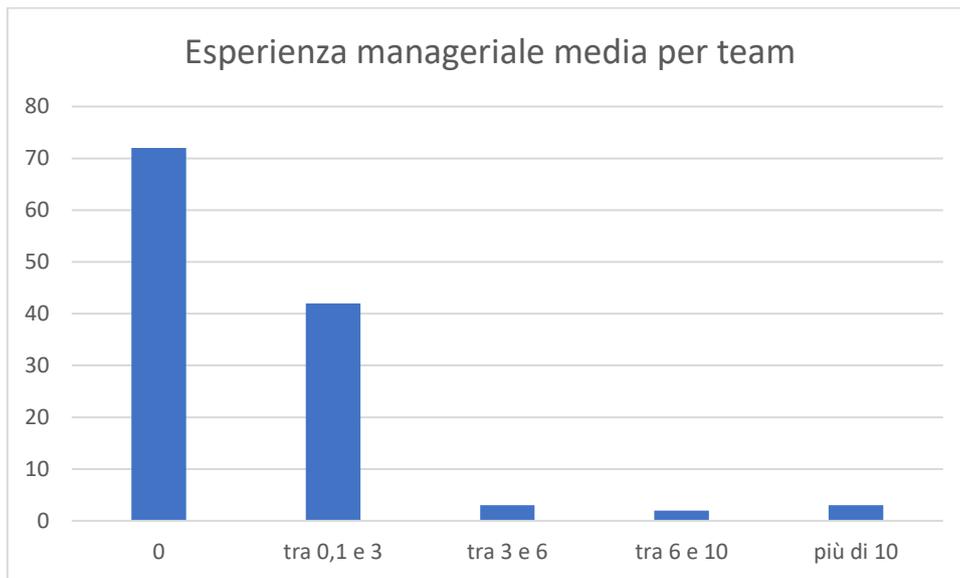


Figura 2.3.3.6: Esperienza manageriale media per team

Anche in questo caso, la maggior parte del campione ha zero anni di esperienza di tipo manageriale. Il 59% (72) dei team dichiara di non avere nessuna esperienza in ambito manageriale, mentre il 34,4% (42) ha un'esperienza media in ruoli gestionali compresa tra 0 e 3 anni. Il restante 6,6% è composto da 8 team che sono così suddivisi: tre nella fascia tra 3 e 6, due nella fascia tra 6 e 10 e tre hanno un'esperienza media superiore a 10 anni.

L'esperienza imprenditoriale del team può essere valutata considerando il numero di startup fondate per team. È doveroso in questo caso fare un'osservazione al fine di rendere più comprensibile l'analisi successiva: con l'espressione "un team che ha fondato una startup", ci si riferisce al fatto che un membro del team ha fondato una startup, non che l'intero team ne abbia fondata una. La comprensione di questo aspetto è di fondamentale importanza per non risultare confusi dalla lettura del grafico. Osservando il grafico è possibile osservare come il 67% dei team (82) non abbia nessuna esperienza in ambito

startup infatti nessun membro ha mai avviato un'iniziativa imprenditoriale. È interessante notare come i team che hanno già un'esperienza imprenditoriale alle spalle siano il 33% (40) così suddivisi: 32 (26,2%) hanno fondato una startup, 5 (4,1%) hanno fondato 2 startup e 3 (2,7%) ne hanno fondate 3. Il numero di gruppi che ha già alle spalle 4 o 5 iniziative imprenditoriali è pari a zero (Figura 2.3.3.7).

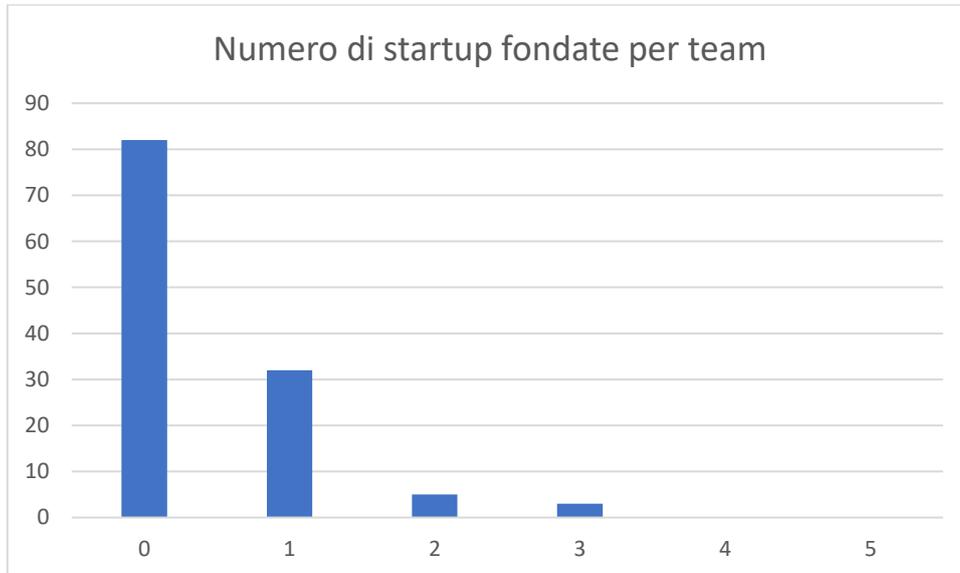


Figura 2.3.3.7: Numero di startup fondate per team

Dopo aver descritto le caratteristiche dei team imprenditoriali in termini di età, genere ed esperienze pregresse, risulta di particolare interesse ai fini di questo lavoro di tesi, descrivere come i team si differenziano in termini di background accademico.

Per prima cosa è necessario descrivere i team in termini di prevalenza di studenti e numero di studenti. Dal diagramma a torta è possibile osservare come il 34% dei team (42) presenti una prevalenza di studenti (Figura 2.3.3.8).

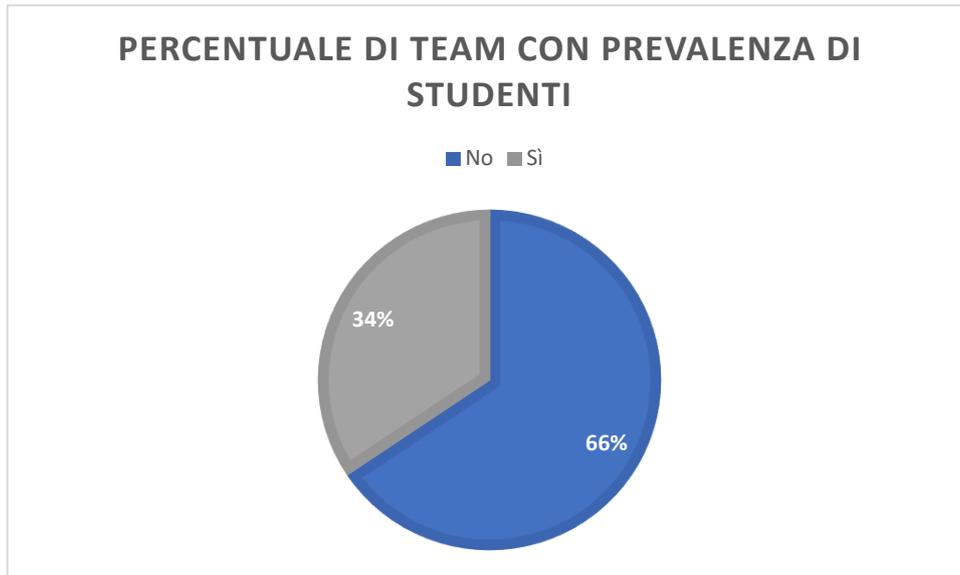


Figura 2.3.3.8: Percentuale di team con prevalenza di studenti

Andando più nel dettaglio risulta utile andare a classificare i team per numero di studenti presenti. Questa descrizione è di particolare importanza perché, come verrà spiegato nei capitoli successivi, studenti e non studenti seguono un differente processo decisionale. In media ogni team è costituito da 1,32 studenti, intesi come persone che ancora frequentano un corso di studi (Figura 2.3.3.9).

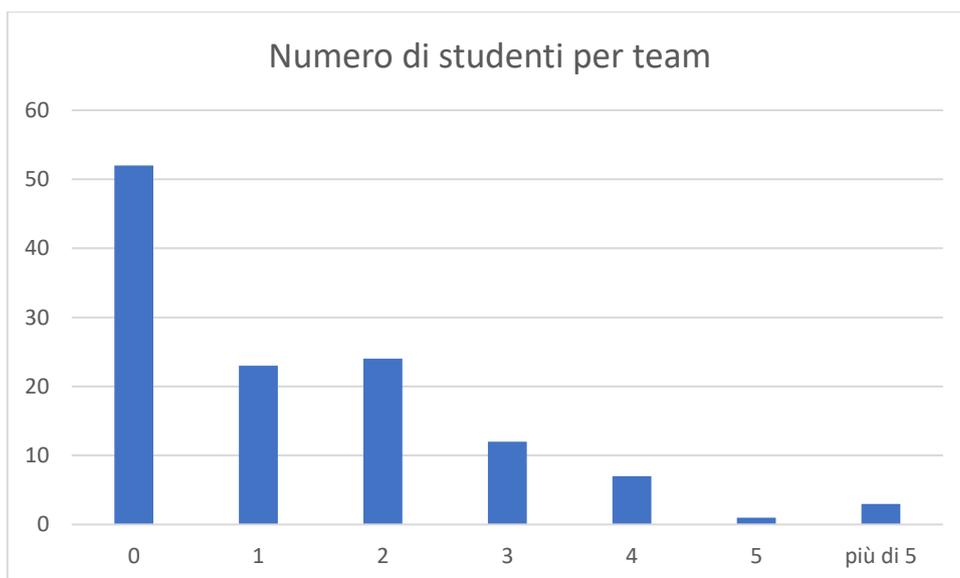


Figura 2.3.3.9: Numero di studenti per team

Come però è possibile osservare dal grafico sottostante nel 42,6% dei team (52) non sono presenti studenti, ovviamente nel restante 57,4% dei gruppi imprenditoriali c'è la presenza di almeno uno studente. Questo dato è di particolare interesse se letto riferendosi anche a quanto precedentemente espresso nell'analisi dei singoli partecipanti del programma. Infatti, la percentuale di studenti presenti nel campione preso come riferimento è del 45%, nonostante questo però, in più della metà dei team c'è almeno uno studente. Il 54,1% dei gruppi imprenditoriali ha un numero di studenti compresi tra 1 e 4, mentre sono solamente 4 i team che presentano un numero elevato di studenti (almeno 5). Sarebbe lecito aspettarsi delle caratteristiche simili tra i quattro team in questione (ad esempio in termini di novità del settore) ma, una più attenta analisi, non ha portato a riscontri significativi.

A questo punto si può passare ad analizzare il team dal punto di vista del background. In particolare, questa analisi si concentrerà sull'analizzare il numero di membri con background STEM presenti nel gruppo imprenditoriale. Dal grafico è possibile osservare come il 41,8% dei team (51) non presentano membri con background scientifico, mentre sono solamente 4 i gruppi imprenditoriali che presentano un elevato numero di STEM (almeno 4). Il 27,9%, il 15,5% e l'11,5% presentano rispettivamente uno, due e tre membri con background di tipo scientifico (Figura 2.3.3.10).

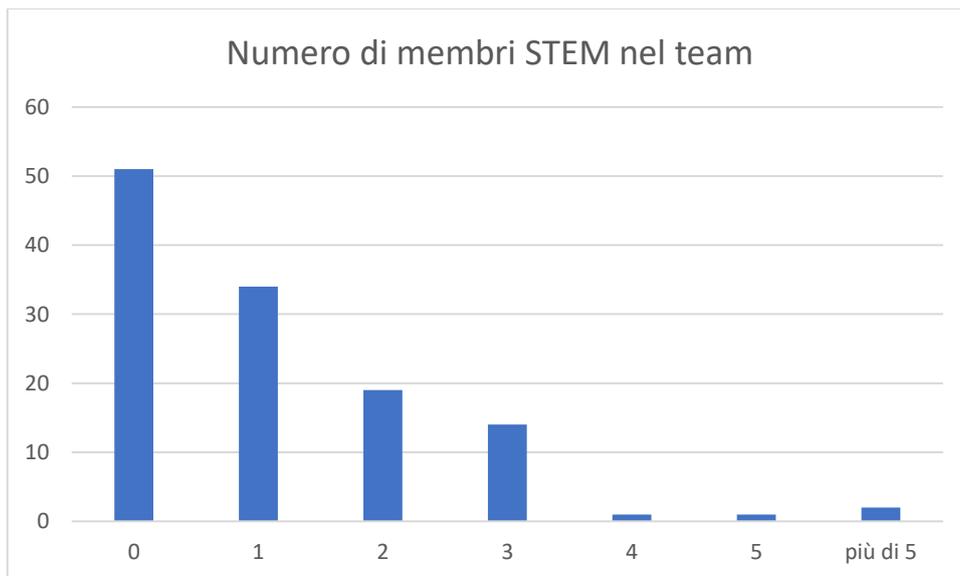


Figura 2.3.3.10: Numero di membri STEM nel team

Si precede a questo punto ad analizzare la percentuale di team che hanno una prevalenza di membri STEM (Figura 2.3.3.11).

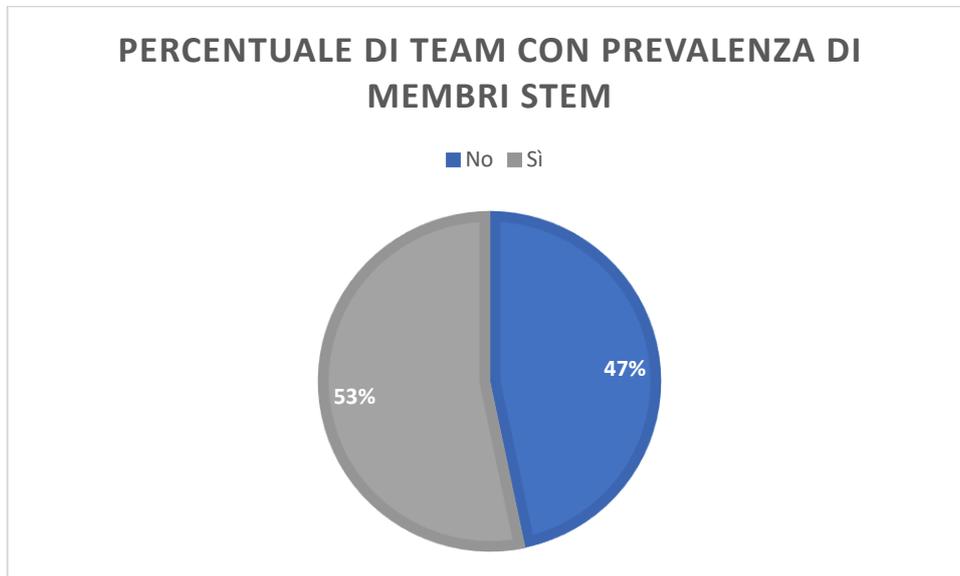


Figura 2.3.3.11: Percentuale di team con prevalenza di membri STEM

Dal grafico è possibile osservare come il 53% dei team (65) abbia una prevalenza di membri di tipo STEM. Questo risultato assume un particolare interesse se letto alla luce di ciò che precedentemente è emerso nell'analisi dei singoli partecipanti al progetto. In quel caso è stato osservato come solo il 39% dei membri avesse un background di tipo scientifico. Questo potrebbe quindi indicare che, quando degli individui STEM si adoperano per formare un team imprenditoriale, tendono a legarsi ad individui con il loro stesso background e a rappresentare in questo modo la maggioranza all'interno del gruppo.

Per approfondire l'analisi dei team con prevalenza di membri in possesso di un background STEM, si è deciso di andare a classificare in quali settori questi team si concentrano maggiormente (Figura 2.3.3.12).

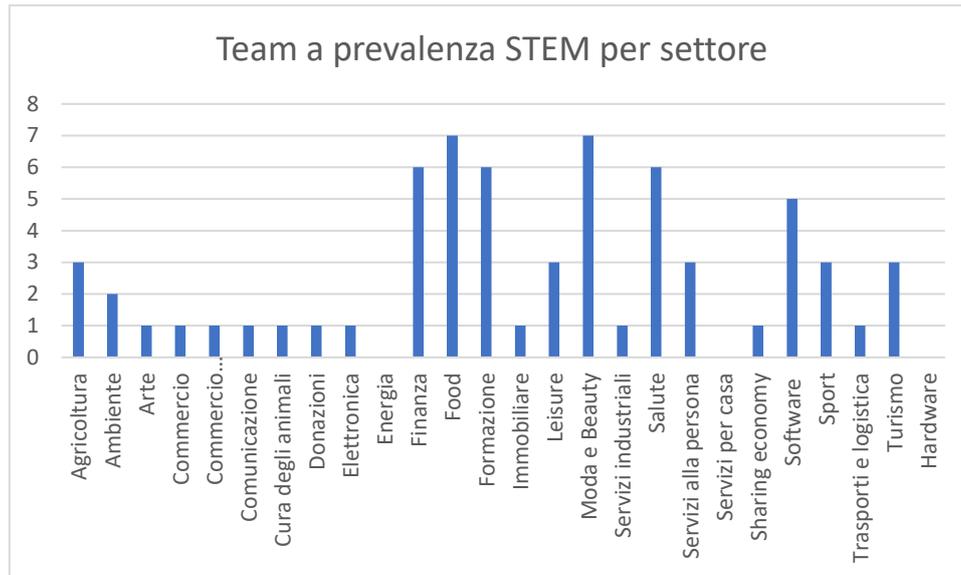


Figura 2.3.3.12: Team a prevalenza STEM per settore

Come è possibile osservare dal grafico, i team a prevalenza di membri STEM si concentrano principalmente nei settori Food e Moda (7) e Formazione, Finanza e Salute (6). Questo risultato va letto considerando anche i risultati ottenuti nelle analisi precedenti relative al settore. Un caso d'interesse è quello del software, infatti, nonostante le startup nel campione che si concentrano in questo settore siano 17, solo 5 di queste hanno una prevalenza di membri con background STEM, nonostante questo sia storicamente un settore d'interesse principalmente per informatici e ingegneri. I casi relativi ai settori Food e Moda e Beauty non sono di particolare rilevanza in quanto i numeri che si ottengono sono piuttosto in linea con le percentuali ottenute in precedenza (ci sono 14 startup nel settore Food e 11 nel settore Moda e Beauty, il 53% dei team sono a prevalenza STEM). I principali spunti possono invece derivare dall'analisi di due particolari settori: Finanza e Salute. Le startup del campione operanti nel settore della Finanza sono infatti 7 e 6 di queste hanno una prevalenza di membri di tipo STEM, mentre per il settore Salute le startup totali sono 9 con 6 che hanno una prevalenza di appartenenti con background scientifico. La particolarità di questi due settori è che sono molto in crescita negli ultimi anni. Il settore Fintech è cresciuto nel 2020 del 12% (Fonte: *IlSole24Ore*) inoltre gli investimenti in questo settore hanno subito un grande aumento nell'ultimo decennio ("Total value of investments into fintech companies worldwide from 2010 to 1st half 2021", Statista), ad eccezione del 2020 anno segnato da un ribasso causato principalmente dalla situazione pandemica, così come

il settore dell'Healthcare che dal 2010 al 2020 ha visto gli investimenti in tutto il mondo aumentare da 1.1 a 21.6 miliardi (secondo il rapporto "Digital Healthcare in Italy" di Statista).

Un'ultima analisi che può essere effettuata è quella di classificare i team in base alla loro offerta: prodotto, servizio o prodotto e servizio (Figura 2.3.3.13).



Figura 2.3.3.13: Offerta della startup

Dal grafico a torta risulta che il 67% delle startup offre un servizio, il 19% un prodotto mentre il 14% sia un prodotto che un servizio.

3. Analisi dei dati e costituzione del database

La raccolta dei dati descritta nel capitolo precedente rappresenta la base per la costituzione del database usato in questo lavoro di tesi, sul quale verranno svolte le analisi di regressione volte a valutare l'influenza dell'eterogeneità e delle caratteristiche del team su alcune variabili di interesse.

Prima di procedere con le analisi di regressione è stato necessario analizzare i dati raccolti e costruire le variabili più opportune per descrivere l'eterogeneità, le caratteristiche e i tratti del team e per costruire le variabili dipendenti.

Le variabili che costituiscono il database includono le variabili dipendenti dei modelli e le variabili indipendenti e di controllo delle quali si vuole studiare l'effetto.

3.1. Le variabili dipendenti

I risultati inconcludenti degli studi precedenti, che hanno cercato di dimostrare l'esistenza di una relazione significativa tra l'eterogeneità e le caratteristiche del team con le performance dell'impresa, uniti alla poca rilevanza che avrebbero considerazioni sulle performance finanziarie di una startup early stage, hanno spinto il focus di questo lavoro di tesi verso altre direzioni. In particolare, l'obiettivo è quello di verificare se l'eterogeneità, le caratteristiche e i tratti del team influenzano il gruppo nella definizione di un'idea imprenditoriale più o meno complessa e nelle principali scelte strategiche che un team imprenditoriale si trova a dover fare nelle fasi iniziali della fondazione di una startup.

Per questo motivo, le variabili dipendenti che verranno usate nei modelli successivi e sulle quali si vuole verificare l'effetto delle altre variabili, saranno quattro: complessità dell'idea, numero di pivot di value propositions, numero di pivot di customer segments e dropout.

3.1.1. Complessità dell'idea

La complessità dell'idea imprenditoriale del team è una variabile che mira a valutare la difficoltà che il team incontrerà nello sviluppo della startup. Al fine di dare una valutazione

della complessità dell'idea, sono state prese in considerazione sia la complessità tecnica del prodotto/servizio e sia la complessità del modello di business.

Per valutare la complessità tecnica del prodotto/servizio, è stata costruita una scala qualitativa a 5 livelli (Tabella 3.1.1.1) prendendo spunto dalla letteratura (Chan et al. 2020). Secondo Suh (Suh N. P., 2005), la complessità dipende dal grado di incertezza esistente nel raggiungere i requisiti funzionali che rappresentano il "cosa si vuole ottenere". Tenendo a mente questa definizione, dopo un'attenta revisione dei pitch presentati dagli investitori in fase di iscrizione, sono stati assegnati dei punteggi che rappresentano il grado di complessità tecnica del prodotto/servizio, valutando il grado di difficoltà in cui gli imprenditori potrebbero imbattersi per raggiungere i requisiti funzionali desiderati basandosi sulla conoscenza scientifica esistente.

Punteggio	Descrizione
1	L'idea imprenditoriale non presenta elementi di novità. È realizzabile tramite strumenti o competenze facilmente reperibili. Ad esempio, un sito di e-commerce: questo è realizzabile tramite conoscenze basilari e programmazione o addirittura tramite altri strumenti come Wordpress.
3	L'idea imprenditoriale si basa su alcuni elementi di novità, che sono combinati in maniera semplice. Ad esempio, un semplice e non dettagliato algoritmo di intelligenza artificiale: c'è la presenza di un elemento di novità (l'AI) che introduce un certo livello d'incertezza ma, il basso livello di dettaglio, non fa sì che vengano introdotti ulteriori gradi di difficoltà.
5	L'idea imprenditoriale presenta elementi di novità (anche molteplici) combinati in maniera complessa, questa combinazione di fattori comporta la presenza di diversi gradi d'incertezza e quindi di difficoltà. Ad esempio, un algoritmo di intelligenza artificiale per la previsione di malattie gravi nei pazienti.

Tabella 3.1.1.1: scala qualitativa per definire la complessità tecnica dell'idea di business

Per quel che riguarda la complessità del modello di business, la sua valutazione ha richiesto di prendere in considerazione la presenza di elementi di novità, la presenza di una molteplicità di stakeholders principali e la difficoltà di gestione di questi. Anche in questo caso è stata definita una scala qualitativa a 5 livelli (Tabella 3.1.1.2).

Punteggio	Descrizione
1	Il modello di business è già ampiamente utilizzato e conosciuto. C'è la presenza di un singolo stakeholders, la cui soddisfazione e gestione non risulta complessa. Modello di revenue semplice. Ad esempio, un sito web per la vendita di un prodotto appositamente pensato per gli under 30. Fatturato derivante dalla vendita del prodotto.
3	Il modello di business presenta alcuni elementi di novità o c'è la necessità di soddisfare più stakeholders o, nel caso in cui ci fosse un solo cliente, questo è difficile da gestire (servizi sanitari, pubblica amministrazione, grandi banche). Il revenue model risulta semplice. Sito web che permette di apprendere nuove skills tramite video caricati da esperti. In questo caso c'è la presenza contemporanea di più stakeholders.
5	Il modello di business presenta alcuni elementi di novità, c'è la presenza di stakeholders multipli e alcuni sono difficili da gestire. Il revenue model è complesso o difficile da definire. Ad esempio, un sensore IoT che raccoglie i dati dai cittadini e permette sia a loro e sia all'amministrazione comunale di usufruirne. In questo caso il modello di business non è standard, ci sono più clienti, uno di questi (amministrazione comunale) è più difficile da gestire e il modello di revenue è difficile da definire (non è chiaro a chi si vende e perché).

Tabella 3.1.1.2: scala qualitativa per definire la complessità del modello di business

La complessità dell'idea imprenditoriale della singola startup deriva dalla media di questi due elementi, di conseguenza si ottiene un intervallo con valore minimo pari a 1 (complessità tecnica pari a uno e complessità del modello di business pari a uno) e valore massimo pari a 5 (complessità tecnica pari a cinque e complessità del modello di business pari a cinque).

3.1.2. Numero di pivot

Le variabili dipendenti "Numero di pivot di Value Propositions" e "Numero di pivot di Customer Segments" sono state calcolate come semplice somma dei pivot realizzati dalle startup nel corso dei sei round di osservazione. Queste variabili sono state raccolte dai research assistants durante le interviste (così come spiegato nel capitolo 2).

Risulta importante definire il significato che le due variabili di interesse assumono in questo lavoro di tesi:

- Numero di Pivot di Value Propositions: è il numero di pivot che il team imprenditoriale realizza relativamente alla proposta di valore da offrire al cliente (intesa in termini di caratteristiche funzionali del prodotto/servizio)

- Numero di Pivot di Customer Segments: è il numero di pivot che il team imprenditoriale realizza relativamente al segmento di clientela maggiormente interessato al valore offerto dalla startup.

Al fine di definire queste variabili non si sono ritenute necessarie altre valutazioni.

3.1.3. Dropout

La variabile Dropout indica se la startup ha abbandonato l'idea nel corso dei sei round di interviste prese come riferimento. Il dropout, insieme al pivot, rappresenta la principale scelta strategica che un team imprenditoriale si trova a dover fare. Anche in questo caso, i dati necessari per la definizione della variabile sono stati ottenuti dalle interviste fatte dai research assistant.

La variabile Dropout è una variabile *Dummy* che assume valori pari a:

- Zero (0): se il team imprenditoriale non ha abbandonato l'idea nel corso dei sei round di interviste
- Uno (1): se il team imprenditoriale ha abbandonato la propria idea nel corso dei sei round di interviste.

Nella tabella successiva (Tabella 3.1) sono riassunte le variabili dipendenti dei modelli e la loro codifica:

Variabile	Codifica nei modelli	Tipo
Complessità idea	idea_complexity	Int
Numero di pivot di Value Propositions	pivot_VP	Int
Numero di pivot di Costumer Segment	pivot_CS	Int
Dropout	dropout	Dummy 1: se startup fa dropout 0: altrimenti

Tabella 3.1: variabili dipendenti

3.2. Variabili indipendenti

Dopo aver definito quali saranno le variabili dipendenti dei modelli di regressione successivi, si procede con la presentazione delle variabili indipendenti delle quali si vuole valutare l'effetto. Tali variabili derivano dallo studio di specifiche domande presenti nei questionari compilati dai membri del team in fase di iscrizione.

Le variabili indipendenti utilizzate nei modelli sono 13 e comprendono sia variabili volte a valutare, sotto aspetti diversi, l'eterogeneità del team e sia variabili relative alle caratteristiche del team e della startup.

Le variabili relative all'eterogeneità del team sono state costruite a partire dai risultati dei questionari compilati dai partecipanti. Per ognuno dei membri del team sono stati presi in considerazione diversi aspetti:

- Aspetti demografici: quali l'età e il sesso
- Aspetti educazionali: quali il livello di educazione e il background di studi
- Aspetti esperienziali: come gli anni di esperienza manageriale, gli anni di esperienza lavorativa e quelli di esperienza lavorativa nel settore della startup, il numero di startup precedentemente fondate.

Al fine di misurare l'eterogeneità del team riguardo gli aspetti menzionati sono stati utilizzati gli indici di Blau in quanto questa metodologia risulta ampiamente utilizzata in letteratura.

L'indice di Blau può essere definito come:

$$\text{Blau's categorical index} = 1 - \sum p_i^2$$

Dove i p_i rappresentano la percentuale di popolazione appartenente ad una certa categoria, quindi avente una determinata caratteristica. Questo indice assume quindi valori appartenenti all'intervallo $[0,1]$, dove il valore 0 è identificativo di un team completamente omogeneo, mentre il valore 1 di un team completamente eterogeneo.

Per calcolare gli indici di Blau è stato quindi necessario suddividere le risposte ottenute nei questionari in classi (o categorie). Le variabili che sono state così costruite sono:

- Eterogeneità età
- Eterogeneità esperienza lavorativa
- Eterogeneità esperienza lavorativa nel settore della startup
- Eterogeneità esperienza manageriale
- Eterogeneità startup fondate
- Eterogeneità livello di educazione
- Eterogeneità background di studi

Per valutare l'eterogeneità in termini di età del team, è stato deciso di utilizzare delle classi omogenee in quanto non si è ritenuto necessario considerare ulteriori discriminanti (Tabella 3.2.1):

Classe	Range età
1	18-22
2	23-27
3	28-32
4	33-37
5	37-41
6	>42

Tabella 3.2.1: classi per valutare l'eterogeneità in termini di età

Invece, al fine di effettuare un'approfondita valutazione dell'eterogeneità del team in termini di esperienze pregresse, si è scelto di utilizzare classi non omogenee in modo da prendere in considerazione possibili effetti di apprendimento. Le classi utilizzate per la valutazione dell'esperienza lavorativa e dell'esperienza lavorativa nel settore della startup sono visibili nella tabella successiva (Tabella 3.2.2).

Classe	Range anni exp lav
1	0
2	1-3
3	4-6
4	7-9
5	10-15
6	16-20
7	>20

Tabella 3.2.2: classi per valutare l'eterogeneità in termini di esperienza lavorativa

Classi diverse sono state considerate per gli anni di esperienza manageriale, infatti, data la bassa età media dei partecipanti e l'esistenza di meccanismi aziendali che necessariamente richiedono un certo grado di esperienza lavorativa prima di ricoprire un ruolo manageriale, si è ritenuto lecito utilizzare delle classi costituite da range più bassi. Le classi sono rappresentate nella tabella seguente (Tabella 3.2.3).

Classe	Range anni exp man
1	0
2	1-2
3	3-4
4	5-6
5	7-8
6	9-10
7	>10

Tabella 3.2.3: classi per valutare l'eterogeneità in termini di esperienze manageriale

Per valutare l'esperienza imprenditoriale pregressa è stato preso in considerazione il numero di startup fondate da ogni membro del team. In questo caso si è scelto di utilizzare classi a valore singolo in quanto si ritiene che ogni esperienza da founder di una startup porti ad acquisire un bagaglio di conoscenze tale da essere considerato una discriminante. La logica alla base di questa scelta è che, almeno in linea generale, tra un membro che ha avuto due esperienze da founder e uno che ha avuto una sola esperienza da founder, c'è una differenza significativa in termini di esperienza imprenditoriale (Tabella 3.2.4).

Classe	N startup fondate
1	1
2	2
3	3
4	4
5	5
6	>5

Tabella 3.2.4: classi per valutare l'eterogeneità in termini di numero di startup fondate

Gli indici di Blau, come dichiarato in precedenza, sono stati utilizzati anche per valutare l'eterogeneità del team relativamente al livello di educazione e al background di studi. In

questo caso le classi non sono identificate da un range ma sono identificative dell'ambito di studio e della tipologia di titolo conseguito.

Per quanto riguarda il livello di educazione è possibile osservare i titoli di studio presi in considerazione nella tabella successiva (Tabella 3.2.5).

Classe	Titolo di studio
1	Nessuno
2	Qualifica professionale
3	Diploma
4	Laurea triennale
5	Laurea magistrale
6	MBA
7	PhD

Tabella 3.2.5: classi per valutare l'eterogeneità in termini di livello di educazione

Un ragionamento simile è stato effettuato per valutare il background di studi. Nella definizione delle classi si è cercato di esplicitare quei background che maggiormente possono risultare utili in ambito startup (Tabella 3.2.6).

Classe	Range età
1	Architettura & Design
2	Ingegneria
3	Economia & Management
4	Chimica, Fisica, Matematica
5	Marketing & Sales
6	Legge
7	Informatica
8	Altro

Tabella 3.2.6: classi per valutare l'eterogeneità in termini di background di studi

Considerazioni diverse sono state fatte per le altre tipologie di variabili necessarie per descrivere la composizione del team. Al fine di rispondere alle domande di ricerca è risultato opportuno prendere in considerazione la percentuale di donne nel team, la percentuale di studenti nel team e la percentuale di membri con un background di tipo STEM. Ancora una volta i dati provengono dai questionari compilati dagli imprenditori. Come facilmente intuibile queste variabili sono state calcolate sommando il numero di membri con una

determinata caratteristica (donna, background STEM, studente) e dividendo per il numero di membri complessivo all'interno del team.

Le ultime tre variabili indipendenti da introdurre sono: la complessità dell'idea, offerta della startup (prodotto, servizio o prodotto e servizio) e la tipologia di trattamento al quale la startup è stata assegnata. La complessità dell'idea quindi, mentre nel primo modello è una variabile dipendente, nei successivi modelli viene utilizzata come variabile indipendente al fine di verificare l'esistenza di una sua possibile influenza sulle scelte strategiche. Per quel che riguarda il trattamento, è già noto dalla letteratura come questo influenzi i dropout e il numero di pivot delle startup. In questo studio si verificheranno gli effetti del trattamento specificatamente ai pivot di Value Proposition, Customer Segment e ai dropout.

La metodologia di codifica della variabile relativa alla complessità dell'idea è già stata esaurientemente spiegata nel paragrafo 3.1.1. Per la codifica delle altre due variabili sono stati utilizzati tre elementi che sono esclusivamente indicativi dell'appartenenza ad un gruppo e non hanno nessuna valenza in termini quantitativi.

Per la variabile dell'offerta della startup:

- 0: se la startup offre un *prodotto*
- 1: se la startup offre un *servizio*
- 2: se la startup offre sia un *prodotto* e sia un *servizio*.

Per la variabile indicativa del trattamento:

- 0: se la startup è nel gruppo di *controllo*
- 1: se la startup è nel gruppo che segue il trattamento *scientifico*
- 2: se la startup è nel gruppo che segue il trattamento *effectuation*.

Nella tabella successiva (Tabella 3.2) sono riassunte le principali variabili indipendenti utilizzate nei modelli:

Variabile	Codifica nei modelli	Tipo
Eterogeneità età	et_eta	Int
Eterogeneità esperienza lavorativa	et_exp_lavorativa	Int
Eterogeneità esperienza lavorativa nel settore della startup	et_exp_settore	Int
Eterogeneità esperienza manageriale	et_exp_manageriale	Int
Eterogeneità numero di startup fondate	et_startup_fondate	Int
Eterogeneità livello di educazione	et_lvl_ed	int
Eterogeneità background di studi	et_background	int
Percentuale di donne nel team	women_ratio	Int
Percentuale di studenti nel team	students_ratio	Int
Percentuale di STEM nel team	stem_ratio	int
Trattamento	trattamento	0: controllo 1: scientific 2: effectuation
Prodotto/servizio	prodotto_servizio	0: prodotto 1: servizio 2: prodotto e servizio
Complessità idea	idea_complexity	int

Tabella 3.2: variabili indipendenti

3.3. Variabili di controllo

L'ultima tipologia di variabili da prendere in considerazione sono le variabili di controllo, in quanto non sempre è possibile osservare tutte le variabili indipendenti che hanno effetto sulle variabili dipendenti. Queste possono essere relazionate a fattori omessi dalle analisi, di conseguenza vengono introdotte con l'obiettivo di ottenere una stima non distorta dell'effetto delle variabili indipendenti. Le variabili di controllo sono state selezionate dopo un'attenta analisi dei risultati provenienti dai questionari e dalle interviste periodiche condotte dai research assistants con gli imprenditori. Più nel dettaglio, sono state individuate quattro variabili di controllo relative a: ore mediamente lavorate da ogni membro del team, numero di membri del team, una variabile necessaria per valutare la rapidità con cui una startup riesce a fare una scelta strategica e regione di provenienza della startup.

Per quanto riguarda la variabile relativa alle ore dedicate da ogni membro del team alla startup, questa è stata calcolata come media delle ore lavorate mediamente da ogni membro del team per round, fino al verificarsi di un dropout, per le startup che hanno abbandonato prima dei sei round la loro idea di business, o fino al sesto round, per le startup che non hanno effettuato dropout. Questa variabile di controllo è stata appunto inserita per controllare l'effetto che il diverso *commitment* (inteso come impegno lavorativo) nei confronti della startup può causare sulle variabili dipendenti. È infatti lecito supporre che questa possa influenzare indirettamente sia il numero di pivot sia il dropout. Da una parte il founding team prima di effettuare un pivot deve raccogliere dei dati, di conseguenza, il diverso impegno nella startup, è una discriminante significativa per la quantità di dati raccolti, influenzando quindi il numero di pivot che una startup può compiere. Dall'altra parte, un basso commitment da parte dei membri del team potrebbe portare ad analisi errate dell'idea di business (con il conseguente dropout), ad abbandonare il progetto imprenditoriale alla prima difficoltà o alla probabile assenza di progressi riducendo il morale del team ed invogliandolo in questo modo ad abbandonare le attività. È quindi importante tenere sotto controllo questi effetti, in quanto, per gli obiettivi di questo lavoro di tesi, non risultano essere interessanti.

La seconda variabile di controllo introdotta riguarda il numero di membri presenti all'interno del team. La sua introduzione è necessaria per moderare l'effetto dei team composti da pochi membri in quanto, la dimensione del team, influenza necessariamente alcune variabili indipendenti di interesse (come quelle relative all'eterogeneità e ai ratio).

A questo punto si è ritenuto necessario introdurre un'ulteriore variabile di controllo utile per dare una valutazione della ripidità con cui una startup riesce a fare una scelta strategica. Le motivazioni alla base di questa scelta sono molteplici. Nei loro articoli del 2017 e del 2019 (Camuffo, A., Cordova, A., & Gambardella, A. 2017; Camuffo, A., Gambardella, A. & Spina, C. 2019) gli autori, pur investigando sui dropout e sul numero di pivot effettuati dai team imprenditoriali del campione, non prendono in considerazione le differenti tempistiche necessarie alle varie startup per compiere decisioni strategiche di tale rilevanza. Risulta infatti intuibile che, il processo necessario al team imprenditoriale per effettuare un pivot o un dropout, richieda tempi diversi per startup che sono significativamente diverse.

Prendendo come riferimento l'approccio scientifico al decision making, prima di fare una scelta strategica di tale portata è necessario seguire un processo strutturato per reperire le informazioni necessarie (paragrafo 1.2.1). C'è quindi bisogno di elaborare una teoria chiara, scomporre la teoria in ipotesi testabili e falsificabili, effettuare dei test per verificare la correttezza delle ipotesi e analizzare i risultati.

In questo contesto, la fase di test risulta particolarmente critica in quanto molto spesso richiede la costruzione di un MVP. È logico a questo punto supporre che le tempistiche necessarie per realizzare MVP diversi siano differenti; è utile considerare un esempio per chiarire il concetto.

Supponiamo l'esistenza di una startup (indicata come "A") che voglia realizzare un sito e-commerce per la vendita di cibo per animali. La startup A, per raccogliere dati per valutare l'interesse del customer segments individuato, decide di creare un MVP e realizzare quindi una *landing page*. Anche con conoscenze informatiche di base, il tempo necessario per ottenere una landing page potrebbe essere stimato pari ad una o due settimane. Di conseguenza, in un ipotetico periodo di osservazione pari a sei mesi, è possibile osservare un numero di pivot superiore a uno.

Supponiamo a questo punto l'esistenza di una startup "B" che voglia realizzare una nuova tipologia di minicar elettrica. Così come la startup A, la startup B decide di realizzare un MVP per raccogliere i dati necessari a validare le ipotesi. In questo caso però, l'MVP consiste in una versione funzionante della minicar, seppur composta da solo quelle funzionalità necessarie per raccogliere dati. Di conseguenza, è logico supporre un periodo di realizzazione non più pari ad una settimana (come per la startup A) ma più realisticamente pari a 8-9 mesi. In questo caso quindi, nello stesso periodo di osservazione considerato per la startup A (pari quindi a 6 mesi), non si assisterebbe a nessun pivot o dropout realizzato dalla startup B in quanto *il tempo necessario alla startup per fare il pivot è superiore al periodo di osservazione*.

Negli articoli di Camuffo et al. questo effetto potrebbe essere smorzato dalla grande quantità di dati a disposizione (16 data point nell'articolo del 2017 in 12 mesi e 18 data point nell'articolo del 2019 in 14 mesi). Lo stesso non è possibile in questo lavoro di tesi perché i dati a disposizione derivano da 6 punti di osservazione in un periodo di 8 mesi.

Si è quindi ritenuto necessario prendere in considerazione questo elemento al fine di non avere degli effetti distorti introducendo una variabile che valuta la ripidità della startup nel fare un pivot. Risulta importante sottolineare però, che il compito di questa variabile è solamente quello di categorizzare le startup, cioè di indicare quali potrebbero essere veloci e quali no nel realizzare un pivot. Non essendo stato possibile, per la natura dei dati a disposizione, valutare le proprietà di ogni singolo cambiamento radicale, si è cercato di individuare nelle startup quelle caratteristiche che maggiormente potrebbero influenzare il tempo impiegato per effettuare il pivot.

Per la costruzione del *coefficiente di rapidità di pivot* sono stati presi in considerazione tre elementi:

- Complessità tecnica dell'idea: più l'idea è complessa dal punto di vista tecnico e più tempo impiegherà la startup per raccogliere i dati necessari a fare un pivot;
- Fase della startup: all'aumentare della fase della startup sarà necessario più tempo per fare un pivot in quanto, una startup che ha già un prototipo impiegherà necessariamente più tempo a raccogliere i dati rispetto ad una startup che si trova ancora in fase di analisi;
- Risorse a disposizione: all'aumentare delle risorse a investite aumenta la rapidità di pivot. Se una startup paga degli esperti per farsi aiutare nella costruzione di un prototipo o nel reperimento di dati allora il pivot sarà più veloce.

Per la valutazione della fase della startup è stata utilizzata una codifica a 5 livelli (Tabella 3.3.1). Ad ogni fase è stato assegnato un "moltiplicatore di rapidità della fase della startup" che tiene conto delle considerazioni espresse precedentemente.

Fase	Descrizione	Moltiplicatore di rapidità
1	Analisi	5
2	Prototipo	4
3	Prototipo con cliente	3
4	Sul mercato ma non fatturano	2
5	Fatturano	1

Tabella 3.3.1: Valutazione fase della startup

Per quel che riguarda la valutazione delle risorse a disposizione, sono stati considerati i costi sostenuti dalla startup in ogni round. Si è ritenuto opportuno creare delle fasce di costi, al fine di dare un peso diverso ad €1 speso in fase 1 e ad €1 speso in fase 3. Queste considerazioni derivano dalle attività che è lecito supporre che una startup faccia in ogni fase. Per esempio, in fase 1, quindi in fase di analisi del problema, si può supporre che la startup investa del denaro per realizzare una campagna marketing sui principali social network per far compilare un questionario al numero maggiore di persone possibile. In questo modo ottiene i dati che potrebbero portarla a fare un pivot, un dropout o a perseguire la propria attività. Al contrario una startup in fase 3 in possesso di un prototipo, al fine di ottenere i dati necessari per validare le ipotesi, potrebbe investire del denaro per realizzare dei cambiamenti sostanziali all’MVP. Risulta ovvio che, almeno in linea generale, €1 speso in una campagna marketing sui social network abbia un effetto maggiore rispetto ad €1 speso per la realizzazione di un MVP.

Sono state create, quindi, tre fasce di costi distinte (Tabelle 3.3.2, 3.3.3, 3.3.4), raggruppando le fasi simili in termini di caratteristiche degli investimenti che presumibilmente sono da effettuare per fare un test di validazione delle ipotesi. Anche in questo caso è stato assegnato un moltiplicatore di rapidità ad ogni fascia.

- Fasce di costo per startup in fase 1:

Fascia	Valori in €	Moltiplicatore di rapidità
1	0 – 200	4
2	201 – 500	3
3	501 – 750	2
4	>750	1

Tabella 3.3.2: Fasce di costo per startup in fase 1

- Fasce di costo per startup in fase 2 e 3:

Fascia	Valori in €	Moltiplicatore di rapidità
1	0 – 1000	4
2	1001 – 2000	3
3	2001 – 3000	2
4	>3000	1

Tabella 3.3.3: Fasce di costo per startup in fase 2 e 3

- Fasce di costo per startup in fase 4 e 5:

Fascia	Valori in €	Moltiplicatore di rapidità
1	0 – 2000	4
2	2001 – 4000	3
3	4001 - 6000	2
4	>6000	1

Tabella 3.3.4: Fasce di costo per startup in fase 4 e 5

A questo punto, per ogni round è stato moltiplicato il moltiplicatore di rapidità relativo alla fase della startup e il moltiplicatore di rapidità relativo alle risorse a disposizione. È stato successivamente calcolato un moltiplicatore medio per round, dividendo per il numero di round effettivi a cui le startup hanno partecipato. Questa scelta è stata fatta in modo da eliminare la variabilità dovuta al fatto che alcune startup effettuano un dropout prima del sesto round.

A questo punto è stata presa in considerazione la complessità tecnica dell'idea di business. La metodologia di calcolo del fattore è stata già esaustivamente descritta nel paragrafo 3.1.1. Quel che è interessante sottolineare in questo contesto è che anche a questa variabile è stato assegnato un coefficiente di rapidità. La complessità tecnica è stata valutata con una scala a 5 livelli e il fattore moltiplicativo di rapidità è stato associato alla complessità utilizzando una scala "inversa" (Tabella 3.3.5).

Valore complessità tecnica	Coefficiente di rapidità
1	5
2	4
3	3
4	2
5	1

Tabella 3.3.5: Valutazione complessità tecnica della startup

Infine, per calcolare il Coefficiente di rapidità di pivot finale, è stato moltiplicato il coefficiente di rapidità medio per round per il coefficiente di rapidità legato alla complessità tecnica.

La quarta variabile di controllo inserita è quella che riguarda la provenienza geografica della startup. Tale variabile è stata ricavata utilizzando i dati provenienti dai questionari compilati

dagli imprenditori nella fase di iscrizione al programma, considerando come regione di provenienza della startup, quella che risultava maggiormente presente tra i membri del team. Sono 4 le regioni non rappresentate nel campione (Basilicata, Friuli Venezia-Giulia, Trentino-Alto Adige e Valle d’Aosta) di conseguenza non risultano essere di interesse nel presente lavoro di tesi. Per tutte le altre, sono state create delle variabili dummy che assumono valore 1 se la startup proviene dalla regione, 0 altrimenti. Così facendo, si ricade però nella “trappola delle variabili dummy”. Questa situazione si viene a generare quando una variabile dummy, di interesse o di controllo, risulta essere funzione lineare delle altre. Questo genera collinearità perfetta che comporta errori nel calcolo dei coefficienti e dei p_value. Al fine di risolvere questo problema, non bisogna considerare k variabili dummy (dove k è il numero di categorie rappresentate nel campione, quindi in questo caso 16) ma bensì k-1 variabili. Così facendo i coefficienti delle variabili dummy rappresentano l’effetto incrementale di appartenere ad una categoria rispetto a quella omessa. La scelta di quale categoria omettere è stata fatta andando ad osservare il numero delle startup provenienti per ogni regione, escludendo così la regione con un maggior numero di startup, in questo caso la Lombardia (Tabella 3.3.6).

Regione	Codifica	N startup
Abruzzo	d_abr	2
Calabria	d_cal	1
Campania	d_camp	7
Emilia-Romagna	d_emilia	8
Lazio	d_laz	14
Liguria	d_lig	2
Lombardia	d_lomb	33
Marche	d_marche	5
Molise	d_molise	1
Piemonte	d_piem	31
Puglia	d_pug	6
Sardegna	d_sard	2
Sicilia	d_sic	1
Toscana	d_tosc	4
Umbria	d_umb	1
Veneto	d_ven	4

Tabella 3.3.6: Numero di startup per regione

Nella tabella successiva (Tabella 3.3.7) sono riassunte le variabili di controllo:

Variabile	Codifica nei modelli	Tipo
Numero di membri nel team	nteam	Int
Ore lavorate da membro per round	ore_lavorate	Int
Coefficiente di rapidità di pivot	rapidita_pivot	Int
Abruzzo	d_abr	dummy
Campania	d_camp	dummy
Calabria	d_calab	dummy
Emilia-Romagna	d_emilia	dummy
Lazio	d_laz	dummy
Liguria	d_lig	dummy
Marche	d_marche	dummy
Molise	d_molise	dummy
Piemonte	d_piem	dummy
Puglia	d_pug	dummy
Sardegna	d_sard	dummy
Sicilia	d_sic	dummy
Toscana	d_tosc	dummy
Umbria	d_umb	dummy
Veneto	d_ven	dummy

Tabella 3.3.7: Variabili di controllo

4. Analisi dei Risultati

Si procede a questo punto a presentare i modelli e ad analizzare i risultati delle analisi svolte sul campione di 122 startup early stage. Le analisi saranno svolte utilizzando le variabili costruite, al fine di valutare l'effetto delle variabili indipendenti sulle variabili dipendenti e di dare quindi risposta alle domande di ricerca che questo lavoro di tesi si propone di investigare.

4.1. Metodologia di analisi

Le analisi sono state condotte attraverso l'utilizzo di metodologie statistiche diverse in base a quelle che sono state ritenute più efficienti per una data variabile dipendente. In particolare, sono stati utilizzati tre metodi statistici: l'Ordinary Least Squares (OLS), il modello Tobit e il modello Probit.

Il modello OLS, detto anche dei minimi quadrati, è il più utilizzato in letteratura. Questo mira ad individuare una retta di interpolazione dei dati rappresentati da variabili indipendenti. Lo stimatore OLS si ottiene minimizzando la somma dei quadrati delle distanze osservate tra i valori reali e i valori previsti dal modello. Nelle analisi seguenti saranno inoltre considerati gli errori robusti all'eteroschedasticità, ovvero si assume che la varianza del residuo dipenda dalla variabile indipendente e che quindi non sia costante nel modello. Si è scelto di utilizzare questo metodo statistico per costruire i modelli riguardanti la complessità dell'idea, il numero di pivot di Value Propositions e il numero di pivot di Customer Segments. Questa scelta è stata dettata dalla natura delle variabili dipendenti considerate. Al fine di utilizzare il modello di regressione lineare, stimato con il metodo OLS, è necessario che le variabili considerate non siano discrete. Questa condizione è soddisfatta per la variabile relativa alla complessità dell'idea che è continua in quanto media di variabili discrete. Un'attenzione maggiore è invece richiesta dalle variabili relative al numero di pivot di value propositions e di customer segment, in quanto sono variabili di conteggio. Come suggerito da Watson e Stock (M. W. Watson, J. H. Stock, 2019) nel caso in cui il valore di conteggio fosse grande non si verificherebbero problemi nell'utilizzo del metodo OLS. Questo metodo

può comunque essere usato anche nel caso di valori di conteggio piccoli; in questo caso, così come espresso da Watson e Stock, “i valori predetti dalla regressione sono interpretati come valori attesi della variabile dipendente”. La variabile dipendente relativa alla complessità è una variabile continua nell’intervallo [1;5], questo suggerisce come sia possibile utilizzare anche un altro modello per la regressione, cioè il modello Tobit. Il modello Tobit è un modello di regressione censurata che ha comunque l’obiettivo di verificare l’esistenza di una relazione lineare tra la variabile dipendente e la variabile indipendente. La differenza sta nel modo in cui la variabile dipendente è costruita, questa risulta infatti censurata cioè ha valori limitati superiormente, inferiormente oppure in entrambi i sensi. Infine, per l’analisi degli effetti sulla variabile dipendente relativa al dropout, si utilizzerà un modello Probit. Questo è un modello di regressione non lineare che si utilizza quando la variabile dipendente è di tipo binario (come nel caso della variabile dropout). Il modello stima la probabilità con cui si verifica un’osservazione piuttosto che un’altra, al variare delle variabili indipendenti. Non è in generale immediata l’interpretazione dei coefficienti del modello probit in quanto non sono direttamente interpretabili come effetti marginali. Risulta però come il segno dell’effetto marginale sia uguale a quello del coefficiente di riferimento, di conseguenza, ci limiteremo a investigare la presenza di variabili che potrebbero rendere più probabile il dropout delle startup, senza concentrarci sugli effetti marginali.

4.2. Analisi delle variabili

Prima di procedere con la descrizione dei modelli, è utile analizzare le variabili ricavate dal campione di 122 startup early stage.

Per prima cosa si analizzano le variabili dipendenti del modello. In tabella (Tabella 4.2.1) sono presenti le principali statistiche descrittive. In particolare, è possibile osservare la media, la deviazione standard e i valori minimi e massimi.

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
idea_complex	122	2.34	1.095	1	5
pivot_vp	122	.508	.774	0	3
pivot_cs	122	.434	.655	0	3
dropout	122	.164	.372	0	1

Tabella 4.2.1: statistiche descrittive variabili dipendenti

Analizzando le variabili nel dettaglio è possibile osservare una complessità media dell'idea pari 2.34, in un intervallo [1;5]. Questo è un buon indicatore di come le startup del campione non siano in media caratterizzate da un alto livello di complessità. È inoltre interessante notare come il numero massimo di pivot sia di value propositions e sia di customer segments sia pari a tre. Questo, considerando la quantità di data point a disposizione (6) è un dato che mostra come ci siano nel campione delle startup che hanno effettuato un numero elevato di cambiamenti.

Si procede a questo punto con l'analisi delle variabili indipendenti e di controllo principali, mostrando le statistiche descrittive (Tabella 4.2.2)

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
trattamento
0	122	.295	.458	0	1
1	122	.344	.477	0	1
2	122	.361	.482	0	1
nteam	122	2.902	1.209	2	8
ore_lavorate	122	13.456	14.021	0	85
et_eta	122	.225	.247	0	.75
women_ratio	122	.235	.318	0	1
et_background	122	.341	.25	0	.75
stem_ratio	122	.369	.372	0	1
prodotto_servizio
0	122	.189	.393	0	1
1	122	.672	.471	0	1
2	122	.139	.348	0	1
et_exp_lavorativa	122	.4	.232	0	.778
et_exp_settore	122	.249	.264	0	.75
et_lvl_ed	122	.303	.247	0	.722
et_exp_manageriale	122	.185	.243	0	.75
et_startup_fondate	122	.15	.223	0	.75
students_ratio	122	.413	.413	0	1
rapidita_pivot	122	20.138	14.595	0	100
idea_complex	122	2.34	1.095	1	5

Tabella 4.2.2: statistiche descrittive variabili indipendenti

4.3. Analisi delle correlazioni

Prima di procedere alla realizzazione dei modelli di regressione, si è deciso di analizzare la matrice di correlazione delle variabili indipendenti e delle principali variabili di controllo al fine di verificare l'esistenza di multicollinearità dannose per le analisi successive. In appendice A è possibile trovare la matrice di correlazione dalla quale è possibile osservare come non ci sia il rischio di multicollinearità. Risulta comunque interessante porre l'attenzione sulle correlazioni moderate, caratterizzate da valori compresi tra 0.4 e 0.7, che riguardano le variabili riferite all'eterogeneità e alla complessità dell'attività imprenditoriale.

Per quanto riguarda l'eterogeneità, è chiaro che la diversità in termini di età sia, almeno in parte, correlata con l'eterogeneità in termini di livello di educazione, in quanto è lecito supporre che, membri di età diversa, siano in possesso di titoli di studio diversi a causa degli anni di studio necessari per ottenere un titolo.

Di maggiore interesse risulta invece la correlazione esistente tra l'eterogeneità in termini di startup fondate (quindi la presenza contemporanea nel team di membri che hanno già fondato startup e membri che sono alla prima esperienza imprenditoriale) e l'eterogeneità in termini di esperienza manageriale. Una così debole correlazione (coefficiente pari a 0.4) permette di supporre che, almeno in parte, alcuni partecipanti all'esperimento abbiano maturato esperienze manageriali nella gestione di una startup da loro fondata.

Risulta invece abbastanza ovvia la correlazione presente tra la variabile relativa alla complessità dell'idea e il coefficiente di rapidità di pivot. Infatti, come esaurientemente spiegato nel paragrafo 3.3, il coefficiente di rapidità di pivot condivide una componente in comune con la complessità dell'idea: la complessità tecnica del prodotto/servizio.

4.4. Analisi delle regressioni

Si procede a questo punto con la presentazione e l'analisi dei modelli di regressione relativi ad ognuna delle quattro variabili dipendenti di interesse. I modelli proposti sono stati selezionati dopo numerosi test. Per prima cosa sono state effettuate delle regressioni

testando singolarmente le variabili, sia indipendenti e sia di controllo, poi questi test sono stati ripetuti considerando le variabili a gruppi, al fine di verificare l'esistenza di comportamenti anomali delle variabili.

4.4.1. Modelli sulla complessità dell'idea

In questo paragrafo verranno analizzati i modelli che utilizzano come variabile dipendente la complessità dell'idea di business. Come spiegato nel paragrafo 4.1, proprio per la particolarità della variabile, si è deciso di realizzare due modelli di regressione lineare distinti: il primo con il metodo OLS (Tabella 4.4.1.1) e il secondo con il metodo Tobit (Tabella 4.4.1.2). Il confronto tra questi due modelli verrà effettuato considerando il segno e la significatività dell'effetto delle variabili indipendenti, concentrando l'attenzione sulle differenze visibili in termini di p-value.

In questi modelli non verranno prese in considerazione due variabili: il trattamento (indipendente), la rapidità di pivot (controllo). La seconda è infatti una variabile costruita appositamente per valutare, a partire da alcune caratteristiche intrinseche della startup, la rapidità con cui questa potrebbe effettuare un pivot o un dropout, qualora ne facesse. Per quanto riguarda il trattamento, non avrebbe senso inserire questa variabile nei modelli. La complessità dell'idea è stata valutata prendendo in considerazione la complessità tecnica e la complessità del business model, ricavate in maniera qualitativa dopo un'attenta analisi dei pitch forniti dagli imprenditori in fase di iscrizione al programma, di conseguenza prima di essere assegnati in maniera casuale ad uno dei tre gruppi.

Si procede a questo punto con la presentazione dei due modelli, tenendo a mente che sono stati utilizzati errori standard robusti all'eteroschedasticità.

Osservando il modello effettuato con la metodologia OLS e il modello Tobit, si riscontra una sola differenza in termini di variabili significative: `et_exp_settore`. Questo risultato potrebbe essere dovuto alle differenze esistenti tra le due tipologie di analisi. La variabile relativa all'eterogeneità dell'esperienza lavorativa nel settore della startup risulta avere un impatto negativo significativo ad un livello del 10% ($p\text{-value}=0.081$) nel caso del modello Tobit mentre non si riscontra una significatività nel modello OLS. Un'altra differenza è quella

relativa alla variabile di controllo ore_lavorate. Questa risulta infatti significativa nel modello Tobit con un livello di significatività del 10% mentre non risulta significativa nel modello OLS. Ulteriori analisi relativamente a questa variabile non sono state considerate di interesse in quanto, per costruzione, non può che essere considerata una stima del commitment dei membri del team alla startup prima dell'inizio del programma.

Sono presenti, inoltre, degli scostamenti relativi ai p-value delle altre variabili. Le variabili indipendenti che hanno un effetto significativo sulla variabile dipendente idea_complex in entrambi i modelli sono: stem_ratio, prodotto_servizio ed et_exp_manageriale. In entrambi i modelli risulta come un aumento della percentuale di membri con background STEM e un aumento della diversità in termini di esperienze manageriali, comporti un aumento della complessità dell'idea di business. Risulta inoltre come la tipologia di offerta della startup influenzi la complessità dell'idea imprenditoriale. In particolare, attività imprenditoriali basate su servizi o su prodotti e servizi insieme, risultano generalmente meno complesse rispetto a quelle basate esclusivamente sulla realizzazione di un prodotto.

Per quanto riguarda i p-value, si osservano delle differenze tra i due modelli che impattano sul livello di significatività. La percentuale di membri STEM ha infatti dei p-value pari a 0.021 e 0.006 rispettivamente nel modello OLS e Tobit, suggerendo quindi una significatività del 5% nel primo caso e dell'1% nel secondo. Risultati simili si ottengono per la variabile relativa all'eterogeneità del team in termini di esperienza manageriale. Anche in questo caso si ottiene un p-value leggermente più alto nel caso di modello OLS (0.08) rispetto al modello Tobit (0.046) suggerendo una differenza in termini di significatività della variabile, pari al 10% nel modello OLS e al 5% nel modello Tobit. Le stesse considerazioni sono possibili per la variabile che descrive l'offerta della startup. In entrambi i modelli si attesta che, generalmente, le attività imprenditoriali che offrono un servizio o un prodotto e un servizio sono caratterizzate da un livello di complessità inferiore.

Prima di procedere oltre risulta doveroso analizzare gli R^2 dei modelli. Questo indica la frazione di varianza della variabile dipendente spiegata dal modello di regressione. In questo senso tra i due modelli ci sono delle grandi differenze. Infatti, mentre per la regressione con gli OLS si è ottenuto un R-squared del 36,4%, per il modello Tobit lo Pseudo r-squared si attesta al 14,4% indicando quindi una minore capacità del modello di spiegare

la varianza della variabile dipendente. In generale però, i valori di R^2 dei due modelli suggeriscono la presenza di altre variabili indipendenti o di controllo non prese in considerazione in questo lavoro di tesi.

Tabella 4.4.1.1: modello OLS con variabile dipendente *idea_complex*

idea_complex	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
nteam	-.071	.081	-0.88	.379	-.232	.089	
ore_lavorate	.013	.008	1.65	.101	-.003	.029	
et_et	.604	.467	1.29	.199	-.322	1.531	
women_ratio	.3	.307	0.98	.33	-.308	.909	
et_background	-.231	.379	-0.61	.544	-.982	.521	
stem_ratio	.658	.28	2.35	.021	.101	1.214	**
prod_serv base 0	0	
1	-.793	.314	-2.52	.013	-1.417	-.169	**
2	-.91	.427	-2.13	.036	-1.759	-.062	**
et_exp_lavorativa	.566	.429	1.32	.191	-.287	1.418	
et_exp_settore	-.578	.44	-1.31	.192	-1.452	.296	
et_lvl_ed	-.526	.493	-1.07	.288	-1.505	.452	
et_exp_manageri	.889	.502	1.77	.08	-.108	1.886	*
et_startup_fonda	-.164	.508	-0.32	.748	-1.173	.845	
students_ratio	.009	.287	0.03	.975	-.562	.58	
d_abr	.781	.602	1.30	.198	-.415	1.977	
d_camp	-.681	.392	-1.74	.086	-1.461	.098	*
d_calab	.088	.509	0.17	.863	-.922	1.099	
d_emilia	.255	.368	0.69	.489	-.475	.986	
d_laz	-.212	.299	-0.71	.481	-.805	.382	
d_lig	1.536	.602	2.55	.012	.341	2.731	**
d_marche	.173	.454	0.38	.703	-.728	1.074	
d_molise	1.9	.397	4.79	0	1.112	2.688	***
d_piem	.295	.293	1.01	.316	-.286	.876	
d_pug	.25	.478	0.52	.603	-.7	1.199	
d_sard	.74	.354	2.09	.04	.036	1.443	**
d_sic	-.938	.43	-2.18	.032	-1.792	-.085	**
d_tosc	-.201	.336	-0.60	.551	-.868	.466	
d_umb	-.026	.28	-0.09	.927	-.582	.53	
d_ven	.701	.625	1.12	.265	-.54	1.941	
Constant	2.435	.48	5.07	0	1.481	3.388	***
Mean dependent var		2.340	SD dependent var			1.095	
R-squared		0.364	Number of obs			122	
F-test		.	Prob > F			.	
Akaike crit. (AIC)		364.243	Bayesian crit. (BIC)			437.147	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Tabella 4.4.1.2: modello Tobit con variabile dipendente *idea_complex*

idea_complex	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
nteam	-.061	.096	-0.63	.528	-.252	.13	
ore_lavorate	.016	.008	1.97	.052	0	.032	*
et_et	.746	.509	1.47	.146	-.265	1.757	
women_ratio	.492	.383	1.28	.202	-.269	1.252	
et_background	-.285	.44	-0.65	.519	-1.158	.589	
stem_ratio	.866	.306	2.83	.006	.258	1.473	***
prod_serv base 0	0	
1	-.87	.272	-3.20	.002	-1.41	-.33	***
2	-1.039	.384	-2.71	.008	-1.802	-.277	***
et_exp_lavorativa	.797	.521	1.53	.13	-.238	1.831	
et_exp_settore	-.764	.433	-1.76	.081	-1.624	.097	*
et_lvl_ed	-.7	.514	-1.36	.177	-1.72	.321	
et_exp_manageri	.956	.472	2.02	.046	.019	1.893	**
et_startup_fonda	-.161	.516	-0.31	.756	-1.185	.863	
students_ratio	-.082	.297	-0.28	.782	-.672	.507	
d_abr	.967	.827	1.17	.245	-.674	2.608	
d_camp	-6.592	
d_calab	.039	.487	0.08	.936	-.928	1.007	
d_emilia	.202	.434	0.47	.642	-.659	1.063	
d_laz	-.339	.364	-0.93	.355	-1.062	.384	
d_lig	1.593	.817	1.95	.054	-.03	3.216	*
d_marche	.242	.523	0.46	.645	-.796	1.279	
d_molise	1.961	1.095	1.79	.077	-.213	4.134	*
d_piem	.259	.283	0.92	.362	-.302	.82	
d_pug	.371	.473	0.78	.436	-.569	1.311	
d_sard	.713	.785	0.91	.367	-.847	2.272	
d_sic	-1.093	1.116	-0.98	.33	-3.308	1.122	
d_tosc	-.246	.59	-0.42	.677	-1.418	.925	
d_umb	-.014	1.071	-0.01	.99	-2.141	2.113	
d_ven	.698	.568	1.23	.222	-.429	1.825	
Constant	2.238	.468	4.79	0	1.31	3.167	***
Constant	1.016	.075	.b	.b	.868	1.164	
Mean dependent var		2.340	SD dependent var			1.095	
Pseudo r-squared		0.144	Number of obs			122	
Chi-square		54.807	Prob > chi2			0.002	
Akaike crit. (AIC)		385.917	Bayesian crit. (BIC)			470.037	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

4.4.2. Modelli sul numero di pivot

In questo paragrafo verranno analizzati i modelli relativi al numero di pivot di value propositions e di customer segments. Come descritto nel capitolo 4.1, si utilizzerà il metodo OLS. Rispetto ai modelli sulla complessità dell'idea, verranno prese in considerazione tutte le variabili. In particolare, ricopre un ruolo chiave al fine di investigare le domande di ricerca,

la variabile relativa alla tipologia di trattamento a cui le startup sono assegnate, in quanto questa influenza l'approccio al decision making dei team e di conseguenza i pivot realizzati. La variabile che definisce la complessità dell'idea verrà utilizzata come una variabile indipendente in quanto questa potrebbe influenzare il numero di pivot realizzati dai team. Verrà inoltre introdotta la variabile relativa alla rapidità di pivot della startup. Questa variabile di controllo, così come spiegato nel paragrafo 3.3, è stata introdotta per eliminare quella variabilità derivante dal fatto che alcune startup potrebbero avere un tempo di pivot superiore all'orizzonte di osservazione. Come precedentemente descritto, è stata realizzata a partire da alcune caratteristiche intrinseche della startup e mira a dare una classificazione della startup in termini di rapidità nell'effettuare un pivot, qualora lo facesse.

Si procede a questo punto con la spiegazione del primo modello che ha come variabile dipendente il numero di pivot di value propositions (Tabella 4.4.2.1).

Il modello base che considera solo le variabili indipendenti e di controllo non fornisce particolari risultati, infatti l'unica variabile significativa, è il trattamento scientifico con un livello del 5%. In particolare, risulta che le startup inserite nel gruppo scientifico realizzano meno pivot. Questo risultato è coerente con la letteratura; il metodo scientifico rende le startup più precise nella fase di pivoting e questo si rispecchia in un minor numero di pivot (A. Camuffo, A. Gambardella, C. Spina, 2019). È inoltre interessante constatare la non significatività delle variabili relative all'eterogeneità e alle caratteristiche del team. Questo risultato sta ad indicare come il numero di pivot di value propositions non dipenda dai tratti demografici del team, ma bensì esclusivamente dall'approccio al decision making utilizzato.

Tabella 4.4.2.1: modello OLS base con variabile dipendente pivot_vp

pivot_vp	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
tratt base 0	0	
1	-.414	.205	-2.02	.046	-.822	-.007	**
2	-.023	.247	-0.09	.925	-.513	.467	
rapidita_pivot	0	.005	-0.07	.943	-.011	.01	
idea_complex	.032	.083	0.39	.7	-.133	.198	
nteam	-.053	.07	-0.76	.45	-.193	.086	
ore_lavorate	.007	.007	1.03	.306	-.006	.02	
et_et	.198	.474	0.42	.678	-.745	1.14	
women_ratio	.382	.355	1.07	.285	-.324	1.089	
et_background	.066	.372	0.18	.86	-.674	.805	
stem_ratio	.327	.273	1.19	.235	-.217	.87	
prod_serv base 0	0	
1	.133	.208	0.64	.525	-.28	.545	
2	.194	.314	0.62	.537	-.43	.819	
et_exp_lavorativa	.092	.409	0.23	.822	-.72	.905	
et_exp_settore	-.101	.338	-0.30	.765	-.774	.571	
et_lvl_ed	-.233	.437	-0.53	.595	-1.101	.635	
et_exp_manageri	-.106	.464	-0.23	.819	-1.028	.816	
a							
et_startup_fonda	-.343	.434	-0.79	.431	-1.206	.519	
te							
students_ratio	-.049	.247	-0.20	.843	-.54	.442	
d_abr	.042	.649	0.07	.948	-1.247	1.332	
d_camp	-.303	.375	-0.81	.421	-1.048	.441	
d_calab	-.508	.298	-1.71	.092	-1.1	.084	*
d_emilia	-.543	.31	-1.75	.084	-1.159	.074	*
d_laz	-.032	.365	-0.09	.93	-.758	.693	
d_lig	.866	.45	1.93	.057	-.027	1.76	*
d_marche	.317	.463	0.68	.496	-.603	1.236	
d_molise	1.036	.439	2.36	.02	.164	1.909	**
d_piem	.006	.259	0.02	.98	-.508	.521	
d_pug	-.01	.407	-0.02	.981	-.819	.799	
d_sard	-.804	.349	-2.30	.024	-1.497	-.11	**
d_sic	-.767	.453	-1.69	.094	-1.667	.133	*
d_tosc	.305	.394	0.77	.441	-.478	1.088	
d_umb	-.844	.433	-1.95	.055	-1.705	.017	*
d_ven	-.379	.334	-1.13	.26	-1.043	.285	
Constant	.473	.434	1.09	.279	-.39	1.336	
Mean dependent var		0.508	SD dependent var			0.774	
R-squared		0.225	Number of obs			122	
F-test		.	Prob > F			.	
Akaike crit. (AIC)		311.632	Bayesian crit. (BIC)			395.752	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

A questo punto, potrebbe essere interessante valutare lo stesso modello considerando l'interazione tra la percentuale di membri STEM e il trattamento al fine di rispondere alle domande di ricerca (Tabella 4.4.2.2).

Tabella 4.4.2.2: modello OLS con variabile dipendente pivot_vp ed interazione tra trattamento e stem_ratio

pivot_vp	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
tratt base 0	0	
1	-.039	.284	-0.14	.89	-.604	.525	
2	.294	.317	0.93	.357	-.337	.924	
stem_ratio	.808	.339	2.38	.019	.134	1.482	**
tratt#stem base 0	0	
1	-.929	.514	-1.81	.074	-1.95	.093	*
2	-.655	.51	-1.28	.203	-1.668	.359	
rapidita_pivot	0	.005	-0.01	.996	-.01	.01	
idea_complex	.019	.082	0.23	.822	-.145	.182	
nteam	-.04	.073	-0.55	.586	-.184	.105	
ore_lavorate	.007	.007	1.02	.311	-.006	.02	
et_et	.052	.496	0.10	.917	-.935	1.038	
women_ratio	.295	.366	0.80	.423	-.433	1.022	
et_background	.066	.399	0.16	.87	-.727	.858	
prod_serv base 0	0	
1	.158	.199	0.80	.429	-.238	.555	
2	.2	.308	0.65	.518	-.413	.813	
et_exp_lavorativa	.106	.416	0.25	.8	-.722	.933	
et_exp_settore	-.117	.334	-0.35	.728	-.781	.548	
et_lvl_ed	-.156	.435	-0.36	.72	-1.02	.708	
et_exp_manageri	-.021	.471	-0.04	.965	-.957	.915	
a							
et_startup_fonda	-.294	.449	-0.66	.514	-1.188	.599	
te							
students_ratio	-.056	.24	-0.24	.815	-.533	.42	
d_abr	.004	.687	0.01	.995	-1.361	1.37	
d_camp	-.234	.352	-0.66	.508	-.934	.466	
d_calab	-.543	.323	-1.68	.097	-1.185	.1	*
d_emilia	-.499	.34	-1.47	.146	-1.176	.177	
d_laz	.008	.369	0.02	.983	-.725	.741	
d_lig	.812	.494	1.64	.104	-.17	1.793	
d_marche	.27	.454	0.60	.553	-.632	1.172	
d_molise	1.159	.458	2.53	.013	.248	2.07	**
d_piem	.008	.273	0.03	.976	-.535	.552	
d_pug	.127	.377	0.34	.737	-.622	.875	
d_sard	-.595	.422	-1.41	.162	-1.433	.244	
d_sic	-.662	.443	-1.49	.139	-1.542	.219	
d_tosc	.334	.423	0.79	.432	-.507	1.175	
d_umb	-.84	.495	-1.70	.093	-1.824	.143	*
d_ven	-.45	.329	-1.37	.176	-1.105	.205	
Constant	.184	.442	0.42	.679	-.696	1.063	
Mean dependent var		0.508	SD dependent var			0.774	
R-squared		0.247	Number of obs			122	
F-test		.	Prob > F			.	
Akaike crit. (AIC)		312.108	Bayesian crit. (BIC)			401.837	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Guardando i risultati si notano subito delle differenze con il modello base. In primo luogo, la variabile trattamento non risulta più significativa. Si possono osservare però dei risultati interessanti, infatti, la variabile `stem_ratio` risulta significativa ad un livello del 5% avendo un p-value pari a 0.019. In particolare, l'effetto risulta essere positivo: all'aumentare della percentuale di membri con background STEM aumenta il numero di pivot di value propositions. Anche l'interazione tra `stem_ratio` e trattamento scientifico risulta significativa. Il p-value in questo caso è pari a 0.074 suggerendo quindi una significatività al 10%. In questo caso l'effetto risulta però negativo, indicando quindi che i team appartenenti al gruppo scientifico con un'elevata percentuale di STEM realizzano meno pivot di value propositions rispetto ai team appartenenti al gruppo di controllo. Leggendo i due risultati congiuntamente, è possibile affermare che, in generale, i team composti da una prevalenza di membri con background scientifico realizzano più pivot di value propositions, ma questo effetto è mitigato dall'utilizzo di un approccio scientifico al decision making. Questo significa che è sì vero che i team con elevata percentuale di membri STEM realizzano più pivot di value propositions, ma è altresì vero che, anche in questo caso, l'utilizzo di un approccio scientifico al decision making porta ad un minor numero di pivot. Non si notano altre differenze tra i due modelli. Anche in questo caso, la composizione del team in termini di caratteristiche ed eterogeneità non sembra influenzare il numero di pivot di value propositions. Stesso ragionamento per quel che riguarda la complessità dell'idea: attività imprenditoriali caratterizzate da un maggior grado di complessità non sono soggette ad un maggior numero di cambiamenti radicali.

Anche in questo caso, risultano doverose le considerazioni sugli R^2 dei modelli. Questi risultano pari rispettivamente al 22,5% e al 24,7%, suggerendo quindi l'esistenza di altre variabili indipendenti o di controllo non prese in considerazione nel presente lavoro di tesi.

Si procede a questo punto con l'introduzione dei modelli relativi al numero di pivot di customer segment.

Osservando il modello base (Tabella 4.4.2.3) che comprende tutte le variabili indipendenti e di controllo è possibile constatare come siano diversi gli effetti significativi.

Tabella 4.4.2.3: modello di regressione OLS con variabile dipendente pivot_cs

pivot_cs	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
tratt base 0	0	
1	-.049	.146	-0.34	.738	-.34	.241	
2	.126	.173	0.73	.469	-.218	.47	
rapidita_pivot	0	.004	-0.05	.962	-.008	.007	
idea_complex	-.07	.071	-0.98	.327	-.212	.071	
nteam	.19	.083	2.29	.025	.025	.355	**
ore_lavorate	0	.004	0.05	.962	-.008	.008	
et_et	.724	.32	2.27	.026	.089	1.359	**
women_ratio	-.406	.262	-1.55	.125	-.927	.115	
et_background	-.552	.28	-1.97	.052	-1.108	.004	*
stem_ratio	-.073	.235	-0.31	.756	-.54	.393	
prod_serv base 0	0	
1	-.182	.172	-1.05	.295	-.524	.161	
2	-.105	.251	-0.42	.677	-.603	.394	
et_exp_lavorativa	-.336	.365	-0.92	.361	-1.062	.39	
et_exp_settore	-.52	.231	-2.25	.027	-.98	-.06	**
et_lvl_ed	-.104	.316	-0.33	.742	-.732	.524	
et_exp_manageri	-.728	.305	-2.39	.019	-1.334	-.122	**
et_startup_fonda	-.349	.303	-1.15	.253	-.951	.254	
students_ratio	-.138	.189	-0.73	.467	-.515	.238	
d_abr	.522	.44	1.19	.239	-.353	1.398	
d_camp	-.41	.289	-1.42	.16	-.985	.165	
d_calab	.267	.36	0.74	.46	-.449	.983	
d_emilia	.191	.339	0.56	.575	-.483	.865	
d_laz	-.185	.2	-0.93	.357	-.583	.212	
d_lig	-.173	.247	-0.70	.484	-.663	.317	
d_marche	-.07	.265	-0.27	.791	-.597	.456	
d_molise	1.601	.288	5.57	0	1.029	2.173	***
d_piem	-.058	.198	-0.29	.769	-.451	.334	
d_pug	.106	.378	0.28	.779	-.644	.857	
d_sard	.181	.703	0.26	.798	-1.216	1.577	
d_sic	.055	.296	0.19	.853	-.534	.644	
d_tosc	-.251	.328	-0.77	.446	-.902	.4	
d_umb	-.761	.277	-2.75	.007	-1.311	-.211	***
d_ven	-.419	.24	-1.75	.084	-.895	.058	*
Constant	.86	.378	2.27	.026	.108	1.612	**
Mean dependent var		0.434	SD dependent var			0.655	
R-squared		0.366	Number of obs			122	
F-test		.	Prob > F			.	
Akaike crit. (AIC)		246.526	Bayesian crit. (BIC)			330.647	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Al contrario dei modelli precedenti, le variabili relative all'eterogeneità hanno un effetto significativo sulla variabile dipendente pivot_cs. L'eterogeneità in termini di età ha un p-value pari a 0.026 suggerendo quindi un'elevata significatività al 5%. In particolare, l'effetto di questa variabile è positivo: all'aumentare della diversità in termini di età del team

aumenta il numero di pivot relativi al customer segments. Anche l'informational diversity sembra influenzare la variabile dipendente, anche se con un effetto negativo. L'eterogeneità in termini di background (p-value=0.052), esperienza manageriale (p-value=0.019) e di esperienza nel settore della startup (p-value=0.027) risultano significative con dei livelli pari rispettivamente al 10%, al 5% e ancora al 5%. Questi risultati suggeriscono come, all'aumentare della diversità in termini di esperienze e di background all'interno del team, il numero di pivot di customer segments diminuisca. Risulta interessante notare che l'eterogeneità in termini di startup fondate (quindi di esperienza imprenditoriale), non abbia nessun effetto sui pivot. Sarebbe infatti stato lecito aspettarsi una significatività di questa variabile, con un effetto negativo, in quanto, generalmente, ci si potrebbe aspettare una maggiore capacità dei membri esperti nella definizione del customer segments. Anche la non significatività della variabile trattamento è interessante, indicando quindi come né il trattamento scientifico e né quello effectuation abbiano un effetto significativo sul numero di pivot di customer segments.

Alla luce delle ultime considerazioni fatte, potrebbe essere interessante introdurre un ulteriore modello, considerando anche l'interazione tra la variabile trattamento e l'eterogeneità del numero di startup fondate (eterogeneità in termini di esperienze imprenditoriali) (Tabella 4.4.2.4). Guardando i due modelli è possibile notare delle differenze. In particolare, risulta significativa nel secondo modello la variabile `et_startup_fondate` avendo un p_value pari a 0.032, quindi con una significatività al 5%. L'effetto di questa variabile risulta essere inoltre negativo, suggerendo quindi che, all'aumentare della diversità in termini di esperienze imprenditoriali dei membri del team, il numero di pivot di customer segments diminuisca. Risulta inoltre significativa, ad un livello del 5% (p-value=0.039), l'interazione tra il trattamento effettuativo e l'`et_startup_fondate`, con un effetto positivo. Anche in questo caso, l'analisi congiunta di questi due risultati offre degli spunti interessanti. In particolare, i dati indicano come, in generale, team composti da membri caratterizzati da diversità in termini di precedenti esperienze imprenditoriali, realizzano meno pivot di customer segments ma, se questi seguono un approccio effettuativo al decision making, effettueranno più pivot relativi al cliente rispetto a quelli del gruppo di controllo. Per quel che riguarda le altre variabili significative, si riscontrano delle differenze in termini di p_value, che non influenzano però i livelli di significatività.

Tabella 4.4.2.4: modello OLS con variabile dipendente pivot_cs e con interazione tra trattamento e eterogeneità del numero di startup fondate

pivot_cs	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
tratt base 0	0	
1	-.19	.19	-1.00	.319	-.568	.187	
2	-.12	.228	-0.53	.6	-.572	.333	
et_startup_fonda	-1.098	.503	-2.18	.032	-2.099	-.098	**
trat#et_star:	0	
base0							
1	.72	.699	1.03	.306	-.669	2.11	
2	1.316	.629	2.09	.039	.065	2.567	**
rapidita_pivot	-.001	.004	-0.20	.84	-.009	.007	
idea_complex	-.072	.071	-1.02	.312	-.214	.069	
nteam	.19	.079	2.40	.019	.032	.347	**
ore_lavorate	0	.004	0.06	.951	-.007	.008	
et età	.698	.319	2.19	.031	.064	1.332	**
women_ratio	-.381	.259	-1.47	.145	-.897	.134	
et_background	-.587	.295	-1.99	.05	-1.173	0	*
stem_ratio	-.116	.236	-0.49	.624	-.584	.352	
prod_serv base 0	0	
1	-.178	.173	-1.03	.308	-.523	.167	
2	-.115	.254	-0.46	.65	-.62	.389	
et_exp_lavorativa	-.173	.38	-0.45	.651	-.929	.583	
et_exp_settore	-.499	.231	-2.16	.033	-.959	-.04	**
et_lvl_ed	-.197	.336	-0.59	.558	-.865	.47	
et_exp_manageri	-.729	.316	-2.31	.023	-1.357	-.102	**
students_ratio	-.095	.183	-0.52	.604	-.458	.268	
d_abr	.523	.324	1.61	.11	-.121	1.166	
d_camp	-.345	.298	-1.16	.251	-.937	.248	
d_calab	.232	.358	0.65	.52	-.481	.944	
d_emilia	.332	.365	0.91	.366	-.394	1.058	
d_laz	-.14	.208	-0.67	.504	-.554	.274	
d_lig	-.086	.233	-0.37	.713	-.549	.377	
d_marche	-.081	.253	-0.32	.751	-.585	.423	
d_molise	1.484	.293	5.07	0	.902	2.066	***
d_piem	-.025	.198	-0.13	.899	-.419	.368	
d_pug	.151	.379	0.40	.69	-.601	.904	
d_sard	.217	.61	0.36	.723	-.995	1.429	
d_sic	.3	.257	1.17	.247	-.211	.811	
d_tosc	-.122	.345	-0.36	.723	-.808	.563	
d_umb	-.683	.278	-2.46	.016	-1.235	-.131	**
d_ven	-.377	.237	-1.59	.115	-.848	.093	
Constant	.947	.415	2.28	.025	.122	1.771	**
Mean dependent var		0.434	SD dependent var			0.655	
R-squared		0.393	Number of obs			122	
F-test		.	Prob > F			.	
Akaike crit. (AIC)		245.184	Bayesian crit. (BIC)			334.912	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Anche in questo caso risulta opportuno confrontare gli indici R^2 dei due modelli. Questi si attestano rispettivamente al 36,6% e al 39,3%, suggerendo come una buona parte della variabilità della variabile dipendente sia stata spiegata, ma che ci siano ancora alcune variabili indipendenti che non sono state prese in considerazione.

4.4.3. Modelli sul dropout

In questo paragrafo verranno presentati i modelli che utilizzano come variabile dipendente la variabile binaria “dropout”. L’obiettivo è quello di capire se ci sono specifiche caratteristiche del team o della startup che influiscono sulle decisioni di abbandono dell’attività imprenditoriale. Come descritto precedentemente, verrà utilizzato un modello probit, quindi un modello non lineare di tipo probabilistico. Anche in questo caso, verrà prima presentato un modello base con tutte le variabili indipendenti e poi verrà aggiunto un ulteriore effetto andando ad indagare un’interazione di interesse.

Nel modello base (Tabella 4.4.3.1) risultano essere 4 le variabili con un effetto significativo sulla variabile dipendente di interesse: l’eterogeneità in termini di età e di numero di startup fondate, l’offerta di servizi e la percentuale di studenti tra i membri del team. Da questi risultati emerge come all’aumentare dei valori di eterogeneità o all’aumentare della percentuale di studenti all’interno del team, diminuisca la probabilità che dropout=1, quindi che il team abbandoni l’idea imprenditoriale. La significatività risulta pari all’1% per la variabile et_età mentre si attesta a valori pari al 5% per la variabile relativa all’eterogeneità in termini di startup fondate e per quella relativa alla percentuale di studenti nel team. Un ulteriore effetto da prendere in considerazione è quello della presenza di servizi. In generale, la presenza di un servizio rende il dropout più probabile rispetto ad un prodotto con un livello di significatività del 5%.

Tabella 4.4.3.1: modello base probit con variabile dipendente dropout

dropout	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
tratt base 0	0
1	.563	.398	1.41	.157	-.217	1.342	
2	-.703	.478	-1.47	.141	-1.64	.233	
nteam	-.035	.137	-0.26	.799	-.304	.234	
ore_lavorate	-.016	.012	-1.29	.198	-.041	.008	
et_et	-2.388	.808	-2.96	.003	-3.972	-.804	***
women_ratio	.961	.625	1.54	.124	-.265	2.187	
et_background	.749	.675	1.11	.267	-.573	2.071	
stem_ratio	.499	.497	1.00	.316	-.475	1.472	
prod_serv base 0	0
1	.912	.463	1.97	.049	.004	1.819	**
2	.786	.564	1.39	.164	-.32	1.892	
et_exp_lavorativa	-.521	.777	-0.67	.503	-2.044	1.003	
et_exp_settore	.537	.706	0.76	.447	-.847	1.921	
et_lvl_ed	.992	.7	1.42	.156	-.38	2.363	
et_exp_manageri	-.333	.806	-0.41	.68	-1.913	1.248	
et_startup_fonda	-2.703	1.071	-2.52	.012	-4.802	-.604	**
students_ratio	-1.275	.568	-2.24	.025	-2.388	-.161	**
rapidita_pivot	.011	.009	1.21	.228	-.007	.03	
idea_complex	.082	.184	0.44	.658	-.279	.442	
Constant	-1.636	1.077	-1.52	.129	-3.747	.474	
Mean dependent var		0.164	SD dependent var			0.372	
Pseudo r-squared		0.306	Number of obs			122	
Chi-square		28.471	Prob > chi2			0.055	
Akaike crit. (AIC)		113.576	Bayesian crit. (BIC)			166.852	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Potrebbe a questo punto essere interessante introdurre un ulteriore effetto, quello dell'interazione tra il trattamento e la percentuale di membri STEM. L'obiettivo è quello di verificare se, team STEM che seguono un trattamento scientifico siano più soggetti a dropout. L'idea generale è che, come suggerito da Camuffo et al., il trattamento scientifico renda più probabile il dropout (risultato non confermato nel modello base). Supponendo che team con una prevalenza di background scientifici siano più precisi nel mettere in pratica la metodologia scientifica, è possibile supporre che la probabilità che questi team facciano dropout siano più alte (Tabella 4.4.3.2).

Dal modello emergono dei risultati interessanti. In primo luogo, risulta come il trattamento effettuativo renda meno probabili i dropout delle startup ad un livello di significatività del 5%. L'assunzione precedente risulta inoltre vera, quindi team con prevalenza di membri STEM che seguono un trattamento scientifico sono più soggetti a dropout rispetto a quelli

del gruppo di controllo con un livello di significatività del 5%. Questo risultato è però vero anche se questi team si trovano nel gruppo effectuation, è quindi più probabile che effettuino un dropout rispetto a quelli del gruppo di controllo (significatività al 10%). A differenza del modello base, risultano inoltre significative il women_ratio e l'eterogeneità in termini di livello di educazione entrambe ad un livello pari al 10%. Questo risultato potrebbe essere spiegato dal fatto che membri del team qualificati potrebbero più facilmente abbandonare la startup per perseguire una carriera di diverso tipo a causa di risultati negativi. Non si riscontrano ulteriori differenze rispetto al modello base, se non in alcuni scostamenti non significativi dei p_value.

Tabella 4.4.3.2: modello probit con variabile dipendente dropout e con interazione tra stem_ratio e trattamento

dropout	Coef.	St.Err.	t-value	p-value	[95% Conf	Interval]	Sig
tratt base 0	0
1	-.583	.608	-0.96	.337	-1.775	.608	
2	-1.868	.749	-2.49	.013	-3.335	-.401	**
stem_ratio	-1.221	.757	-1.61	.107	-2.704	.263	
tratt#stem_rat:	0
b0							
1	3.051	1.263	2.42	.016	.576	5.526	**
2	2.532	1.355	1.87	.062	-.123	5.188	*
nteam	-.024	.159	-0.15	.88	-.336	.288	
ore_lavorate	-.013	.013	-0.97	.332	-.038	.013	
et_et	-2.392	.855	-2.80	.005	-4.067	-.717	***
women_ratio	1.449	.76	1.91	.057	-.041	2.939	*
et_background	.697	.747	0.93	.351	-.767	2.161	
prod_serv base 0	0
1	.978	.485	2.02	.044	.028	1.928	**
2	.987	.602	1.64	.101	-.193	2.168	
et_exp_lavorativa	-.815	.814	-1.00	.317	-2.409	.78	
et_exp_settore	.734	.76	0.97	.334	-.755	2.223	
et_lvl_ed	1.285	.715	1.80	.072	-.117	2.686	*
et_exp_manageri	-.576	.829	-0.69	.487	-2.201	1.049	
et_startup_fonda	-3.094	1.339	-2.31	.021	-5.72	-.469	**
students_ratio	-1.361	.593	-2.29	.022	-2.523	-.198	**
rapidita_pivot	.006	.012	0.56	.578	-.016	.029	
idea_complex	.11	.193	0.57	.568	-.268	.488	
Constant	-1.011	1.071	-0.94	.345	-3.111	1.088	
Mean dependent var		0.164	SD dependent var			0.372	
Pseudo r-squared		0.353	Number of obs			122	
Chi-square		31.789	Prob > chi2			0.046	
Akaike crit. (AIC)		112.467	Bayesian crit. (BIC)			171.351	

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Sono possibili anche in questo caso considerazione rispetto agli R^2 dei modelli che non si discostano da quelle effettuate in precedenza. Gli pseudo- r^2 risultano rispettivamente pari al 30,6% e al 35,3%, suggerendo ancora una volta come sia stata spiegata una buona percentuale della variabilità, ma come siano anche presenti variabili non prese in considerazione in questi modelli.

4.5. Valutazione dei risultati e risposta alle domande di ricerca

Si procede a questo punto con la valutazione dei risultati ottenuti dai modelli utilizzandoli per rispondere alle domande di ricerca proposte nel Capitolo 1.

La prima domanda di ricerca proposta in questo lavoro di tesi riguardava l'influenza della diversità informativa (almeno in alcune sue dimensioni) sulla complessità dell'idea di business. Relativamente alla variabile *idea_complex* è stato proposto un modello OLS e un modello Tobit. Per il primo, i dati mostrano come solo l'eterogeneità in termini di esperienza manageriale impatti significativamente sulla complessità dell'idea imprenditoriale. In particolare, all'aumentare della diversità di esperienze manageriali tra i membri del team aumenta la complessità dell'idea di business, confermando quindi la prima ipotesi. La diversità delle esperienze manageriali è infatti un elemento che ricopre in ruolo primario nell'ampia categoria della diversità informativa. Analogamente a quanto descritto nel primo capitolo, la diversità informativa permette non solo di avere prospettive, skills ed idee diverse, ma garantisce al team anche maggiori capacità di problem solving (Knight et al., 1999; Williams, O'Reilly 1998; Kristinsson et al., 2015), con il risultato di avere gruppi imprenditoriali capaci di ideare prodotti nuovi e complessi, ma anche di gestire questa complessità. Specificatamente alla diversità di esperienze manageriali, risulta dalla letteratura come le competenze manageriali (competenze amministrative, sviluppo di business model, network building...) siano essenziali per fondare una startup caratterizzata da un elevato livello di innovazione (Zarefard M., Cho S., 2018). Risulta inoltre che le competenze manageriali influenzano positivamente l'innovazione sia di prodotto e sia di processo (Ruiz-Jiménez J. M., Fuentes-Fuentes M., 2015). In questo contesto, la diversità in termini di esperienze manageriali potrebbe fornire al team le competenze necessarie per la

gestione della complessità derivante da progetti innovativi, fornendo quindi ai gruppi imprenditoriali la giusta consapevolezza per perseguire la realizzazione di idee di business complesse. Queste competenze risultano infatti di estrema importanza soprattutto per le piccole imprese, e in misura maggiore per le startup, a causa delle scarse risorse a disposizione (Lubatkin M. H., Simsek Z., Ling Y., Veiga J. F., 2006).

Osservando i risultati ottenuti tramite il modello Tobit si può notare come, oltre alla diversità delle esperienze manageriali, anche l'eterogeneità in termini di esperienze lavorative nel settore della startup influenza la complessità dell'idea di business ma, in questo caso, l'effetto è negativo. Questo risultato, per quanto sembri in contrasto con le evidenze della letteratura presentate in questo lavoro di tesi, non è del tutto illogico. Come suggerito da (Landier A., Thesmar E., 2009), gli imprenditori che hanno esperienza nel settore della startup tendono ad essere più pessimisti rispetto a quelli che non hanno esperienza. Un altro risultato degno di nota in questo contesto è suggerito da Gavin Cassar (2014) secondo cui gli imprenditori che hanno esperienza nel settore soffrono di minori bias di overconfidence quando si tratta di imprese high-technology. Di conseguenza, la diversità in termini di esperienza nel settore potrebbe comportare che, i membri più esperti, essendo più pessimisti, saranno meno propensi ad avviare un'attività imprenditoriale caratterizzata da un elevato livello di complessità. L'idea di base è quindi che la diversità porta anche in questo caso ad avere idee diverse e complesse, ma il pessimismo e la maggiore razionalità degli imprenditori esperti frena il team dall'avviare effettivamente attività di business caratterizzate da complessità.

La seconda domanda di ricerca presentata in questo lavoro di tesi riguardava l'effetto positivo dell'eterogeneità in termini di età sul numero di pivot realizzati dal team imprenditoriale. Osservando i modelli relativi al numero di pivot di value propositions e di customer segments, è possibile constatare come la variabile $et_età$ non abbia nessun effetto sul numero di pivot di value propositions suggerendo come l'ipotesi debba essere rifiutata. Un risultato opposto è riscontrabile nel modello che considera come variabile dipendente i pivot_cs. In questo caso, infatti, l'effetto risulta essere positivo ad un livello di significatività del 5% sia nel modello base e sia nel modello che considera l'interazione tra trattamento ed eterogeneità del numero di startup fondate (rispettivamente si hanno dei

p-value pari a 0.026 e 0.031). Questo risultato suggerisce quindi che, all'aumentare della diversità in termini di età dei membri del team, aumenti il numero di pivot suggerendo quindi la verificabilità dell'ipotesi. I motivi di questo effetto possono di nuovo essere ricercati nella letteratura. Come descritto nel capitolo 1, la diversità facilita il processo di raccolta delle informazioni in quanto, membri di età diversa, useranno metodologie e avranno accesso a network di conoscenze diverse. Al fine di utilizzare queste informazioni in maniera strategicamente funzionale, i team devono intraprendere dei dibattiti job-related in modo da far convergere le diverse prospettive (Mannix, Jehn, 2004). Risulta essere questo il problema della diversità in termini di età. Infatti, questa genera relationship conflict (Jehn et al. 1999), cioè conflitti relativi ad aspetti personali non collegati all'attività lavorativa, rendendo il team incapace di organizzare le informazioni di cui è a disposizione in una strategia funzionale per lo sviluppo del business. Il risultato è che il team tende a procedere per tentativi rendendo la fase di pivoting confusa e questo porta ad un elevato numero di pivot.

La terza domanda di ricerca proposta in questo lavoro di tesi riguardava invece l'effetto negativo della diversità informativa sul numero di pivot. Relativamente al modello che utilizza come variabile dipendente il numero di pivot di value propositions, valgono le stesse considerazioni fatte precedentemente. Non risultano esserci variabili significative, di conseguenza l'ipotesi va rifiutata. Ci sono però alcune dimensioni della diversità informativa che risultano significative in entrambi i modelli relativi al numero di pivot di customer segments. Risultano in particolare tre le variabili che hanno un effetto sulla variabile dipendente in entrambi i modelli: eterogeneità in termini di background educativo, esperienza nel settore della startup ed esperienza manageriale. Queste risultano significative ad un livello rispettivamente del 10% (p-value=0.052, p-value=0.05), del 5% (p-value=0.027, p-value=0.033) e del 5% (p-value=0.019, p-value=0.023). Inoltre, nel modello con interazione, risulta significativa, con segno negativo, anche la variabile relativa all'eterogeneità del numero di startup fondate ad un livello del 5% (p-value=0.032). Questi risultati suggeriscono come, all'aumentare della diversità relativamente a queste dimensioni, il numero di pivot diminuisca. Al fine di spiegare le motivazioni di questo effetto, si può far riferimento a quanto già spiegato nel caso dell'eterogeneità in termini di età. Anche in questo caso, la diversità porta il team ad avere più idee, maggiori opinioni e

prospettive (Stasser, 1992). Il team risulta inoltre più abile nella raccolta delle informazioni, non solo per le metodologie utilizzate ma anche per le diverse conoscenze ed esperienze presenti nel gruppo. La differenza rispetto ai team caratterizzati da eterogeneità in termini di età è nella tipologia di conflitti che si vengono a creare nel team. Nel caso dell'informational diversity si creano task conflict e process conflict (Jehn et al., 1999) che sono job-related. I dibattiti diventano così un momento di confronto tra i membri del team su task effettivamente legati all'attività lavorativa, ciò permette alle diverse prospettive presenti di convergere (Mannix, Jehn, 2004) in un unico pensiero strategico di gruppo. Team diversi in termini di esperienze e background hanno quindi non solo la capacità di reperire una grande quantità di informazioni, ma anche di interpretarle ed organizzarle al fine di effettuare la giusta scelta strategica. Ciò si riflette in una fase di pivoting molto precisa che quindi comporta un minor numero di pivot per la startup.

La quarta domanda di ricerca presentata in questo lavoro di tesi riguardava l'effetto della percentuale di studenti nel team sulla probabilità della startup di effettuare un dropout. Osservando i modelli che utilizzano come variabile dipendente il dropout, possiamo supporre l'ipotesi verificata. Risulta infatti come, in entrambi i modelli, la variabile relativa alla percentuale di studenti nel team sia significativa ad un livello del 5%. I p-value sono rispettivamente pari a 0.025 e 0.022. Questo risultato mostra come, all'aumentare della percentuale di studenti nel team, si riduca la probabilità che questi effettuino un dropout. Le motivazioni potrebbero essere ricercate nell'effetto che l'ambiente universitario ha sulle startup. Le Università, infatti, stimolano gli studenti a diventare imprenditori fornendogli il giusto supporto in termini di fondi, programmi, strumenti e risorse (Roberts, D e Stephens, T.S, 2008). Alcuni studi hanno infatti evidenziato come le startup fondate da studenti utilizzino risorse acquisite durante il percorso di studi (K. Hasegawa e T. Sugawara, 2017) riducendo quindi la necessità di risorse e finanziamenti. Questi elementi facilitano il percorso imprenditoriale del team, rendendo più conciliabile lo sviluppo dell'idea di business con il proseguimento degli studi. Di conseguenza gli studenti hanno più tempo per lavorare all'attività imprenditoriale e per trovare soluzioni al fine di evitare di abbandonarla. Questo si traduce in una minore probabilità di assistere ad un dropout quando il team è composto da un'elevata percentuale di studenti.

La quinta domanda di ricerca proposta in questo lavoro di tesi riguardava l'effetto della percentuale di donne nel team sul numero di pivot effettuati dalla startup e sulla probabilità di effettuare un dropout. Guardando i risultati presentati nei modelli sembra che la percentuale di donne nel team non abbia effetto sulle scelte strategiche e quindi sul numero di pivot realizzati. La variabile `women_ratio` non risulta significativa né nei modelli che considerano il numero di pivot di value propositions né in quelli relativi ai pivot di customer segments. Un risultato diverso si ottiene considerando la variabile dipendente dropout. In questo caso, infatti, la percentuale di donne nel team, sebbene non risulti significativa nel modello base, assume una significatività lieve pari al 10% nel secondo modello suggerendo quindi che, all'aumentare della percentuale di donne nel team, aumenti la probabilità di effettuare un dropout. La letteratura suggerisce che le donne hanno una maggiore avversione al rischio rispetto agli uomini (Wu, Y., Hall, A., Siehl, S., Grafman, J., Krueger, F., 2020; Apesteguia, J., Azmat, G., Iriberry, N., 2012; Van den Bos, R., Homberg, J., De Visser, L., 2012). Proprio questa loro particolarità potrebbe portare ad una maggiore probabilità di effettuare un dropout, in quanto potrebbero essere più inclini ad abbandonare l'idea imprenditoriale in seguito all'esito negativo di alcuni test.

Le ultime due domande di ricerca riflettevano sull'influenza della percentuale di membri con background STEM. Più nel dettaglio la sesta ipotesi riguardava l'effetto che un'elevata percentuale di membri con background scientifico potesse avere sul numero di pivot di value propositions e di come questo effetto potesse essere mitigato dall'utilizzo di un approccio scientifico al decision making. I due modelli presentati, che utilizzano come variabile dipendente `pivot_vp`, suggeriscono che la variabile `stem_ratio` non sia significativa nel modello base, ma che assuma una significatività al 5% ($p\text{-value}=0.019$) nel modello che considera l'interazione tra la percentuale di STEM e il trattamento. Come suggerito dalla letteratura, i membri con un background STEM soffrono di una mancanza di conoscenze manageriali oltre che di una maggiore difficoltà di analisi del cliente (Miozzo, M., & Di Vito, L., 2016). Le maggiori difficoltà di analisi del cliente potrebbero quindi portarli ad affidarsi alle loro capacità, quelle tecniche, quando si trovano a dover effettuare un pivot. Questo comporta quindi un maggior numero di pivot di value propositions. Anche in questo caso, però, l'utilizzo di un approccio scientifico al decision making riduce il numero di pivot, così come suggerito dalla letteratura (A. Camuffo, A. Gambardella, C. Spina, 2019). Risulta infatti

dai modelli come, l'interazione tra il trattamento scientifico e la percentuale di membri con background scientifico sia significativa ad un livello del 10% ($p\text{-value}=0.074$), suggerendo quindi come, team con una prevalenza di background STEM che seguono un approccio scientifico al decision making, realizzano meno pivot rispetto ai gruppi imprenditoriali nel gruppo di controllo. Questo potrebbe dipendere dal fatto che, un'elevata percentuale di membri con background di tipo STEM, faccia sì che il team sia facilitato nel seguire l'approccio scientifico. Risulta infatti più facile per i membri con forma mentis scientifica, seguire il tipico approccio del ricercatore.

La settima e ultima domanda di ricerca riguardava invece l'effetto di un'elevata presenza di membri STEM nel team sulla complessità dell'idea di business. Osservando i dati presentati nel modello OLS e nel modello Tobit relativi alla complessità dell'idea di business si può notare come la variabile `stem_ratio` risulti avere un effetto significativo in entrambi i modelli. In particolare, nel primo modello con un livello di significatività del 5% ($p\text{-value}=0.021$), nel secondo modello con un livello di significatività dell'1% ($p\text{-value}=0.006$). Questi risultati suggeriscono come, all'aumentare della percentuale di membri con background di tipo STEM nel team, aumenti la complessità dell'idea di business. Le motivazioni di un tale risultato risiedono nella variabile `idea_complex` che per costruzione è fortemente influenzata dal grado di innovazione dei prodotti e dei servizi. Nella sua definizione è infatti stato preso in considerazione che, il grado di novità del prodotto/servizio e del business model, fosse un elemento essenziale per definire la complessità di un'attività imprenditoriale. Dalla letteratura risulta come le discipline STEM siano fondamentali per favorire l'innovazione (Kuenzi, 2008) e come i background scientifici siano strettamente correlati ai brevetti e, di conseguenza, alle novità in ambito di prodotti (Bianchi, Giorcelli, 2020). Di conseguenza, i team caratterizzati da un'elevata percentuale di membri con background educativo di tipo STEM, potrebbero farsi portatori di un maggior numero di innovazioni, inevitabilmente caratterizzate da un certo grado di complessità.

Conclusioni

L'obiettivo di questo lavoro di tesi è stato quello di studiare l'influenza dell'eterogeneità e delle caratteristiche del team sulla complessità dell'idea imprenditoriale e sulle principali decisioni strategiche di startup early stage.

Dalle analisi svolte emerge come l'eterogeneità del team influenzi positivamente la complessità dell'idea imprenditoriale, suggerendo quindi che la varietà di membri nel team porti a realizzare prodotti, servizi o modelli di business più innovativi. La diversità influenza altresì le decisioni strategiche dei team: l'eterogeneità in termini di esperienze e di background rende il team più abile nell'effettuare le scelte strategiche, al contrario dell'eterogeneità sulle caratteristiche sociali dei membri del team.

Il punto di partenza è stata l'analisi di come in letteratura sia stato trattato il tema dell'eterogeneità. Da questa revisione è emerso come la maggior parte degli studi si siano concentrati sull'analisi degli effetti su imprese stabili e su startup. Un elemento di novità di questo lavoro risiede quindi nella tipologia di campione utilizzato, costituito da 122 startup early stage che, per la natura delle attività da svolgere, risultano profondamente diverse dalle due tipologie di imprese sopracitate. La maggior parte degli studi passati si sono inoltre concentrati sullo studio dell'influenza della diversità del team sulle performance dell'impresa, che rappresentano però un effetto indiretto della diversità. Questo lavoro di tesi si è concentrato invece sul capire quali scelte strategiche sono effettivamente influenzate dall'eterogeneità del team, lasciando quindi alle ricerche future il compito di capire come queste influenzino le performance della startup. Il presente lavoro introduce inoltre allo studio della complessità dell'idea imprenditoriale. Il tema della complessità è stato ampiamente oggetto di studio in vari ambiti come il product design, il mondo dei software e dei processi. In un contesto imprenditoriale come quello di oggi, caratterizzato da innovazioni in settori come MedTech, AI, IoT e mondi virtuali, risulta di fondamentale importanza lo studio della complessità dell'idee imprenditoriali e di come questa sia influenzata dalla particolare composizione del team. I dati a disposizione hanno fornito la possibilità di valutare la complessità in fase embrionale e quindi di ideazione dell'attività imprenditoriale. Le ricerche future, anche partendo dallo stesso database, potrebbero

invece prendere in considerazione l'evoluzione della complessità dell'idea di business durante il percorso di sviluppo della startup.

Il presente elaborato di tesi non è esente da difetti. Dalle analisi di regressione svolte emerge infatti come le variabili indipendenti utilizzate spieghino solo una parte della varianza della variabile dipendente, suggerendo l'esistenza di ulteriori variabili non prese in considerazione in questo lavoro.

Appendice

Appendice A: matrice di correlazione delle principali variabili dipendenti ed indipendenti

Variables	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
(1) trattamento	1																			
(2) pivot_vp	0.039	1																		
(3) pivot_cs	-0.101	0.148	1																	
(4) dropout	-0.091	-0.033	-0.023	1																
(5) nteam	-0.095	-0.061	0.19	-0.056	1															
(6) ore_lavorate	-0.072	0.086	-0.119	-0.072	-0.089	1														
(7) et_età	-0.166	-0.041	0.116	-0.209	0.133	0.098	1													
(8) women_ratio	0.111	0.018	-0.061	0.094	0.129	-0.145	0.124	1												
(9) et_background	0.018	-0.006	-0.11	0.016	0.174	0.051	0.129	-0.205	1											
(10) stem_ratio	-0.071	0.125	0.066	-0.047	0.115	-0.141	-0.039	-0.338	0.171	1										
(11) prodotto_serv	0.31	0.02	-0.009	0.077	-0.043	-0.152	-0.054	0.154	-0.131	-0.123	1									
(12) et_exp_lavorativa	0.118	-0.027	-0.123	-0.133	0.245	0.057	0.288	-0.101	0.179	-0.014	0.021	1								
(13) et_exp_settore	-0.25	-0.022	-0.135	0.038	0.17	0.181	0.25	-0.064	0.097	0.017	-0.061	0.279	1							
(14) et_ivl_ed	-0.041	-0.06	-0.051	-0.038	0.121	0.194	0.428	0.002	0.216	-0.122	-0.024	0.32	0.21	1						
(15) et_exp_manageriale	0.063	-0.015	-0.278	-0.131	-0.028	0.24	0.198	-0.047	-0.018	-0.118	-0.068	0.277	0.212	0.134	1					
(16) et_startup_fondate	0.067	-0.055	-0.188	-0.211	-0.06	0.12	0.209	0.081	-0.013	-0.054	0.103	0.205	0.212	0.09	0.402	1				
(17) students_ratio	0.016	-0.051	0.135	-0.142	0.242	-0.237	-0.119	-0.059	-0.043	0.2	-0.018	-0.202	-0.308	-0.114	-0.331	-0.256	1			
(18) rapidita_pivot	0.013	-0.009	0.09	0.116	0.057	-0.063	-0.01	0.148	-0.078	-0.097	0.192	0.002	0.023	0.152	-0.164	0.01	-0.097	1		
(19) idea_complex	-0.095	0.087	-0.075	-0.077	-0.053	0.203	0.145	-0.077	-0.051	0.169	-0.309	0.107	0.01	-0.012	0.248	0.025	-0.079	-0.452	1	

Bibliografia

Alexiev A. S., Jansen J. J. P., Van den Bosch F. A. J., Volberda H. W. (2010) Top Management Team Advice Seeking and Exploratory Innovation: The Moderating Role of TMT Heterogeneity. *Journal of Management Studies* 47:7

Amason A. C., Sapienza H. J. (1997) The effect of top management team size and interaction norms on cognitive and affective conflict. *Journal of Management*, Volume 23, Issue 4, 1997, Pages 495-516

Apesteagua J., Azmat G., Iriberry N., (2012) The Impact of Gender Composition on Team Performance and Decision Making: Evidence from the Field. *Management Science* 2012 58:1, 78-93

Bentel K. A., Jackson S. E., (1989) Top management and innovations in banking: does the composition of the top team make a difference? *Strategic Management Journal*, Volume 10, Issue S1, Pages 107-124

Bianchi N., Giorcelli M., SCIENTIFIC EDUCATION AND INNOVATION: FROM TECHNICAL DIPLOMAS TO UNIVERSITY STEM DEGREES. *Journal of the European Economic Association*, 18(5)

Billig M., Tajfel H., (1973) Social categorization and similarity in intergroup behavior. *European Journal of Social Psychology*, Volume 3, Issue 1, Pages 27-52

Camuffo A., Gambardella A., Spina C., (2019) Small changes with big impact: Experimental evidence of a scientific approach to the decision-making of entrepreneurial firms. *Academy of Management Global Proceedings*

Camuffo A., Cordova A., Gambardella A. (2017). A Scientific Approach to Entrepreneurial Decision- Making: Evidence from a Randomized Control Trial. *Management Science*, Volume 66

Cannella A. A., Park J., Lee H. (2008) Top management team functional background diversity and firm performance: examining the roles of team member colocation and environmental uncertainty. *Academy of Management Journal* Vol. 51, No. 4

Carpenter M. A., Galetkanycz M. A., Sanders W. G. (2004) Upper Echelons Research Revisited: Antecedents, Elements, and Consequences of Top Management Team Composition. *Journal of Management* 2004 30(6) 749–778

Carpenter M. A. (2002) The implications of strategy and social context for the relationship between top management team heterogeneity and firm performance. *Strategic Management Journal*, 23, 275- 284.

Carr P.B., Steele C.M., (2010) Stereotype threat affects financial decision making. *Psychological Science*, Volume 21, Issue 10, Pages 1411-1416

Cassar G., (2014) Industry and startup experience on entrepreneur forecast performance in new firms. *Journal of Business Venturing*, Volume 29, Issue 1

Richard Chan C. S., Park H. D., Huang J. Y., Parhankangas A. (2020) Less is more? Evidence for a curvilinear relationship between readability and screening evaluations across pitch competition and crowdfunding contexts. *Journal of Business Venturing*, 14

Chenoweth, S. (2008) Undergraduate software engineering students in startup businesses *Software Engineering Education Conference, Proceedings*, art. no. 4556957, 118-128.

Colombo M. G., Piva E., (2020) Start-ups launched by recent STEM university graduates: The impact of university education on entrepreneurial entry. *Research Policy*, 49

Cyert R. M., March J. G. (1963) *A behavioral theory of the firm*. Englewood Cliffs, N. J.: Prentice-Hall, 1963

Eisenmann T., Ries E., Dillard S. (2013) Hypothesis-driven entrepreneurship: The Lean Startup. *Harvard Business School Note 90-812-095*.

Fairlie, R. W., & Miranda J. (2017) Taking the leap: The determinants of entrepreneurs hiring their first employee. *Journal of Economics & Management Strategy*, 26(1), 3-34.

Farrel K. A., Hersch P. L., (2005) Additions to corporate boards: the effect of gender. *Journal of Corporate Finance*, Volume 11, Issue 1-2, March 2005, Pages 85-106

Finkelstein S., Hambrick D. C. (1996) *Strategic Leadership: Top Executives and Their Effects on Organizations*. West Publishing Company, St. Paul, Minneapolis.

Freedman M.B., Jaggi B. (1992) An Examination of the Impact of Pollution Performance on Economic and Market Performance: Pulp and Paper Firms. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 19, No. 5, pp. 697-713

Ghio N., Guerini M., Lehmann E. E., Lamastra C. R., (2015) The emergence of the knowledge spillover theory of entrepreneurship. *Small Business Economics*, 44 (1)

Hambrick D. C., Mason P. A. (1984) Upper Echelons: The Organization as a Reflection of Its Top Managers. *The Academy of Management Review*, Vol. 9, No. 2, pp. 193-206

Hambrick D. C., Seung Cho T., Chen M., (1996) The Influence of Top Management Team Heterogeneity on Firms' Competitive Moves. *Administrative science Quarterly*, Volume 41, Pages 659-684

Hasegawa,K., Sugawara,T. (2017) "Characteristics of university startups in Japan," *IEEE Technology & Engineering Management Conference (TEMSCON)*, Santa Clara, CA, 2017, pp. 67-72

Hmieleski K.M., Ensley M. D., (2007) A contextual examination of new venture performance: Entrepreneur leadership behavior, top management team heterogeneity, and environmental dynamism. *Journal of Organizational Behavior*, 28 (7), pp. 865-889

Hoffman L., Maier N., (1961) Quality and acceptance of problem solutions by members of homogeneous and heterogeneous groups. *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, 62(2), 401–407

Jansen, J. J. P., Van Den Bosch, F. A. J. and Volberda, H. W. (2006). ‘Exploratory innovation, exploitative innovation, and performance effects of organizational antecedents and environmental moderators’. *Management Science*, 52, 1661–74

Jehn K., Northcraft G., Neale M., (1999) Why Differences Make a Difference: A Field Study of Diversity, Conflict, and Performance in Workgroups. *Administrative Science Quarterly*, Vol. 44, No. 4, pp. 741-763

Knight, D., Pearce, C.L., Smith, K.G., Olian J. D., Sims P. H., Smith, K.A., Flood, P. (1999) Top management team diversity, group process, and strategic consensus. *Strategic Management Journal*, Volume 20, Issue 5, Pages 445-465

Koryaka O., Lockett A., Haytonb J., Nicolaoub N., Mole K., (2018) Disentangling the antecedents of ambidexterity: Exploration and exploitation. *Research Policy* 47 (2018), 413-327

Kristinsson, K., Candi, M., Saemundsson, R. (2015) The Relationship between Founder Team Diversity and Innovation Performance: The Moderating Role of Causation Logic. *Long Range Planning*. Diversity and innovation project

Kuenzi J. J., (2008) Science, Technology, Engineering, and Mathematics (STEM) Education: Background, Federal Policy, and Legislative Action. *Congressional Research Service Reports*

Landier A., Thesmar E., (2009) Financial Contracting with Optimistic Entrepreneurs. *The Review of Financial Studies*, Volume 22, Issue 1, Pages 117–150

Lant, T. K., Milliken, F. J., & Batra, B. 1992. The role of managerial learning and interpretation in strategic persistence and reorientation: An empirical exploration. *Strategic Management Journal*, Volume 13, Issue 8

Li Cai, Qing Liu, Xiaoyy Yu (2013) Effects of Top Management Team Heterogeneous Background and Behavioural Attributes on the Performance of New Ventures. *Systems Research and Behavioral Science Syst. Res.* 30, 354–366 (2013)

Lubatkin M. H., Simsek Z., Ling Y., Veiga J. F., (2006) Ambidexterity and performance in small-to medium-sized firms: the pivotal role of top management team behavioral integration. *Journal of Management*, Volume 32, Issue 5

- Mannix E., Jehn K. A., (2004) Research on Managing Groups and Teams, Volume 6, pages 11-37
- March J. G., Simon H. A. (1958) Organizations. New York: Wiley, 1958
- McGrath R. G., MacMillan I. C. (1995) Discovery driven planning. Harvard Bus. Rev. 73(4):44-54
- Miller C. C., Burke L. M., Glick W. H. (1998) Cognitive diversity among upper-echelon executives: implications for strategic decision processes. Strategic Management Journal 19(1): 39-58
- Miozzo, M., & DiVito, L. (2016). Growing fast or slow?: Understanding the variety of paths and the speed of early growth of entrepreneurial science-based firms. Research Policy, 45(5), 964-986
- Mustar P., Wright M., Clarysse B., (2008) University spin-off firms: Lessons from ten years of experience in Europe. Science and Public Policy, Volume 35, Issue 2, March 2008, Pages 67-80
- Nielsen S. (2010) Top Management Team Diversity: A Review of Theories and Methodologies. International Journal of Management Reviews
- Osterwalder, A., Pigneur, Y., & Tucci, C. (2005). Clarifying Business Models: Origins, Present, and Future of the Concept. Communications of the Association for Information Systems, Volume 16
- Pfeffer J., (1983). Organizational demography. *Research in Organizational Behavior*, 5, 299-357.
- Ries E. (2011) The Lean Startup: How Today's Entrepreneurs Use Continuous Innovation to Create Radically Successful Businesses (Crown Business, New York).
- Robbins, S.P. and Judge, T.A. (2015), Organizational Behavior, 16th edition, published by Pearson Educationm Inc.
- Roberts, D., Stephens, T.S. (2018) Lessons learned in the labyrinth: Navigating campus resources to bring a student and faculty smart gardening startup to life ASEE Annual Conference and Exposition, Conference Proceedings, 2018-June
- Ruiz-Jiménez J. M., Fuentes-Fuentes M., (2015) Management capabilities, innovation, and gender diversity in the top management team: An empirical analysis in technology-based SMEs. BRQ Business Research Quarterly, 19, 107-121
- Sarasvathy S.D. (2001) Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency. Acad. Management Rev. 26(2):243-263.

Sarasvathy S.D. (2003) Entrepreneurship as a science of the artificial. *Journal of Economic Psychology* 24 203–220

Shepherd D. A., Haynie J. M., McMullen J. S. (2012) Confirmatory search as a useful heuristic: Testing the veracity of entrepreneurial conjectures. *J. Bus. Venturing* 27(6):637–651

Simons T., Palled L. H., Smith K. A., (1999) Making Use of Difference: Diversity, Debate, and Decision Comprehensiveness in Top Management Teams. *The Academy of Management Journal*, Dec, 1999, Vol. 42, No. 6 (Dec., 1999), pp. 662-673

Stasser G., (1992) Information salience and the discovery of hidden profiles by decision-making groups: A “thought experiment”. *Organizational Behavior and Human Decision Process*, Volume 52, Issue 1, Pages 156-181

Stuart R. W., Abetti P. A., (1990) Impact of entrepreneurial and management experience on early performance. *Journal of Business Venturing*, Volume 5, Issue 3, May 1990, Pages 151-162

Suh N.P., (2005) *Complexity: theory and applications*. Oxford University Press, Inc

Van den Bos R., Homberg J., De Visser L., (2012) A critical review of sex differences in decision-making tasks: Focus on the Iowa Gambling Task. *Behavioural Brain Research*, 238

Veretennikova, N., Vaskiv, R. (2018, September). Application of the Lean Startup Methodology in Project Management at Launching New Innovative Products. In 2018 IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) (Vol. 2, pp. 169-172). IEEE.

Wang H., Lim S. S., (2008) Real options and real value: the role of employee incentives to make specific knowledge investments. *Strategic Management Journal*, Volume 29, Issue 7, Pages 701-721

Watson M. W., Stock J. H., (2019) *Introduction to econometrics*. Pearson Education Limited

West C.T., Schwenk C.R., (1996). Top management team strategic consensus, demographic homogeneity, and firm performance: a report of resounding nonfindings. *Strategic Management Journal*, 17, pp. 571–576

Williams K. Y., C. A. O’Reilly (1998) Demography and diversity in organizations: a review of 40 years of research. *Research on Organizational Behavior*, Volume 20, Pages 77-140

Wu Y., Hall A., Siehl S., Grafman J., Krueger F., (2020) Neural Signatures of Gender Differences in Interpersonal Trust. *Frontiers in Human Neuroscience*

Zarefard M., Cho S., (2018) ENTREPRENEURS' MANAGERIAL COMPETENCIES AND INNOVATIVE START-UP INTENTIONS IN UNIVERSITY STUDENTS: FOCUS ON MEDIATING FACTORS. *International Journal of Entrepreneurship* Volume 22, Issue 2

Sitografia

<https://itif.org/publications/2017/11/28/how-technology-based-start-ups-support-us-economic-growth>

<https://www.kauffman.org/resources/entrepreneurship-policy-digest/the-economic-impact-of-high-growth-startups/>

<https://www.cbinsights.com/research/startup-failure-reasons-top/>

https://www.ilsole24ore.com/art/fintech-crescita-12percento-grazie-sicurezza-dati-e-pagamenti-ADvPr48?refresh_ce=1

<https://www-statista-com.ezproxy.biblio.polito.it/statistics/719385/investments-into-fintech-companies-globally/>

<https://www-statista-com.ezproxy.biblio.polito.it/study/55168/digital-healthcare-in-italy/>

Ringraziamenti

Vorrei utilizzare queste ultime righe per ringraziare tutte le persone che, in un modo o nell'altro, hanno contribuito alla realizzazione di questo elaborato di tesi.

Vorrei innanzitutto ringraziare il mio relatore, il Professore Emilio Paolucci, che con i suoi preziosi consigli mi ha guidato come meglio non si poteva nella stesura di questa tesi, permettendomi di realizzare un lavoro di cui essere orgoglioso. Un ringraziamento speciale va anche ai miei co-relatori, il docente esterno Andrea Panelli e il docente esterno Daniele Battaglia, che hanno contribuito non solo con i loro suggerimenti ma anche appoggiandomi moralmente.

Vorrei naturalmente ringraziare mio padre, mia madre e mia sorella Ilaria per aver sopportato, più di tutti, i miei continui sbalzi di umore e per avermi supportato ogni volta che ho pensato di non riuscire a concludere il lavoro. Se sono qui oggi è gran parte merito vostro.

Vorrei ringraziare tutti i miei amici più cari, in particolare Marco, per essere sempre pronto a regalarmi una risata in qualsiasi situazione, non solo negli ultimi 5 anni, ma ormai da almeno 15.

Un ringraziamento speciale va anche alle persone con cui ho legato in questi 5 anni di università ed in particolare a Cristian e ad Andrea. Anche se non abbiamo mai vissuto insieme siete stati la mia casa a Torino. Non scorderò mai le giornate passate a casa Pasquetta.

Vorrei inoltre ringraziare tutto il team di InnoVentureLab. È stata un'avventura bella e faticosa, ma ne è valsa la pena.

Infine, un ringraziamento speciale ad Emanuela. Nonostante tu sia entrata nella mia vita da pochi mesi, rappresenti già un punto fermo.

Lorenzo