

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

**Approccio Scientifico al Decision Making:  
l'impatto del team di una startup**



**Relatore:**

prof.ssa Alessandra Colombelli  
prof. Emilio Paolucci  
doc. esterno Daniele Battaglia

**Candidato:**

Andrea Panelli

Aprile 2019

*A tutti quelli che hanno creduto in me  
quando io non avevo la forza di farlo*

# Sommario

Introduzione.....	5
1. L’approccio scientifico al Decision Making .....	8
1.1. Introduzione al decision making .....	8
1.1.1. Euristiche di Ricerca.....	12
1.1.2. Metodo Scientifico .....	16
1.2. Evidenze sul metodo scientifico e Scopo del lavoro .....	20
1.2.1 Eterogeneità all’interno dei team.....	22
1.2.2 Le Caratteristiche dei Team.....	25
1.2.3 I tratti del team.....	33
2. La costituzione del campione e la raccolta dei dati .....	35
2.1 Metodologia di raccolta dati .....	35
2.2 Campagna Marketing .....	36
2.3.1 Domande di natura qualitativa legate al background del team della startup.....	38
2.3.2. Domande quantitative sui tratti dei leader.....	41
2.3.3 Domande quantitative sui tratti dei team.....	41
2.4 Template .....	42
2.5 Interviste Telefoniche .....	43
2.6 Analisi del Campione .....	46
2.6.1 Provenienza Geografica e Settoriale delle Startup .....	46
2.6.2 Descrizione dei Singoli Membri delle Startup .....	48
2.6.3 Descrizione dei Team .....	56
2.6.4 Descrizione dei Leader .....	68
3. L’analisi dei dati: la costituzione del database .....	78
3.1 La scientificità .....	78
3.2 I tratti dei team di una startup.....	81
3.2.1 Dagli items alle variabili: Factor Analysis .....	83
3.3 L’eterogeneità del team .....	93
3.4 Le caratteristiche dei team.....	96
3.5 Le variabili di controllo .....	99
4. Analisi dei Risultati .....	105
4.1 Metodologia di Analisi .....	105
4.2 Analisi delle Variabili.....	106
4.3 Analisi delle correlazioni.....	107

4.4 Analisi delle Regressione .....	109
4.4.1 Regressioni utilizzando tutte le variabili indipendenti .....	110
4.4.2 Regressioni con una diversa variabile per l'impatto del titolo di studio .....	119
4.5 Valutazione dei Risultati e Risposta alle Domande di ricerca.....	125
Conclusioni .....	130
APPENDICE .....	131
Riferimenti.....	135
Sitografia .....	139
Ringraziamenti .....	140

## Introduzione

Studiosi e ricercatori concordano che le startup siano caratterizzate da un alto tasso di fallimento e una drastica difficoltà nel crescere e scalare il loro business.

I dati provenienti da U.S. Bureau of Census, la Kauffman Foundation e da U.S. Department of Labor dimostrano come l'87% delle startup abbandonino la propria idea imprenditoriale entro 7 anni dalla nascita (Fairlie, R. W., Miranda, J., 2017). Altri dati provenienti dalla Thompson Venture Economics mostrano come il 55% delle startup che riceve un primo round di finanziamento fallisca chiudendo in perdita, mentre solo il 6% riesce ad ottenere un ritorno 5 volte maggiore all'investimento ricevuto (Kerr WR, Nanda R, Rhodes-Kropf M, 2014).

Le cause di questi due fenomeni sarebbero riconducibili principalmente all'incertezza legata all'ecosistema in cui le startup operano. Secondo le pubblicazioni del sito CBInsights, il 42% delle startup che falliscono dichiarano di averlo fatto a causa di un mancato soddisfacimento di un bisogno reale da parte della loro offerta, mentre, il 29% dichiara di aver terminato il capitale a disposizione cercando di adattare la propria offerta al mercato o compiendo pivot.

Per limitare l'elevata incertezza legata alle attività imprenditoriali, gli studiosi e i ricercatori affermano che questa debba essere affrontata attraverso l'agilità strategica e metodologie nell'approccio al *decision-making* che permettano di adattarsi rapidamente alla mutazione degli eventi. Tra queste una delle più riconosciute è la metodologia legata ad un approccio al *decision making* basata sull'applicazione del metodo scientifico utilizzato dagli scienziati e ricercatori (Camuffo, A. et al, 2017; Ries, E., 2011; Eisenmann et al, 2013).

Questa metodologia si basa sulla continua validazione degli aspetti di un'idea imprenditoriale, come il target di clienti o un aspetto della loro offerta, utilizzando un processo iterativo basato su un continuo apprendimento validato. In questo metodo ogni aspetto dell'idea imprenditoriale viene testata attraverso un processo di formulazione di una teoria, costruzione di un modello basato su ipotesi falsificabili, test delle ipotesi e valutazione dei risultati.

Nel 2017 è stato misurato l'impatto di questo approccio scientifico tramite un esperimento RCT su un campione di startup early stage (Camuffo, A. et al, 2017). Da questo esperimento emerge come le startup con un approccio più scientifico al *decision making* tendono ad abbandonare più frequentemente la loro idea imprenditoriale, compiere più pivot e ottenere delle performance migliori.

In questo lavoro si vuole approfondire le dinamiche legate a questo approccio scientifico e indagare l'impatto delle caratteristiche, dell'eterogeneità e di alcuni tratti dei team delle startup sul loro grado di scientificità nel loro approccio al *decision making*.

Vista la mancanza di letteratura specifica su questo argomento, le dimensioni su cui si è deciso di svolgere queste analisi sono state ricavate dalla letteratura pregressa sull'impatto della eterogeneità, delle caratteristiche e dei tratti dei team sulle performance delle imprese e sulle metodologie al decision making.

Tra queste dimensioni emergono gli anni d'esperienza della team, il numero di studenti o donne, l'eterogeneità del team rispetto ad alcuni fattori demografici e i tratti decisionali e psicologici di questo.

Lo studio dell'impatto di queste dimensioni sulla scientificità dell'approccio al decision making ha interesse sia dal punto di vista scientifico che pratico.

Da un punto di vista scientifico, il seguente lavoro si propone di investigare l'esistenza di specifiche caratteristiche, eterogeneità o tratti di un team che rendono l'approccio al decision making sistematicamente più scientifico.

Da un punto di vista pratico, il seguente lavoro si propone di documentare possibili *insights* sul naturale approccio scientifico dei team di startup early stage, documentando i motivi per una possibile carenza di scientificità e di come aumentarla tramite un'ottimale composizione del team.

Le analisi sono state svolte utilizzando un campione di 142 startup early stage provenienti da tutta Italia. I dati di ciascuna startup sono stati raccolti attraverso un questionario online, da cui sono stati reperiti le informazioni personali ed anagrafiche di ciascun componente del team della startup ed un'intervista telefonica, il cui obiettivo era studiare il livello di scientificità all'interno del team. Il lavoro è strutturato secondo i seguenti capitoli:

Nel primo capitolo verrà descritta la letteratura pregressa sul decision making in ambito imprenditoriale, approfondendo la teoria alla base di questo metodo scientifico, i risultati della sua applicazione e introducendo le domande di ricerca che questo elaborato si propone di indagare;

Nel secondo capitolo di questo lavoro verrà presentato il campione utilizzato per le analisi, approfondendone la metodologia con cui è stato costruito e la descrizione delle caratteristiche più rilevanti;

Nel terzo capitolo verranno introdotte le variabili utilizzate per le successive analisi, mostrandone le diverse tipologie e la loro costruzione;

Nell'ultimo capitolo di questo lavoro verranno mostrati e interpretati i risultati ottenuti tramite le regressioni utilizzate, soffermandoci su come le variabili analizzate impattino sulla scientificità con cui un team si approccia al decision making.

Dalle analisi svolte emerge come alcune di queste variabili, coerentemente con quanto descritto in letteratura, impattino significativamente sulla scientificità del team, suggerendo come alcune delle sue caratteristiche, come gli anni d'esperienza media nel settore della startup, renda l'approccio al decision making di un team più scientifico.

## 1. L'approccio scientifico al Decision Making

Negli ultimi anni, due filoni di teorie si sono affermate nell'ambito del decision making imprenditoriale. Questi filoni sono rappresentati dalle euristiche di ricerca (McGrath, R.,G., MacMillan, I.,C., 1995; Shepherd, D.,A. et al. 2012; Sarasvathy, S.,D., 2001) e dal metodo scientifico applicato al decision making (Ries, E., 2011; Eisenmann et al, 2013; Camuffo, A. et al, 2017). Nel 2017, Camuffo et al realizzano un esperimento per esplorare le implicazioni di un approccio scientifico al decision making imprenditoriale su startup early-stage. L'indagine dimostra che gli imprenditori che si comportano come scienziati hanno migliori performance, e compiono più pivot (Camuffo, A., Cordova, A., & Gambardella, A., 2017). Secondo la teoria alla base di questo studio, un approccio scientifico migliora la precisione riducendo le probabilità di perseguire progetti fallimentari e aumentando le probabilità di perseguire progetti di successi. Nei prossimi paragrafi si pone l'attenzione a questi metodi di studio approfondendone le dinamiche

### 1.1. Introduzione al decision making

Sin dai primi studi di Joseph Schumpeter (1883-1950), l'imprenditore è visto come quella figura che combina insieme i fattori di produzione di un'impresa, e che, testando i nuovi mercati e i bisogni latenti del cliente, contribuisce alla diffusione dell'innovazione, producendo "una burrasca di innovazione distruttiva" (Schumpeter, 1950). A dimostrazione dell'impatto di questa figura, molti studiosi e ricercatori del settore (Urbano, D., Aparicio, S., 2016) sostengono che gli imprenditori e le loro nuove imprese, creando nuovi posti di lavoro, contribuiscano alla crescita economica degli Stati e delle zone geografiche in cui gestiscono le loro attività (Valliere, D., Peterson, R., 2009).

L'attività svolta da un imprenditore può essere assimilabile, per certi versi, alle attività di un ricercatore scientifico, il quale affronta testando le sue teorie qualcosa nuovo e di diverso muovendosi in condizioni d'incertezza. Nello svolgere queste attività, l'approccio utilizzato dagli imprenditori per adempiere al loro ruolo di "pionieri" di nuovi mercati e prodotti ha da sempre subito l'influenza di quello manageriale, soprattutto per quanto riguarda gli strumenti sviluppati per quest'ultimo nell'ambito del decision making. Come descritto in Freedman, 1992, l'approccio manageriale delle imprese e della produzione ha subito un enorme cambiamento con l'avvento delle teorie di

massimizzazione della produzione e dell'efficienza di Taylor. Il Taylorismo ha spostato il focus dei manager principalmente sulla massimizzazione e sull'efficienza della produzione, attraverso i concetti che andranno a formare la scienza definita come "Scientific Management". Questa nuova scienza nasce con l'obiettivo di fornire teorie e strumenti ai manager per la gestione d'impresa e la massimizzazione dell'efficienza, strumenti che col tempo si sono diffusi anche nell'ambito imprenditoriale.

L'opera di Taylor ha innescato una serie di studi sul management che hanno portato allo sviluppo di teorie manageriali sempre più complesse, sfociando dalla massimizzazione della produzione fino al marketing.

In questo contesto, il ruolo dell'imprenditore è stato oggetto d'interesse di studi, soprattutto a riguardo delle performance ottenute e degli impatti che le loro idee imprenditoria hanno da un punto di vista economico e sulla creazione di un nuovo valore. Vista l'importanza economica e gli strumenti forniti dalla disciplina manageriale, i risultati più rilevanti e sorprendenti sono relativi alle performance, soprattutto in termini di fallimento e di motivi del fallimento di un business.

Un primo dato rilevante sul tasso di fallimento delle startup viene fornito da uno studio condotto sulle determinanti della prima assunzione di dipendenti all'interno di startup statunitensi (Fairlie, R. W., Miranda, J., 2017). Secondo questo studio , l'84,8% delle startup del campione accantona la propria idea entro sette anni senza mai assumere un dipendente. Lo studio è stato realizzato su un campione di 581.200 startup senza dipendenti a libro paga, quindi composte solamente dal *founding team*, utilizzando i dati provenienti da U.S. Bureau of Census, la Kauffman Foundation e da U.S. Department of Labor.

Un ulteriore dato interessante sul tasso di fallimento delle startup risulta dalle pubblicazioni del sito CBInsights. In questi report, realizzati tramite la raccolta e l'analisi di 101 interviste provenienti da startup statunitensi che hanno abbandonato la loro idea imprenditoriale, sono state analizzate le cause più frequenti di fallimento di una startup. Da queste analisi si evince come le due principali cause di fallimento di una startup siano la mancanza di soddisfazione di un reale bisogno di mercato, riscontrata nel 42% dei casi, e l'esaurimento del capitale a disposizione, riscontrato nel 29%. Nella descrizione dei criteri utilizzati per la valutazione di queste interviste viene evidenziato come il carattere

di queste due cause di fallimento siano principalmente legate al grado d'incertezza esistente nell'interpretazione dei bisogni reali presenti sul mercato. La prima motivazione di fallimento fa riferimento alle risposte date da molti imprenditori che sostengono come "hanno scelto di affrontare i problemi che ritenevano interessanti e non quelli che il mercato necessitava veramente". Per quanto riguarda la seconda motivazione emerge come i fondi di ciascuna startup venissero spesso utilizzati e consumati cercando di adattare il proprio prodotto al mercato o compiendo pivot della propria idea.

Un altro dato interessante sulla difficoltà di crescita di una startup è fornito da Kerr et al, 2014.

In questo lavoro vengono analizzate le performance di un campione di startup che hanno conseguito un primo round di finanziamento tra il 1985 e il 2009, reperito tramite i dati della Thompson Venture Economics. Dalle analisi svolte emerge come il 55% del campione sia fallito chiudendo in perdita e come solo il 6% di questo abbia garantito un ritorno maggiore di 5 volte l'investimento ricevuto. Inoltre, è emerso come questo 6% del campione risulti essere responsabile del 50% del ritorno lordo sul periodo dello studio, sottolineando quanto queste startup abbiano avuto un peso molto maggiore rispetto alle rimanenti che non chiudono in perdita.

Questo risultato suggerisce quindi che una buona parte delle startup finanziate chiudono comunque in perdita e che solamente poche di queste riescono ad ottenere un successo abbastanza ampio da soddisfare gli investitori che le hanno finanziate (Kerr WR, Nanda R, Rhodes-Kropf M, 2014).

Da quanto descritto finora si delinea un quadro complesso legato alla figura dell'imprenditore. Se da un lato gli studi svolti confermano il ruolo chiave da lui svolto all'interno dell'economia e la possibilità di sfruttare le tecniche e gli strumenti sviluppati negli anni per la conduzione aziendale, dall'altro lato si osserva un alto tasso di fallimento tra le startup, strettamente legato all'incertezza intrinseca nel ruolo che queste si propongono di ricoprire nell'*industry* di riferimento. Eric Ries sembra rispondere a questi aspetti sostenendo che le startup, dal momento che operano in un ambiente di estrema incertezza che rende sempre più difficile prevedere il futuro, necessitano di un nuovo approccio al processo decisionale. Infatti, lo stesso Ries afferma che "il successo di una startup non scaturisce da un buon corredo genetico o dal fatto di essersi trovati nel posto

giusto al momento giusto. Il successo di una startup può essere creato ad arte seguendo il processo giusto, il che significa che si può imparare, il che a sua volta significa che si può insegnare” (Ries, E., 2011).

Date le considerazioni precedenti, è arrivato il momento di dare una definizione di cosa è una startup. Secondo Eric Ries, imprenditore americano e autore del libro “The Lean Startup”: “How Today's Entrepreneurs Use Continuous Innovation to Create Radically Successful Businesses”, “una startup è un’istituzione umana studiata per creare un nuovo prodotto o servizio in condizioni di estrema incertezza”. Questa definizione sottolinea un concetto chiave nella concezione dell’imprenditore e delle sue attività, che lo differenzia ampiamente, giustificando probabilmente l’inefficacia degli strumenti classici, dal ruolo del manager: l’incertezza.

Secondo la letteratura (Sarasvathy, S.,D., 2001; Grath, R.,G., MacMillan, I.,C., 1995), l’incertezza gioca un ruolo importante nella gestione e nella scelta delle attività da svolgere all’interno di una qualsiasi attività e richiede strumenti decisionali diversi rispetto a quelli classici utilizzati in condizione di rischio o di certezza, che rischiano di essere d’intralcio e di causare più danni che vantaggi alle imprese che li utilizzano in condizioni d’incertezza (Freedman,1992).

È bene, prima di procedere, fare una distinzione tra rischio ed incertezza per meglio contestualizzare il problema. Secondo la definizione di Knight (1952), il rischio è un fenomeno quantificabile cioè un fenomeno di cui non si ha certezza dell’accadimento ma la cui probabilità può essere misurata e definita per mezzo di una distribuzione. L’incertezza è un evento di natura non quantitativa cioè un evento di cui si può non conoscere gli sviluppi e di cui non è possibile misurare la distribuzione di probabilità. Alla luce di questa definizione è possibile comprendere perché il tipico approccio manageriale al *decision making* non sia utilizzabile nel contesto imprenditoriale.

Le classiche tecniche manageriali si basano sulla conoscenza approfondita del problema che si vuole affrontare o sulla possibilità di poterne ricavare la distribuzione di probabilità di eventuali dati incerti o mancanti e sono quindi pensate per affrontare problemi affetti da rischio e non da incertezza (Sarasvathy, S.,D., 2001).

Nel caso di problemi afflitti da incertezza queste tecniche richiedono di compiere delle assunzioni, anche pesanti, che rischiano di creare soluzioni basate su queste solo per poi risultare infondate (McGrath, R.,G., MacMillan, I.,C., 1995).

Alla luce di questa intrinseca differenza tra attività imprenditoriali e manageriali, gli studiosi e ricercatori affermano che questa incertezza tipica delle attività imprenditoriali debba essere affrontata attraverso l'agilità strategica e metodologie nell'approccio al *decision-making* che permettano di adattarsi rapidamente alla mutazione degli eventi.

In quest'ottica, si stanno affermando due metodologie che cercano di fornire strumenti adeguati ad affrontare l'incertezza. La prima si basa sulla realizzazione di euristiche di ricerca (McGrath, R.,G., MacMillan, I.,C., 1995; Shepherd, D.,A. et al. 2012; Sarasvathy, S.,D., 2001) costruite in modo da limitare, analizzare ed affrontare al meglio l'incertezza tramite strumenti o metodologie di utilizzo pensate ad hoc per determinate situazioni. La seconda, su cui questo lavoro pone le sue radici, ha lo scopo di fornire agli imprenditori un approccio decisionale basato sul metodo scientifico utilizzato dai ricercatori nella teorizzazione e validazione delle loro teorie (Camuffo, A. et al, 2017; Ries, E., 2011; Eisenmann et al, 2013).

#### 1.1.1. Euristiche di Ricerca

Secondo la letteratura, le principali euristiche di ricerca sono: *Discovery Driven Planning* (McGrath, R.,G., MacMillan, I.,C., 1995), *Confirmatory Search* (Shepherd, D.,A., Haynie, J.,M., McMullen, J.,S., 2012), *Effectuation* (Sarasvathy, S.,D., 2001). Queste sono state ideate per fornire agli imprenditori strumenti e procedure specifiche per limitare l'impatto dell'incertezza sulle decisioni e sui risultati delle loro attività imprenditoriali. Di seguito verranno analizzate queste metodologie, cercando di evidenziarne le dinamiche e le differenze.

##### *Discovery Drive Planning*

Attraverso l'applicazione del *Discovery Drive Planning*, McGrath e MacMillan si propongono di limitare l'impatto delle assunzioni fatte dagli imprenditori nel momento della pianificazione delle loro azioni, evitando che queste assunzioni possano essere trascurate o che la pianificazione venga costruita su basi poco solide. La filosofia alla

base del *Discovery Drive Planning* sostiene che anche nell'incertezza più forte è comunque necessario compiere delle decisioni, decisioni basate su delle assunzioni. Secondo McGrath e McMillan i decisori tendono a sottovalutare l'impatto di queste assunzioni sulle loro decisioni, soprattutto non valutando gli eventuali rischi legati alla non validità di una di queste. La metodologia del *Discovery Drive Planning* propone di utilizzare cinque discipline al fine di strutturare al meglio il problema.

Le discipline in questione sono:

- Business framing, definizione di una pianificazione o iniziative di successo;
- Benchmarking nei confronti del mercato e della concorrenza;
- La traduzione strategica e la specifica di requisiti delle *operations*;
- Documentazione delle assunzioni;
- Identificazione di milestone.

Nello specifico, le prime tre discipline hanno come obiettivo la descrizione dettagliata e strutturata di come l'idea sarà una volta realizzata e di come le assunzioni in condizione d'incertezza incidano sulla realizzazione e sulla fattibilità dell'idea. Lo scopo di questi tre discipline è di obbligare l'imprenditore a individuare il ruolo delle assunzioni fatte sulla sua idea imprenditoriale e di come queste potrebbero incidere sulla sua realizzazione. Le ultime due discipline, invece, si basano sulla costruzione di una strategia atta a verificare che le assunzioni su cui il business si fonda siano effettivamente reali e sulla verifica di come una variazione di queste incida sull'intero business. In questo step, l'imprenditore viene portato a validare le assunzioni su cui il suo business si basa, evitando l'impegno di risorse prima di aver verificato che il suo business sia sostenibile. Il metodo del *Discovery Drive Planning* ha come scopo la limitazione dell'incertezza legata alle assunzioni fatte dal decisore nella fase di pianificazione, attraverso la strutturazione di queste ultime, e di fornire uno strumento decisionale basato sulla validazione di queste.

### *Confirmatory Search*

Nella metodologia indicata da Shepherd, D.,A. et al. nel 2012 viene proposto un approccio diverso rispetto a quello precedentemente descritto. In questo lavoro viene proposto di utilizzare una metodologia di ricerca basata sulla *Confirmatory Search*, individuando la ricerca confermativa che più si adatta a testare la veridicità o meno di un'assunzione che un decisore sta facendo. Secondo Shepherd, la *Confirmatory Search* può essere condotta utilizzando una strategia di ricerca positiva, cioè testando la veridicità di un'assunzione in un contesto in cui ci si aspetta che questa accada, o utilizzando una strategia di ricerca negativa, basata sul testare un'assunzione in un caso in cui ci si aspetta che questa non avvenga, in base alla natura dell'assunzione che si vuole testare. In questo contesto, un'assunzione può essere considerata come una credenza, cioè un'assunzione di cui si aspetta l'accadimento, o come un dubbio.

Su questa distinzione tra le assunzioni e tra le diverse metodologie di ricerca confermativa, vengono elaborati diversi framework in cui è possibile individuare quale tra una ricerca di tipo positivo, di tipo negativo o un misto delle due può portare a risultati migliori rispetto alle altre. Questi framework si distinguono in base alla tipologia di assunzione che si vuole testare, alla probabilità di sottostimare l'impatto dell'assunzione rispetto a quella di sovrastimarla e al costo che l'errore di stima può avere. In conclusione, l'utilizzo della *Confirmatory Search* cerca di offrire agli imprenditori uno strumento con cui verificare le assunzioni su cui si basano le loro scelte. Questa metodologia cerca di fornire uno strumento per testare le assunzioni sull'incertezza del problema degli imprenditori cercando di limitare eventuali errori dovuti a confirmation bias e sottostima del costo di un errore legato alla propria assunzione.

### *Effectuation*

Attraverso l'introduzione del *Effectuation*, Sarasvathy propone di basare l'approccio imprenditoriale su un processo di tipo effettativo, diversamente dal processo causale solitamente utilizzato dagli imprenditori o dagli strumenti manageriali. Secondo Sarasvathy, un approccio causale "che prende un particolare effetto come dato e si focalizza sul selezionare i mezzi con cui realizzare quell'effetto" può essere fonte di gravi errori nell'affrontare l'incertezza intrinseca nelle attività imprenditoriali, rischiando di

portare alla costruzione di business basati su assunzioni non valide o parzialmente corrette (Sarasvathy, S.,D., 2001).

Per far fronte a questa problematica, viene proposto un approccio per lo svolgimento delle attività imprenditoriali basato sul processo di *Effectuation*, definito come un processo “che parte da una serie di risorse date e si focalizza sul selezionare tra i possibili scenari che possono essere realizzati con quel determinato set di risorse”. In questa logica, l'imprenditore inizia a costruire la sua idea partendo da un determinato set di risorse a sua disposizione e, in seguito, la plasma in base agli avvenimenti e alle informazioni che ottiene di volta in volta. Come è possibile notare, il processo di *Effectuation* segue una logica “Bottom-up” nello sviluppo dell'idea imprenditoriale, evitando l'impegno massivo delle risorse a disposizione dell'imprenditore a fronte di un loro utilizzo mirato in base alle nuove informazioni reperite. Questo approccio cerca di correggere e limitare l'impegno di risorse massivo comune di un approccio causale, motivato da un'attenta pianificazione ex ante che comporta comunque il rischio di impegnare le risorse in modelli di business non adeguati alle richieste di mercato.

Per sviluppare questo processo effettuativo e per limitare l'incertezza intrinseca nelle attività imprenditoriali vengono proposti quattro principi da seguire:

- Concentrarsi su perdite contenute rispetto alla massimizzazione dei profitti;
- Preferire le alleanze strategiche rispetto alle analisi di mercato;
- Concentrarsi sulla conoscenza che viene sviluppata nel tempo rispetto a quella pregressa;
- Cercare di controllare il futuro rispetto al cercare di predirlo.

I quattro principi proposti dalla metodologia *Effectuation* cercano di limitare i comportamenti classici di un approccio basato su un processo causale e di favorire quelli legati ad un processo effettuativo, con l'obiettivo di ridurre l'incertezza che avvolge l'idea imprenditoriale o adattandosi a questa.

Riassumendo, anche in questo caso l'approccio proposto ha come scopo quello di limitare l'effetto delle assunzioni fatte in fase di pianificazione dell'idea imprenditoriale e di evitare un impegno di risorse in una situazione di estrema incertezza, che potrebbe quindi tradursi in una selezione sbagliata di queste.

### 1.1.2. Metodo Scientifico

Il secondo filone di ricerca è basato sul metodo scientifico e sullo sviluppo di un approccio imprenditoriale simile a quello dei ricercatori. Come descritto in precedenza, l'ecosistema in cui gli imprenditori si trovano ad operare è generalmente caratterizzato da un alto livello di incertezza, che ne influenza eventi importanti nelle attività decisionali, come l'impegno verso una certa forma di business (Gans et al, 2017) oppure le cause del fallimento dell'idea imprenditoriale.

A tal proposito, i ricercatori e gli studiosi affermano che uno strumento utile per limitare l'incertezza intrinseca in questo ambiente sia quello di sfruttare una metodologia di ricerca atta a verificare la validità di un'assunzione prima di realizzare un grande impegno di risorse (McGrath, R.,G., MacMillan, I.,C., 1995). In questo contesto, la letteratura propone di fornire agli imprenditori un approccio al *decision making* che imiti quello utilizzato dai ricercatori nella validazione delle loro teorie, uno tra i più famosi è il metodo Lean Startup (Ries, E., 2011; Eisenmann et al, 2013).

Questa tipologia di approccio fonda le sue decisioni sul metodo scientifico introdotto da Galileo. Nello specifico, il metodo scientifico è un processo induttivo-deduttivo utilizzato dagli scienziati e dai ricercatori per lo studio di un fenomeno sconosciuto, attraverso un processo iterativo, generalmente suddiviso in quattro step (Vining, 2013).

Il primo step riguarda la formulazione di una teoria sulle cause del fenomeno che si intende osservare, la quale verrà utilizzata come linea guida per lo studio di questo.

Per verificare l'esattezza della teoria, il secondo step del metodo prevede la formulazione di un modello d'ipotesi falsificabili. Partendo da questo modello, il ricercatore procede raccogliendo e analizzando dati appropriati per la verifica delle ipotesi formulate.

In base alle analisi sui dati raccolti il ricercatore può confermare la veridicità della sua teoria oppure falsificarla. La falsificazione della teoria fornisce materiale per la sua revisione e per l'innesco di un nuovo ciclo.

Il metodo Lean Startup propone di affrontare l'incertezza intrinseca nella realizzazione di un nuovo business innovativo attraverso un processo decisionale basato su un approccio che ricalca il metodo scientifico descritto in precedenza. L'obiettivo di questo metodo è quello di fornire uno strumento decisionale che permetta la massimizzazione dell'apprendimento in condizioni d'incertezza, al fine di massimizzare la quantità di

informazioni ottenute per ridurla. Come quello scientifico, il metodo proposto si suddivide in quattro passaggi:

1. Definizione di una teoria sull'idea imprenditoriale
2. Definizione di un set d'ipotesi;
3. Test delle ipotesi;
4. Valutazione dei test e analisi della bontà della teoria.

#### *Definizione di una teoria sull'idea imprenditoriale*

Nella prima fase, il leader e il team della startup generano una teoria su un aspetto della propria idea che si vuole approfondire. Per esempio, la teoria può essere riferita ad una caratteristica del prodotto che si desidera realizzare, all'appartenenza di un certo profilo al target di clienti della startup o alla scelta di un canale di vendita rispetto ad un altro. Questo step ricopre un ruolo chiave nello sviluppo dell'approccio scientifico perché, come descritto in letteratura (Zenger,TR;2016), la sperimentazione basata su una teoria ben definita permette di limitare il numero di fallimenti necessari prima di ottenere un risultato soddisfacente, riducendo il tempo e le risorse necessarie per questo processo.

#### *Definizione di un set d'ipotesi*

Formulata la teoria che si vuole testare, il secondo step prevede la definizione di un set d'ipotesi chiare e falsificabili basate. La formulazione di queste ipotesi ricopre un ruolo chiave all'interno di questo processo, rischiando di introdurre dei *confirmation bias* e falsi positivi nel processo di scelta se le ipotesi non presentano le caratteristiche di falsificabilità e di chiarezza.

Secondo Eisenmann, un'ipotesi può essere considerata falsificabile se può essere rigettata mediante uno specifico esperimento. L'utilizzo di un'ipotesi falsificabile nasce dalla necessità di poter possedere un criterio oggettivo per valutare univocamente la bontà di un singolo aspetto della teoria. Citando le parole di Ries, uno dei co-creatori di questa metodologia, "se il piano è quello di vedere cosa succede, allora il team avrà sicuramente successo – nell'osservare ciò che succede – ma non otterrà necessariamente un apprendimento validato. Questa è una delle lezioni più importanti del metodo scientifico: se non puoi fallire, non puoi imparare"(Ries,E.,2011). Da questa frase è possibile intuire

l'importanza della falsificabilità e della chiarezza delle ipotesi, infatti se un'ipotesi non è formulata in modo adeguato questa non necessariamente genererà delle informazioni attendibili, impedendo di ottenere indicazioni consistenti per la formulazione di scelte. L'ipotesi deve anche essere formulata in modo da poter essere validata utilizzando delle scale quantitative. L'utilizzo di una scala quantitativa permette di ottenere un mezzo oggettivo e preciso per la validazione di un'ipotesi, rendendo validato l'apprendimento ottenuto.

### *Test delle ipotesi*

Successivamente, il team della startup procede testando le ipotesi generate a riguardo della teoria, tramite lo svolgimento di opportuni test. I test condotti in questa fase devono permettere la raccolta di dati attendibili per poter validare o falsificare le singole ipotesi, al fine di massimizzare l'apprendimento e la qualità delle informazioni ottenute. Alcuni dei test proposti sono le interviste con il target di potenziali clienti definiti nella teoria, l'utilizzo di A/B test o l'utilizzo di un MVP.

Il metodo Lean Startup pone l'accento sull'uso di un MVP (*Minimum Value Product*) per la realizzazione dei test necessari al fine di validare le ipotesi. In questo modo, l'imprenditore può testare in modo rapido diverse versioni del proprio prodotto o servizio, differenziandolo in base alle ipotesi che necessita di testare, riducendo il rischio di un eccessivo impegno di risorse in una determinata tipologia di prodotto, prima che questa possa ricevere feedback dal cliente.

Il principio del MVP viene riportato anche nei test che prescindono dal prodotto o servizio offerto. Questa tipologia di test suggerisce un particolare *insight* di questo metodo, l'approccio scientifico al *decision making* può essere utilizzato anche in casi diversi dalla validazione di determinate caratteristiche di un prodotto, estendendo la sua applicazione a tutti quei casi in cui è presente un elevato tasso d'incertezza (Ries, E., 2011;)

### *Valutazione dei test e analisi della bontà della teoria*

L'ultima fase di questo processo è rappresentata dalla fase di valutazione dei test eseguiti. In questa fase l'imprenditore valuta i dati e le informazioni ottenute sulle ipotesi da lui formulate. Nel fare ciò, la natura delle ipotesi e la loro elaborazione giocano un ruolo chiave al fine di evitare *confirmation bias* e la presenza di falsi positivi o negativi.

L'errata formulazione delle ipotesi o la mancanza di metriche ben definite possono portare a fenomeni di *confirmation bias* inquinando le informazioni ottenute o limitando sensibilmente la qualità di queste.

Nel suo libro "The Lean Startup", Ries, propone quindi l'utilizzo di metriche precise per la valutazione dei test, imponendo soglie quantitative facilmente confrontabili coi dati ottenuti. Ultimato il processo di valutazione dei dati e della validità delle ipotesi formulate, l'imprenditore deve decidere se continuare a testare la propria teoria, generando nuove ipotesi, oppure modificarla.

In quest'ultimo caso l'imprenditore può scegliere, avendo falsificato l'ipotesi o alla luce di nuove informazioni sull'ecosistema, di compiere un pivot, cioè modificare una parte del proprio business e della teoria alla base di questo, o di abbandonare la propria idea imprenditoriale.

Come anticipato in precedenza, questo metodo si propone di fornire un potente strumento per il *decision making* basato sulla massimizzazione dell'apprendimento in condizioni d'incertezza limitando le risorse utilizzate. Questa metodologia, tramite un continuo processo iterativo, genera un apprendimento validato, permettendo di prendere delle decisioni tramite informazioni che riflettono la realtà dell'ecosistema in cui si opera e limitatamente condizionate da *bias* interni dell'imprenditore. Il processo, vista la natura iterativa, garantisce un continuo feedback con l'ecosistema in cui la startup opera, limitando quindi l'impegno di risorse sulle caratteristiche del prodotto o del servizio che non aggiungono effettivo valore per il cliente o per l'ecosistema in cui la startup si trova ad operare.

Questo processo di feedback continuo dell'idea imprenditoriale trova similitudini col concetto di *real options* applicate alla strategia (McGrath, R., G., 1999; Adner, R., Levinthal, D., 2004). Su questo argomento, la letteratura suggerisce l'utilizzo di un approccio simile a quello delle opzioni reali utilizzate nella finanza per gestire l'incertezza di un business. In quest'ottica, l'idea che si vuole attuare non viene più vista come un progetto prefissato ma come un albero di possibili scelte, dove ogni ramo può essere visto come un'opzione reale.

Questo approccio permette di evitare un eccessivo impegno di risorse in condizioni d'incertezza, limitando quindi le probabilità di fallimento dell'idea imprenditoriale. La

fase di sperimentazione prevista dal metodo scientifico può essere vista come l'acquisto di un'opzione reale su una parte della propria idea imprenditoriale. Terminato l'esperimento, l'imprenditore può decidere se proseguire esercitando la propria opzione oppure lasciarla scadere e rielaborare la propria teoria, scegliendo un nuovo cammino.

In questo contesto, in Camuffo et al,2017 , viene mostrato come l'utilizzo di un approccio scientifico al *decision making* influisce positivamente sui meccanismi di pivot e di exit degli imprenditori. Seguendo la logica ad opzioni reali, viene identificato un quadro in cui l'imprenditore dopo ogni esperimento si trova in un nodo dove ha la possibilità di compiere tre scelte: compiere un pivot, continuare la propria idea oppure abbandonare l'idea imprenditoriale.

Secondo questo lavoro, il criterio di scelta utilizzato dall'imprenditore in questo nodo si basa sul profitto che si aspetta di ricevere, basato sul valore percepito della propria idea imprenditoriale. Questo valore percepito è diverso dal valore reale dell'idea imprenditoriale ed è influenzato da fattori che possono introdurre difficoltà nell'interpretazione e una sovrastima dell'idea imprenditoriale. Questi fattori possono essere bias interni dell'imprenditore oppure specifiche condizioni del contesto in cui questo si trova ad operare. Nel loro lavoro, viene proposto come l'applicazione di un metodo scientifico nello studio della propria idea imprenditoriale possa aumentare la capacità di comprensione dell'imprenditore di questo valore percepito, riducendo gli effetti di disturbo che potevano alterarlo. Tramite questo processo, l'imprenditore riesce così a disporre di un valore percepito più vicino a quello reale permettendogli di avere informazioni più precise sul suo possibile guadagno e permettendogli di scegliere la soluzione opportuna ad ogni step in cui si trova.

## 1.2. Evidenze sul metodo scientifico e Scopo del lavoro

L'approccio scientifico al decision making è una metodologia relativamente nuova che si sta lentamente diffondendo tra gli imprenditori e gli studiosi (Veretennikova, N., Vaskiv, R., 2018;). Seppur nel suo libro, Eric Ries, riporti molti esempi di successo, la letteratura dispone ancora poche prove sull'efficacia di questo metodo. Una delle evidenze dell'effetto di un approccio scientifico al decision making ci viene riportato da

esperimento condotto dal ICRIOS dell'Università Bocconi di Milano (C Camuffo, A., Cordova, A., & Gambardella, A., 2017).

In questo esperimento è stato analizzato l'impatto dell'utilizzo di un approccio scientifico al decision making in una startup early stage. Nello specifico, l'esperimento è stato svolto misurando l'impatto di questa metodologia sulle performance, il numero di pivot di una startup e il numero di startup che abbandonano l'idea imprenditoriale.

Secondo gli autori, l'applicazione di questo approccio scientifico porterebbe una startup early stage a compiere più pivot e ad abbandonare prima l'idea imprenditoriale, in caso questa non sia ritenuta di successo, o ad avere un fatturato più alto rispetto ad una startup che non lo utilizza. L'esperimento in questione è realizzato utilizzando una tipologia di esperimenti denominata RCT, Randomized Controlled Trial, al fine di verificare che gli effetti rilevati siano derivanti solamente dall'utilizzo di questo metodo. L'esperimento si basa sul dividere i partecipanti in due campioni omogenei attraverso un processo di randomizzazione, al fine di limitare bias introdotti da possibili eterogeneità, e di sottoporli a due trattamenti diversi.

Questa metodologia permette di misurare i risultati ottenuti dai due campioni e ricondurre le possibili differenze solamente alla diversità tra i due trattamenti. In questo modo, le startup del campione sono state suddivise in due gruppi, denominati rispettivamente Trattamento e Controllo.

A questi due campioni è stato offerto un corso di 10 lezioni riguardanti le metodologie di ricerca di mercato e test di fattibilità della propria idea imprenditoriale, con l'unica differenza che al campione trattato è stato insegnato come formulare queste attività secondo gli step definiti dall'approccio scientifico.

Per verificare le differenze tra i due campioni, le startup sono state monitorate attraverso interviste telefoniche a cadenza mensile. Durante queste interviste sono stati raccolti dati relativi alle attività della startup e sul grado di scientificità con cui sono state compiute le loro decisioni.

Al termine dell'esperimento, è stato osservato come le startup trattate col metodo scientifico avessero compiuto più pivot rispetto al campione non trattato, sottolineando come il metodo scientifico avesse avuto un effetto nel far riconoscere agli imprenditori le sfaccettature più profittevoli della propria idea imprenditoriale. Dal punto di vista delle

performance è emerso come le startup del trattamento ottenessero un fatturato più alto oppure abbandonassero più frequentemente la propria idea imprenditoriale rispetto alle startup del controllo.

Partendo dall'esperimento realizzato in Camuffo et al, il seguente lavoro si propone di approfondire gli aspetti legati al grado di scientificità delle startup nel loro approccio al decision making. Nello specifico, questo lavoro cercherà di approfondire l'impatto delle caratteristiche e dei tratti psicologici di un team sul grado di scientificità adottato dalle startup nel decision making.

L'impatto delle caratteristiche di un team è stato oggetto di numerosi studi in diversi ambiti, come per esempio l'impatto dell'eterogeneità sulle performance dell'impresa o dei tratti dei team sulle loro scelte.

Vista la mancanza di letteratura relativa all'approccio scientifico, si cercherà di verificare se le caratteristiche e i tratti d'interesse precedentemente individuate per i team delle imprese e delle startup possano in qualche modo incidere sul grado di scientificità delle loro decisioni, valutato secondo i criteri del metodo scientifico.

Lo studio di queste variabili ha interesse sia dal punto di vista scientifico che pratico.

Da un punto di vista scientifico, il seguente progetto si propone di investigare l'esistenza di specifiche caratteristiche, eterogeneità o tratti di un team che rendono l'approccio al decision making sistematicamente più scientifico. Da un punto di vista pratico, il seguente lavoro si propone di documentare possibili *insights* sul naturale approccio scientifico dei team di startup early stage, documentando i motivi per una possibile carenza di scientificità e di come aumentarla tramite un'ottimale composizione del team.

Nei prossimi paragrafi verranno introdotte le caratteristiche dei team oggetto di analisi con le relative domande di ricerca.

### 1.2.1 Eterogeneità all'interno dei team

L'impatto dell'eterogeneità nella composizione di un team è stato oggetto di studio sia su startup ( Ensley, M. D., Hmieleski , K.M., 2015) che su imprese consolidate (Carpenter, 2002; Cui, Y. et al, 2019), sotto diversi punti di vista. Nel loro lavoro del 2015, Ensley e Hmieleski hanno evidenziato come l'eterogeneità all'interno del team manageriale di un'impresa incida positivamente sulla profittabilità.

Utilizzando un campione composto da startup universitarie, cioè gestite da un team composto da membri appartenenti al mondo universitario, e da startup non universitarie, è stata calcolata l'eterogeneità delle due tipologie in base a fattori legati alla formazione scolastica, all'esperienza nel settore in cui opera la startup, l'ambito di competenza, la provenienza dei membri e le abilità tecniche e umane.

La scelta di queste dimensioni è giustificata dal fatto che una diversa combinazione di queste caratteristiche generi delle sinergie in grado di affrontare ambienti più o meno turbolenti, garantendo un maggior ventaglio d'informazioni nelle scelte legate alla startup.

Per esempio, secondo Ensley e Hmielenski, i team caratterizzati da membri con una maggior eterogeneità negli ambiti di competenza o di formazione scolastica sono in grado di svolgere al loro interno attività di diversi ambiti, garantendo di adattarsi a cambiamenti impreveduti nell'ecosistema in cui operano e di ampliare il focus della startup.

Approfondendo le analisi, è emerso come la maggior eterogeneità delle startup non universitarie incida positivamente sulla profittabilità di queste e sul tasso di crescita. Al contrario, è emerso come le startup universitarie, caratterizzate da team più omogenei, possiedano profittabilità e tasso di crescita inferiore rispetto a quelle non universitarie. Ensley e Hmielenski giustificano questo risultato come la conseguenza della maggior capacità di adattamento ad un ambiente incerto di un team eterogeneo rispetto ad uno omogeneo, grazie al fatto che un team eterogeneo possiede un ventaglio di risorse più vasto che gli permette di adattarsi a questo tipo d'ambiente (Herrmann, P.; Datta, D. K.; 2005).

Un risultato simile è fruibile in Cui, Y. et All. del 2009. In questo lavoro è stato studiato, impiegando un campione di 172 imprese operanti nel settore IT, come l'eterogeneità del team manageriale incida sul profitto netto di queste.

Analogamente al caso descritto in precedenza, l'eterogeneità dei team è stata calcolata in base alle caratteristiche demografiche, di formazione scolastica, manageriale e su esperienze specifiche dei manager, come l'appartenenza ad un ambiente accademico o l'esperienza di ruoli manageriali all'estero.

Queste dimensioni per l'eterogeneità del team sono state introdotte per verificare l'impatto di queste caratteristiche sulle performance del team, analogamente con quanto

descritto sulla capacità d'adattamento di un team eterogeneo (Herrmann, P.; Datta, D. K.; 2005). Da queste analisi è emerso come l'eterogeneità rispetto alcune dimensioni, come la proporzione di manager con esperienza manageriale all'estero o con un background finanziario, incida positivamente sul profitto netto dell'impresa mentre rispetto ad altre in modo negativo, come la porzione di manager appartenenti ad un ambiente accademico. Questo lavoro suggerisce quindi che un'elevata eterogeneità del team non incida necessariamente in modo positivo sulle performance di un'impresa, anche se questa comporta una diversità nelle risorse all'interno del team. Da questi due lavori emerge come l'eterogeneità all'interno dei team giochi un ruolo importante nella conduzione e nelle scelte relative alle imprese e alle startup.

Per quanto riguarda l'approccio scientifico, un elevato grado di eterogeneità all'interno di un team potrebbe generare degli spillover di conoscenza tra i membri dei team, portando ad un approccio più strutturato nel reperimento e nella valutazione delle informazioni.

Un altro aspetto degno d'attenzione potrebbe essere l'eterogeneità legata alle esperienze imprenditoriali, lavorative e manageriali dei membri dei team. Un team composto da soli membri con una grande esperienza imprenditoriale potrebbero essere portati a trascurare la rigorosità nel loro approccio al decision making, a causa della confidenza ottenuta nelle loro precedenti attività imprenditoriali (Hayward, M.L.A. et al.;2014).

Questo fenomeno potrebbe essere limitato da una maggior eterogeneità su questi fattori, dovuto alla presenza di membri con una limitata esperienza e quindi meno influenzati da questa.

Al contrario, un'elevata eterogeneità nei team potrebbe influenzare in modo negativo l'approccio al decision making. Per esempio, un'elevata eterogeneità relativa ai titoli di studi conseguiti dai membri dei team potrebbe limitare l'utilizzo di un approccio al decision making simile a quello utilizzato dai ricercatori, vista la lontananza di alcuni titoli di studio dal mondo legato alla ricerca.

Alla luce di queste considerazioni, la prima *domanda di ricerca* che questo lavoro si propone di valutare è l'impatto dell'eterogeneità all'interno di un team sul grado di scientificità con cui questo si approccia al decision making. Nello specifico, verrà

approfondito l'impatto dell'eterogeneità totale del team e l'impatto delle singole dimensioni individuate in letteratura sul grado di scientificità della startup.

### 1.2.2 Le Caratteristiche dei Team

Si procede ora ad analizzare le caratteristiche che differenziano tra loro i team delle startup. Nello specifico, verrà descritto l'impatto delle esperienze pregresse a livello di team, la presenza o meno di donne o studenti e la natura del prodotto offerto dalla startup. E' noto dalla letteratura (Beckman,2006; Cuy. Y et All,2009; Munoz-Bullon,Sanchez-Bueno, Vos-Saz,2015; Jo, Lee, 1996) come l'esperienze pregresse di un team abbiano un impatto positivo sul reperimento e l'utilizzo delle risorse e delle informazioni necessarie per lo svolgimento di un'idea imprenditoriale. Un esempio dell'impatto dell'esperienza pregressa ci viene fornito nel lavoro di Munoz-Bullon,Sanchez-Bueno e Vos-Saz del 2015.

In questo lavoro, utilizzando un campione di 287 startup, è stato dimostrato come le esperienze pregresse dei membri del team moderino positivamente l'impatto delle risorse del team sulle performance della startup. In questo studio viene evidenziato come le pregresse esperienze imprenditoriali, manageriali, lavorative e nel settore della startup possano incidere positivamente sul reperimento e sull'utilizzo delle risorse necessarie.

Secondo gli autori di questo lavoro, l'esperienza imprenditoriale pregressa fornirebbe al leader e al team delle startup le informazioni e il network necessaria per ottenere le risorse adeguate allo svolgimento del loro business e per adattarsi rapidamente al mercato. Inoltre, un'esperienza pregressa di questo tipo permetterebbe agli imprenditori di sfruttare gli apprendimenti già compiuti nel passato, come per esempio la redazione di un business plan, per strutturare la loro idea e per riconoscere, organizzare e utilizzare al meglio le risorse necessarie (Veretennikova,N., Vaskiv,R,2018).

Per quanto riguarda l'esperienza nel settore, in questo lavoro viene descritto come questa possa permettere al team di una startup di ottenere informazioni più rapidamente e con una qualità superiore per lo specifico settore, vista anche la natura tacita di alcuni di questi.

L'esperienza nel settore permetterebbe anche la creazione di networking con l'ecosistema in cui la startup opera, garantendo il reperimento di risorse chiave e specifiche.

L'utilizzo al meglio delle risorse e delle informazioni non è solamente legato alle esperienze pregresse del team della startup, infatti l'impegno profuso nelle attività da parte dei membri di un'impresa incide positivamente sull'efficienza con cui questo opera e affrontare un ambiente incerto come quello imprenditoriale (Chowdhury, 2005).

Da quanto detto, emerge come l'esperienze pregresse all'interno di un team e l'impegno profuso da questo nello svolgimento delle attività siano elementi importanti per la sua nell'efficacia. Vista nell'ottica di un approccio scientifico al decision making, le esperienze pregresse potrebbero essere degli strumenti importanti per la ricerca di informazioni più dettagliate, anche tramite strumenti specifici del settore, per esempio l'utilizzo di un *business plan* per formulare la propria idea.

Nello specifico, l'esperienza nella redazione di un business plan da parte dei membri della startup potrebbe influenzare il loro approccio nel reperimento delle informazioni, vista la rigorosità richiesta nella redazione di questo documento.

L'esperienza pregressa nel settore in cui opera la propria imprese potrebbe fornire ai team degli strumenti utili per una formulazione più dettagliata della propria idea imprenditoriale e di una teoria che sta alla sua base. Inoltre, una conoscenza pregressa nel settore in cui si opera potrebbe permettere di reperire informazioni e svolgere test in un contesto appropriato per la startup, portando un apprendimento migliore.

Per quanto riguarda l'esperienza imprenditoriale e manageriale, queste potrebbero favorire una miglior conoscenza della complessità di un ambiente imprenditoriale, portando una maggior attenzione sulla teoria su cui l'idea si basa e alla ricerca di informazioni più attendibili per le decisioni relative alla propria startup.

Al contrario, un'eccessiva esperienza in uno di questi ambiti potrebbe portare il team a sottovalutare l'ambiente in cui si trova, portandolo a basare le proprie informazioni solamente sulle sue esperienze pregresse o sul proprio intuito.

Un comportamento di questo tipo all'interno del team porterebbe ad un approccio decisionale poco scientifico e lontano da quanto descritto in precedenza per il metodo che si vuole valutare.

La seconda *domanda di ricerca* che questo lavoro si propone di rispondere è di studiare l'impatto dell'esperienza manageriale, imprenditoriale, nel settore della startup e nelle

redazione di un business plan sulla scientificità dell'approccio al decision-making di una startup.

Un altro elemento di riflessione è l'impegno che il team mette nella propria startup.

Una team che dedica una grande quantità del proprio tempo alla startup d'appartenenza potrebbe essere portato a compiere decisioni utilizzando un maggior numero d'informazioni e cercando di reperirle nel modo migliore possibile. E' logico pensare che un team con un basso livello d'impegno verso la propria startup sia portato a compiere le proprie decisioni in modo superficiale, tralasciando aspetti importanti.

La terza *domanda di ricerca* che questo lavoro si propone di approfondire riguarda l'impatto dell'impegno del team sul livello di scientificità del suo approccio al decision making.

La letteratura evidenzia come la presenza in una startup di studenti, intesi come persone che frequentano ancora un corso di studio, sia un elemento d'interesse sulle caratteristiche di queste. Gli studiosi e i ricercatori (Hasegawa K. e Sugawara, T., 2017;) descrivono come la presenza di uno studente all'interno del team di una startup possa portare allo sviluppo di un'idea o servizio relativi agli ambiti studiati oppure a modificare le routine all'interno di un'organizzazione (Chenoweth, 2008) o delle risorse impiegate (Roberts, D., Stephens, T.S.; 2018).

Nel lavoro di Hasegawa K. e Sugawara, T del 2017 è stato condotto uno studio su un campione di startup provenienti dall'università di Tokyo, al fine di studiarne le differenze a livello di composizione e come questa impatti sulla proposta offerta dalla startup e sui finanziamenti ricevuti. Basandosi su un campione di 237 startup fondate all'interno dell'Università di Tokyo, è stato osservato che 125 sono nate da un'idea di uno studente, di cui 87 sono state fondate e gestite da studenti che stavano ancora frequentando gli studi. Dalle analisi su questo campione è emerso come le startup basate sull'idea di uno studente siano in un numero eguale rispetto alle restanti del campione e che il totale della loro capitalizzazione di mercato sia quasi equivalente, sottolineando come non sembri esistere una differenza tra questi due tipi di startup a livello di valore di mercato.

Un dato interessante di questo lavoro viene però fornito dallo studio dei finanziamenti ricevuti. Dalle analisi di Hasegawa e Sugawara emerge che le 125 startup guidate da

studenti hanno ottenuto 200 milioni di dollari di finanziamento rispetto ai 950 ottenuti dal totale delle startup.

Secondo i due ricercatori questo dato trova giustificazione dalla natura delle idee di queste startup, le quali sono principalmente basate sulla realizzazione di servizi o di nuovi modelli di business.

Inoltre, emerge come i prodotti di queste startup siano stati creati attraverso gli strumenti acquisiti durante il loro percorso di studi, per esempio tramite risorse software ed IT, giustificando una minor necessità di finanziamento.

Questo è un dato molto interessante in quanto si può osservare come l'idea imprenditoriale di queste startup sia sistematicamente diversa da quelle realizzate dalla restante parte del campione, caratterizzata principalmente da idee imprenditoriali basate su prodotti fisici derivati da anni di studio in laboratorio e che richiedono grandi investimenti iniziali.

La letteratura suggerisce anche come la metodologia di lavoro e di conduzione di una startup utilizzata da uno studente possa essere diversa rispetto ad un lavoratore o un imprenditore (Chenoweth,2008). Secondo lo studio di Chenoweth del 2008, l'approccio di uno studente all'interno di una startup può essere diverso rispetto al resto dei membri. Tramite uno studio della durata di quattro anni, Chenoweth ha studiato l'impatto dell'esperienza lavorativa di uno studente in ambito informatico all'interno di una startup. Dalle interviste condotte agli imprenditori è emerso come ci sia un disallineamento tra il modo di lavorare di questi rispetto a quello degli studenti.

In una buona parte delle interviste è emerso come gli imprenditori a capo della startup siano contrari e ritengano inutili le metodologie di lavoro utilizzate dagli studenti, come per esempio il metodo AGILE. Secondo gli imprenditori, queste metodologie di lavoro introdotte dagli studenti andrebbero a togliere il focus dalle attività da loro considerate più importanti, come lo studi del cliente e la realizzazione del loro prodotto.

Da questo lavoro è ipotizzabile come l'approccio di uno studente allo svolgimento delle task sia più influenzato dai meccanismi appresi e sviluppati durante il percorso di studio, differenziandolo da quello utilizzato da un imprenditore o da un membro non studente.

Un'ultima caratteristica legata agli studenti e al loro approccio all'interno del team è suggerita dal lavoro di Roberts, D e Stephens, T.S del 2008. In questo lavoro Roberts, D

e Stephens, T.S mostrano, attraverso un caso studio, l'approccio di un team di studenti nella realizzazione della loro idea imprenditoriale. In questo caso studio è possibile osservare come uno studente possa aver accesso a delle risorse e conoscenza, come per esempio dei fondi scolastici o un preciso corso di studio, che gli permettano di sviluppare e ottenere competenze necessarie per il suo lavoro all'interno della startup.

Come si evince dalla letteratura, la figura dello studente possiede delle caratteristiche che lo differenziano dagli altri membri di un team.

Tra gli aspetti che questo lavoro si propone di affrontare si ritiene importante osservare il possibile impatto della presenza di uno o più studenti all'interno del team di una startup. Dalla letteratura descritta in precedenza emerge come questa figura incida sulla natura della startup in cui si trova ad operare, grazie alla *forma mentis* data dagli studi frequentati e dalla risorse possedute tramite i suoi corsi di studi.

All'interno di un team questa figura potrebbe contribuire con una mentalità più rigorosa e quindi influire sull'approccio al decision making, portando alla ricerca di un maggior numero di conferme attraverso dati attendibili e validati, come da rigore necessario per lo studio.

Questa differenza rispetto ad un membro lavoratore potrebbe essere giustificata dal fatto che lo studente frequenti ancora un corso di studi.

Lo studio all'interno di una realtà universitaria o differente potrebbe influire sulla capacità con cui uno studente è in grado di apprendere, sia a livello di metodologia che attraverso i mezzi a sua disposizione. Lo studente potrebbe quindi essere più abituato a cercare informazioni e a farlo utilizzando una metodologia più rigorosa e tipica di un ambiente accademico, simile a quella usata da un ricercatore.

Inoltre, l'utilizzo e l'introduzione di metodologie più rigorose da parte degli studenti potrebbe influire anche su quelle utilizzate dai team, portando quindi ad un miglioramento dell'approccio utilizzato dall'intero team nel reperimento delle informazioni per le attività di scelta.

Come suggerito dalla letteratura (Chenoweth,2008), il possibile effetto creato dalla presenza di uno studente all'interno del team potrebbe essere moderato o annullato dalla presenza di altri membri non studenti. In questi soggetti, le abitudini sviluppate nel mondo lavorativo potrebbero aver soppiantato le metodologie più rigorose apprese durante gli

anni scolastici, portando all'utilizzo di un approccio meno strutturato e scientifico nell'approccio al decision making.

Un altro fattore potrebbe essere legato ad un effetto gerarchico all'interno del team, infatti i lavoratori potrebbero ritenere gli studenti meno esperti nella conduzione di un business, ignorando la forma mentis da loro introdotta (Chenoweth,2008).

Questa ultima ipotesi introduce un'ulteriore possibilità di riflessione. Il possibile effetto introdotto da uno studente potrebbe dipendere anche dalla numerosità degli studenti all'interno del team. Un team maggiormente popolato da studenti potrebbe trovare meno resistenze nell'utilizzo di un approccio più rigoroso e scientifico nelle scelte relative alla startup.

In sintesi, la quarta *domanda di ricerca* che il seguente lavoro si propone di analizzare è se la numerosità degli studenti all'interno e l'esperienza lavorativa pregressa del team possa influenzarne la scientificità naturale nell'approccio al decision making.

Si procede ora analizzando più nel dettaglio l'eterogeneità del sesso dei componenti dei team, soffermandoci sulla figura della donna.

La letteratura del settore si è soffermata molto sull'impatto delle donne in un'impresa, confrontandole con quelle a conduzione principalmente maschile, sia da un punto di vista di leader (Fairlie, R.W. Robb, A.;2009) che nelle composizione del team (Hoogendoorn, S., Oosterbeek, H., Van Praag, M.;2013;).

Questo lavoro sarà concentrato ad osservarne l'impatto dall'interno del team, soprattutto osservando come l'eterogeneità di questi team incida sulle performance e sulle dinamiche decisionali. Un primo spunto di riflessione ci viene dato dalla percentuale di donne all'interno di un team e il suo impatto sulle performance dell'impresa ( Hoogendoorn, S., Oosterbeek, H., Van Praag, M.;2013). Secondo il lavoro di Hoogendoorn S. et al del 2013, l'eterogeneità sessuale all'interno dei team inciderebbe in modo positivo sulle performance di un'impresa.

Conducendo un esperimento su 45 imprese gestite per un anno da team studenteschi, è stato possibile osservare come i team con una certa percentuale di eterogeneità ottenessero vendite e ricavi maggiori rispetto a quelli composti principalmente da figure maschili.

Inoltre, nel seguente studio non viene esclusa la possibilità che un team maggioranza femminile possa performare meglio di un team bilanciato. Questo lavoro evidenzia come un'eterogeneità dei componenti del team sotto un profilo sessuale possa portare a dei miglioramenti nelle performance.

Un suggerimento sulle motivazioni di questo fenomeno può essere dato dal lavoro di Apestegua et al del 2012. In un contesto simile all'esperimento precedente, è stato mostrato come un team composto da sole donne compia delle scelte diverse rispetto a team eterogenei.

All'interno di tre edizioni di un contest di una famosa marca di prodotti di bellezza, sono state analizzate le scelte di più di 10000 team, composti da tre persone, sulla gestione di due brand fittizi. Le scelte su cui i team sono stati valutati riguardavano investimenti in R&D, cliente target e strategia di prezzo e investimenti in iniziative sociali e ambientali. Analizzando le scelte delle differenti combinazioni di team è stato mostrato come i team composti completamente da donne abbiano compiuto delle scelte sistematicamente diverse rispetto ai team con un diverso mix di componenti.

Nello specifico, i team composti solamente da donne presentavano un basso livello d'investimenti in R&D, una strategia di prezzo e target poco aggressiva e alti livelli di investimenti in iniziative sociali e ambientali. Secondo l'interpretazione degli autori queste scelte sono giustificate dalle diverse caratteristiche, individuate nella letteratura, tra un decisore di sesso femminile rispetto ad uno maschile. L'investimento basso in R&D e la bassa aggressività nella strategia di prezzo può essere giustificata, rispettivamente, dalla bassa propensione al rischio e alla minor aggressività di un decisore femminile (Apestegua et al; 2012) . Al contrario, gli alti investimenti in iniziative sociali e ambientali trova riscontro nella letteratura (Adams, R. B., P. Funk. 2011;), nella quale si afferma che un decisore femminile possieda un maggior altruismo e senso sociale.

Da questi due esempi emerge come un decisore di sesso maschile e uno di sesso femminile possano differire negli approcci al decision-making in base alle caratteristiche personali.

Nell'ottica di questo lavoro di tesi, queste differenti dinamiche nel decision making potrebbero influire sulla rigorosità con cui il team prende le proprie decisioni. Un team maggiormente popolato da donne potrebbe essere caratterizzato da un basso valore di

propensione al rischio, cercando quindi di ottenere informazioni attendibili prima di compiere una scelta.

La presenza femminile all'interno di un gruppo potrebbe anche portare alla creazione di sinergie, fornendo caratteristiche diverse da quelle solitamente possedute da un team solamente maschile.

La quinta *domanda di ricerca* che il seguente lavoro di tesi si propone di approfondire è quindi l'impatto del numero di donne all'interno del team di una startup sul grado di scientificità di questa nell'approccio al decision making.

L'ultimo aspetto che verrà considerato riguarda l'offerta di una startup, cioè se la sua offerta consista in un prodotto fisico oppure un servizio. L'obiettivo che si vuole analizzare è se la scelta di condurre un business su un nuovo servizio oppure su un nuovo prodotto fisico incida o meno sul grado di scientificità con cui il team di una startup prende le sue decisioni.

La differenza tra una startup che offre un prodotto rispetto ad una che offre un servizio è un argomento relativamente nuovo, anche se alcuni spunti di riflessione vengono offerti dalla letteratura e dagli esperti del settore. Secondo Julianne Ponan, un'imprenditrice di successo e mentor di numerose startup, un imprenditore può percorrere due strade nel proprio business, la prima è costruire un'impresa basata su un servizio in cui vengono messe in commercio le proprie competenze e la seconda è costruire un'impresa basata sulla vendita di un prodotto fisico (<http://www.julianneponan.com/what-kind-of-business-do-you-want-service-vs-product-based-business/>). Entrambe le tipologie di business risultano essere profittevoli, anche se secondo Ponan i business dedicati ai servizi sono meno scalabili e la vendita di un prodotto tende ad essere più profittevole nel lungo periodo.

Un ulteriore spunto di riflessione è dato da uno studio in cui viene messo a confronto lo sviluppo di un nuovo servizio con lo sviluppo di un nuovo prodotto.

La collaborazione interna tra imprese non si discosta molto da quella esistente in una startup per questo si possono considerare tali risultati ed estenderli alle considerazioni di questo elaborato (Schleimer, S.C., Shulman, A.D., 2011; Schleimer, S.C., Shulman, A.D., 2011). Le performance che risultano da un business di prodotto sono maggiori di quelle di un business di servizio, inoltre i servizi sono più facilmente modificabili proprio per la

loro caratteristica di essere intangibili. Le differenze emerse tra un business incentrato su un prodotto fisico e un servizio suggeriscono come questa caratteristica della startup possa incidere sulle dinamiche interne al team.

Un business basato su un prodotto fisico potrebbe richiedere delle competenze di natura più scientifica, per esempio per la sua progettazione e realizzazione, rispetto ad un servizio. Questo tipo di competenze potrebbero quindi trasformarsi in una forma mentis più scientifica che potrebbe venir replicata anche nei meccanismi decisionali.

Dunque, la sesta *domanda di ricerca* che questo elaborato si propone d'indagare è l'impatto che la tipologia di prodotto offerto dalla startup ha sulla scientificità con cui un team si appropria al decision making.

### 1.2.3 I tratti del team

Si procede ora analizzando le ultime caratteristiche del team affrontate in questo lavoro: i tratti decisionali e psicologici.

La letteratura riguardante i tratti dei team che incidono sulle capacità di decision making si soffermano principalmente sulla capacità di analisi, sulle capacità intuitive e sulla confidenza in se e nei propri mezzi. (Hayward, M.L.A. et al.;2014 Hodgkinson, G.P., Sadler-Smith, E. , 2018)

Secondo Hodgkinson, G.P., Sadler-Smith, E., La capacità di analizzare ed elaborare le informazioni per compiere una decisione può avvenire attraverso due processi mentali denominati, rispettivamente , Type 1 e Type 2. Il primo processo, di natura inconscia, è legato alla capacità intuitiva di un individuo, cioè un processo olistico attraverso cui le informazioni vengono elaborate inconsciamente (Shapiro, S., Spence, M.T.,1997). Al contrario, il secondo processo, di natura conscia, si basa sulle capacità analitiche dell'individuo, cioè un processo attraverso cui le informazioni vengono elaborate e indagate consciamente, attraverso dati tangibili (Allison, C.W., Hayes, J., 1996).

Questi due processi descrivono come gli individui, singolarmente o come team, prendono le loro decisioni in base alla formulazione delle informazioni ottenute. Questi due processi sono drasticamente diversi e possono quindi portare ad approcci al decision making molto diversi.

Prima di procedere con la formulazione dell'ultima *domanda di ricerca*, si procede analizzando l'ultimo tratto individuato, cioè il grado di confidenza in se e nei propri mezzi.

Secondo la letteratura, la confidenza in se e nei propri mezzi è un tratto necessario per gli imprenditori, vista l'eccessiva incertezza dell'ecosistema in cui si trova ad operare (Hayward, M.L.A. et al.;2014 Hodgkinson, G.P., Sadler-Smith, E. , 2018). D'altro canto, la letteratura afferma che un eccessivo livello di confidence può sfociare nella generazione di bias da overconfidence, limitando la ricerca di nuovi elementi o aspetti della propria teoria imprenditoriale (York, J.L., Danes, J.E. 2014).I diversi tratti analizzati suggeriscono come questi potrebbero impattare sulla scientificità dei team nel loro approccio al decision making. Un team con un approccio al decision making più propenso all'utilizzo della capacità d'analisi potrebbe essere sistematicamente più rigoroso nella ricerca delle informazioni, portando quindi ad una maggior scientificità nella ricerca e valutazione delle informazioni ottenute. Al contrario, un team con una maggior propensione all'utilizzo delle capacità intuitive nel compiere le proprie decisioni potrebbe essere caratterizzato da un approccio meno rigoroso e scientifico nel reperire e valutare le informazioni. Analogamente, un team con un alto grado di confidenza in se e nei propri mezzi potrebbe avere un approccio meno scientifico nella ricerca delle informazioni necessarie per portare avanti la propria idea, a causa di bias da overconfidence.

Infine, l'ultima *domanda di ricerca* che questo lavoro si propone di approfondire è l'impatto dei tratti legati ai meccanismi decisionali e psicologici di un team nel suo impatto al decision making.

## 2. La costituzione del campione e la raccolta dei dati

La raccolta dei dati è avvenuta all'interno di un progetto di ricerca chiamato "TheStartupLab", condotto dal centro EIC del Politecnico di Torino in collaborazione con il centro ICRIOS dell'Università Bocconi di Milano. Al fine di rispondere alle domande di ricerca proposte sono stati raccolti i dati relativi a 142 startup provenienti da tutta Italia e appartenenti a 17 settori diversi. L'obiettivo principale di tale lavoro è lo studio dell'approccio scientifico al decision-making e dell'impatto di quest'ultimo sull'andamento delle performance delle startup a cui è stato insegnato. Per fare ciò i due Centri universitari hanno ideato e promosso un corso ad hoc per l'insegnamento di tale metodo, indirizzato a startup early-stage senza restrizioni di provenienza e di settore. In questo contesto è stato possibile raccogliere, come descritto nei prossimi paragrafi, i dati necessari per la costruzione del campione su cui sono state condotte le analisi.

### 2.1 Metodologia di raccolta dati.

Per misurare la naturale propensione delle startup all'utilizzo di un approccio scientifico al decision-making, di ognuna delle 142 startup early-stage sono state raccolte informazioni riguardanti le caratteristiche e i tratti del leader e del team, la scientificità naturale del loro approccio al decision-making e le caratteristiche qualitative della startup, come la natura della offerta o il settore in cui opera.

Questi dati sono stati raccolti in due momenti diversi, utilizzando metodologie specifiche in base alla tipologia di dato da reperire. Nello specifico, le informazioni relative ai leader, ai team e alle caratteristiche qualitative della startup sono state raccolte attraverso l'utilizzo di un questionario e di un template in formato PowerPoint. Diversamente la scientificità naturale del loro approccio al decision-making è stata raccolta mediante un'intervista telefonica, condotta dai *research assistant* del progetto ai leader delle startup.

La raccolta dati è avvenuta durante il periodo d'iscrizione delle startup al corso, cioè dal 07/08/18 al 07/10/18 e nelle settimane successive, durante le quali si sono svolte le interviste telefoniche. Precisamente, la prima parte dei dati è stata raccolta in fase di finalizzazione delle iscrizioni al corso. E' stato, perciò, richiesto alle startup di compilare un questionario online, generato tramite la piattaforma Qualtrics e un template strutturato

in formato PowerPoint, riguardo la loro idea imprenditoriale, così da poter raccogliere sinteticamente i dati necessari.

Al termine del periodo d'iscrizione, le startup sono state contattate telefonicamente dai research assistant del progetto per rispondere ad un'intervista. In questa seconda fase sono state raccolte le informazioni riguardanti la scientificità dell'approccio strategico della startup ed eventuali dati utili per colmare le lacune all'interno dei questionari.

## 2.2 Campagna Marketing

La campagna marketing per la sponsorizzazione del corso è stata un elemento essenziale per la raccolta dei dati e la costruzione di un campione rappresentativo per lo svolgimento delle successive analisi.

L'obiettivo della campagna marketing, effettuata nel periodo temporale dal 07/08/18 al 07/10/18, è stato il raggiungimento e l'attivazione di almeno 130 startup early stage. La campagna si è concentrata su un determinato profilo di startup early-stage ed è stata condotta utilizzando mezzi ad hoc per il raggiungimento del target scelto. I canali di diffusione principalmente utilizzati sono stati: piattaforme social, siti web di riviste specializzate, pagina web dedicata, contatti diretti con startup partecipanti a bandi specifici di settore e con incubatori, acceleratori e spazi di coworking sparsi in tutta Italia. I canali social di riferimento per la campagna marketing sono stati, essenzialmente, Facebook e LinkedIn, entrambi scelti attraverso un'attenta valutazione, basata sulle caratteristiche della natura del social e del target iscritto, da parte del team del progetto. Nello specifico, Facebook è stato preferito per la presenza di numerosi gruppi dedicati al tema dell'imprenditorialità e per la massiccia presenza di pagine dedicate al mondo startup early-stage, mentre LinkedIn per la natura intrinseca del social network, cioè quella di creare network tra lavoratori, imprese e istituzioni.

La campagna sui social è stata realizzata attraverso la produzione e la pubblicazione di contenuti creati appositamente per ognuna delle due piattaforme. La campagna è avvenuta tramite la pubblicazione di quattro tipologie di post diversi, condivisi in istanti temporali prefissati. Tali post sono stati pubblicati attraverso la pagina dell'EIC del Politecnico di Torino e sponsorizzati dagli operatori della campagna marketing su gruppi e pagine presenti sulle piattaforme, i cui membri appartengono al possibile target imprenditoriale da ricercare.

Il primo post è stato condiviso all'inizio della campagna marketing e riproposto come primo *engagement post* ogni volta che una nuova pagina o gruppo veniva raggiunto. Gli altri contenuti sono stati condivisi con cadenza mensile sui gruppi individuati al fine di mantenere l'*engagement* del target verso il corso. Negli ultimi giorni della campagna marketing, prima della scadenza delle iscrizioni, la diffusione del corso sui social è stata intensificata attraverso l'impiego di post di countdown, terminati l'ultimo giorno disponibile per l'iscrizione al corso. Tra le pagine e i gruppi su cui i post sono stati pubblicati risultano "StartupItalia!", "Giovani Imprenditori" e "Startup Magazine Italia". La diffusione del corso sui social non è avvenuta solamente tramite la condivisione di contenuti da parte dei coordinatori di "TheStartupLab" ma, attraverso la forte risonanza dei contatti sviluppati nelle prime settimane di campagna, il progetto ha ottenuto sponsorizzazioni da riviste web specializzate tramite articoli pubblicati sulle loro pagine social e sui loro siti web. Tra le riviste specializzate che hanno dedicato un articolo al progetto risultano per esempio "Millionaire" e "Startup Magazine Italia".

Oltre alla visibilità data dai social, un ruolo chiave nella campagna marketing per il raggiungimento del target di startup prefissato è stato svolto dal contatto con gli acceleratori, gli incubatori e gli spazi di coworking. Sono state, perciò, contattate 166 realtà distribuite in tutta Italia, suddivise tra incubatori, acceleratori e spazi di coworking. Tra queste possiamo trovare l'I3P di Torino, diversi Talent Garden situati nelle principali città italiane e l'incubatore Technest dell'Università della Calabria.

Il rapporto con queste entità ha permesso di raggiungere e attirare anche startup provenienti da realtà diverse da quella piemontese

Una parte della campagna marketing, infine, è stata realizzata contattando direttamente startup valutate come appartenenti al target ricercato. La ricerca di queste ultime è stata effettuata attraverso gli elenchi delle startup che hanno partecipato a bandi e competizioni dedicate a startup early stage come "The Startup Cup" e "DigithOn". Il contatto con le startup è avvenuto, in primis, attraverso un'e-mail di ingaggio e in seguito, in caso di mancata risposta alla prima e-mail, telefonicamente.

Ognuno dei mezzi utilizzati per la campagna marketing rimandava al sito creato ad hoc per il corso, [www.TheStartupLab.com](http://www.TheStartupLab.com) sul quale le startup hanno potuto trovare ulteriori informazioni sul corso e lasciare i loro nominativi per essere ricontattati.

La suddetta campagna marketing ha permesso di ottenere 328 prese di contatto di cui 152 sono state convertite in iscrizioni effettive, raggiungendo così il numero di startup prefissato per il progetto di ricerca.

### 2.3 Questionario

Il primo strumento analizzato è il questionario compilato dal leader della startup al termine del processo d'iscrizione. Il questionario è stato utilizzato principalmente per la raccolta dei dati quantitativi e qualitativi relativi ai team e ai leader.

Esso è composto da tre tipologie di domande, ognuna con lo scopo di misurare caratteristiche diverse:

- Domande di natura qualitativa legate al background del team della startup;
- Domande quantitative relative al comportamento e ai tratti del leader della startup;
- Domande quantitative relative al comportamento e ai tratti dei singoli membri della startup.

#### 2.3.1 Domande di natura qualitativa legate al background del team della startup

Le domande di natura qualitativa legate al background del team sono state formulate ad ogni membro della startup con lo scopo di raccogliere dati relativi al background personale di ogni membro del team e quindi ricavare informazioni sulla composizione e sull'eterogeneità di ogni startup.

L'elenco delle domande è fruibile nella tabella 3.3.1.1.

*Tabella 2.3.1.1 Domande qualitative sul background del team*

Domanda	Tipo Variabile
Nome e Cognome	Testo
Sesso	Testo
Età	Anni
Dove vive	Regione
In media quante ORE di lavoro settimanalmente dedica alla Start Up	Ore
Ha un LAVORO attualmente al di fuori della startup STUDIA?	Booleana
Ambito di studi frequentato?	Testo
Livello di istruzione più alto conseguito	Testo
Anni di esperienza nel settore in cui opera la Start Up	Anni
Anni di esperienza lavorativa	Anni

Anni di esperienza imprenditoriale	Anni
Anni di esperienza Manageriale	Anni
Esperienze precedenti nel redigere business plan?	Booleana
Ci sono dei libri (ambito start up e business) che vi hanno influenzato particolarmente? Se si riportate i titoli della vostra top 3	Testo

---

Le domande sopraelencate hanno permesso di reperire diverse informazioni sulle caratteristiche dei team e dei leader delle startup del campione, poi utilizzate per la costruzione delle variabili necessarie per l'analisi. Ad ogni membro della startup sono state richieste informazioni sul più elevato titolo di studio conseguito, se fossero ancora studenti e sull'ambito di studi frequentato. Il titolo di studio conseguito è stato individuato da ogni membro della startup mediante la scelta tra le seguenti opzioni:

- Qualifica Professionale;
- Diploma;
- Laurea Triennale;
- Laurea Magistrale;
- Master in Business Administration;
- PhD;
- Nessuno dei Precedenti Titoli;

Attraverso questo criterio è stato possibile ricostruire il livello di istruzione dei singoli team e dei leader e di ricavare la media degli anni di studio o quelli attualmente frequentati, in caso il partecipante fosse ancora uno studente. La suddetta variabile ha anche permesso di fare uno screening della composizione dei team e della possibile influenza del titolo di studio sul settore in cui la startup opera.

Per quanto riguarda l'ambito di studi frequentato, i membri della startup hanno potuto scegliere tra le seguenti opzioni:

- STEM (Scientific, Tecnologic, Engeneering, Matematics)
- Economics
- Altro

Tale domanda ha permesso di individuare la composizione dei team della startup non solo in base ai titoli conseguiti ma anche in base alla natura degli studi compiuti, permettendo di ottenere informazioni più dettagliate sul background culturale dei singoli membri, leader incluso e di approfondire l'analisi sull'influenza del background accademico. La classificazione del background studentesco è stata considerata per valutare se un background più scientifico o più di natura economica possa determinare una diversa scientificità rispetto ad un background studentesco diverso, vista la *forma mentis* rispettivamente acquisita in un percorso di tipo scientifico e/o economico.

Oltre alle domande sul percorso formativo, sono stati posti quesiti relativi alle esperienze lavorative, manageriali ed imprenditoriali pregresse e sulle ore di lavoro dedicate dai membri alla startup. Queste variabili sono state utilizzate per ricostruire l'esperienza media del team e del leader nei singoli ambiti e le ore di lavoro da questi dedicate. Come si può notare nei prossimi paragrafi, tali variabili hanno permesso di osservare particolari *insight* all'interno dei team, probabilmente dovuti al mezzo con cui le startup sono state ingaggiate.

Nel questionario, infine, sono state inserite due domande per verificare l'esperienza pregressa dei team nella redazione di un business plan e la possibilità di essere entrati in contatto col metodo scientifico prima della compilazione del questionario. Per verificare un possibile approccio precorso al metodo scientifico, alle startup del campione è stata posta la seguente domanda: *"Ci sono dei libri (ambito start up e business) che vi hanno influenzato particolarmente? Se sì, riportate i titoli della vostra top 3"*. La formulazione di questo quesito è giustificata dal fatto che l'approccio al decision-making è stato diffuso in ambito startup attraverso un libro intitolato *"The Lean Startup: How Today's Entrepreneurs Use Continuous Innovation to Create Radically Successful Businesses"* di Eric Ries. L'opera, infatti, descrive l'approccio scientifico al decision-making introdotto nel primo capitolo di questo lavoro e una sua lettura da parte del team di una startup avrebbe potuto influenzare la naturale scientificità del metodo. La risposta a questa domanda è stata quindi utile per discriminare le startup già entrate in contatto con questo metodo da quelle che non lo conoscevano.

### 2.3.2. Domande quantitative sui tratti dei leader

Le domande relative al comportamento e ai tratti del leader della startup hanno lo scopo di ricavare dati riguardanti i tratti psicologici e i comportamenti manageriali di quest'ultimo all'interno della startup. I quesiti appartenenti a questa categoria sono stati considerati come items per la costruzione delle variabili utilizzate in seguito per misurare l'impatto dei comportamenti e dei tratti psicologici del leader sulla scientificità dell'approccio al decision-making della startup. Gli items sono stati costruiti utilizzando una scala Likert da 1 a 7, dove le codifiche agli estremi sono rispettivamente "del tutto in disaccordo" e "del tutto d'accordo".

Le seguenti domande, fruibili in Appendice A, hanno come presupposto quello di misurare per ogni leader della startup i seguenti tratti: Locus of Control, Attitudine al Rischio, Self- Efficacy e Self-Regulation.

### 2.3.3 Domande quantitative sui tratti dei team

Le domande relative ai tratti psicologici dei team della startup hanno come scopo quello di raccogliere informazioni riguardanti i tratti psicologici e comportamenti decisionali dei membri del team, tra cui anche quelli del leader della startup. Questa parte del questionario è stata comunque compilata dal leader, ma le domande sono state poste in modo che le risposte raccogliessero informazioni sul comportamento complessivo del team e non del singolo rispondente. Le domande appartenenti a questa categoria sono servite come items per la costruzione delle variabili utilizzate successivamente per misurare l'impatto dei tratti psicologici e decisionali del team sulla scientificità naturale nell'approccio al decision making della startup. Tali items sono stati costruiti utilizzando una scala Likert da 1 a 5, dove le codifiche degli estremi sono rispettivamente "del tutto in disaccordo" e "del tutto d'accordo".

Le risposte a queste domande hanno come presupposto quello di misurare i seguenti tratti a livello di team: Confidence , Analytic, Intuitive. Le domande sono fruibili in Appendice B.

## 2.4 Template

Il secondo strumento impiegato per la raccolta dei dati sulle startup del campione è stato un template strutturato. Esso è stato utilizzato per la raccolta di informazioni riguardanti la natura dei progetti imprenditoriali. Tali informazioni sono servite a determinare l'ammissibilità al corso delle singole startup e hanno fornito elementi utili per la valutazione della scientificità durante le interviste telefoniche. Il template, inoltre, ha permesso di ottenere dati aggiuntivi sulla composizione dei team come, per esempio, il ruolo svolto da ogni membro all'interno della startup.

Le informazioni richieste all'interno del template sono state:

- Informazioni sul team della startup;
- Breve descrizione dell'idea imprenditoriale;
- Descrizione del problema che l'idea imprenditoriale si propone di affrontare e di come intende risolverlo;
- Descrizione del profilo clienti;
- Ulteriori informazioni accessorie sull'idea imprenditoriale come il modello di revenues, i concorrenti e a che punto dello sviluppo si trovino.

I dati raccolti hanno permesso di valutare la natura delle startup e di ottenere un quadro generale delle singole idee imprenditoriali. Tali informazioni, come per esempio la descrizione dell'idea e il modello di revenues, sono state usate come supporto nella valutazione dello stadio di sviluppo della startup e come informazioni accessorie per la successiva intervista telefonica per la valutazione della scientificità.

I suddetti template hanno consentito la definizione di alcune variabili utilizzate durante le analisi; ad esempio grazie alle informazioni ottenute è stato possibile realizzare le variabili relative al settore di provenienza e quelle relative alla natura del prodotto offerto dalle singole startup, permettendo di discriminare le startup che offrono un prodotto fisico da quelle che ne offrono uno intangibile.

Le informazioni raccolte per mezzo di questo strumento hanno fornito un'ulteriore conferma di quale membro della startup ricoprisse formalmente il ruolo di leader.

## 2.5 Interviste Telefoniche

Le interviste telefoniche sono state il mezzo attraverso il quale è stata valutata e quantificata la scientificità delle startup nel loro approccio al decision making.

Le interviste, realizzate dai research assistant del progetto e della durata di circa 30-40 minuti, sono state condotte attraverso una metodologia standard atta a verificare la scientificità delle startup, comparando il loro metodo di approccio al business con quello utilizzato dai ricercatori per la verifica e il test delle loro teorie.

Il metodo scientifico che si vuole misurare, come descritto in Camuffo et al. 2017, Eisenmann T et al 2013 e Ries, si basa sull'utilizzo da parte degli imprenditori di un approccio che simuli quello utilizzato dai ricercatori nella validazione delle loro teorie e che è riassumibile attraverso quattro step:

- Sviluppo di una teoria sul problema da valutare;
- Schematizzazione della teoria attraverso ipotesi falsificabili;
- Realizzazione di test per validare le ipotesi;
- Valutazione dei risultati ottenuti dal test con relativa conferma o modifica della teoria.

Per misurare la propensione naturale all'utilizzo di questo approccio, le interviste sono state svolte con una metodologia atta a verificare la presenza dei quattro step nella formulazione dell'idea imprenditoriale delle singole startup.

Le interviste sono state composte da quattro domande principali, una per ogni step del metodo, suddivise a loro volta in quattro sub-domande al fine di valutare diverse sfaccettature per ogni step.

Le risposte ricevute sono state valutate dai research assistant tramite una scala discreta da 1 a 5 e in seguito sono state impiegate come items per la creazione della variabile relativa alla scientificità della startup, utilizzata poi in fase d'analisi.

Il punteggio assegnato dai research assistant ad ogni singola sub-domanda rappresenta quanto la startup sia stata più o meno scientifica nelle singole fasi del metodo. Per eliminare eventuali bias nei criteri di valutazione, i research assistant sono stati adeguatamente formati per la valutazione delle interviste. La risposta a ciascuna sub-

domanda è stata valutata in base alle argomentazioni date dagli imprenditori e alla presenza dei seguenti criteri:

- Consistenza dell'argomentazione;
- Rapporto di causa ed effetto tra le argomentazioni;
- Ricchezza e precisione nelle informazioni in base alle domande poste.

Vista la natura early-stage delle startup è stato deciso di assegnare automaticamente una valutazione uguale a 0 nel caso che uno di questi quattro step non fosse sviluppato. Vista la natura consequenziale degli step si è poi deciso di assegnare un punteggio uguale a 0 anche agli step successivi a quello mancante. L'elenco delle domande è fruibile nella Tabella 2.5.1

*Tabella 2.5.1 Domande Interviste sulla Scientificità*

Variabile	Items	Domanda o metodologia
TEORIA	Teoria_chiara	Score da dare alla fine se l'esposizione è stata chiara
	Teoria_elaborata	"Perché esiste quel problema? Perché la tua soluzione dovrebbe avere successo?"
	Teoria_alternative	"Il tuo cliente ha altri problemi che varrebbe la pena affrontare?"
	Teoria_evidenza	"Che evidenza del problema hai?"
IPOTESI	Ipo_esplicite	Quali erano le 3 cose principali che volevi testare
	Ipo_coerenti	Ipotesi coerenti con la Teoria
	Ipo_precise	Ipotesi elencate con frasi brevi e concise
	Ipo_falsificabili	Come hai capito se le tue idee iniziali erano confermate?

---

	Test_coerenti	"Quali sono state le 3 domande chiave che hai posto? Puoi dirmele nello specifico?"
TEST	Test_validi	"In che contesto hai svolto l'intervista/questionario?"
	Test_rappresentativi	"Chi hai intervistato esattamente?"
	Test_rigorosi	Usano il test giusto e con le procedure giuste

---

	Val_dati	"Quali sono i dati principali che avete raccolto?"
VALUTAZIONE	Val_misure	Misurano quello che teoricamente l'imprenditore vuole misurare e sono dati affidabili
	Val_sistematici	Come li state raccogliendo? Con li state analizzando?
	Val_esplicativi	"Quali sono le conclusioni che trai da questi test?"

---

## 2.6 Analisi del Campione

Al termine della procedura d'iscrizione, delle 158 startup ammesse è stato valutato il loro effettivo stadio di crescita, mediante l'utilizzo dei template e delle interviste telefoniche. Alla luce di queste valutazioni, avvenute in due step, 16 di queste 158 startup sono state scartate dal campione e dal progetto, perché ritenute ad uno stadio troppo avanzato nel loro percorso di crescita e quindi non aderenti al target ricercato per l'analisi.

La valutazione è avvenuta determinando lo stato della loro idea in base alle informazioni contenute nei template e nelle interviste telefoniche. I parametri di esclusione sono stati l'effettiva disponibilità di un prodotto o servizio in fase avanzata e la definizione di un effettivo target di cliente validato.

Questi criteri sono stati ritenuti rilevanti in quanto sintomo di una startup ad uno stato avanzato per la quale i contenuti del corso e la metodologia di valutazione della scientificità avrebbero potuto non essere adatti.

Dopo la citata procedura di selezione delle startup, il campione utilizzato per le analisi in questo lavoro di tesi è stato composto da 142 startup ritenute early stage.

### 2.6.1 Provenienza Geografica e Settoriale delle Startup

Il primo step dell'analisi del campione ha riguardato la descrizione della provenienza secondo criteri geografici e settoriali. Il campione utilizzato è composto da 142 startup early stage, provenienti da 15 regioni d'Italia e da 17 settori diversi.

Nello specifico, è possibile osservare come il 57,73% (82) delle startup iscritte ed in seguito selezionate provengano dal Piemonte, regione in cui si trova la sede del corso. Questo fenomeno è probabilmente dovuto alla difficoltà nel raggiungere la sede del corso da parte delle startup non piemontesi ed ha limitato la diversità di provenienza geografica delle startup appartenenti al campione. Tale fenomeno è stato tenuto in considerazione come fattore da analizzare nelle successive analisi.

Il Grafico 2.6.1.1 rappresenta la suddivisione dettagliata delle startup per regione di provenienza.

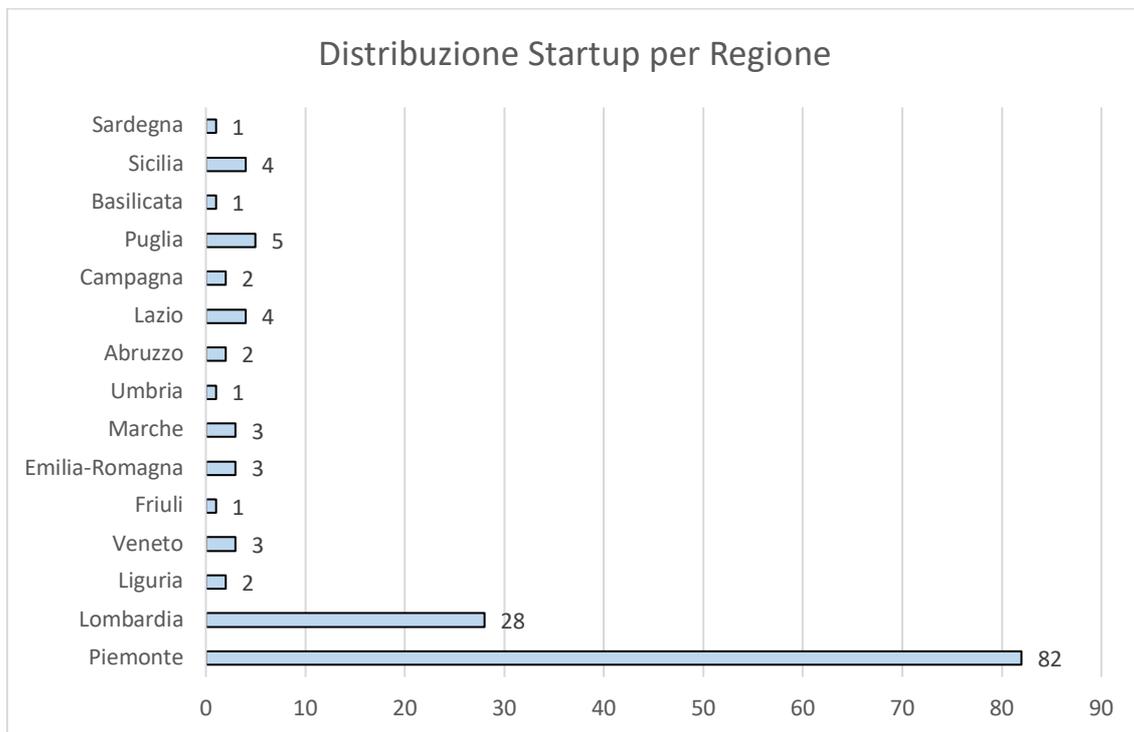


Figura 2.6.1.1 Distribuzione delle startup per regione di provenienza

Da un punto di vista settoriale, le startup sono state suddivise in 17 settori di provenienza, definiti individuando delle macro-categorie, con un approccio simile a quelli utilizzati dai codici ATECO e NACE.

L'attribuzione dei settori è stata svolta dai research assistant del progetto di ricerca utilizzando le definizioni dei due codici come criterio guida e tenendo conto delle informazioni provenienti dal template e dalle interviste telefoniche. Vista la natura early-stage delle startup, la metodologia di attribuzione dei settori potrebbe essere affetta da *bias* dovuti alle difficoltà di attribuzione e interpretazioni dei research assistant. Si è cercato di limitare questo problema tramite continui feedback tra i vari research assistant per i casi più complessi.

Osservando questa suddivisione è possibile notare come la distribuzione dei settori di provenienza sia più omogenea rispetto a quella delle regioni. In questo caso possiamo comunque individuare dei picchi, come per esempio il settore Leisure che conta 28 startup su 142, e dei minimi, specialmente nei settori Animali, Industrial, Agricoltura e Energia, che contano una sola startup per settore.

Questa rilevazione potrebbe suggerire la presenza di fattori endogeni al settore stesso come, per esempio, una carenza o una eccessiva presenza di barriere all'ingresso o la necessità di conoscenze specifiche per il settore.

Il Grafico 2.6.1.1 rappresenta il numero delle startup per settore di provenienza.

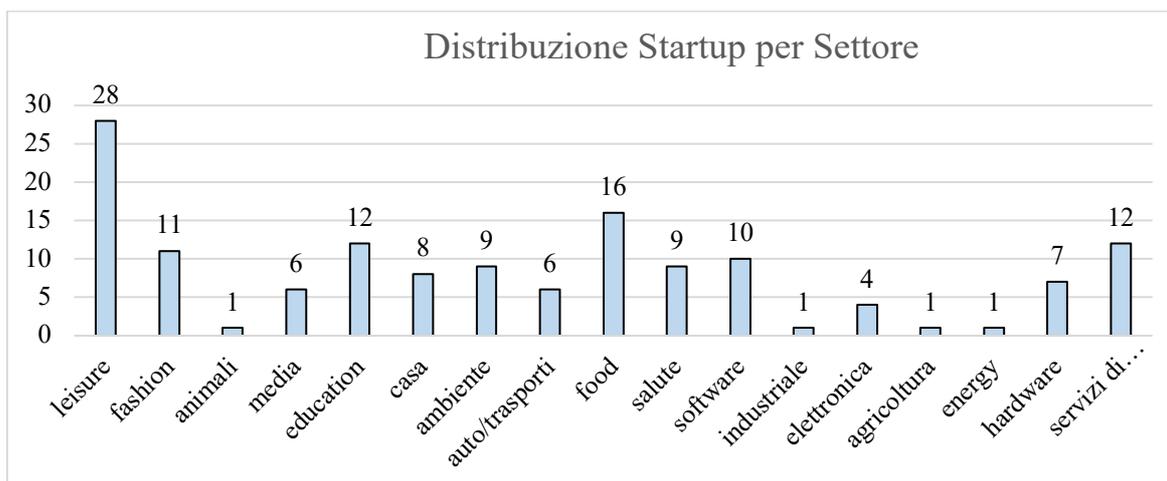
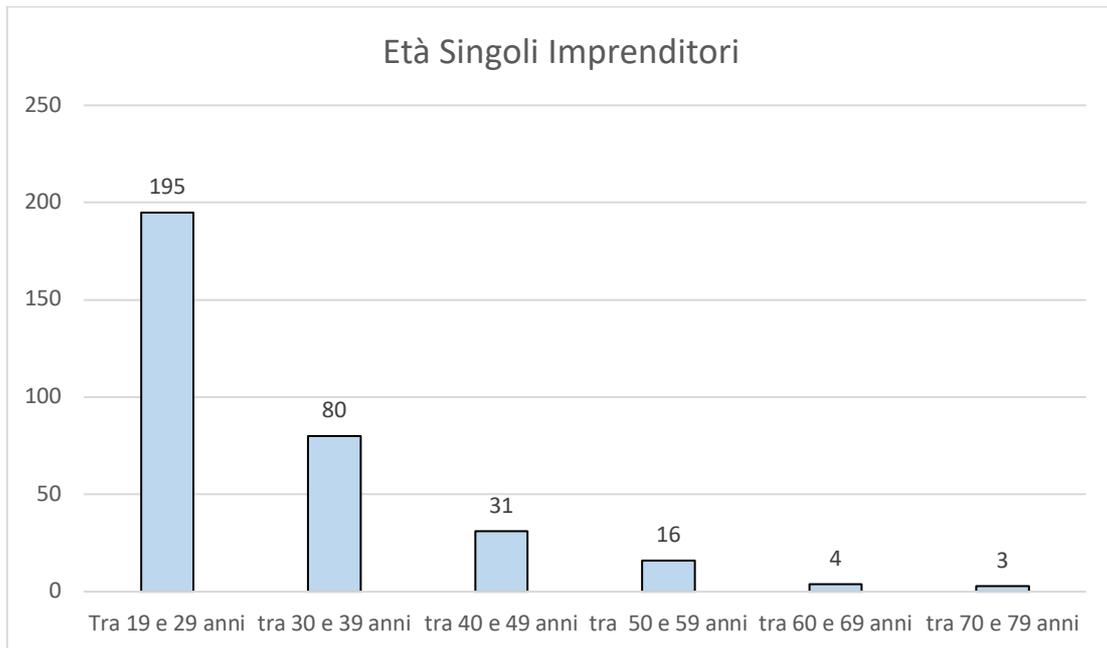


Figura 2.6.1.2 Distribuzione Startup per Settore

## 2.6.2 Descrizione dei Singoli Membri delle Startup

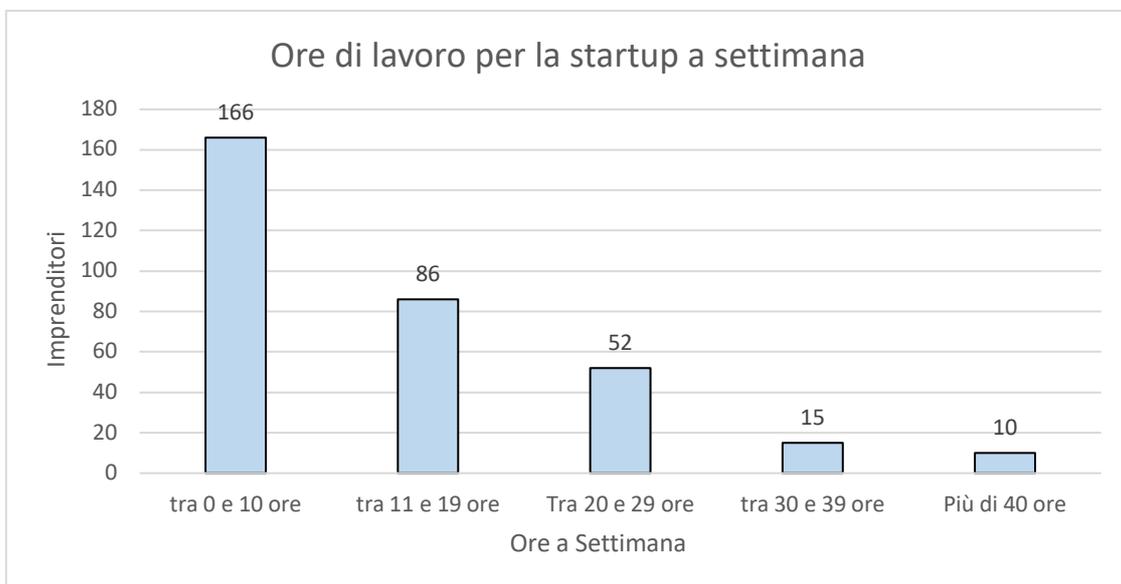
Il numero totale dei membri delle 142 startup ammonta a 329 persone, di cui il 71,43% (235) è rappresentato da persone di sesso maschile con un'età media di circa 31 anni. Osservando più attentamente l'età dei singoli imprenditori è possibile osservare come il 59% di questi abbiano un'età compresa tra 19 e 29 anni. Il trend dell'età dei partecipanti è decrescente, infatti il 24% dei partecipanti ha un'età compresa tra 30 e 39 anni e il restante 17% possiede un'età superiore ai 40 anni.

Il Grafico 2.6.2.1 raffigura la distribuzione delle età dei membri della startup e della numerosità dei team.



*Figura 2.6.2.1 Età Singoli Imprenditori*

Analizzando il tempo dedicato alla startup dai singoli membri, in media ogni partecipante dedica alla propria startup 11,20 ore alla settimana. Questo dato, letto in aggregato, può sviare dagli insights che si possono rilevare osservando i dati singolarmente.



*Figura 2.6.2.2 Ore di Lavoro per la Startup a Settimana*

Dal Grafico 2.6.2.2, è possibile rilevare come il 50,45% dei partecipanti dedichi dalle 0 alle 10 ore settimanali alla startup e il 26,14% da 11 a 19 ore. Questa elevata percentuale suggerisce che buona parte dei membri dei team dedica relativamente poco tempo alla propria startup, lasciando ipotizzare un non totale impegno verso il loro progetto imprenditoriale, per esempio alternandolo con un lavoro part time oppure lavorandoci solo nel week-end.

Il restante 23% degli imprenditori si divide in un 15,80% che dichiara di dedicare dalle 20 alle 29 ore di lavoro alla settimana e un 4,55% che dichiara di dedicare dalle 30 alle 39 ore alla settimana. E' interessante, inoltre, notare come esista un 3% degli imprenditori che dichiara di dedicare più di 40 ore alla settimana alla propria startup, sottolineando una completa dedizione del tempo lavorativo alla startup e suggerendo che questa potrebbe essere usata come mezzo per far fronte ad una possibile condizione di disoccupazione (Korunka et al, 2003).

Studiando il background esperienziale dei partecipanti, si analizzeranno rispettivamente gli anni di esperienza lavorativa nel settore della startup, di esperienza manageriale e di esperienza imprenditoriale.

Partendo dall'esperienza lavorativa, in media ogni partecipante ha circa 7 anni di esperienza.

Il Grafico 2.6.2.3 rappresenta la distribuzione degli anni di esperienza lavorativa.

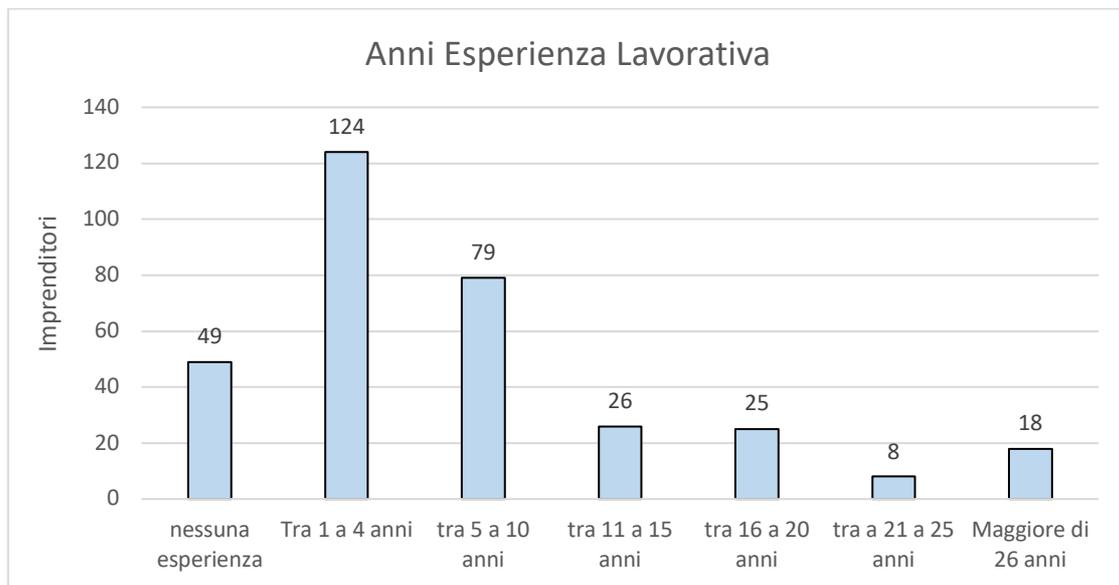


Figura 2.6.2.3 Anni Esperienza Lavorativa

Il 14,89%, il 37,69% e il 24,01% dei partecipanti dichiara rispettivamente di non avere nessuna esperienza lavorativa, di avere un'esperienza lavorativa compresa tra 1 e 4 anni e di avere un'esperienza lavorativa compresa tra 5 e 10 anni. Il restante 21% dei partecipanti dichiara di avere un'esperienza lavorativa maggiore di 11 anni. Questa distribuzione può essere riconducibile all'età media del campione e al numero di studenti in esso presenti.

Una simile distribuzione è riscontrabile anche negli anni di esperienza manageriale dei partecipanti. Il 60% dei membri dei team, infatti, ha dichiarato di non avere esperienza, mentre il 28% ha un'esperienza manageriale compresa tra 1 e 4 anni. Il restante 11% ha un'esperienza manageriale maggiore di 5 anni.

I motivi di questa distribuzione potrebbero essere gli stessi individuati per gli anni dell'esperienza lavorativa, acuitizzati dalle dinamiche relative agli anni di lavoro solitamente necessari per raggiungere una posizione manageriale.

Il Grafico 2.6.2.4 riproduce la distribuzione degli anni di esperienza manageriale degli imprenditori.

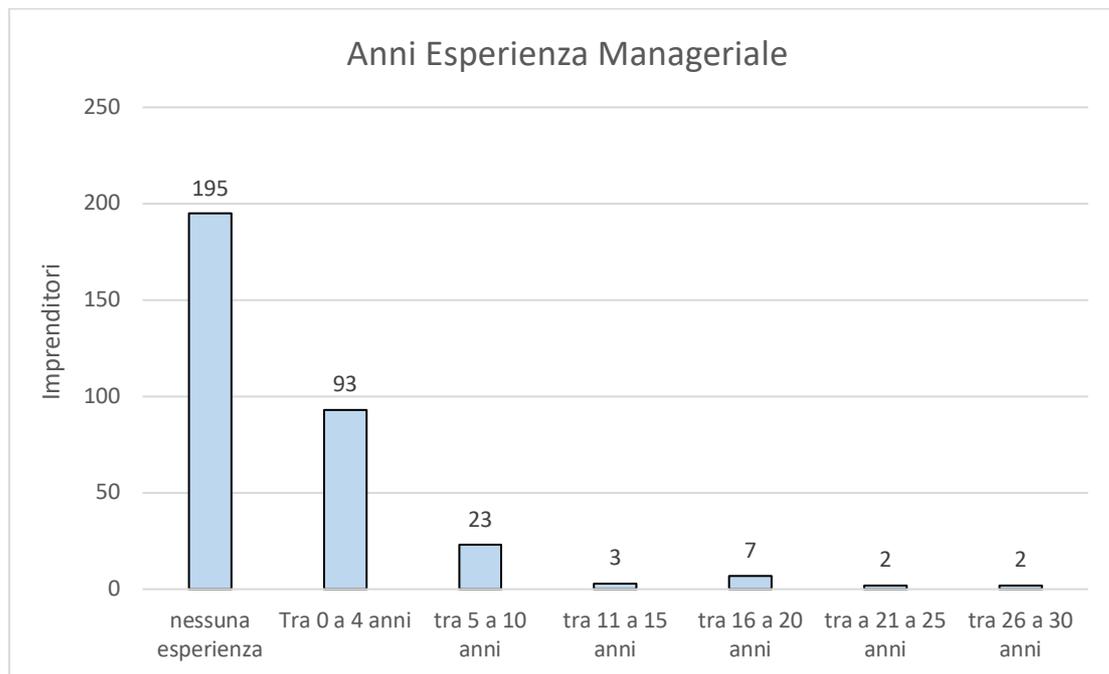


Figura 2.6.2.4 Anni Esperienza Manageriale

Proseguendo nelle analisi dei 329 partecipanti al corso, il 62% di essi ha dichiarato di non aver nessuna esperienza imprenditoriale pregressa.

Questa percentuale potrebbe essere attribuibile ad un fattore endogeno dovuto alla metodologia con cui questi dati sono stati ricavati. Gli imprenditori che compongono il campione analizzato sono stati coinvolti nel progetto attraverso un corso d'apprendimento finalizzato al conseguimento degli strumenti necessari per realizzare le loro idee imprenditoriali, rendendo quindi probabile una loro inesperienza in campo imprenditoriale.

Tale fattore potrebbe essere evidenziato anche dall'esperienza legata alla redazione di un Business Plan, infatti il 65% ha dichiarato di non avere esperienza nella redazione di questo documento.

Simile alla distribuzione dell'esperienza manageriale, il 25% dei membri delle startup ha un'esperienza imprenditoriale compresa tra 1 e 4 anni mentre il 12% possiede un'esperienza superiore ai 5 anni.

Il Grafico 2.6.2.5 raffigura la distribuzione degli anni d'esperienza imprenditoriale.

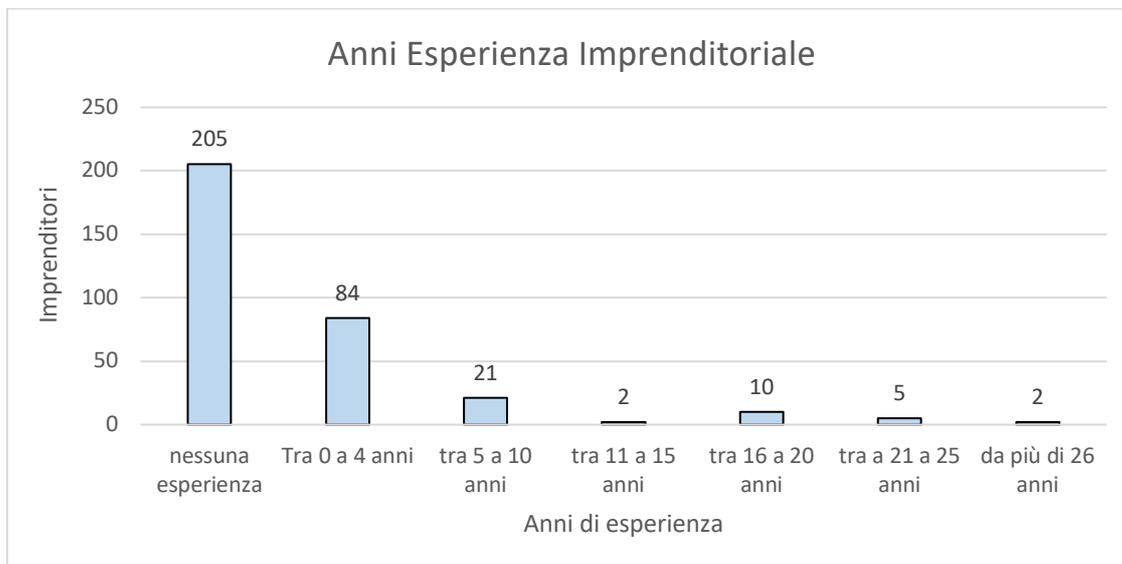


Figura 2.6.2.5 Anni Esperienza Imprenditoriale

Analizzando, infine, gli anni d'esperienza nel settore in cui opera la startup, anche in questo caso è possibile osservare una netta concentrazione, circa il 42%, degli imprenditori negli anni d'esperienza compresi fra 1 e 4. Sorprendentemente, il 39% degli imprenditori ha dichiarato di non avere esperienza nel settore in cui opera la startup. Questa alta percentuale potrebbe essere giustificata da semplice inesperienza oppure suggerire che, durante la composizione dei team, i leader abbiano cercato competenze trasversali alle proprie, aggiungendo membri anche con un'esperienza nel settore nulla. Questa ultima ipotesi non sembra essersi verificata visto che, dei 129 membri che hanno dichiarato di non avere esperienza nel settore della startup 58, circa il 45% sono leader della loro startup.

Il Grafico 2.6.2.6 rappresenta la distribuzione degli anni d'esperienza nel settore della startup.

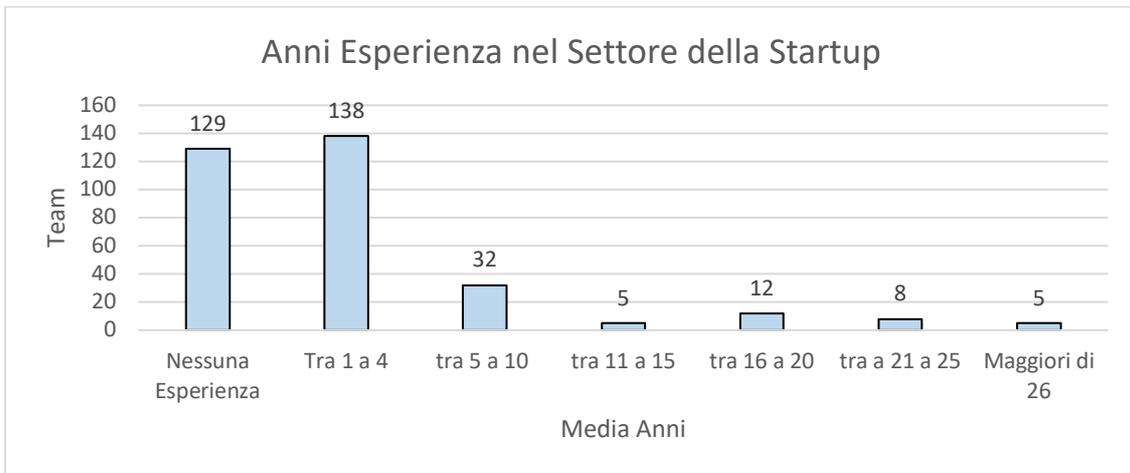


Figura 2.6.2.6 Anni Esperienza nel Settore della Startup

Come ultimo passo dell'analisi dei singoli membri si osservano la percentuale di studenti tra i partecipanti del corso e il background studentesco di ognuno dei membri delle startup.

Il Grafico 2.6.2.7 rappresenta la distribuzione dei membri delle startup in base al titolo di studio massimo conseguito.

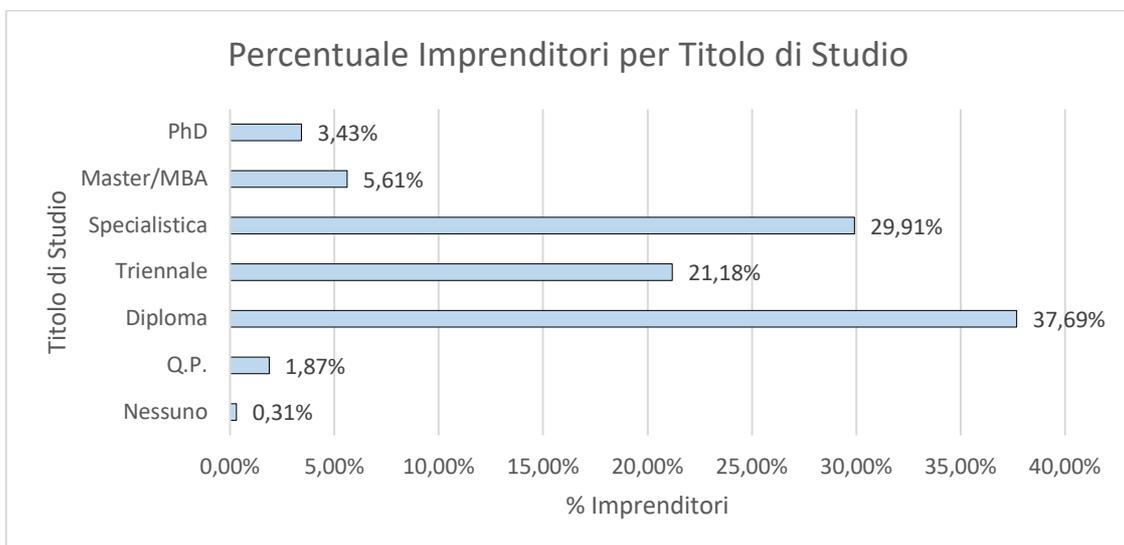


Figura 2.6.2.7 Percentuale Imprenditori per Titolo di Studio

Dal grafico si evince come il massimo titolo di studio conseguito più frequentemente è il diploma, a meno che non si consideri il percorso universitario come aggregato. La dispersione evidenzia come la distribuzione dei titoli di studio sia abbastanza omogenea

tra quelli universitari e delle scuole superiori mentre si riduce tra gli MBA o i PhD , soprattutto sulle qualifiche professionali.

Come anticipato precedentemente, per approfondire le analisi sono state raccolte informazioni sul tipo di percorso studentesco frequentato. Come evidenzia il Grafico 2.6.2.8, il 31,78% dei partecipanti ha dichiarato di aver seguito un percorso di studi in ambito STEM mentre il 19% un percorso di tipo Economico.

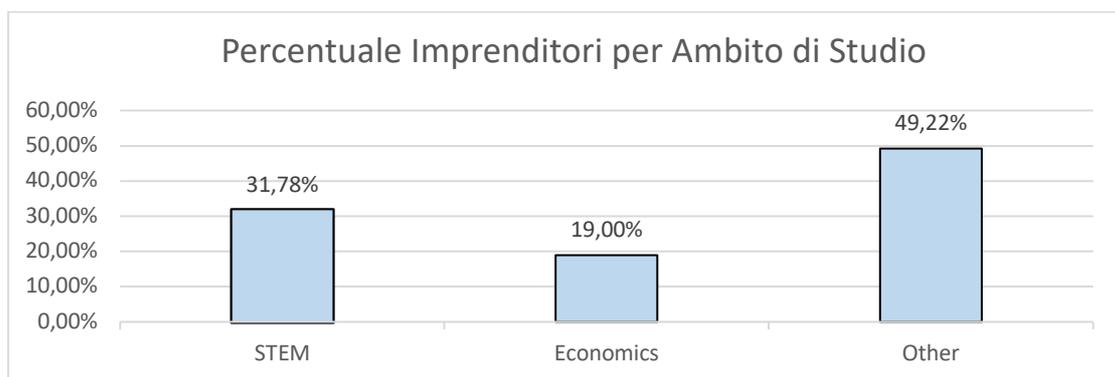


Figura 2.6.2.8 Percentuali Imprenditori per Ambito di Studio

Per concludere l'analisi del campione si è osservato quanti dei membri delle startup sono ancora effettivamente studenti e l'esperienza di questi nella redazione di un business plan. Dal Grafico 3.6.2.9 risulta che il 35% dei partecipanti frequenta ancora un percorso di studi mentre il restante 65% è un lavoratore. Dei 116 studenti che fanno parte del campione, 48 di questi hanno un'esperienza pregressa nella redazione di un business plan.

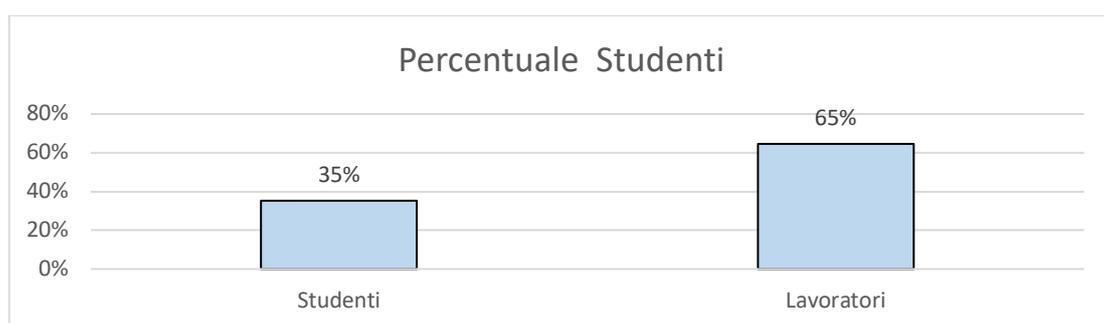


Figura 3.6.2.9 Percentuale Studenti

### 2.6.3 Descrizione dei Team

Si procederà ora analizzando alcune caratteristiche e variabili relative ai team della startup, intesi come aggregato dei singoli membri, ricalcando l'approccio utilizzato in precedenza.

Il campione è composto da 142 startup con una numerosità media per team di 2,3 persone. Per prima cosa è interessante osservare, come da Grafico 3.6.3.1, che il 39% dei team del campione sono composti solamente da un membro. Questo dato potrebbe essere un ulteriore segnale della fase embrionale delle startup, lasciando ipotizzare che in esse il founder non si sia ancora attivato per costruire un team adeguato allo sviluppo della sua idea imprenditoriale. Allo stesso tempo questo permette di osservare che per 87 startup il leader non è più l'unico componente del team e quindi non è il solo determinante delle decisioni di una startup.

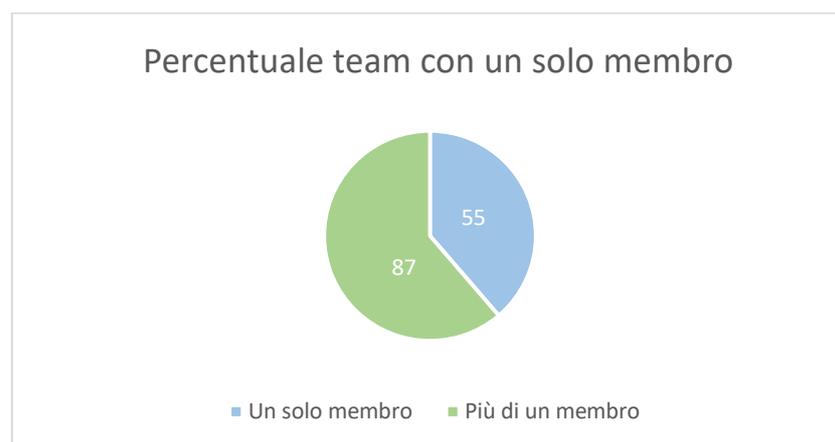


Grafico 2.6.3.1: Team con un solo membro

Questa particolarità del campione è stata tenuta in considerazione nelle analisi eseguite a livello di team, ipotizzando che la presenza di un solo membro all'interno del team potesse in qualche modo incidere sulla scientificità naturale nell'approccio al decision making.

Allo stesso modo l'età media dei membri del team si concentra principalmente nelle fasce comprese tra i 19 e i 24 anni e tra i 24,10 e i 30 anni, che corrispondono rispettivamente al 20% (29) e al 40% (57) dei team del campione.

Queste percentuali confermano quanto visto in precedenza con le singole età dei team, cioè un campione principalmente costituito da startup con membri giovani e con team principalmente composti da persone d'età compresa tra i 19 e i 30 anni.

Il Grafico 2.6.3.2 raffigura la distribuzione dell'età media nei team.

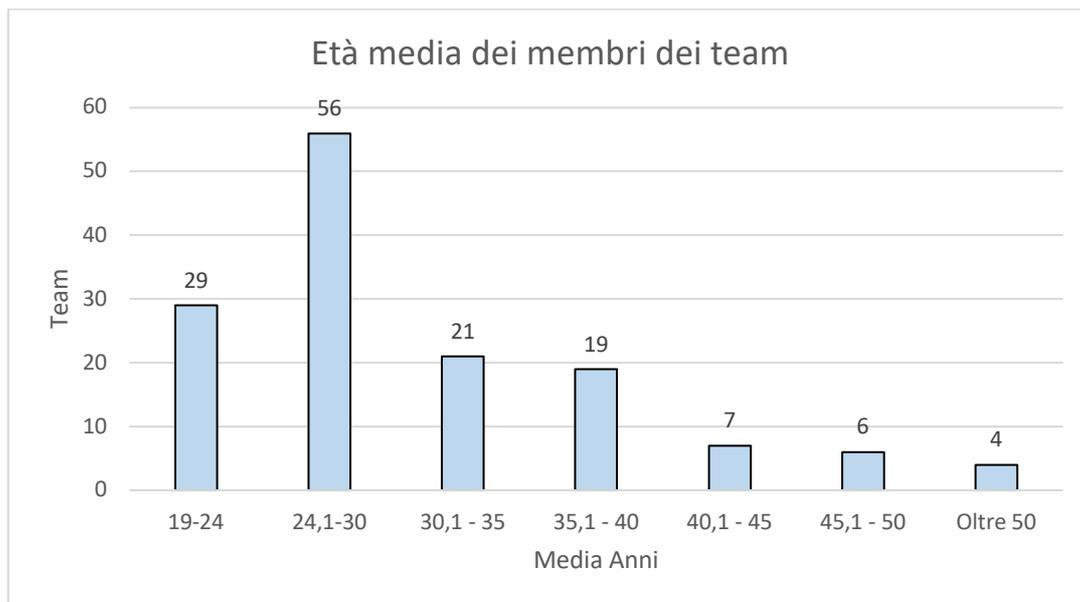


Grafico 2.6.3.2: Età Media dei Membri dei Team

Analizzando la media delle ore di lavoro dedicate settimanalmente alla startup e l'esperienza media dei team si riscontra che circa il 60% dei team del campione dedica in media dalle 0 alle 10 ore di lavoro settimanali alla propria startup come già evidenziato tra i singoli membri del campione. Dei 90 team considerati, 10 dichiarano di dedicare 0 ore di lavoro alla settimana. Dopo un'analisi più approfondita dei loro template è stato possibile notare che queste 10 startup possiedono caratteristiche simili tra di loro, cioè sono tutte composte da un solo membro nel team e sono ancora in una fase altamente embrionale della loro idea imprenditoriale.

Approfondendo l'analisi è osservabile che circa il 20% dei team del campione dedica in media più di 20 ore alla settimana, arrivando a superare anche le 40 ore.

Come è emerso dalle analisi sui singoli membri del campione, una parte dei team dedica un ammontare di ore alla sua startup da considerarla equivalente ad un lavoro part-time o addirittura full-time, sottolineando che una parte delle startup del campione può essere

per i propri membri un lavoro a tutti gli effetti e non solo un'idea imprenditoriale in fase embrionale.

Il Grafico 2.6.3.3 rappresenta la distribuzione delle ore medie di lavoro settimanali tra i team.

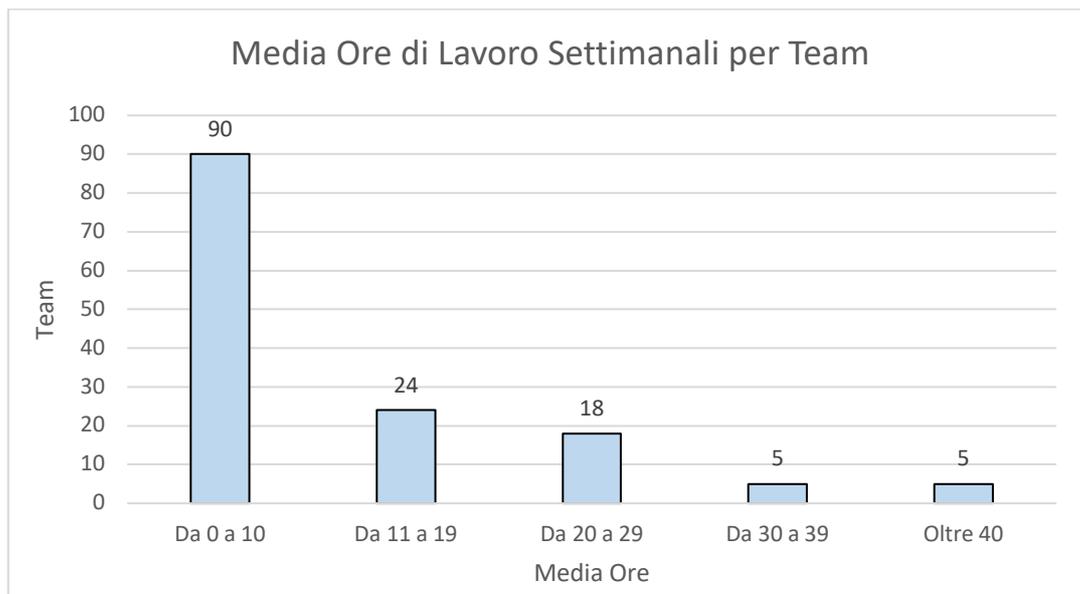


Grafico 2.6.3.3: Media Ore di Lavoro Settimanali per Team

Per quanto riguarda il livello d'esperienza medio dei team in ambito lavorativo, manageriale, imprenditoriale e nel settore in cui opera la startup, esso ricalca quanto già visto per i singoli membri dei team. Coerentemente con quanto già esposto, il 63,38% dei team del campione possiede un'esperienza lavorativa media compresa tra 1 e 10 anni. Il restante 36,62% si divide in un 27,46% che possiede un'esperienza lavorativa media superiore ai 10 anni e in un 9,16% che non possiede alcuna esperienza lavorativa.

Analizzando più nel dettaglio queste ultime 16 startup, non è stato possibile ricavare una motivazione per la mancanza di esperienza lavorativa.

Questo fattore potrebbe essere riconducibile, probabilmente, alla bassa età media dei team, suggerendo che i membri non siano più studenti e che abbiano deciso di iniziare la loro carriera lavorativa fondando una startup.

Il Grafico 2.6.3.4 rappresenta la distribuzione dell'esperienza lavorativa media dei team.

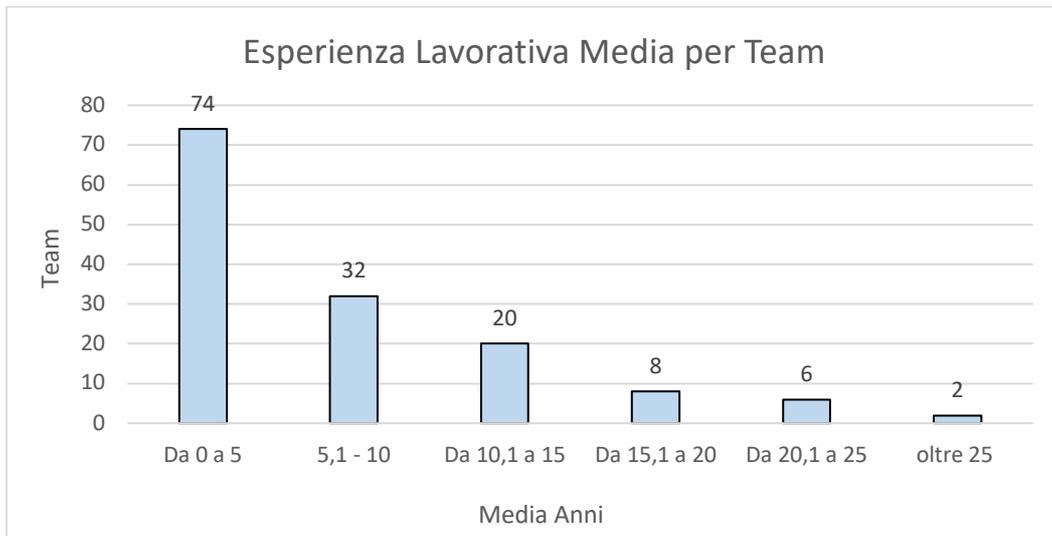


Grafico 2.6.3.4: Esperienza Lavorativa Media per Team

L'esperienza manageriale media dei team ricalca la distribuzione vista per i singoli membri del campione. Anche in questo caso, la maggior parte dei team del campione, circa il 47 %, non possiede nessuna esperienza manageriale, evidenziando come nessun membro del team possieda neanche un anno di esperienza. Per i restanti team, l'analisi mostra un trend decrescente evidenziando come solo il 12,67% di essi possieda un'esperienza manageriale media superiore ai 4 anni.

Il Grafico 2.6.3.5 riproduce la distribuzione dell'esperienza manageriale media dei team.

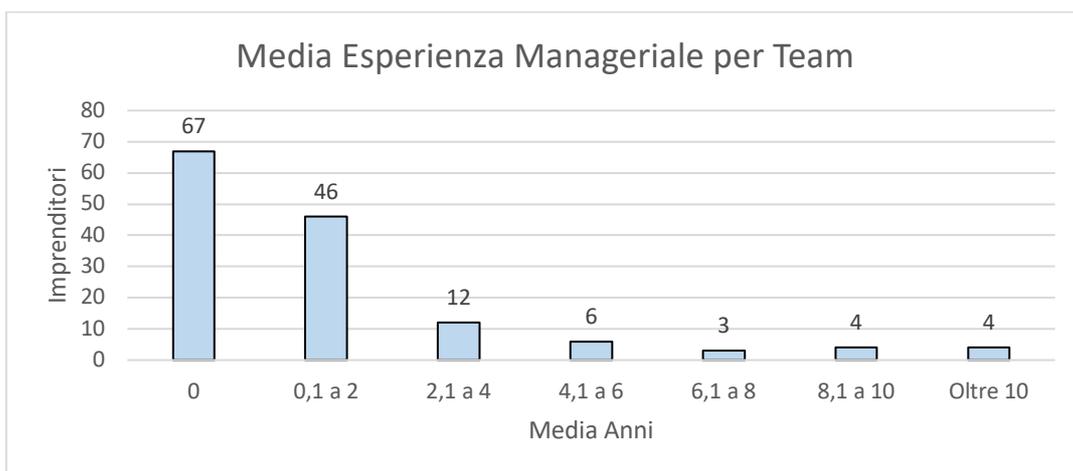


Grafico 2.6.3.5: Distribuzione Esperienza Manageriale Media dei Team

Per quanto riguarda l'esperienza imprenditoriale media a livello di team, si può osservare un trend negativo col crescere degli anni. Il 26,76% dei team del campione possiede un'esperienza imprenditoriale media compresa tra 1 e 2 anni mentre il 9% e il 13,38% possiede rispettivamente un'esperienza compresa tra 2,1 e 4 anni e di oltre 4 anni. Il restante 50,70% dei team non possiede nessuna esperienza imprenditoriale, evidenziando come in questi ultimi nessun membro possiede neanche un anno di esperienza. Di questi 72 team senza nessuna esperienza imprenditoriale, 56 sono composti da una sola persona. Tale concentrazione di team senza esperienza imprenditoriale potrebbe essere giustificata anche dal mezzo con cui le startup sono state coinvolte nella costruzione del campione, come descritto in precedenza per le analisi sui singoli individui.

Il Grafico 2.6.3.6 rappresenta la distribuzione dell'esperienza imprenditoriale media dei team.

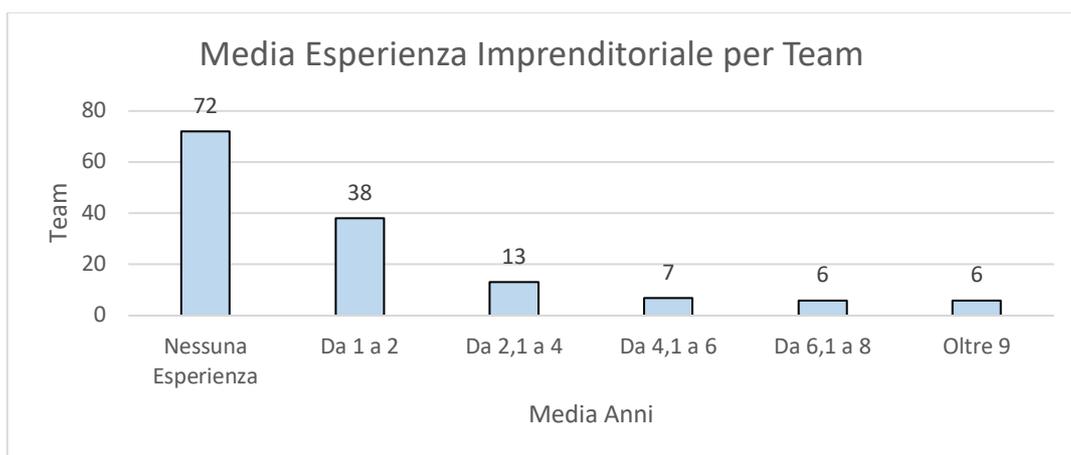


Grafico 2.6.3.6: Media Esperienza Imprenditoriale per Team

Analizzando la distribuzione dell'esperienza media dei team nel settore in cui opera la startup emerge come questa ricalchi quella dei singoli membri del team. Dai dati emerge come circa il 36% dei team del campione non possieda nessuna esperienza nel settore in cui opera la startup mentre il 40,14% possiede un'esperienza che va da pochi mesi fino a tre anni. Questi due valori indicano come la maggior parte dei team del campione abbiano un'esperienza limitata nel settore della loro startup. Il restante 23,23% del campione possiede un'esperienza media superiore ai 3 anni, in cui vi è presente un 5% che possiede un'esperienza media superiore ai 15 anni.

Il Grafico 2.6.3.7 rappresenta la distribuzione dell'esperienza media dei team nel settore in cui opera la startup.

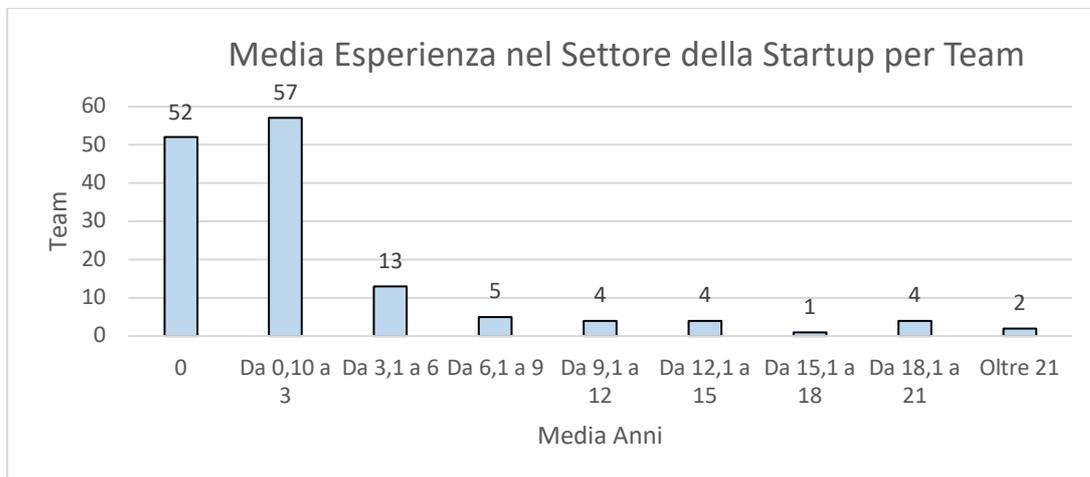


Grafico 2.6.3.7 Media Esperienza nel Settore della Startup per Team

Per concludere l'analisi sull'esperienza dei team si procede analizzando l'esperienza dei team nella redazione di un business plan. La seguente analisi è stata condotta prima valutando il numero di membri per team con esperienza in questo ambito e, in seguito, la media dei membri con questo tipo d'esperienza, al fine di limitare l'effetto dovuto alla numerosità del team.

Dal punto di vista della numerosità è possibile osservare come il 54,22% dei team non possieda nessun membro con esperienza pregressa nella redazione di un business plan. Questo fenomeno potrebbe essere giustificato, come la scarsa esperienza imprenditoriale, dal target di startup attirato attraverso la campagna marketing, durante la fase di costruzione del campione.

Diversamente il restante 47,88% dei team possiede almeno un membro con esperienza nella redazione di un business plan, inclusi due casi in cui i membri del team con esperienza sono 5.

Il Grafico 2.6.3.8 raffigura la distribuzione dei team in base alla numerosità dei membri con esperienza nella redazione di un business plan.

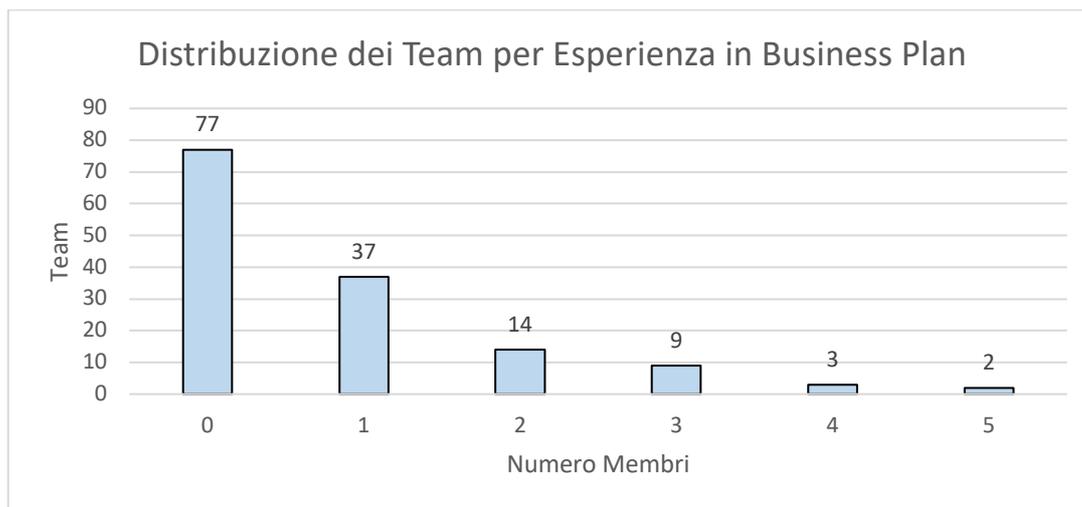


Grafico 2.6.3.8: Distribuzione dei Team per Esperienza in Business Plan

In base alla media dei membri con esperienza in Business plan, il 21,83% dei team è composto da membri che possiedono tutti esperienza nella redazione del documento. Di questi, 38 sono team composti da una sola persona mentre i restanti da almeno due membri.

Il Grafico 2.6.3.9 rappresenta la distribuzione dei team in base alla media dei membri con esperienza nella redazione di un business plan.

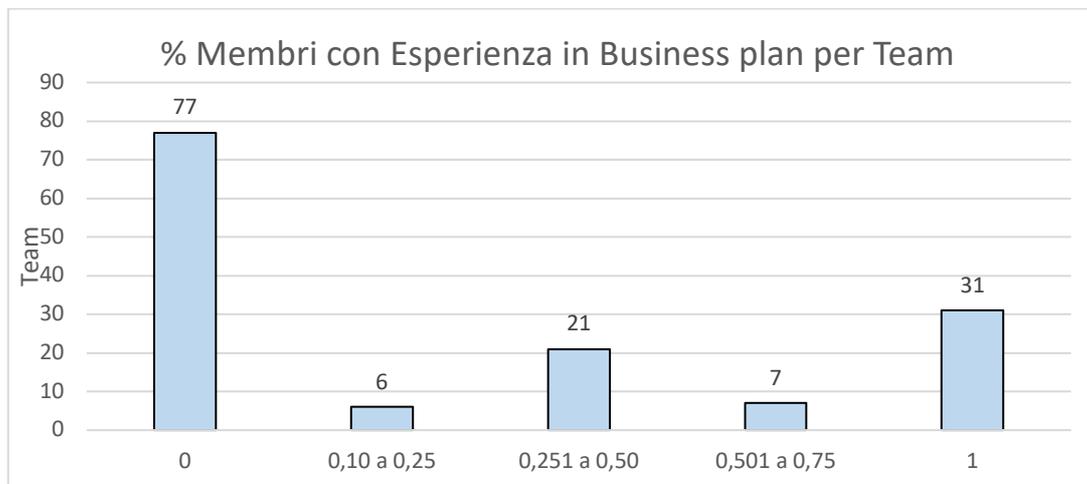


Grafico 2.6.3.9: Percentuale Membri con Esperienza in Business Plan per Team

In base al numero degli studenti presenti, in media ogni team del campione possiede tra i suoi membri 0,83 studenti, intesi come persone che ancora frequentano un corso di studio. Utilizzando un livello di dettaglio maggiore è possibile osservare come il 56,34% dei team non presenti nemmeno uno studente nel suo team. Nei restanti, circa il 21% delle startup possiede uno studente all'interno del team mentre l'altro 21% possiede almeno 2 studenti fino ad un massimo di 5. Il Grafico 2.6.3.10 rappresenta la distribuzione dei team in base al numero di studenti.

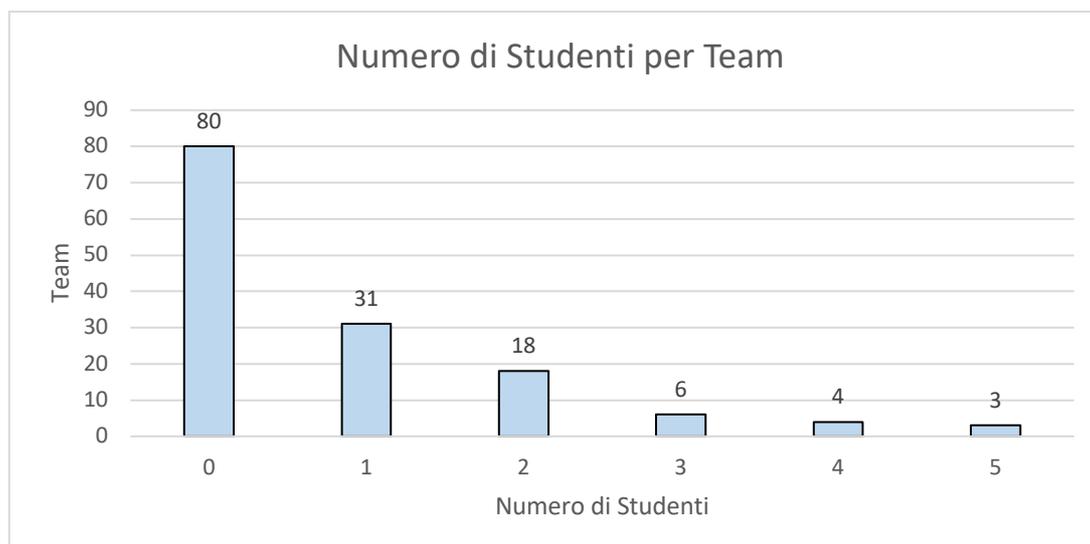


Grafico 2.6.3.10: Numero di Studenti per Team

Per approfondire questa analisi, è stata valutata la percentuale di studenti all'interno dei singoli team. Osservando il Grafico 2.6.3.11 è possibile notare come, escludendo le 80 startup senza studenti, il 33,80% di esse sia gestita da un team composto per la maggior parte da studenti. Di questi solo 1 team tra i 142 del campione è costituito completamente da studenti.

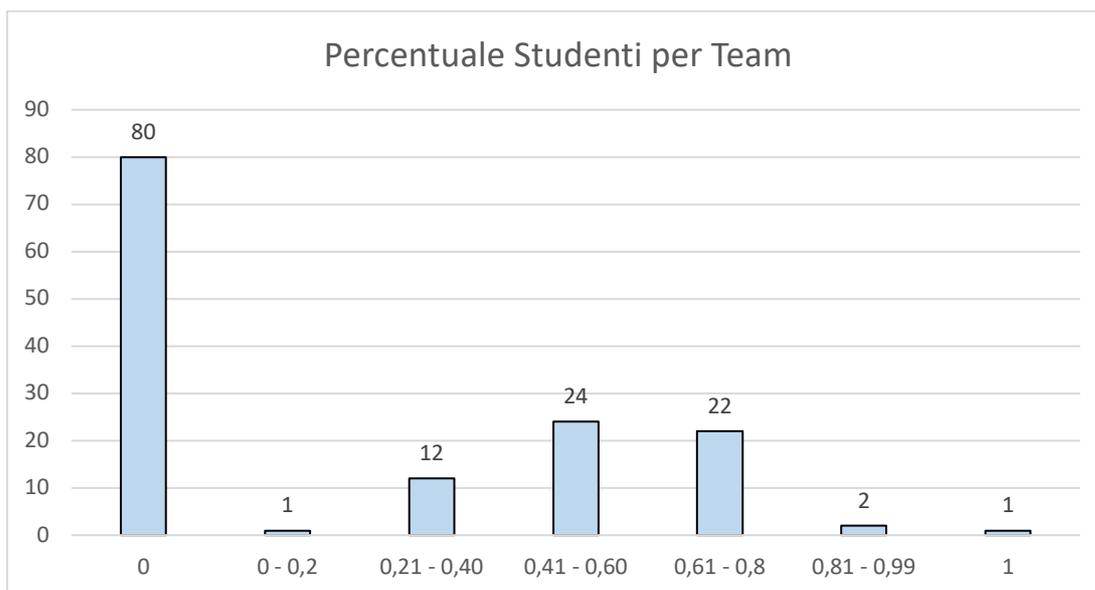
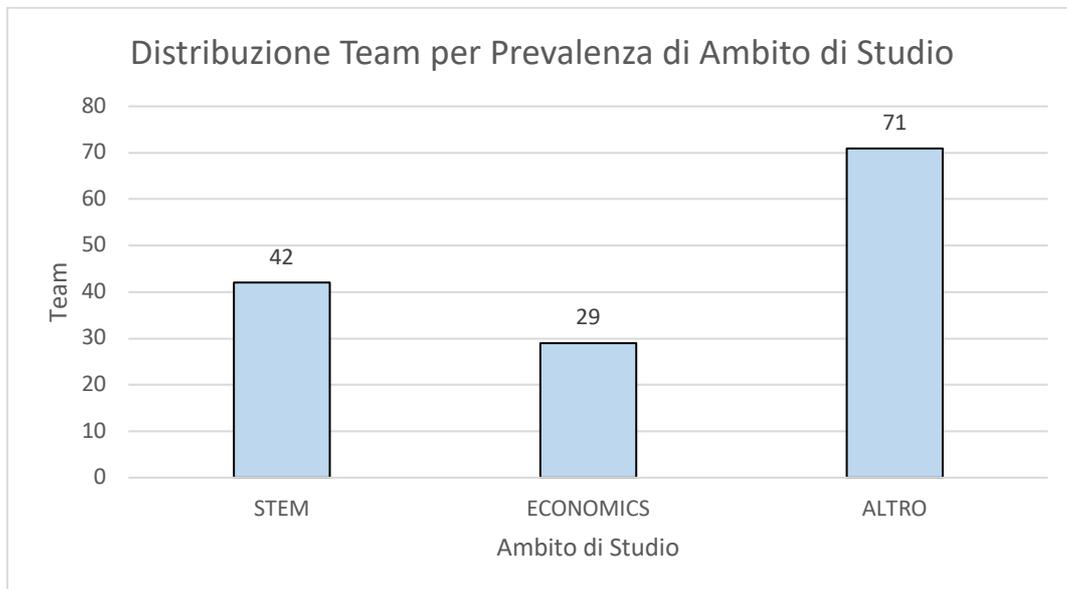


Grafico 2.6.3.11 Percentuale Studenti per Team

Si procede poi ad analizzare il background studentesco dei team delle startup, valutando i team in base alla predominanza di un background rispetto ad un altro.

Il 29,57% dei team è composto principalmente da membri con background di studi STEM mentre il 20,43% principalmente a background Economics. Il restante 50% del campione è composto da team i cui membri hanno una prevalenza di background di studi diverso da quelli elencati in precedenza. Da questi dati è possibile osservare come dal punto di vista del background di studi, il campione sia abbastanza omogeneo con un 50% dei team caratterizzato da un background principalmente scientifico o economico, mentre il restante 50% da un background diverso.

Il Grafico 2.6.3.12 rappresenta la distribuzione dei team in base al numero di studenti.



*Grafico 2.6.3.12: Distribuzione Team per Prevalenza di Ambito di Studio*

Per approfondire l'analisi sul background studentesco dei team è stata analizzata la distribuzione dei team nei vari settori.

Per i team a maggioranza STEM è possibile osservare come la prevalenza di essi operi nel settore Leisure, con 17 startup. Oltre al Leisure, i due settori con più team con background a prevalenza STEM sono il settore Hardware e il settore Software.

Il Grafico 2.6.3.13 rappresenta la distribuzione dei team a prevalenza STEM tra i settori presi in analisi.

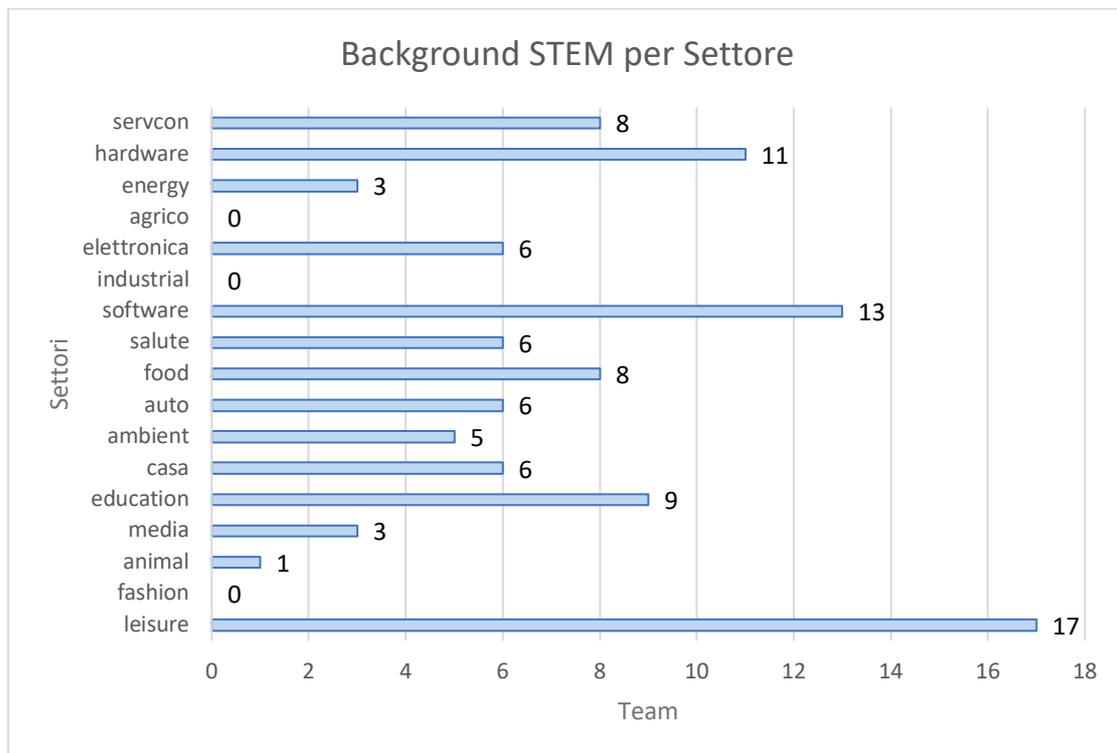


Grafico 2.6.3.13: Background STEM per Settore

Per i team a maggioranza Economics è possibile osservare, analogamente a quanto successo per i team a maggioranza STEM, come la maggior parte di questi operi nel settore Leisure, con 17 team. Oltre al settore Leisure, questa tipologia di team si concentra principalmente nel settore Food, dove si contano 12 team. La distribuzione nei restanti settori è omogenea come presenta il Grafico 2.6.3.14 .

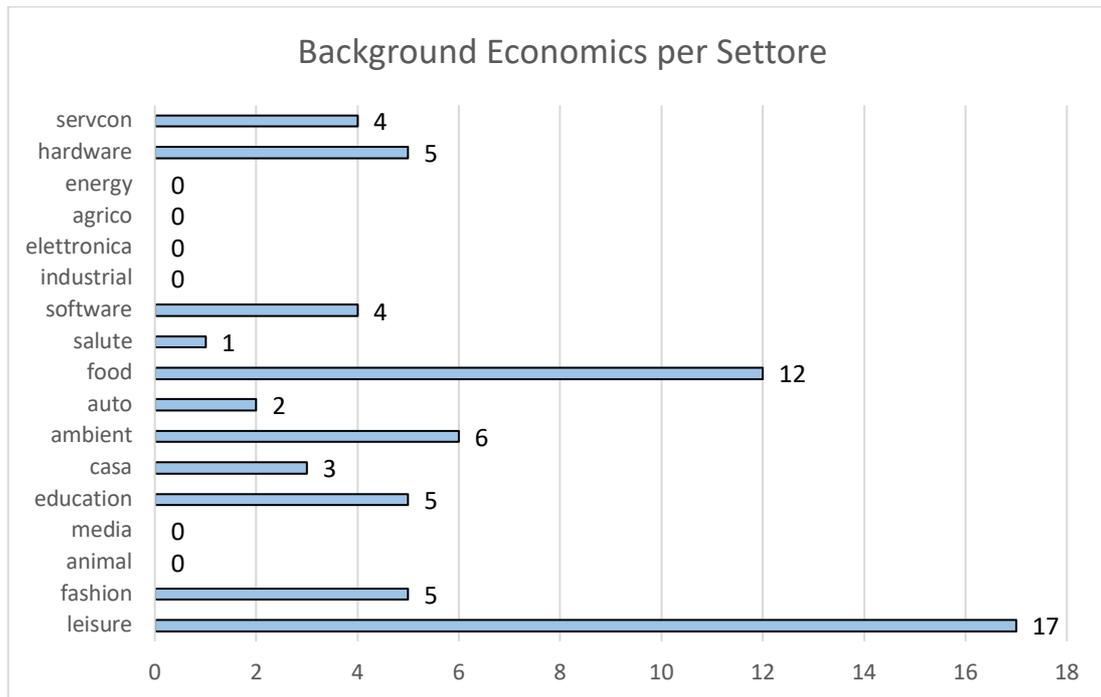


Grafico 2.6.3.14: Background Economics per Settore

Osservando, infine, la distribuzione tra i settori dei team composti da membri con un background differente da quelli precedentemente analizzati, la maggior parte di essi opera principalmente nel settore Leisure, analogamente ai team precedentemente descritti. Similmente a quanto evidenziato per gli altri background, i team si distribuiscono omogeneamente tra gli altri settori osservati, eccetto per un picco di 23 startup nel settore Food.

Nel Grafico 2.6.3.15 è possibile osservarne una descrizione dettagliata.

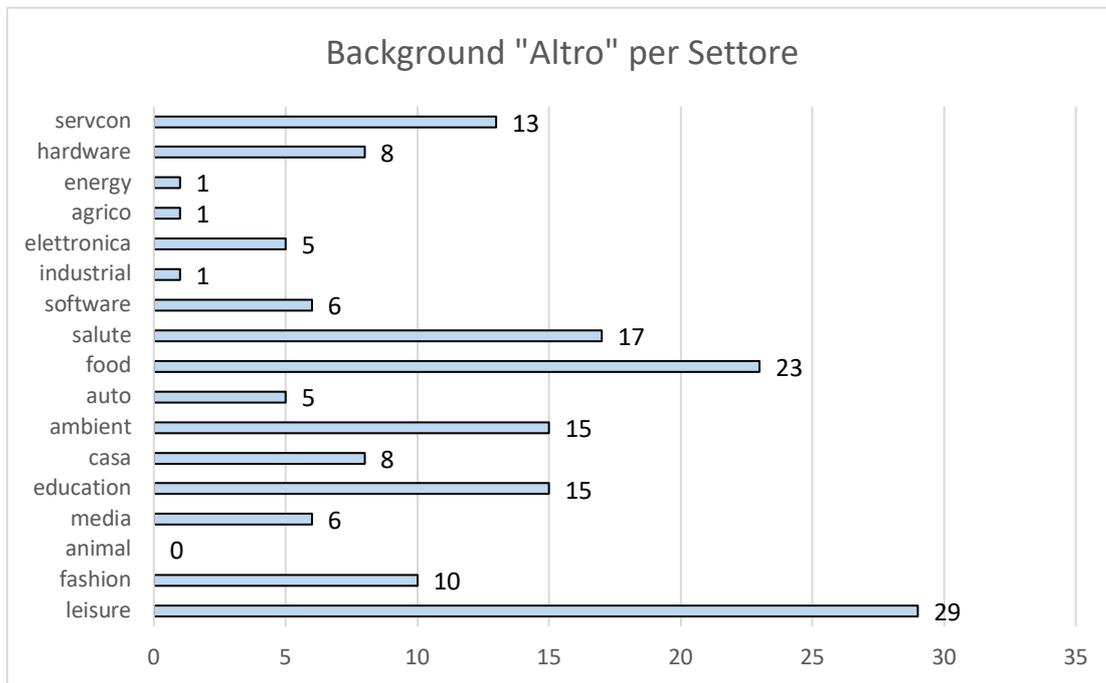
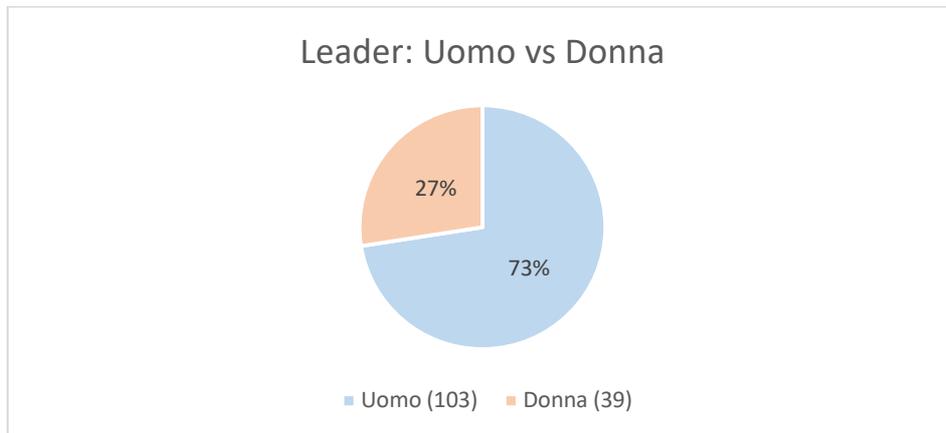


Figura 2.6.3.15: Background Altro per Settore

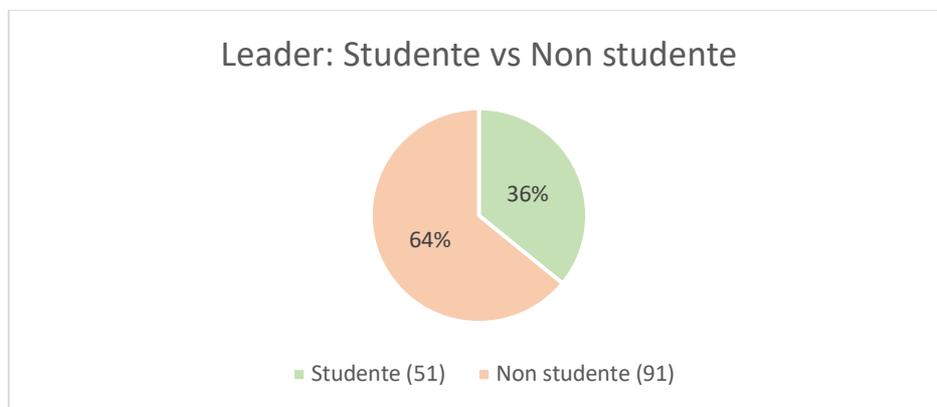
#### 2.6.4 Descrizione dei Leader

Le analisi condotte sinora hanno coinvolto l'intero campione e, in particolare, tutti i dati raccolti per i singoli componenti di una startup. A questo punto si può procedere con un'analisi più approfondita riguardante il leader di ciascuna startup. Il campione, costituito da 142 startup, è caratterizzato da 55 team composti da un solo componente. Questo significa che il 38,73% delle startup considerate sono influenzate unicamente dal comportamento del leader e dalle sue decisioni, essendo l'unico membro del team.

Guardando alle caratteristiche demografiche del leader, si nota che il 73% (103) dei leader delle startup sono uomini, mentre solo il 27% sono donne, come fruibile dal Grafico 2.6.4.1. In più si noti che il 64% sono dei lavoratori o disoccupati mentre il 36% risultano essere studenti, come evidenziato nel Grafico 2.6.4.2



*Grafico 2.6.4.1 Leader: Uomo vs Donna*



*Grafico 2.6.4.2 Leader: Studenti vs Non Studente*

Un'analisi più approfondita indica che tra gli studenti i leader di sesso maschile sono il 68,63% (35), invece quelli di sesso femminile sono il 31,37% (16). Per quanto riguarda i lavoratori o i disoccupati che non stanno più studiando sono per il 74,73% (68) uomini e per il 25,27% donne (23).

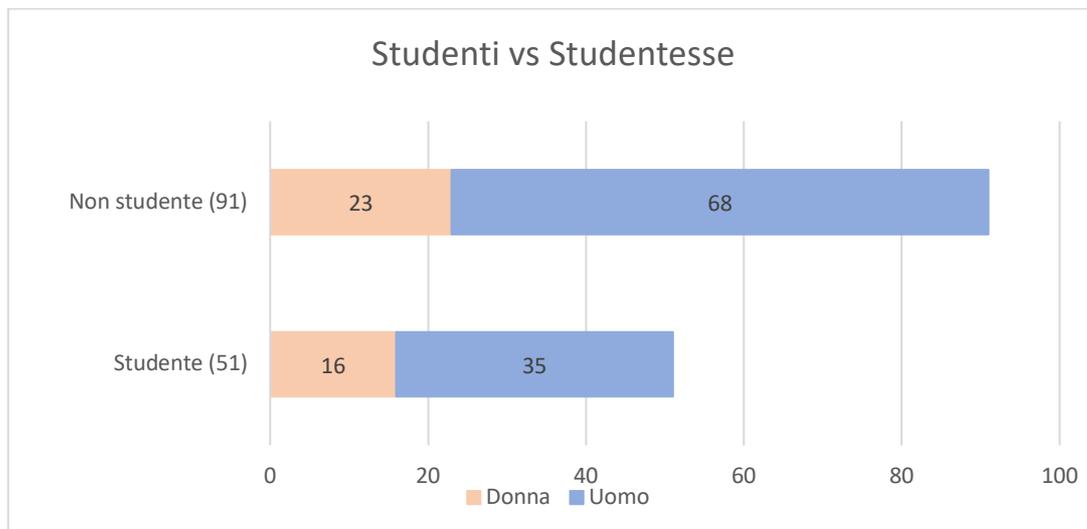


Grafico 2.6.4.3 Leader: Studenti vs Studentesse

Come osservato per i team l'età del leader si concentra per il 38,73% (55) nella fascia compresa tra i 25 e i 30 anni, seguito da un 24,65% (35) di età compresa tra i 19 e i 24 anni. Il restante 36,62% (52) ha un'età superiore ai 30 anni e nel dettaglio solo il 2% (3) ha anni compresi tra i 46 e i 50 anni mentre il 4% (6) ha oltre 50 anni.

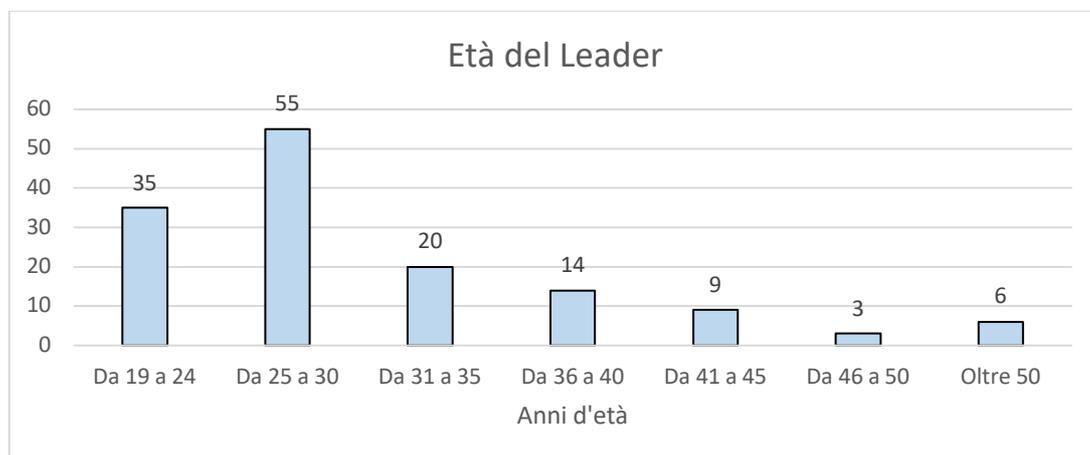


Grafico 2.6.4.4 Età dei Leader

Queste percentuali confermano quanto visto in precedenza, cioè che si tratta di un campione principalmente costituito da startup con membri giovani e soprattutto con

leader d'età compresa tra i 19 e i 30 anni. Il Grafico 2.6.4.4 riproduce la distribuzione dell'età dei leader delle startup del campione.

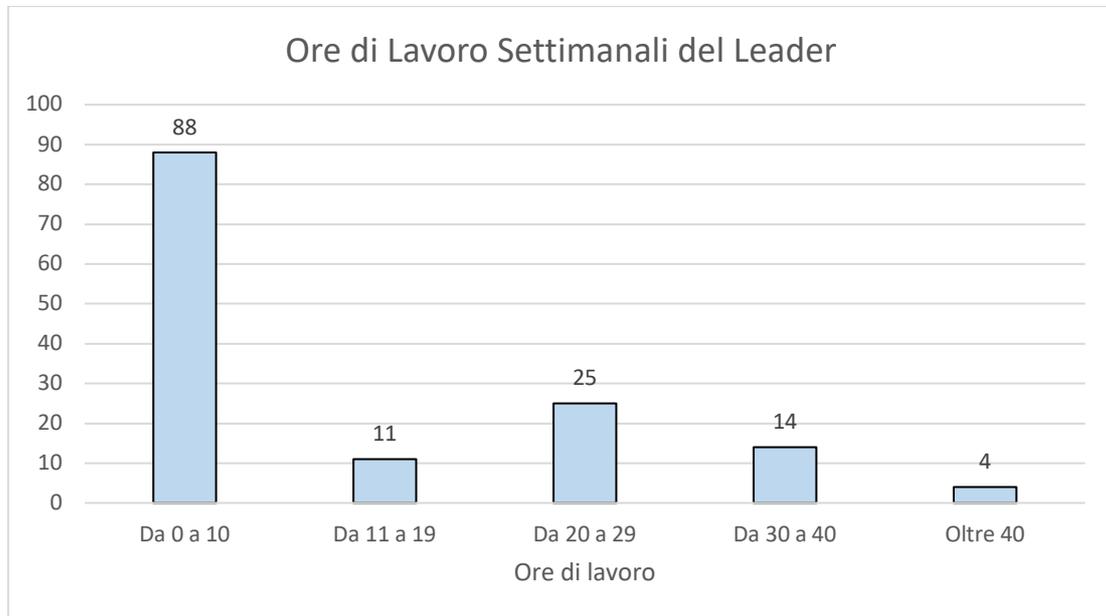


Grafico 2.6.4.5 Ore di lavoro settimanali del leader

Analizzando la media delle ore di lavoro dedicate settimanalmente alla startup e l'esperienza media dei leader si riscontra che circa il 61,97% (88) dei leader del campione dedica in media dalle 0 alle 10 ore di lavoro settimanali alla propria startup, invece il 30,28% dei leader dedica in media più di 20 ore alla settimana, arrivando a superare anche le 40 ore (Figura 2.6.4.5).

Si analizzano ora gli anni di esperienza dei leader in ambito lavorativo, manageriale, imprenditoriale e nel settore in cui opera la startup, come è stato fatto precedentemente. Il Grafico 2.6.4.6 indica che il 65,69% dei leader delle startup del campione possiede un'esperienza lavorativa compresa tra i 6 mesi e i 10 anni. Il restante 34,5% si divide in un 19,01% che possiede un'esperienza lavorativa superiore ai 10 anni e in un 15,49% (22) che non possiede alcuna esperienza lavorativa.

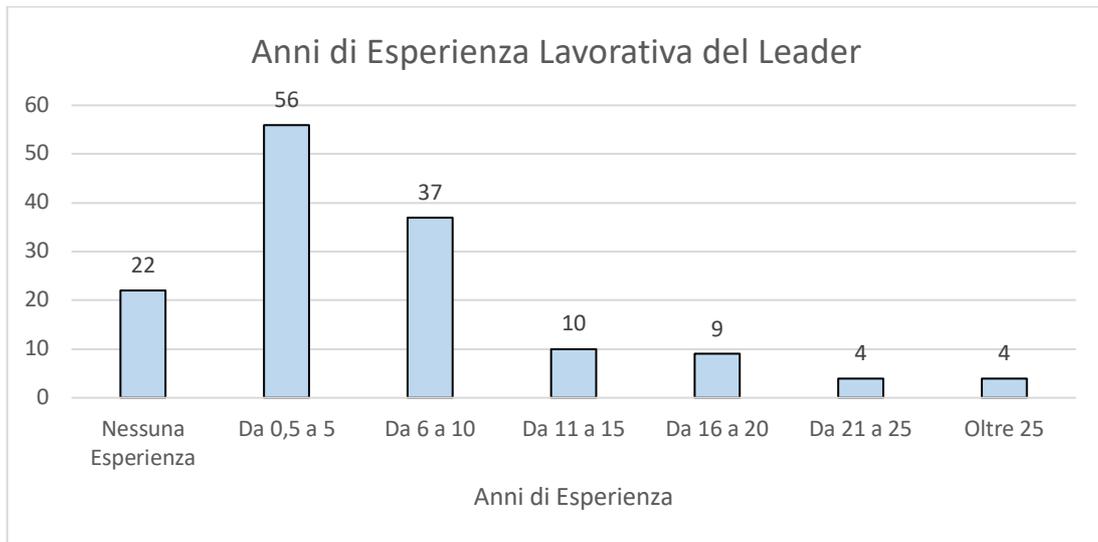


Grafico 2.6.4.6 Anni di Esperienza Lavorativa del Leader

L'esperienza manageriale dei leader invece segnala che circa il 58,45%, non possiede nessuna esperienza di questo genere. Per le restanti startup, l'analisi mostra un trend decrescente evidenziando come solo il 15,49% di essi possieda un'esperienza manageriale media superiore ai 3 anni. Il restante 26,06% ha un'esperienza manageriale tra i 6 mesi e i 2 anni.

Nel Grafico 2.6.4.7 è possibile osservarne una descrizione dettagliata.

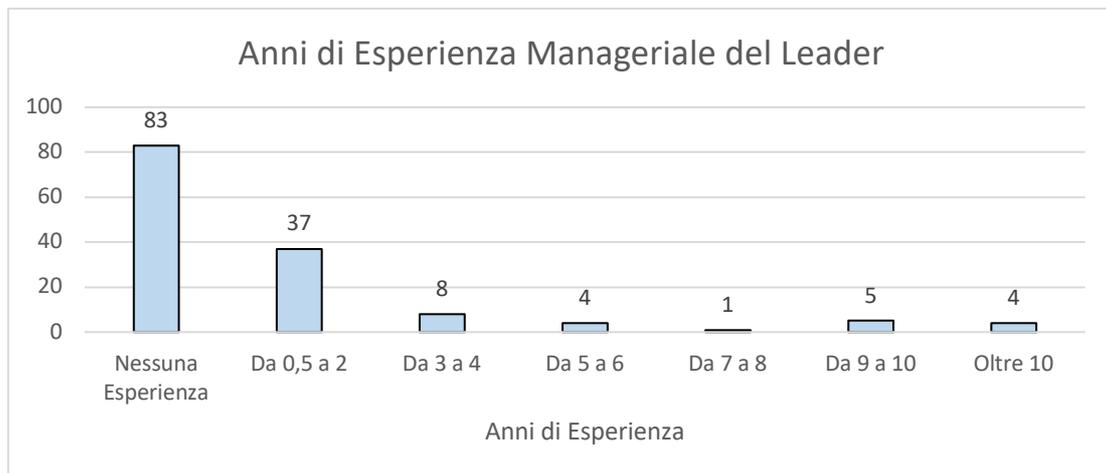


Grafico 2.6.4.7 Anni Esperienza Manageriale del Leader

La spiegazione è comunque strettamente collegata al fatto per cui il leader è mediamente di età inferiore ai 25 anni perciò è difficile che abbia già fatto carriera e lavorato in ambiente strettamente manageriale.

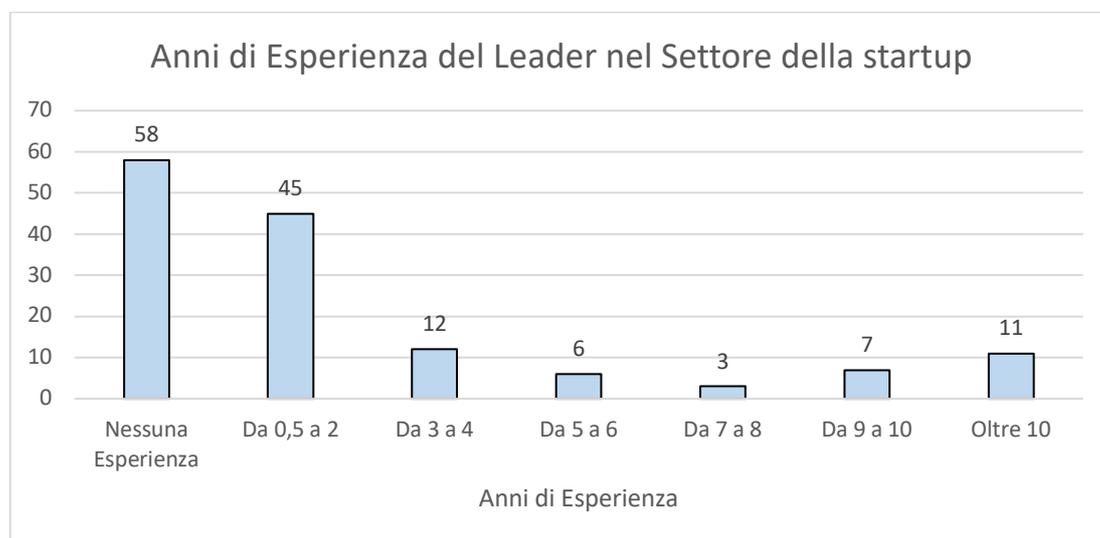
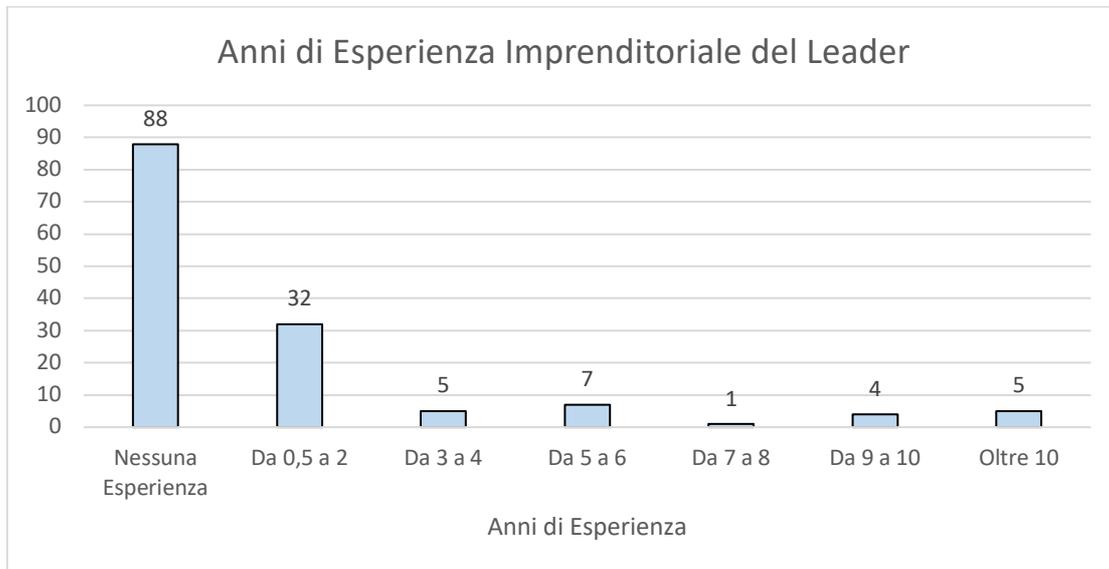


Grafico 2.6.4.8 Anni di Esperienza del Leader nel Settore della startup

Per quanto riguarda l'esperienza imprenditoriale e quella nello stesso settore della startup, come già dimostrato, una grande maggioranza non ha alcuna esperienza.

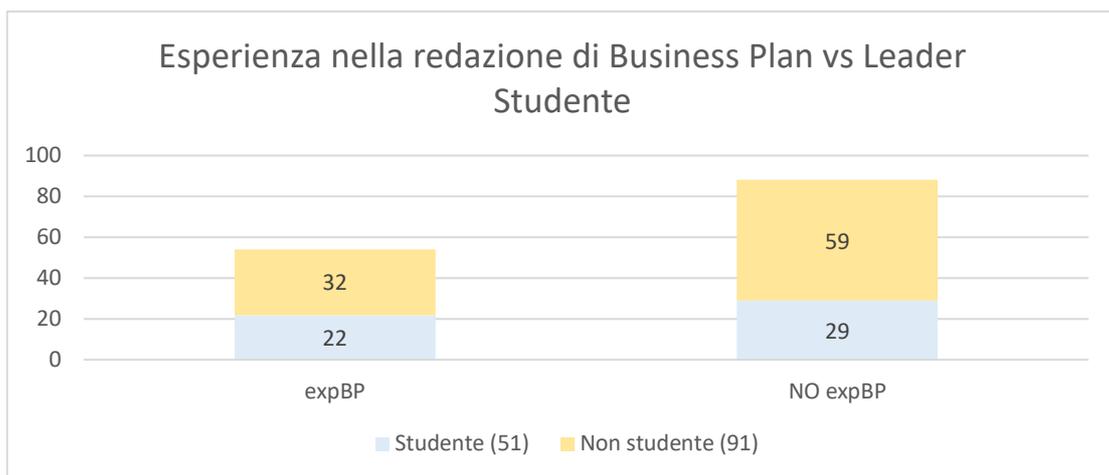
In particolare, il 40,85% dei leader non ha esperienza nel settore della startup in cui decide di fare business. Invece il 61,97% dei leader risulta non avere esperienza imprenditoriale di alcun genere.

Gli anni d'esperienza nello stesso settore della startup sembrano essere superiori agli anni di esperienza del leader in attività imprenditoriali in generale. Basti vedere che gli imprenditori con almeno 6 mesi di esperienza in questi ambiti nel primo caso, che controlla l'esperienza nel settore di riferimento della propria startup, conta un 59,15% di imprenditori. Invece solo il 38,03% di imprenditori risultano aver già lavorato in ruoli di conduzione di business in generale. In entrambi i casi il trend ha un picco sull'assenza di esperienza in campo imprenditoriale e questo indica che non solo si tratta di startup early stage, ma che spesso si tratta della prima esperienza nel campo startup.



*Grafico 2.6.4.9 Anni di Esperienza Imprenditoriale del Leader*

I pochi anni di esperienza imprenditoriale studiati precedentemente sono confermati anche dall'analisi dell'esperienza di ciascun leader nella redazione di un business plan. Infatti, circa il 61,97% (88) risulta non avere esperienza in tale settore di cui il 32,95% risulta essere uno studente mentre la restante parte non è uno studente. Guardando a chi ha esperienza nella redazione di business plan (38,03%), invece, risulta che il 40,74% è ancora studente mentre il restante 59,26% non lo è.



*Grafico 2.6.4.10 Esperienza nella redazione di Business Plan vs Leader Studente*

Questa informazione, anche se poco caratterizzante, suggerisce che il fatto di essere studente o lavoratore non è determinante nell'analisi dell'esperienza di redazione di un business plan perché la maggior parte comunque non ha questo tipo di esperienza.

La stessa osservazione si può fare andando a discriminare il sesso del leader, infatti risulta che il leader di sesso maschile, che prevale comunque, per il 43,66% non ha esperienza nella redazione di business plan. Il sesso femminile invece per il 18,3% non ha esperienza in tale campo e solo il 9,15% risulta averne.

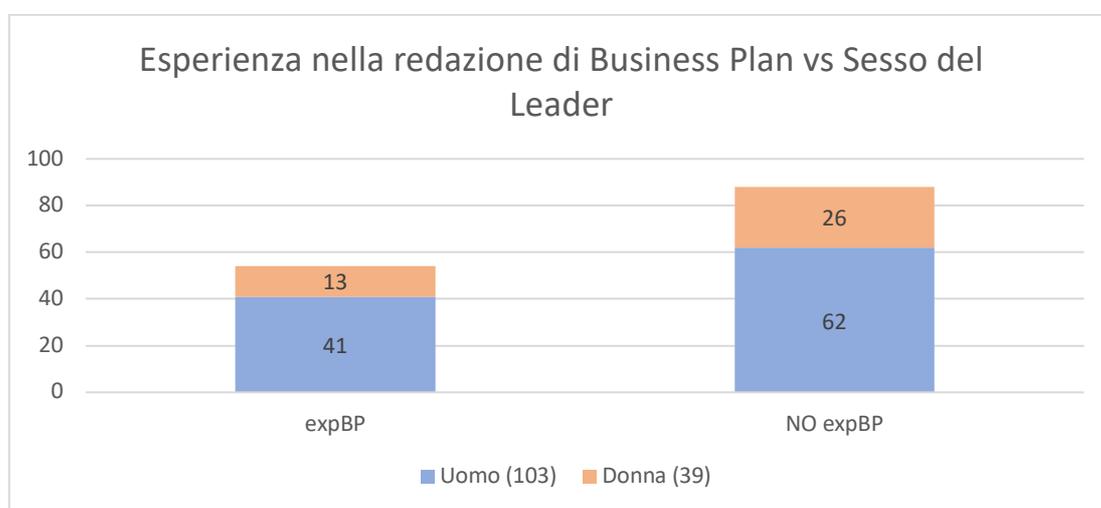
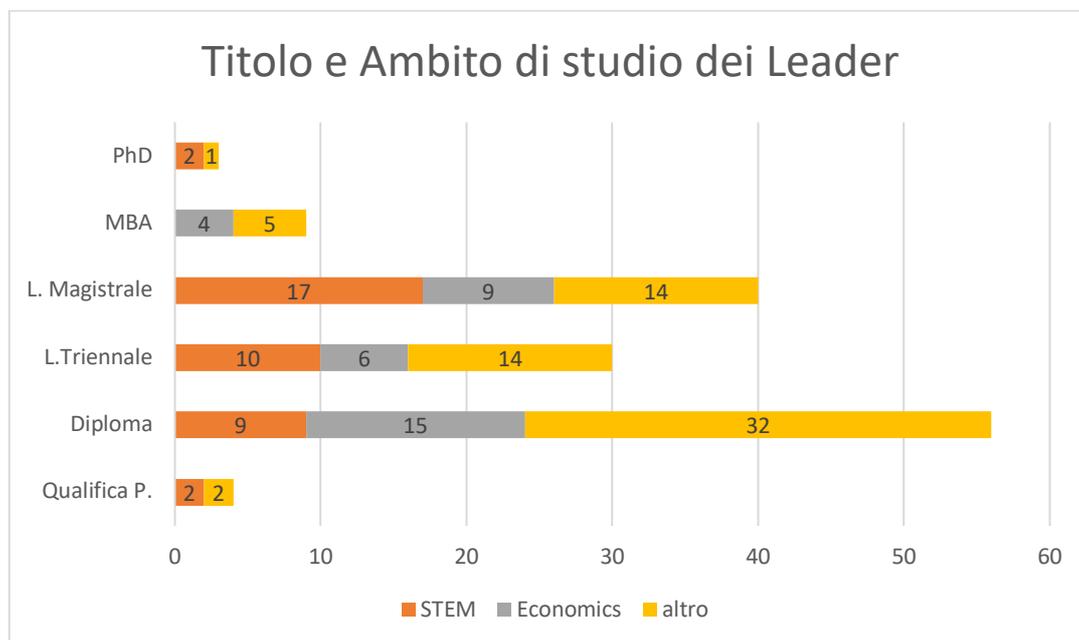


Grafico 2.6.4.11 Esperienza nella redazione di Business Plan vs Sesso del Leader

Prendendo poi in considerazione il background studentesco e l'ultimo titolo di studio conseguito dal leader ( Grafico 2.6.4.11) si riscontra che il 39,45% (56) dei leader delle startup del campione ha conseguito il diploma prevalentemente non in ambito economico e scientifico, infatti di 56 startup, 32 di queste hanno come ambito di studio un titolo di tipo umanistico, letterario o altro che non è di tipo scientifico. La quota successiva più ampia conta 40 (28,17%) startup il cui leader ha una laurea magistrale prevalentemente di tipo STEM (42,5%), seguito da un 35% di laureati in altre discipline non scientifiche e un restante 22,5% di laureati in materie economiche.



*Grafico 2.6.4.11 Titolo e Ambito di studio dei Leader*

Per quanto riguarda il resto del campione il 21,13% (30) risulta aver conseguito una laurea triennale e in questo caso la prevalenza risulta essere per materie non scientifiche (14), seguito da 10 leader laureati in materie STEM e sei in materie economiche. Infine, il numero di leader più specializzato in termini di istruzione è 12 (8,45%), ma solo due di questi hanno conseguito un dottorato in materie scientifiche (STEM), altri 4 hanno un master in materie economiche.

Invece, sei leader (4,23%) si sono dedicati ad altre materie settoriali, tra questi uno ha conseguito un dottorato e cinque hanno conseguito un master. Un'esigua percentuale (2,82%) ha segnalato di aver conseguito una qualifica professionale e quindi significa che o non ha ultimato gli studi superiori o ha conseguito corsi professionali esterni a percorsi di studi specifici. Quest'ultima categoria che si classifica come avere avuto a disposizione meno tempo da dedicare allo studio resta comunque una piccola determinante da non escludere ai fini della ricerca.

Alla luce di questa analisi, i leader analizzati nel campione hanno un background prevalentemente scientifico ed economico (52,11%) di cui il 28,17% ha effettuato studi STEM e il 23,94% ha compiuto studi di tipo economico.

La percentuale di leader con background diverso è pari al 47,89%. Questo risultato rispecchia quello emerso nell'analisi più generale dei team di ciascuna startup, fattore per cui nell'analisi si può andare a verificare l'impatto del background accademico sulla scientificità ricordando che esso potrebbe avere simile influenza ragionando in termini di team.

### 3. L'analisi dei dati: la costituzione del database

La raccolta dei dati descritta nel capitolo precedente rappresenta la base della costituzione del database su cui verranno condotte le analisi di regressione per studiare la scientificità e l'influenza su di essa delle caratteristiche del team e del referente. Prima di effettuare tale indagine, i dati sono stati studiati e raggruppati in determinate variabili secondo taluni criteri descritti di seguito. Dopo aver osservato con attenzione i dati raccolti sono state scelte le variabili che descrivono i tratti, le caratteristiche e l'eterogeneità dei team di ciascuna startup e non solo.

Le variabili che costituiscono il database includono la variabile dipendente del modello, e le rispettive variabili di interesse e di controllo di cui se ne vuole verificare l'effetto nell'analisi. Inoltre, è possibile distinguere tra i dati raccolti riferiti al leader della startup e quelli relative al team. Infatti, in quest'analisi verranno trattate unicamente le variabili relative alle caratteristiche, all'eterogeneità e ai tratti del team per studiarne l'effetto sulla variabile dipendente del modello, ovvero la scientificità precorso delle startup.

#### 3.1 La scientificità

La scientificità è la variabile dipendente del modello, quella su cui si vuole indagare l'effetto delle caratteristiche, dei tratti e dell'eterogeneità dei team della startup. Tale variabile è la sintesi del metodo scientifico di ciascuna startup e ingloba i quattro elementi che lo costituiscono: la teoria alla base dell'idea imprenditoriale, il set di ipotesi definito sulla teoria, i relativi test e la valutazione di tali test.

La costruzione di questa variabile usa i dati raccolti tramite le chiamate precorso che sono state fatte per indagare quanto le startup adottassero un metodo scientifico e se fossero già in fase avanzata nella conduzione del loro business. I quattro elementi utili per analizzare il metodo scientifico di ciascuna startup sono la teoria che sta alla base dell'idea imprenditoriale, le ipotesi che sono la strutturazione della teoria, il test che viene fatto per confermare le ipotesi e la valutazione, che trae i risultati dei test svolti e valuta la bontà della teoria in atto. Ciascuno di questi elementi sono stati quantificati in quattro sottocategorie che descrivono una caratteristica dello step del metodo scientifico considerato. Le sottocategorie sono state valutate attraverso una scala Likert tra 0 e 5, durante le interviste fatte prima dell'inizio del corso. Queste variabili hanno contribuito

alla costituzione dell'indice di scientificità che non è altro che la variabile dipendente del modello in analisi. Tali sottocategorie sono dunque variabili non continue. Il punteggio è stato assegnato attraverso determinati parametri in base alle risposte date dagli imprenditori. Il valore 0 è stato attribuito in caso l'elemento del metodo scientifico considerato fosse inesistente ovvero che non fosse ancora stato formalmente strutturato. Per quanto riguarda gli altri punteggi, si consideri la teoria. La prima sottocategoria di tale elemento è quantificare quanto la teoria risulti chiara e comprensibile, per esempio più l'imprenditore è capace di far capire all'interlocutore la propria idea di business più la teoria risulta chiara e la valutazione sarà alta (5), al contrario se l'interlocutore non è in grado di comprendere quanto spiegato dall'imprenditore allora la valutazione sarà bassa e tendente a 1. La teoria, le ipotesi, il test e la valutazione dimostrano un dato elemento costituente il metodo scientifico adottato da una startup e sono state rappresentate come media delle medie delle relative sottocategorie di ognuna. L'indice di scientificità è stato dunque calcolato come media delle medie dei quattro passaggi del metodo e quindi risulta essere una variabile continua nell'intervallo [0; 5]. In Tabella 3.1.1 la sintesi di quanto descritto finora.

Tabella 3.1.1 Indice di Scientificità

Variabile	Significato	Descrizione e metodo di calcolo
<b>teoria_av</b>		$teoria_{av} = \frac{\sum_{i=2}^5 q31_i}{4}$
q31_1	si/no	
q31_2	<b>Teoria_chiara</b>	La teoria è comprensibile
q31_3	<b>Teoria_elaborata</b>	La teoria va nel dettaglio
q31_4	<b>Teoria_alternative</b>	La teoria considera aspetti alternativi
q31_5	<b>Teoria_evidenza</b>	La teoria ha dei dati a sostegno
<b>ipotesi_av</b>		$ipotesi_{av} = \frac{\sum_{i=2}^5 q32_i}{4}$
q32_1	si/no	
q32_2	<b>Ipo_esplicite</b>	Elenca le ipotesi
q32_3	<b>Ipo_coerenti</b>	Sono derivate dalla teoria
q32_4	<b>Ipo_precise</b>	Testano una cosa alla volta
q32_5	<b>Ipo_falsificabili</b>	Hanno delle soglie per la validazione
<b>test_av</b>		$test_{av} = \frac{\sum_{i=2}^5 q33_i}{4}$
q33_1	si/no	
q33_2	<b>Test_coerenti</b>	Il test permette di testare le ipotesi
q33_3	<b>Test_validi</b>	Il test è fatto nel vero contesto in cui opera la startup
q33_4	<b>Test_rappresentativi</b>	Il test coinvolge un campione con le caratteristiche del reale target della startup
q33_5	<b>Test_rigorosi</b>	Usano il test giusto e con le procedure giuste (es. domande aperte nelle interviste; o hanno una baseline di confronto nel test di prodotto/servizio)
<b>valris_av</b>		$valris_{av} = \frac{\sum_{i=2}^5 q34_i}{4}$
q34_1	si/no	
q34_2	<b>Val_dati</b>	Non valutano i dati su esperienze individuali o sensazioni
q34_3	<b>Val_misure</b>	Misurano quello che teoricamente l'imprenditore vuole misurare e sono dati affidabili
q34_4	<b>Val_sistematic</b>	C'è un modello di metriche, uno schema, qualcosa che categorizzi la raccolta dati
q34_5	<b>Val_esplicativi</b>	Riesce a connettere i vari risultati e a rielaborare la propria teoria conseguentemente
<b>scie_av</b>	Scientificità	$scie_{av} = \frac{teoria_{av} + ipotesi_{av} + test_{av} + valris_{av}}{4}$

Dopo la costruzione dell'indice di scientificità si può descrivere la costruzione delle variabili indipendenti e delle variabili di controllo. Tali variabili sono definite dai dati raccolti tramite i questionari somministrati in fase di iscrizione al corso. Il questionario è stato organizzato in una serie di item come è stato descritto dettagliatamente nel paragrafo precedente. Alcuni items scelti per la formazione del questionario sono stati raggruppati in 7 variabili di cui 4 relative al leader e 3 relative al team della startup. Altri items invece sono stati elaborati singolarmente codificandone l'informazione se di tipo qualitativo o sfruttandone l'informazione se di tipo quantitativo.

### 3.2 I tratti dei team di una startup

Come descritto in precedenza, I tratti dei team di una startup influiscono nello svolgimento delle loro attività. Al fine di studiare l'impatto dei tratti dei team sono state costruite tre variabili relative al grado di confidenza e della loro capacità d'analisi e di intuizione. Le tre variabili ottenute prendono rispettivamente il nome di confidence, analytic e intuitive. Di seguito, verranno illustrati gli items utilizzati per la costituzione delle variabili relative a questi tratti psicologici e ai meccanismi decisionali.

Gli items utilizzati per le tre variabili sono stati costruiti adattando gli item della scala REI 40, una scala utilizzata per lo studio della formulazione delle informazioni (Pacini, R., Epstein, S., 1999). Ciascun item prevede come risposta un punteggio compreso tra 1 e 5, dove 1 corrisponde a completamente in disaccordo e 5 a completamente d'accordo.

#### *Confidence*

La prima variabile considerata è la confidence. Tale variabile concettualizza il grado di fiducia che i team hanno in se stessi e nei propri mezzi. Come descritto in precedenza, la fiducia in se è un elemento essenziale nella conduzione delle attività imprenditoriali, ma se eccessiva può sfociare in bias da overconfidence (York, J.L., Danes, J.E. 2014)

*Tabella 3.2.1 Items relativi alla confidence*

confidence_1	q15_1	Abbiamo fiducia nelle nostre capacità imprenditoriali
confidence_2	q15_2	Siamo certi di stare adottando la migliore strategia possibile per la nostra idea
confidence_3	q15_3	Siamo sicuri della nostra capacità di svolgere l'attività imprenditoriale
confidence_4	q15_4	Padroneggiamo le competenze necessarie per il nostro progetto imprenditoriale
confidence_5	q15_5	Siamo certi non ci siano modelli di business migliori a quello attuale per la nostra idea

Per misurare questa caratteristica sono stati utilizzati 5 items che hanno lo scopo di indagare la “fiducia” che gli individui hanno nelle loro capacità e competenze. La struttura degli items è simile, come si può notare in Tabella 3.2.1, ad eccezione di q15\_5 che è formulato in maniera negativa e potrebbe creare problemi nell’analisi successiva in quanto i rispondenti potrebbero fraintendere tale domanda.

#### *Analytic*

La seconda variabile rilevante da considerare è la capacità analitica di un team, intesa come l’approccio rigoroso e strutturato nella valutazione delle informazioni ottenute. Secondo la letteratura, per studiare la presenza di questi meccanismi è necessario indagare come il team si applica ai problemi, come raccoglie i dati e come lavora razionalmente nell’affrontare i problemi (Langan-Fox, J., Code, S., Langfield-Smith, K., 2000). In Tabella 3.2.2 è possibile osservare i quattro items utilizzati per misurare questa caratteristica.

*Tabella 3.2.2 Items relativi alla variabile analytic*

analytic_1	q16_1	Analizzare la situazione e guardare ai fatti è una parte importante del processo di decisione di scelte che riguardano la nostra startup
analytic_2	q16_2	Valutiamo attentamente tutte le alternative possibili prima di decidere cosa fare per la nostra startup
analytic_3	q16_3	Preferiamo raccogliere tutte le informazioni necessarie prima di prendere una decisione per la nostra startup
analytic_4	q16_4	Prendiamo in considerazione diversi elementi quando prendiamo una decisione per la nostra startup di solito valutiamo attentamente i pro e i contro di ogni situazione che affronta la nostra startup

#### *Intuitive*

L’intuizione è uno dei meccanismi alla base del processo decisionale. Le decisioni prese attraverso l’intuito si contrappongono a quelle fatte attraverso un comportamento obbligato, rigido e imposto dall’ambiente quotidiano. (Reel, J.J., Nick Galli, N., Miyairi, M., Voelker, D., Greenleaf, C., 2016).

In questo caso gli items utilizzati per indagare la variabile intuitive sono i seguenti in Tabella 3.2.3 .

Tabella 3.2.3 Items relativi all'intuitive

intuitive_1	q17_1	Tendiamo a seguire la nostra intuizione quando prendiamo decisioni per la nostra start-up
intuitive_2	q17_2	Prendiamo in considerazione sentimenti e intuizione più che analisi nelle decisioni per la nostra startup

Come descritto in precedenza, L'intuizione spesso è considerata un processo olistico attraverso cui le informazioni vengono elaborate inconsciamente. (Shapiro, S., Spence, M.T.,1997).

Nei due items considerati si è cercato di indagare la presenza di questo processo basato su meccanismi inconsci e non strutturati.

### 3.2.1 Dagli items alle variabili: Factor Analysis

Le variabili di interesse precedentemente descritte sono state misurate tramite gli items sottoposti nel questionario d'iscrizione compilato da ciascuna startup. Gli items selezionati nel questionario sono stati raggruppati per valutare le singole variabili descritte. Prima dell'analisi quantitativa del modello proposto è stato necessario verificare se gli item che compongono il questionario rientrano nella suddivisione prevista per ciascuna caratteristica del team della startup. Per fare questo è stata condotta la Factor Analysis. In particolare, prima è stata eseguita l'Exploratory Factor Analysis (EFA), e successivamente la Confirmatory Factor Analysis (CFA). Le analisi sono state condotte con lo strumento di analisi statistica e di dati, STATA (StataCorp, versione 14.0).

L'obiettivo della Factor Analysis è la definizione delle variabili di interesse riferite ai tratti psicologici dei team come insieme degli items del questionario. Inoltre, per ciascuna delle variabili principali individuate sono risultate diverse versioni valutando quanto gli items rientrassero più o meno efficacemente in taluno fattore andando a valutare il valore dei factor loadings e analizzandone la validità per mezzo dell'alpha di Cronback. I dati sono stati analizzati usando l'Exploratory Factor Analysis e la Confirmatory Factor Analysis e hanno confermato il risultato di una struttura a tre fattori per quanto riguarda le caratteristiche del team.

Si procede ora ad analizzare i due step condotti durante la Factor Analysis.

#### *Exploratory Factor Analysis*

L'obiettivo della factor analysis è quello di andare a verificare quali items del questionario si raggruppino tra di loro creando un unico concetto da indagare. Come spiega

dettagliatamente sul sito della UCLA, la logica di base di questa analisi consiste nel credere che per un insieme di variabili osservate esista un insieme di variabili latenti chiamate fattori. Questi fattori sono in minore quantità rispetto agli items originari e cercano di spiegare le interrelazioni esistenti tra questi.

Il criterio usato per selezionare il numero ottimale di fattori che raggruppano gli items emersi dall'analisi è quello di andare ad osservare gli autovalori di ciascun fattore con valore superiore ad 1, cioè quelli che spiegano la maggior parte della varianza del modello.

Un metodo di conferma di quest'ultimo risultato è la rappresentazione grafica, in particolare si può utilizzare lo screeplot che traccia gli autovalori dei fattori in evidenza.

In questo caso, il punto di rilevanza in cui non risulta essere vantaggioso continuare l'estrazione di componenti è dove si manifesta una "curva a gomito", il cosiddetto *rule of thumb*. Fino al gomito di tale curva i fattori possono essere considerati come variabili latenti rilevanti. Secondo la teoria, la varianza totale spiegata dai fattori scelti in questo modo dovrebbe essere compresa tra il 70% e l'80% di varianza, anche se in altri estratti si parla del 50% - 60%.

Dopo questa prima analisi, i risultati vengono ruotati per migliorare l'interpretazione della soluzione fattoriale. In questo lavoro è stato deciso di utilizzare la rotazione di tipo varimax, una rotazione ortogonale che assume la non correlazione dei fattori. Il beneficio di fare una rotazione del genere è che i factor loadings sono semplici correlazioni degli items con i fattori e in questo modo si possono stimare i contributi singoli di ciascun fattore.

Il risultato della rotazione è una matrice in cui per ogni fattore sono riportati i factor loadings di ciascun items. Solitamente ogni items ha un fattore di carico elevato su un solo fattore e ogni fattore avrà carichi elevati solo su taluni items. Dopo la rotazione è utile guardare i factor loadings di ciascuna variabile. Se solo un item ha un elevato fattore di carico su un solo fattore, allora il fattore non è adeguatamente definito. Se solo due variabili hanno alto fattore di caricamento elevato su un fattore, allora il fattore potrebbe essere affidabile se le due variabili sono altamente correlate tra loro ( $r > 0,7$ ) e relativamente non correlate con le altre, per esempio nel caso in analisi la variabile "intuitive" rientra in tale caso come si vedrà più avanti.

La scelta dei fattori derivanti dalla factor analysis si basa quindi sugli autovalori maggiori di 1 e il punto di gomito dello screeplot. L'insieme delle variabili che misurano e spiegano uno stesso fattore deve essere un minimo di 3 items, anche se non ci sono studi che dimostrano che un numero minore influiscano sistemicamente sulla stabilità del modello. Fattori con 2 o meno items di carico sono stati considerati non interpretabili (Velicer, W., Fara, J., 1998).

Grice (2001) riporta alla luce il problema dell'indeterminazione del valore dei factor scores. Sostiene che l'indeterminatezza del factor score dovrebbe essere da subito considerata nella EFA e i factor loadings dovrebbero essere valutati prima di ulteriori analisi. Secondo un criterio convenzionale (Distefano, C., Zhu, M., Mindrila, D., 2009), i factor loadings per essere considerati affidabili devono essere superiori a 0,3 o 0,4. Ma senza nessuna regola esistente si sceglie prima in modo arbitrario quale valore considerare per determinare l'impatto dell'item su quel fattore. Gli items sono stati ritenuti tali se i factor loadings su entrambi i fattori e la matrice di struttura sono superiori a 0,4 guardando comunque anche alla soglia 0,3 (Guadagnoli, E., Velicer, W., 1988).

Per studiare l'affidabilità del fattore individuato dall'analisi si calcola l'alpha di Cronbach.

L'alpha di Cronbach è un metodo popolare per misurare l'affidabilità di un fattore risultante, ad esempio nel quantificare l'attendibilità dei factor loadings, per riassumere l'informazione di una serie di items dei questionari. Questo indice stima la consistenza tra items in un test ed è la consistenza interna del test (Christmann, A., Van Aelst, S., 2006). Solitamente il valore di cutoff che si sceglie per determinare se un fattore è efficacemente esplicativo, è pari a 0,7 o 0,75,

L'Exploratory Factor Analysis con una rotazione varimax è stata eseguita sugli 11 items riferiti al team per identificare eventuali fattori latenti.

La matrice di correlazione è stata esaminata per i diversi items del caso, controllando l'esistenza di multicollinearità, ossia se il coefficiente di correlazione risultasse molto elevato (cioè  $r > 0,9$ ) (Field, A., 2009). Guardando alle tabelle di correlazione non esiste multicollinearità, ossia valori superiori a 0,9. La matrice di correlazione può essere usata per controllare il pattern delle relazioni esistenti tra items. Inoltre, se un item ha valore di  $r$  più basso di 0,3 in rapporto a una buona parte degli item allora è preferibile escluderlo.

L'Exploratory Factor Analysis è un'analisi completa di tutti gli items di interesse in cui l'obiettivo è quello di vedere come si raggruppano in fattori i vari items. Dopodiché si procede con la Confirmatory Factor Analysis, analisi che viene utilizzata per determinare la struttura definitiva dei fattori che definisce le variabili di interesse.

Si procede ora analizzando i risultati emersi con gli item dei team che sono 11 in totale. Secondo quanto fornito dalle analisi fatte precedentemente e non trattate in questo elaborato, questi 11 items devono rientrare in 3 fattori rappresentativi delle variabili sopra descritte riferite alle caratteristiche del team che si vogliono indagare, quali la confidence, l'intuitive e l'analytic. La prima analisi che viene svolta è lo studio delle correlazioni esistenti tra gli items. In Tabella 3.3.1 viene presentata la matrice di correlazione tra gli items e vengono evidenziati i valori del coefficiente di correlazione positivi e maggiori di 0,3.

Come si può notare non sono presenti problemi di multicollinearità in quanto non ci sono coefficienti superiori a 0,9. Analizzando separatamente ciascuna correlazione, gli items problematici sono i q15\_\* che in alcuni casi hanno coefficienti molto bassi come 0,0812. Nella teoria si è visto come gli items con coefficienti inferiori al valore 0,3 possano rendere poco stabile l'analisi essendo poco correlati e potrebbe segnalare di dover escludere tali item dall'analisi. Per quanto riguarda gli items q16\_\*, i coefficienti di correlazioni tra questi items sono tutti superiori a 0,3, aggirandosi attorno allo 0,5.

Questi valori di correlazione sono riscontrabili anche per gli items q17\_\*, anche se in questo caso il risultato è discutibile in quanto si tratta di due soli items e quindi il risultato della Factor Analysis sarebbe attendibile solo in caso in cui il coefficiente di correlazione sia superiore a 0,7 e che rientrino in unico fattore con fattore di carico elevato.

Il coefficiente di correlazione è 0,53 e questo indica che i risultati di questi due items possano essere poco attendibili.

Inoltre, l'instabilità di questi items risiede anche nel fatto che sarebbe solo due items a spiegare un solo fattore e vista l'analisi effettuata sulla matrice di correlazione bisogna fare attenzione a questo risultato (Field, A., 2009). In Tabella 3.2.1.1 è possibile osservare la matrice di correlazione degli items.

Tabella 3.2.1.1 Matrice di Correlazione

	q15_1	q15_2	q15_3	q15_4	q15_5	q16_1	q16_2	q16_3	q16_4	q17_1	q17_2
q15_1	1										
q15_2	0,27075	1									
q15_3	0,517298	0,284498	1								
q15_4	0,178775	0,274053	0,342587	1							
q15_5	0,081232	0,499693	0,176802	0,230369	1						
q16_1	0,175082	0,163379	0,110977	-0,0184	0,112656	1					
q16_2	0,183684	0,198871	0,011611	-0,05479	0,107345	0,546042	1				
q16_3	0,258495	0,271383	0,022375	-0,00939	0,080273	0,427692	0,536445	1			
q16_4	0,221419	0,253595	0,104714	0,09515	0,157675	0,467871	0,507393	0,522332	1		
q17_1	0,03148	0,051024	0,180685	0,138815	0,170665	-0,00952	-0,02716	-0,06631	-0,08822	1	
q17_2	-0,07819	0,024459	0,08499	0,136353	0,081202	-0,20478	-0,24141	-0,14947	-0,21355	0,530419	1

Il primo risultato dell'analisi di Exploratory, inserendo tutti gli 11 items, genera 11 fattori, ma ne bastano solamente 2 per spiegare il 77,98% della varianza. Infatti, nella tabella degli autovalori quelli maggiori di 1 sono due.

Prima di procedere ulteriormente per verificare la bontà degli items inseriti nel modello bisogna valutare l'indice di Kaiser-Meyer-Olkin che misura l'adeguatezza della dimensione del campione in analisi, se sufficientemente elevato (per esempio superiore a 0,7), e in questo caso è il seguente,  $KMO=0,714$ , mentre il test di sfericità di Bartlett che controlla la correlazione tra le variabili è significativo con  $p\text{-value}<0,000$ . Questi due studi dimostrano l'adeguatezza del modello e permette di continuare lo studio.

La prima analisi EFA mostra che sono sufficienti due fattori con autovalori maggiori di 1 per spiegare il 77,98% della varianza. Questo risultato mette in luce che potrebbero significare che bastino solamente due fattori a spiegare gli items considerati. Se si guarda allo screeplot in Figura 3.2.1.1 si vede però che il *rule of thumb* include 3 fattori, e questo suggerisce di proseguire con l'analisi.

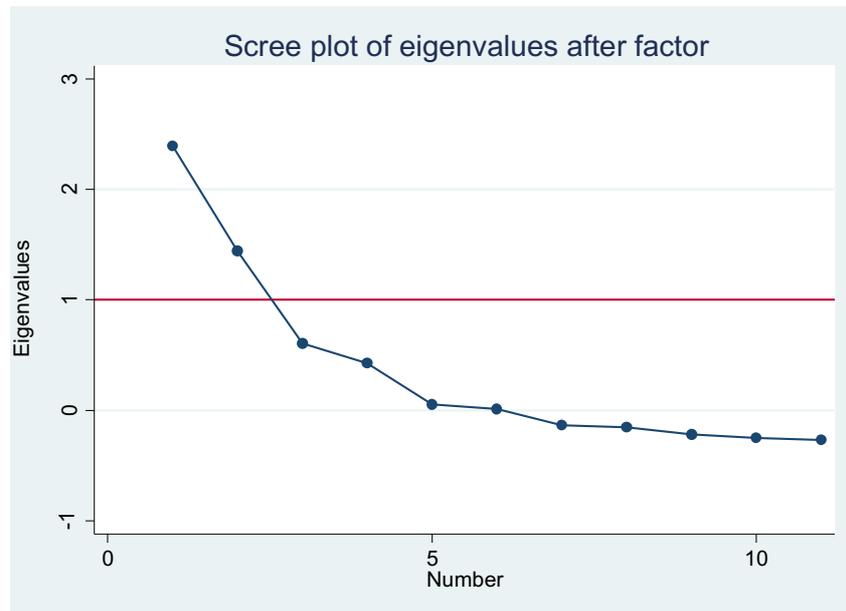


Figura 3.2.1.1 Screeplot EFA

Guardando alla matrice dei factor loadings, dopo aver compiuto la rotazione varimax, risultano avere fattori di carico elevati ( $>0,6$ ) tutti i q16\_\* che rientrano nel primo fattore, come fruibile in Figura 3.2.1.2 . Anche i q17\_\* hanno fattori di carico maggiori a 0,6 e rientrano tutti e due nello stesso fattore (F3). Per quanto riguarda i q15\_\* come previsto dall'analisi delle correlazioni risultano essere parzialmente problematici in questa prima analisi. Gli items q15\_1 e q15\_3 con factor loadings maggiori di 0,6 rientrano nel fattore (F2) mentre q15\_2 e q15\_5 con fattori di carico elevati ( $>0,59$ ) rientrano insieme nel fattore 4 (F4). L'item più problematico è q15\_4 che sembra non rientrare fortemente in nessun fattore, e che ha un valore basso di factor loadings rispetto gli altri vicino allo 0,3 sia per il fattore 2 che per il fattore 4 anche se con 0,33 rientrerebbe nel fattore 2. Tale risultato necessita ulteriori analisi.

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Uniqueness
q15_1	0.2217	0.6170	-0.0410	0.0743	0.0617	-0.0249	0.5585
q15_2	0.2207	0.2467	0.0295	0.6020	0.0536	-0.0011	0.5243
q15_3	0.0195	0.6674	0.1237	0.1800	-0.0458	0.0196	0.5041
q15_4	-0.0601	0.3315	0.1345	0.3212	-0.0106	0.1042	0.7543
q15_5	0.1046	0.0799	0.1356	0.5908	-0.0523	0.0014	0.6125
q16_1	0.6499	0.0865	-0.0485	0.0414	-0.1215	-0.0119	0.5512
q16_2	0.7387	0.0132	-0.0730	0.0535	-0.0379	-0.0328	0.4434
q16_3	0.6791	0.0758	-0.0671	0.0909	0.1482	-0.0069	0.4983
q16_4	0.6494	0.1194	-0.1213	0.1626	0.0217	0.0636	0.5183
q17_1	-0.0276	0.0949	0.6498	0.0768	-0.0473	-0.0082	0.5598
q17_2	-0.2251	0.0111	0.6378	0.0626	0.0440	0.0136	0.5364

Figura 3.2.1.2 Pattern matrix EFA

Da questa prima analisi si identificano da subito alcune delle versioni definitive usate nello studio successivo, cioè le versioni V1 delle variabili analitiche e intuitive. Queste versioni delle variabili sono composte, entrambe, dai rispettivi items generati per i singoli tratti. Nello specifico, la versione V1 della variabili analitiche è composta dagli items q16\_1 q16\_2 q16\_3 q16\_4, mentre, la variabile V1 della variabile intuitive è composta dagli items q17\_1 q17\_2. Entrambe le variabili sono state testate e presentano un alpha di Cronbach, rispettivamente, di 0,7988 e 0,6931.

A questo punto risulta essere molto interessante condurre una factor ancora di tipo Exploratory ma forzandola a tre fattori con tutte le variabili. In questo caso la matrice ruotata dei fattori di carico degli items, mostrata in Figura 3.2.1.3, conferma il risultato precedente dei q16\_\* con factor loading elevato (>0,64) come misura del fattore 1, e dei q17\_\* che con factor loadings superiori a 0,62 spiegano il fattore 3. Gli items q15\_\* in questo caso rientrano tutti nel fattore 2 e questo è un risultato molto positivo per l'analisi ma si abbassano i factor loadings di q15\_2 e q15\_5 (rispettivamente 0,49 e 0,34) mentre aumenta il valore di q15\_4 che è pari a 0,44.

Tuttavia, è stata fatta un'ulteriore analisi per completezza e togliendo q15\_4, l'item che generava problemi di correlazione, q15\_5 continua ad avere basso factor loadings anche se pur basso entrerebbe in entrambi i casi nel fattore corretto numero 2 insieme agli altri.

A discapito di questi problemi con gli item, è stato comunque deciso di costruire una prima versione della variabile confidence, denominata c1, composta da q15\_1 q15\_2 q15\_3 q15\_4 q15\_5.

Questa decisione è stata presa osservando il valore dell'alpha di Cronbach per questa variabile. Per questa variabile, il valore di questo indice è pari a 0,6568 che, anche se non eccessivamente elevato, è stato comunque considerato rilevante per la nostra analisi.

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Factor3	Uniqueness
q15_1	0.2009	0.5675	-0.1045	0.6266
q15_2	0.3033	0.4979	0.1760	0.6292
q15_3	0.0094	0.6643	0.0840	0.5516
q15_4	-0.0296	0.4461	0.1844	0.7661
q15_5	0.1912	0.3458	0.3001	0.7538
q16_1	0.6437	0.0709	-0.0544	0.5776
q16_2	0.7383	0.0108	-0.0681	0.4501
q16_3	0.6824	0.0894	-0.0631	0.5223
q16_4	0.6640	0.1662	-0.0929	0.5229
q17_1	-0.0456	0.0962	0.6240	0.5993
q17_2	-0.2376	0.0262	0.6212	0.5570

Figura 1.2.1.3 Pattern matrix EFA(2)

La EFA condotta finora ha messo le basi per il modello ipotetico da cui partire per procedere con la Confirmatory Factor Analysis che si baserà su una struttura a 3 fattori come indagato precedentemente.

#### *Confirmatory Factor Analysis*

La Confirmatory Factor Analysis è simile all'Exploratory Factor Analysis. La differenza consiste nel fatto di avere una struttura predeterminata da indagare specificamente, al contrario di lasciare che i dati suggeriscano la struttura fattoriale come nelle analisi EFA. Il modello che si usa in CFA è il modello ad un fattore, che assume che la correlazione tra gli elementi sia dovuta a un singolo fattore comune. L'analisi condotta con la EFA permette di creare un'ipotesi di base dei fattori in cui si possono raggruppare gli items del questionario.

Da questa struttura si procede con la CFA. In base a quello che è stato scoperto precedentemente si analizzano le variabili con un modello ad un fattore. In particolare, si è visto come gli items dei team si dividono in tre fattori relativi alla confidence, analytic e intuitive. Indagando nel dettaglio gli items separati per singolo fattore individuate che viene misurato, si identificano le versioni definitive delle variabili che verranno usate nello studio successivo. Si procede analizzando le singole variabili.

- Confidence

La CFA mostra come primo risultato che gli items q15\_\* misurano un solo fattore spiegando una varianza pari al 70,41%. Da una prima rotazione la matrice dei factor loadings (Figura 4) indica che i q15 si suddividono comunque in due fattori, come osservabile in Figura 3.2.1.4.

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Factor2	Uniqueness
q15_1	0.6101	0.1076	0.6162
q15_2	0.2621	0.6063	0.5637
q15_3	0.6502	0.2047	0.5353
q15_4	0.3210	0.3174	0.7962
q15_5	0.0845	0.6061	0.6255

Figura 3.2.1.4 Pattern matrix CFA\_confidence

I q15\_\* sono gli items della confidence e, come succedeva nell'Exploratory, succede che q15\_1 e q15\_3 entrano insieme nello stesso fattore con fattori di carico elevati (>0.61). Invece, q15\_2 e q15\_5 entrano in un altro fattore anch'essi con fattori di carico elevati (>0.60). L'unico item problematico è q15\_4 che rientra nel fattore 1, ma ha un fattore di carico molto più basso (0.3210) rispetto agli altri item.

Forzando ora ad un solo fattore, tutti gli item entrano nello stesso fattore con fattori di carico maggiori di 0.45 e l'alpha di Cronbach dimostra la bontà della variabile in quanto è pari a 0.6568. La CFA eseguita sui soli items q15\_\* , forzata ad un fattore, dimostra come gli items relativi alla confidence rientrano in un solo fattore con fattori di carico superiori a 0,45, sufficientemente elevati per confermare la versione V1 della variabile

individuata nel modello precedente Visto la sensibilità di questi items, si è deciso di alzare la soglia dei factor loadings a 0,50 e di definire la versione V2 della confidence , denominata c2, composta da q15\_1 q15\_2 q15\_3 con alpha di Cronbach pari a 0,6234. I factor loading per la CFA ad un solo fattore sugli items q15\_\* sono osservabili in Figura 3.2.1.5

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Uniqueness
q15_1	0.5218	0.7277
q15_2	0.6035	0.6358
q15_3	0.6170	0.6193
q15_4	0.4511	0.7965
q15_5	0.4727	0.7766

Figura 3.2.1.5 Pattern matrix CFA\_confidence

- Analytic

Gli items q16\_\* rappresentano la variabile analytic che entrano in unico fattore da subito senza dover forzare ad un singolo fattore, con fattore di carico rilevante >0.65 confermano la versione V1 di questa variabile già individuata nell'analisi EFA. I factor loading per la CFA ad un solo fattore sugli items q16\_\* sono osservabili in Figura 3.2.1.6

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Uniqueness
q16_1	0.6561	0.5695
q16_2	0.7334	0.4622
q16_3	0.6799	0.5378
q16_4	0.6810	0.5362

Figura 3.2.1.6 Pattern matrix CFA\_analytic

- Intuitive

Allo stesso modo anche i q17\_\* non danno problemi, ma sono in un numero troppo limitato per valutare correttamente l'indice di Cronbach. La versione V1 identificata nell'analisi EFA della variabile intuitive è confermata in questa indagine. I factor loading per la CFA ad un solo fattore sugli items q17\_\* sono osservabili in Figura 3.2.1.7

Rotated factor loadings (pattern matrix) and unique variances

Variable	Factor1	Uniqueness
q17_1	0.6371	0.5941
q17_2	0.6371	0.5941

Figura 3.2.1.7 Pattern matrix CFA\_intuitive

I Cronbach's alpha delle versioni V1 sono rispettivamente pari a 0.6568, 0.7988 e 0.6931. Non sono molto elevati, ma questo è dovuto al fatto che gli item sono nel complesso 11 e come suggerisce la teoria il numero di item minimo per avere un risultato affidabile della factor analysis è di 20-30 items (Field, A., 2009). I pochi items per fattore lo rendono poco stabile alla luce dell'indice di Cronbach, ma questo non impedisce di continuare la nostra analisi.

In sintesi, è stato deciso di utilizzare per le prossime analisi le variabili composte da tutti gli item per i rispettivi tratti, denominate "c1", "a1" e "i1", e la variabile per la confidence ottenuta tramite la CFA, cioè la variabile composta dagli items q15\_1 q15\_2 q15\_3, denominata "c2". Nella Tabella 3.2.1.2 è possibile osservare un ulteriore riassunto delle variabili definite tramite la Factor Analysis

Variabile	Numero versione	Nome Variabile	Item	Cronbach
Confidence	V1	c1	q15_1 q15_2 q15_3 q15_4 q15_5	0,6568
	V2	c2	q15_1 q15_2 q15_3	0,6234
Analytic	V1	a1	q16_1 q16_2 q16_3 q16_4	0,7988
Intuitive	V1	i1	q17_1 q17_2	0,6931

### 3.3 L'eterogeneità del team

Le variabili sull'eterogeneità dei team derivano dal questionario e, in particolare, dallo studio di una serie di domande poste a tutti i componenti di ciascuna startup. Il questionario, come descritto, è stato compilato dal leader della startup, ma in questo era presente una sezione dedicata anche a tutti gli altri componenti del team.

Per studiare l'eterogeneità del team sono stati usati i dati relativi agli aspetti demografici, agli studi svolti dai componenti di ciascun team e alle loro caratteristiche esperienziali quali gli anni dedicati al lavoro o al settore della startup, o ancora ad attività di management e di imprenditorialità. In particolare, sono state costruite 12 variabili.

Le prime 11 includono le domande del questionario, per ciascun componente di un team, riguardanti: (i) gli aspetti demografici, quali il sesso, la regione di provenienza, l'età, l'informazione se possiede un lavoro esterno a quello della startup oppure se è studente; (ii) gli aspetti educazionali come l'ambito di studi e il più alto titolo di studio conseguito dall'individuo; (iii) gli aspetti esperienziali, ossia gli anni di esperienza nel settore della startup, gli anni di esperienza lavorativa, gli anni di esperienza in imprenditorialità e in management e l'esperienza nella redazione di business plan.

Per misurare l'eterogeneità dei team su questi aspetti sono stati utilizzati gli indici di Blau (Ensley, M. D., Hmieleski, K.M., 2015).

Questi indici sono stati costruiti, per ogni singolo aspetto menzionato precedente, utilizzando la seguente:

$$\text{Blau's Categorical Index} = 1 - \sum p_i^2$$

Con  $p_i$ , la percentuale della popolazione avente una determinata caratteristica.

Questo indice risulta essere un numero compreso nell'intervallo [0, 1] attribuendo a 0 il significato di completamente omogeneo ed a 1 il significato di completamente eterogeneo.

Per la costruzione degli indici di Blau relativi alle caratteristiche esperienziali del team e all'età dei singoli membri è stato necessario suddividere le risposte ottenute in classi. Nello specifico, le seguenti classi sono state utilizzate come elemento discriminatorio per suddividere gli anni di esperienza e l'età dei membri in variabili categoriche, così da permettere il calcolo degli indici di Blau.

Le variabili che hanno subito questa classificazione sono state:

- Gli anni d'esperienza nel settore della startup
- Gli anni d'esperienza lavorativa
- Gli anni d'esperienza imprenditoriale
- Gli anni d'esperienza manageriale
- L'età dei singoli membri

Per le classi relative agli anni d'esperienza è stato deciso di utilizzare un meccanismo d'attribuzione che tenga conto di possibili effetti d'apprendimento, utilizzando quindi classi con intervallo non omogeneo. In Tabella 3.3.1 è possibile osservare la suddivisione in classi relative agli anni d'esperienza.

*Tabella 3.3.1 Range anni d'esperienza*

<b>Classe</b>	<b>Range anni d'esperienza</b>
0	0
1	1-3
2	4-6
3	7-9
4	10-15
5	16-20
6	>20

Al contrario, per le classi relative all'età dei membri del team è stato deciso di utilizzare delle classi omogenee. In Tabella 3.3.2 è possibile osservare la suddivisione delle classi relative all'età dei membri.

*Tabella 3.3.2 Range età*

<b>Classe</b>	<b>Range età</b>
1	20 -24
1	25-29
2	30-34
3	35-39
4	40-44
5	45-49
6	>50

Infine, per analizzare l'eterogeneità totale all'interno del team è stato creato un indice complessivo, sommando i singoli indici. Analogamente ai singoli indici, l'indice aggregato assumerà un valore uguale 0 se il team è completamente omogeneo, altrimenti uguale a 11 se il team è completamente eterogeneo, ovvero se tutti gli indici che lo compongono hanno valore uguale a 1.

Per le successive analisi è stato definito anche un indice di Blau aggregato senza l'indice relativo all'eterogeneità sui titoli di studio, il motivo verrà descritto nei capitoli successivi di questo lavoro. Nella Tabella 3.3.3 è possibile osservare le codifiche e le descrizioni dei singoli indici di Blau.

Tabella 3.3.3 Indici di Blau

<b>Codifica indice</b>	<b>Descrizione</b>
<i>Aspetti demografici</i>	
origin_bi	Regione di provenienza
age_bi	Età
work_bi	Occupazione esterna alla startup (Si/No)
<i>Aspetti educazionali</i>	
foc_bi	Ambito di studio
hsa_bi	Titolo di studio più alto ottenuto dal leader
<i>Aspetti esperienziali</i>	
startupsectorexperience_bi	Esperienza nel settore della startup
workexperience_bi	Esperienza lavorativa esterna dalla startup
entertainmentexperience_bi	Esperienza in attività imprenditoriali
managementexperience_bi	Esperienza in attività manageriali
businessplanexperience_bi	Esperienza nella redazione di business plan
<i>Eterogeneità totale</i>	
total_bi_sum	Eterogeneità totale della startup
total_bi_nhsc	Eterogeneità totale della startup escludendo hsa_bi

Si procede ora analizzando le variabili relative alle caratteristiche dei team.

### 3.4 Le caratteristiche dei team

Al fine di studiare le domande di ricerca, sono state realizzate delle variabili indipendenti che descrivano le caratteristiche dei team esaminati.

Le variabili realizzate sono relative agli anni di esperienza media del team negli ambiti precedentemente introdotti, alla sua composizione e ad altri aspetti generali, come la media del numero di anni di studio dei team o le ore di lavoro medie dedicate alla startup.

Le variabili relative agli anni d'esperienza media del team sono state ricavate tramite la media aritmetica degli anni d'esperienza dei singoli membri del team. Questa metodologia è stata utilizzata per costruire le variabili relative all'esperienza media in ambito lavorativo, manageriale, imprenditoriale e nel settore della startup. Attraverso queste variabili si vuole studiare come l'esperienza del team in un determinato ambito possa impattare sulla scientificità con cui conducono il loro processo decisionale.

Le variabili sulla composizione del team che descrivono la numerosità e la presenza di figure all'interno del team con determinate caratteristiche e hanno l'obiettivo di misurarne l'impatto sulla scientificità.

Nello specifico, le variabili costruite misurano, per ogni team, il numero di studenti, il numero di donne e la percentuale di membri con esperienza nella redazione di un business plan. Le prime due variabili sono state ricavate come la somma degli studenti e delle donne per ogni team. Differentemente, la variabile riguardante la percentuale di membri con esperienza nella redazione di un business plan è stato ricavato, per ogni team, come il rapporto tra il numero di membri con questa caratteristica e il totale dei membri.

Infine, si descrive come sono state costruite le variabili relative alle ore di lavoro medie alla startup e alla media degli anni di studio.

La prima variabile è stata costruita, per ogni team, come media aritmetica delle ore di lavoro dedicate dai singoli membri alla startup. Queste variabili è stata costruire per misurare il *commitment* dei membri verso la propria startup, cioè l'impegno medio del team dedicato alla startup.

Analogamente, la variabile che descrive la media degli anni di studio dei membri del team è stata costruita tramite la media aritmetica degli anni di studio dei singoli membri dei team. Per la costruzione di questa variabile è stato necessario codificare i singoli titoli di studio dei membri dei team. La codifica è stata fatta traducendo un titolo di studio nella relativa quantità di tempo necessaria per ottenerlo. Questa variabile, definita in questo modo, è stata utilizzata come alternativa all'indice di Blau relativo ai titoli di studio all'interno del team.

Nella Tabella 3.4.1 è possibile osservare la codifica utilizzata per questa variabile.

Tabella 3.4.1 Anni di studio

<b>Titolo di studio</b>	<b>Anni di studio</b>
Nessuno	10
Qualifica professionale	11
Diploma	13
Triennale	16
Magistrale	18
MbA	20
PhD	21

L'ultima variabili d'interesse del modello valuta la natura dell'idea di business della startup, o meglio la natura del prodotto offerto dalla startup sul mercato.

Questa caratteristica della startup è stata definita come una variabile binaria, dove 1 rappresenta una startup che offre un prodotto fisico mentre 0 un servizio. La seguente variabile è stata definita per misurare un eventuale differenza, per esempio nelle competenze interne del team, tra startup che offrono un prodotto fisico rispetto a quelle che offrono un servizio.

In sintesi, nella Tabella 3.4.2 è possibile osservare la codifica delle variabili relative alle caratteristiche del team con la relativa descrizione.

Tabella 3.4.2 Sintesi delle variabili di team

<b>Codifica variabile</b>	<b>Descrizione</b>
tannistartupexp	Media degli anni d'esperienza nel settore della startup dei singoli membri
tanniworkexp	Media degli anni d'esperienza nel settore della startup dei singoli membri
tannientexp	Media degli anni d'esperienza nel settore della startup dei singoli membri
tannimanexp	Media degli anni d'esperienza nel settore della startup dei singoli membri
nstud	Numero di studenti nel team
ndonne	Numero di donne nel team

avverbpexp	Percentuale membri con esperienza nella redazione in un business plan
t_averorelavoro	Media delle ore di lavoro dedicate dal team alla startup
t_averitolostud	Media degli anni di studio del team della startup
	Dummy
d_fisi	1 Se Startup offre un prodotto fisico
	0 Altrimenti

### 3.5 Le variabili di controllo

L'ultima tipologia di variabili inserite nel database sono quelle che nel modello di regressione sono usate come variabili di controllo. L'obiettivo dell'analisi che vuole essere condotta è quello di ottenere una stima non distorta dell'effetto delle variabili descritte finora che inglobano i tratti personali, psicologici e non solo dei team sulla scientificità con cui si approcciano al loro business. Le variabili di controllo sono quelle variabili che possono essere correlate a fattori omessi che di per sé sono causali. L'introduzione di tali variabili è stata fatta studiando tutti i dati raccolti tramite il questionario descritto nel capitolo precedente.

Le variabili di controllo individuate sono cinque e riguardano aspetti differenti di una startup. Le variabili di controllo, scelte per l'analisi, riguardano. La sintesi di tali variabili è esposta nella Tabella 3.5.1

Tabella 3.5.1 Sintesi delle variabili di controllo

<b>Codifica_Descrizione</b>	<b>Tipologia di variabile</b>
<b>n<sub>team</sub></b> – numero team per startup	Numerico (numero naturale maggiore di 0)
<b>d<sub>book</sub></b> - indice di conoscere e aver letto il libro di Eric Ries “The Lean Startup”	Dummy 1 Se ha letto “The Lean Startup” 0 Altrimenti
<b>d<sub>ambitoStudio</sub></b> – ambito di studio del team	Dummy 1 Se maggioranza team AmbitoStudio 0 Altrimenti
<b>d<sub>reg</sub></b> - area geografica di provenienza	Dummy 1 Se proviene da reg 0 Altrimenti
<b>d<sub>sect</sub></b> - settore ( <i>sect</i> ) di appartenenza della startup	Dummy 1 Se proviene da Sect 0 Altrimenti

Per quanto riguarda la prima tipologia di variabili di controllo riferite al team della startup, si introduce il numero di membri che compongono il team.

La variabile riferita al numero dei membri della startup è stata usata per moderare la diversa dimensione dei team all’interno del campione. Specialmente, è stata utilizzata per moderare l’effetto dei team composti da un singolo membro.

La seconda variabile di controllo considerata è **d<sub>book</sub>**. Si tratta di una variabile dicotomica che individua se la startup ha letto il libro di Eric Ries, “The Lean Startup” (1), rispetto a chi non l’ha letto (0). La scelta di utilizzare questo tipo di variabile come variabile di controllo è giustificata dal fatto che la lettura di questo libro potrebbe fornire gli strumenti necessari per applicare questo metodo nel dettaglio, incidendo sulla scientificità con cui un team si approccia al decision making.

La prossima variabile di controllo considerata è la regione di provenienza della startup. Tale variabile è stata studiata analizzando la provenienza di ciascun membro della startup e considerando come tale quella che si presentava maggiormente all'interno del team. Ad esclusione di due osservazioni, la regione di provenienza, così definita, corrisponde alla regione di provenienza del leader di ciascuna startup. Questa variabile è di tipo qualitativo e ci sono 15 regioni di provenienza nel campione. Dal momento che la maggior parte delle startup hanno come regione di provenienza il Piemonte (57,75%) e che le altre regioni contano poche startup, si è scelto di creare cinque variabili dummy che raggruppano più regioni di provenienza. La codifica di queste variabili è presentata in Tabella 3.5.2

*Tabella 3.5.2 Regione di provenienza*

<b>Codifica variabile</b>	<b>Descrizione e Tipologia variabile</b>
d_nordovest	Dummy regione di provenienza di nordovest Italia (Piemonte, Lombardia, Liguria)
d_nordest	Dummy regione di provenienza di nordest Italia (Friuli-Venezia Giulia, Veneto)
d_centro	Dummy regione di provenienza di centro Italia (Emilia-Romagna, Marche, Umbria, Lazio, Abruzzo)
d_sud	Dummy regione di provenienza di sud Italia (Basilicata, Puglia, Campania)
d_isole	Dummy regione di provenienza delle isole d'Italia (Sicilia, Sardegna)

L'uso di tali variabili nell'analisi quantitativa rende impossibile l'inserimento di tutte le variabili dummy perché un insieme di variabili binarie che sono mutuamente esclusive ed esaustive, ovvero per cui esistono più categorie e ogni osservazione ricade in una e solo in una di queste, causa collinearità perfetta generando la cosiddetta "trappola delle variabili dummy". La collinearità perfetta si ottiene quando una variabile indipendente, di interesse o di controllo che sia, risulta essere funzione lineare esatta di altri variabili indipendenti. La soluzione adottata per risolvere questo problema è quella di omettere una delle categorie dell'insieme delle variabili dummy riferite alla regione di provenienza. In questo modo i coefficienti delle variabili binarie rappresentano l'effetto incrementale di appartenere a quella specifica regione rispetto a quella omessa.

La scelta di quale dummy di regione omettere è stata fatta andando ad osservare il totale di startup provenienti da una specifica regione escludendo quella con un totale più elevato, ovvero d\_nordovest.

La Tabella 3.5.3 riporta l'elenco delle regioni di provenienza presenti nel campione, la codifica scelta usata nel database e il totale di startup provenienti da ciascuna regione.

*Tabella 3.5.3 Regioni di provenienza per team*

<b>Cod_REG</b>	<b>REG</b>	<b>Codifica</b>	<b>Tot_oss</b>
1	Piemonte	d_piem	82
2	Lombardia	d_lomb	28
3	Puglia	d_pugl	6
4	Liguria	d_ligu	2
5	Marche	d_marc	3
6	Emilia-Romagna	d_emil	3
7	Basilicata	d_basi	1
8	Lazio	d_lazi	4
9	Veneto	d_vene	2
10	Sicilia	d_sici	4
11	Campania	d_camp	2
12	Friuli-Venezia Giulia	d_friu	1
13	Abruzzo	d_abru	2
14	Umbria	d_umbr	1
15	Sardegna	d_sard	1

Analizzando il campione è evidente come la regione di provenienza non è determinante visto che il 57,75% proviene dal Piemonte per questo si è deciso di procedere con il raggruppamento delle regioni per area geografica.

La quarta tipologia di variabile di controllo individuata è il settore di appartenenza della startup. Questa variabile indica a quale settore di riferimento il prodotto o servizio offerto dalla startup può essere categorizzato.

Nel capitolo precedentemente si è spiegata la derivazione di alcune categorie settoriali dalla classificazione delle attività economiche ATECO. Anche in questo caso, come discusso per la regione di provenienza dei membri della startup, la variabile è di tipo qualitativo.

La classificazione del settore è stata fatta su 20 categorie di settore, 3 di queste non sono state associate a nessuna startup del campione e quindi perdono di significato in questo elaborato.

Con la stessa modalità della variabile regione di provenienza, sono state create 17 variabili dummy per ciascun settore con la seguente logica, valore (1) se la startup appartiene a quel settore, valore (0) altrimenti. Se la startup appartiene al settore *leisure*, la variabile dummy di riferimento *d\_leisure* ha valore 1, altrimenti ha valore 0.

La Tabella 3.5.4 riporta l'elenco dei possibili settori di provenienza, la codifica scelta usata nel database e il totale di startup appartenenti a quel settore. Si noti che le tre categorie di settore non attribuite a nessuna osservazione del campione, non hanno alcuna codifica.

Tabella 3.5.4 Settore di appartenenza della startup

<b>cod_SET</b>	<b>SET</b>	<b>Codifica</b>	<b>Tot.oss</b>
1	leisure	d_leisure	28
2	fashion	d_fashion	11
3	animali	d_anim	1
4	media	d_media	6
5	risk		0
6	education	d_edu	12
7	casa	d_casa	8
8	ambiente	d_amb	9
9	finanza		0
10	auto/trasporti	d_auto	6
11	food	d_food	16
12	salute	d_sal	9
13	software	d_softw	10
14	industriale	d_indu	1
15	elettronica	d_elettronica	4
16	agricoltura	d_agrico	1
17	energy	d_energy	1
18	hardware	d_hard	7
19	telecomunicazioni		0
20	servizi di consulenza	d_servcon	12

Come già esposto bisogna porre attenzione alla “trappola delle dummy”. Risulta essere necessario omettere un gruppo delle 17 variabili binarie generate per studiare l'effetto del settore sulla scientificità. La logica proposta segue quella precedente, ossia di omettere la variabile dummy con un totale di osservazioni maggiore. La variabile esclusa dalle analisi è *d\_leisure* che conta 28 startup di tale categoria di settore. La tipologia di business della

startup può influenzare il modo con cui viene condotto il lavoro di ciascun imprenditore. Per esempio, si può pensare che una startup appartenente al settore software sia di base scientifica e che quindi il team sia maggiormente improntato a comportarsi da scienziato seguendo un metodo esperienziale nel proprio operato. Questo ragionamento può essere ricondotto anche alla natura della startup, o meglio alla tipologia di *prodotto* che vuole offrire sul mercato.

L'ultima variabile di controllo è relativa agli aspetti di formazione ed educazione scolastica e in particolare all'ambito di studio conseguito dai componenti delle startup. L'ambito di studio indica la tipologia di studio approfondita da un individuo e dalle risposte del questionario può essere distinta in STEM, Science Technology Economics Mathematics, Economia, e Altro. Questa variabile individua quale è l'ambito di studio più frequente all'interno del team. Essendo una condizione esclusiva anche in questo caso la variabile è stata rappresentata attraverso variabili dummy che identificano in modo binario il tipo di istruzione.

Seguendo la stessa logica utilizzata con le altre variabili di questo tipo, è stato scelto di omettere la dummy *d\_altr* dalle analisi in quanto la maggior parte dei team ha frequentato altre discipline rispetto a quelle scientifiche e matematiche, economiche e statistiche. In Tabella 3.5.5 è mostrata la codifica di queste variabili.

*Tabella 1 Ambito di studio della startup*

<b>Ambito Studio</b>	<b>Codifica</b>
STEM	<i>d_stem</i>
Economia	<i>d_econ</i>
Altro	<i>d_altr</i>

## 4. Analisi dei Risultati

In questo capitolo verranno descritte la metodologia e i relativi risultati delle analisi svolte sul campione di 142 startup early stage presentato nel precedente capitolo. Le seguenti analisi saranno svolte utilizzando le variabili costruite sulle caratteristiche, sull'eterogeneità e sui tratti decisionali e psicologici dei team, al fine di individuare una loro relazione con la scientificità nel loro approccio al decision making. In seguito, verranno discussi i risultati e le possibili motivazioni di questi.

### 4.1 Metodologia di Analisi

L'analisi è stata condotta attraverso l'uso di due metodi statistici, l'Ordinary Linear Regression (OLS) e il modello Tobit.

Il sito della UCLA suggerisce spiegazioni esaustive su tali modelli. In particolare, il metodo OLS, anche conosciuto come metodo dei minimi quadrati, è il più usato in letteratura. Il suo obiettivo è quello di individuare una curva di interpolazione dei dati studiati rappresentati dalle variabili indipendenti, volte a spiegare una determinata variabile dipendente. Nell'analisi seguente si applica il modello OLS per studiare gli studi di regressione delle variabili spiegate precedentemente considerando gli errori standard robusti all'eteroschedasticità, ovvero si presume che la varianza del residuo dipenda dalla variabile indipendente e che quindi non sia costante nel modello.

Approfondendo lo studio delle variabili da includere del modello, si dimostra che la variabile dipendente, ossia la scientificità, è una variabile continua nell'intervallo  $[0,5]$  in quanto media delle medie di variabili non continue con valore compreso in  $[0,5]$ .

Questa caratteristica suggerisce l'utilizzo di un ulteriore modello per l'analisi di regressione, cioè il modello Tobit. Si tratta di un modello di regressione censurata, il cui obiettivo rimane quello di indagare l'esistenza di una relazione lineare tra le variabili indipendenti e la variabile dipendente del modello. La differenza risiede proprio nella costruzione della variabile dipendente che risulta avere valori censurati ovvero valori limitati o inferiormente o superiormente oppure in entrambi i sensi.

Infatti, la scientificità è limitata sia superiormente, in quanto non può avere valori superiori a 5, sia inferiormente, in quanto non può avere valori inferiori a 0. La peculiarità di tale metodo risiede nel fatto per cui le soglie minima e massima dell'intervallo di valori della suddetta variabile censurano possibili valori rispettivamente in difetto o in eccesso.

Tuttavia, questo effetto, nell'analisi posta in essere in questo elaborato, non si verifica mai. Inoltre, un'ulteriore caratteristica di questo modello risiede nell'approssimazione dei valori agli estremi delle soglie entro cui è costruita la variabile indipendente. Questo aspetto critico è superabile in quanto non esiste un'ingente massa agli estremi, infatti del campione di 142 osservazioni, dieci risultano avere valore 0 e solamente una ha valore 5. Per questo motivo, il modello Tobit, avendo una forma funzionale migliore, viene considerato nell'analisi seguente. Come si vedrà, lo studio riporta modelli di regressione simmetrici eseguiti sia con il modello OLS sia con il modello Tobit. Il confronto tra queste due tipologie di risultati avverrà concentrandosi sulla significatività e sul segno risultante delle variabili indipendenti, concentrando l'attenzione sulla variazione e sul discostamento del p\_value dei due modelli statistici.

#### 4.2 Analisi delle Variabili

Per la costruzione del modello sono state analizzate le variabili ricavate dai dati del campione di 142 startup. Di seguito verrà mostrato una sintesi delle statistiche descrittive delle variabili .

Per prima cosa si analizza la variabile dipendente del modello, cioè il grado di scientificità dei team delle startup nel loro approccio al decision making. Una sintesi di questa variabile si trova in Tabella 4.2.1. La media (1,7698) e la deviazione standard della scientificità mostrano come le startup del campione abbiano un basso livello di scientificità. Si ricorda che la scientificità è un valore compreso in [0,5].

*Tabella 2 Statistiche descrittive: la variabile dipendente*

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
scie_av	142	1.769806	1.230733	0	5

In Tabella 4.2.2 , sono presentate le statistiche descrittive delle variabili indipendenti del modello.

Tabella 4.2.2 Statistiche descrittive: le variabili indipendenti

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
c1	142	3.361972	.5945059	1.4	5
c2	142	3.659624	.6307941	1.666667	5
a1	142	4.325704	.6028813	1.75	5
il	142	2.760563	.9277409	1	5
d_fisi	142	.2605634	.4404958	0	1
nstud	142	.8169014	1.194667	0	5
ndonne	142	.6619718	.8412025	0	4
tannistart~p	142	2.976174	5.303139	0	30
tanniworkexp	142	7.0778	7.030953	0	40
tannientrexp	142	1.807478	3.849356	0	30
tannimanexp	142	1.705575	3.249406	0	22
averbpexp	142	.3242371	.4075068	0	1
t_averorel~o	142	11.17448	10.86696	0	60
t_avertito~d	142	15.58929	2.332095	11	21
origin_bi	142	.1067171	.215579	0	.7777778
age_bi	142	.2038314	.2597723	0	.75
work_bi	142	.1891227	.2227149	0	.5
foc_bi	142	.141877	.2200586	0	.6666667
hsa_bi	142	.2016904	.2541843	0	.6666667
startupsec~i	142	.1470432	.23371	0	.72
workexp_bi	142	.2300572	.2723556	0	.75
entexp_bi	142	.1331072	.2186343	0	.6875
manexp_bi	142	.1498504	.2344418	0	.72
bpsexp_bi	142	.1119474	.1982341	0	.5

### 4.3 Analisi delle correlazioni

Prima di procedere con l'analisi dei risultati ottenuti si procederà analizzando la correlazione tra le variabili precedentemente descritte. La seguente analisi viene svolta per verificare l'esistenza di un'alta correlazione tra le variabili, la quale potrebbe causare multicollinearità tra queste, limitando l'efficacia delle regressioni utilizzate. In Appendice B è possibile osservare la tabella delle covarianze tra le variabili principali delle analisi.

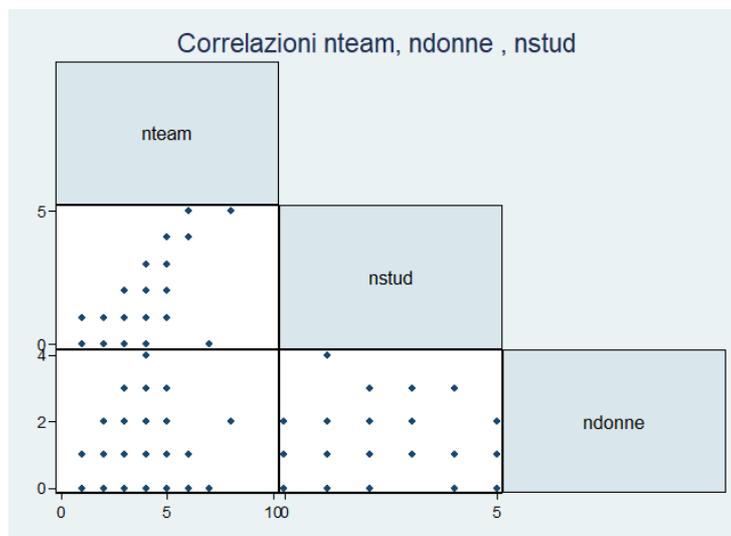
Dalla tabella delle correlazioni emerge come molte variabili siano correlate significativamente tra di loro, alcune avvicinandosi al valore soglia di  $r > 0,80$ . (Field, A., 2009).

Tra queste variabili è possibile notare come le variabili correlate più significativamente e più frequentemente siano principalmente di tre tipologie: (i) le variabili relative al numero di membri, studenti e donne nel team; (ii) Gli anni d'esperienza; (iii) gli indici di Blau. Osservando le variabili relative al numero di membri, studenti e donne nel team è possibile notare come queste tre siano significativamente correlate, fino ad arrivare ad un

coefficiente di  $r = 0,776$  nella correlazione tra il numero di studenti e il numero totale di membri.

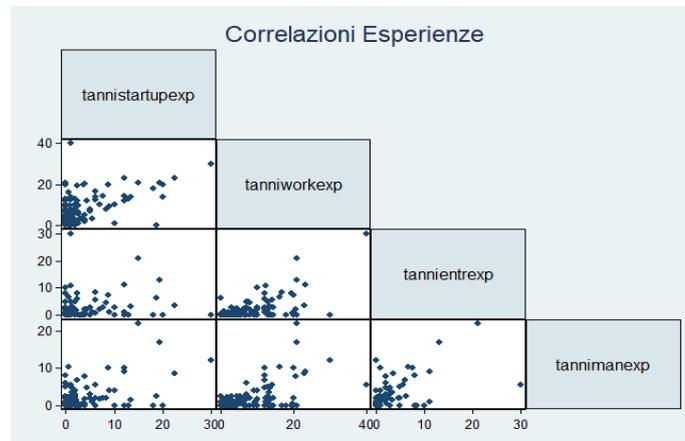
Questi alti valori di correlazione potrebbero essere motivati dalla natura di queste variabili. Dipendendo dalla numerosità dei team, è probabile che l'aumento di una di queste coincida con l'aumento delle altre. In Tabella 4.3.1 è possibile osservare il Grafico delle correlazioni tra queste variabili.

Tabella 4.3.1 Correlazione tra le variabili relative alla numerosità



Un discorso analogo può essere fatto per le variabili che misurano l'esperienza media dei team. Queste quattro variabili sono significativamente correlate tra di loro, con un  $r > 0,50$  in tutte le combinazioni, eccetto per la correlazione tra l'esperienza imprenditoriale e nel settore della startup che assume un valore di  $r = 0,22$ . Anche per queste variabili, il motivo di questa correlazione potrebbe essere giustificato dalla natura di queste e alla loro modalità d'incremento. In Tabella 4.3.2 si possono osservare i grafici di correlazione

Tabella 4.3.2 Correlazione tra le variabili relative all' esperienza media del team



Si analizza ora la classe di variabili con più correlazioni significative: gli indici di Blau. Dalla tabella delle correlazioni emerge come queste variabili siano fortemente correlate con le variabili legate alla numerosità dei membri del team, alle variabili esperienziali e tra di loro. Tutti i singoli indici di blau e gli indici aggregati correlano significativamente con queste variabili e tra di loro, con valori di correlazione compresi tra  $r = 0,30$  e  $r = 0,80$ . Queste variabili rischiano quindi di introdurre fenomeni di multicollinearità e criticità nelle analisi svolte.

Le successive regressioni sono state realizzate tenendo conto di quanto emerso dalle covarianze e coscienti dei limiti di queste analisi.

Per concludere, in questo lavoro non sono state proposte le tabelle di covarianza delle altre variabili di controllo in quanto non presentavano correlazioni significative rilevanti.

#### 4.4 Analisi delle Regressioni

Si procede ora descrivendo le analisi di regressione eseguite per verificare una relazione tra la variabile dipendente, cioè il grado di scientificità delle startup, e le variabili indipendenti.

I modelli proposti in questo elaborato sono stati selezionati dopo numerosi test. Per prima cosa si è proceduto testando con le regressioni le singole variabili, sia indipendenti che di controllo, e poi a gruppi, al fine di verificare possibili comportamenti anomali delle variabili.

Alla luce di questi test, saranno proposte due tipologie di analisi con quattro modelli di regressione ciascuna. I modelli sono stati realizzati utilizzando sia le regressioni di tipo

OLS che di tipo Tobit e differiscono principalmente per la tipologia di indici di Blau e delle variabili relative alla confidence.

Una parte di questi modelli verranno realizzati utilizzando i singoli indici di Blau, al fine di poter analizzare se una o più specifiche eterogeneità fra i team potessero in qualche modo incidere sulla scientificità di questo. Nella restante parte è stato utilizzato l'indice di Blau aggregato, al fine di testare anche l'effetto dell'eterogeneità totale sulla scientificità dei team. Infine, per ognuna delle tipologie di analisi, sono state testate sia la versione della variabile confidence ottenuta tramite l'utilizzo di tutti gli item del questionario sia quella ottenuta tramite la Confirmatory Factor Analysis.

Le due tipologie di analisi differiscono fra loro per la variabile relativa alle esperienze legate agli studi del team. Nello specifico, nelle prime regressioni è stata studiata l'eterogeneità dei titoli di studio dei team utilizzando il relativo indice di Blau. Nelle secondo analisi, è stato deciso di sostituire questo indice con la variabile che definisce la media degli anni di studio del team.

Questa scelta è stata fatta per poter osservare meglio l'effetto degli anni di studio all'interno del team, vista la possibilità che l'alta correlazione tra queste due variabili e la difficile interpretazione di questo indice di Blau. Per tutti i modelli utilizzati è stata verificata la normalità dei residui ed è stato scelto di utilizzare, come descritto in precedenza, errori standard robusti all'eteroschedasticità. Infine, vista l'alta correlazione tra le variabili utilizzate, per ogni modello è stato calcolato l'indice VIF per verificare l'assenza di multicollinearità tra le variabili. In tutti i modelli utilizzati, l'indice VIF è risultato minore di 10, segnalando un livello accettabile di collinearità tra le variabili (Chowdhury,S.;2005) .Si procede ora con la presentazione delle analisi svolte.

#### 4.4.1 Regressioni utilizzando tutte le variabili indipendenti

In questa prima analisi, verrà indagato l'effetto delle variabili indipendenti sulla scientificità dei team nell'approccio al decision making. Nello specifico, in questo paragrafo saranno illustrati i risultati ottenuti utilizzando come variabile dipendente la scientificità dei team e come variabili indipendenti le caratteristiche, l'eterogeneità e ai tratti psicologici e decisionali dei team.

In questa specifica analisi, sono state utilizzate le due variabili ricavate per la confidence, tutti gli indici di Blau, il relativo indice aggregato e non è stata utilizzata la variabile

relativa alla media degli anni di studio dei team. In Tabella 4.2.1.1 e Tabella 4.2.1.2 è possibile osservare i risultati delle regressioni eseguiti utilizzando, rispettivamente, la metodologia Tobit e quella OLS.

Tabella 4.2.1.1 Regressione Tobit con *scie\_av* come variabile indipendente e *hsa\_bi* come indice per i titoli di studio

	(I)	(II)	(III)	(IV)
c1	-0.209 (1.09)	-0.223 (1.18)		
c2			-0.309 (2.01)**	-0.302 (2.00)**
a1	-0.063 (0.34)	0.032 (0.17)	-0.029 (0.16)	0.059 (0.31)
i1	0.030 (0.30)	0.006 (0.05)	0.032 (0.31)	0.006 (0.06)
nteam	-0.090 (0.52)	-0.113 (0.64)	-0.081 (0.46)	-0.100 (0.56)
nstud	0.200 (1.18)	0.425 (2.18)**	0.211 (1.25)	0.426 (2.19)**
d_fisi	0.643 (2.15)**	0.537 (1.91)*	0.660 (2.19)**	0.555 (1.95)*
ndonne	-0.023 (0.15)	0.175 (1.07)	-0.041 (0.28)	0.148 (0.92)
d_tstem	-0.274 (0.87)	-0.273 (0.94)	-0.348 (1.10)	-0.340 (1.15)
d_tecon	-0.148 (0.42)	-0.064 (0.19)	-0.134 (0.38)	-0.058 (0.17)
avverbpepx	0.704 (2.46)**	0.593 (2.07)**	0.716 (2.55)**	0.613 (2.19)**
t_averorelavoro	0.019 (1.96)*	0.018 (1.84)*	0.020 (2.10)**	0.018 (1.93)*
d_book	0.033 (0.08)	-0.283 (0.77)	-0.014 (0.03)	-0.320 (0.87)
tannistartupexp	0.035 (1.56)	0.043 (1.99)**	0.033 (1.49)	0.040 (1.87)*
tanniworkexp	-0.015 (0.69)	-0.021 (1.01)	-0.012 (0.56)	-0.017 (0.84)
tannientrexp	-0.042 (1.04)	-0.058 (1.50)	-0.045 (1.14)	-0.063 (1.63)
tannimanexp	-0.005 (0.11)	-0.006 (0.15)	-0.005 (0.13)	-0.006 (0.15)
total_bi_sum	0.244 (2.16)**		0.241 (2.15)**	
d_fashion	-0.570 (1.44)	-0.605 (1.50)	-0.592 (1.46)	-0.622 (1.52)
d_anim	-0.257 (0.63)	-0.189 (0.47)	-0.264 (0.65)	-0.206 (0.51)
d_media	-0.904 (2.29)**	-0.948 (2.32)**	-0.910 (2.29)**	-0.942 (2.30)**
d_edu	0.047 (0.11)	-0.092 (0.24)	0.053 (0.12)	-0.096 (0.25)
d_casa	-0.384 (0.89)	-0.243 (0.59)	-0.357 (0.83)	-0.237 (0.59)
d_amb	-0.021	0.170	-0.047	0.151

	(0.04)	(0.30)	(0.09)	(0.28)
d_auto	-0.690 (1.31)	-0.791 (1.50)	-0.712 (1.35)	-0.837 (1.62)
d_food	-0.498 (1.23)	-0.587 (1.49)	-0.511 (1.29)	-0.594 (1.54)
d_sal	-0.931 (1.76)*	-0.779 (1.40)	-0.965 (1.82)*	-0.812 (1.46)
d_softw	0.267 (0.71)	0.498 (1.18)	0.272 (0.73)	0.477 (1.15)
d_indu	0.609 (1.33)	0.751 (1.62)	0.739 (1.62)	0.884 (1.89)*
d_elettronica	-0.958 (1.96)*	-1.228 (2.20)**	-1.008 (2.07)**	-1.265 (2.31)**
d_agrico	-0.066 (0.19)	-0.320 (0.92)	-0.005 (0.01)	-0.250 (0.72)
d_energy	-2.058 (4.47)***	-0.416 (0.62)	-2.132 (4.79)***	-0.520 (0.79)
d_hard	0.120 (0.18)	0.108 (0.17)	0.130 (0.19)	0.116 (0.18)
d_servcon	-0.181 (0.45)	-0.251 (0.63)	-0.174 (0.44)	-0.251 (0.64)
d_nordest	-1.197 (2.70)***	-1.466 (3.09)***	-1.191 (2.78)***	-1.469 (3.15)***
d_centro	0.034 (0.08)	0.071 (0.17)	-0.029 (0.07)	0.038 (0.09)
d_sud	-0.389 (1.21)	-0.191 (0.59)	-0.398 (1.29)	-0.211 (0.68)
d_isole	-0.433 (1.07)	-0.938 (2.05)**	-0.396 (0.98)	-0.871 (1.93)*
bpsexp_bi		-0.342 (0.48)		-0.440 (0.62)
manexp_bi		0.276 (0.32)		0.319 (0.38)
entexp_bi		1.470 (1.56)		1.425 (1.51)
workexp_bi		0.630 (1.13)		0.561 (0.99)
startupsectorexexp_bi		-1.555 (2.32)**		-1.529 (2.30)**
foc_bi		0.257 (0.38)		0.320 (0.47)
work_bi		-1.453 (1.77)*		-1.426 (1.75)*
age_bi		-0.193 (0.34)		-0.124 (0.22)
origin_bi		-0.321 (0.57)		-0.285 (0.52)
hsa_bi		1.795 (2.87)***		1.751 (2.82)***
_cons	2.207 (2.03)**	2.010 (1.91)*	2.476 (2.36)**	2.242 (2.23)**
sigma_cons	1.051 (16.10)***	0.992 (16.52)***	1.044 (16.21)***	0.986 (16.41)***
N	142	142	142	142

\*  $p < 0.1$ ; \*\*  $p < 0.05$ ; \*\*\*  $p < 0.01$

Tabella 4.2.1.2 Regressione OLS con scie\_av come variabile indipendente e hsa\_bi come indice per i titoli di studio

	(V)	(VI)	(VII)	(VIII)
c1	-0.161 (0.79)	-0.172 (0.81)		
c2			-0.258 (1.53)	-0.254 (1.43)
a1	-0.089 (0.44)	0.005 (0.02)	-0.059 (0.29)	0.029 (0.13)
i1	0.033 (0.31)	0.006 (0.05)	0.037 (0.35)	0.009 (0.08)
nteam	-0.075 (0.38)	-0.098 (0.47)	-0.066 (0.33)	-0.086 (0.41)
nstud	0.170 (0.90)	0.390 (1.72)*	0.180 (0.95)	0.392 (1.72)*
d_fisi	0.503 (1.59)	0.408 (1.32)	0.516 (1.62)	0.422 (1.34)
ndonne	-0.052 (0.31)	0.136 (0.72)	-0.066 (0.40)	0.114 (0.62)
d_tstem	-0.306 (0.88)	-0.304 (0.90)	-0.369 (1.05)	-0.361 (1.04)
d_tecon	-0.132 (0.35)	-0.071 (0.19)	-0.121 (0.32)	-0.068 (0.18)
avverbpepx	0.634 (2.00)**	0.532 (1.61)	0.647 (2.07)**	0.554 (1.70)*
t_averorelavoro	0.020 (1.90)*	0.018 (1.71)*	0.021 (2.03)**	0.019 (1.80)*
d_book	0.001 (0.00)	-0.305 (0.71)	-0.039 (0.09)	-0.338 (0.79)
tannistartupexp	0.029 (1.24)	0.037 (1.57)	0.028 (1.20)	0.035 (1.48)
tanniworkexp	-0.017 (0.73)	-0.022 (0.95)	-0.015 (0.64)	-0.019 (0.84)
tannientrexp	-0.040 (0.96)	-0.056 (1.31)	-0.042 (1.02)	-0.059 (1.41)
tannimanexp	0.003 (0.06)	0.002 (0.04)	0.002 (0.03)	0.001 (0.02)
total_bi_sum	0.233 (1.87)*		0.230 (1.86)*	
d_fashion	-0.444 (1.10)	-0.480 (1.11)	-0.461 (1.13)	-0.493 (1.13)
d_anim	-0.332 (0.73)	-0.257 (0.54)	-0.338 (0.75)	-0.272 (0.57)
d_media	-0.785 (1.99)**	-0.824 (1.92)*	-0.786 (1.98)*	-0.815 (1.90)*
d_edu	0.043 (0.08)	-0.096 (0.21)	0.048 (0.10)	-0.097 (0.22)
d_casa	-0.336 (0.71)	-0.212 (0.44)	-0.314 (0.66)	-0.207 (0.44)
d_amb	0.059 (0.09)	0.255 (0.38)	0.026 (0.04)	0.227 (0.36)
d_auto	-0.531 (1.06)	-0.675 (1.30)	-0.543 (1.08)	-0.707 (1.39)
d_food	-0.449 (1.01)	-0.528 (1.18)	-0.460 (1.05)	-0.534 (1.21)
d_sal	-0.551	-0.407	-0.578	-0.433

	(1.14)	(0.76)	(1.19)	(0.81)
d_softw	0.258	0.486	0.266	0.472
	(0.59)	(0.95)	(0.62)	(0.94)
d_indu	0.687	0.824	0.797	0.936
	(1.36)	(1.53)	(1.57)	(1.72)*
d_elettronica	-0.842	-1.121	-0.882	-1.151
	(1.56)	(1.73)*	(1.64)	(1.81)*
d_agrico	-0.119	-0.351	-0.069	-0.294
	(0.32)	(0.88)	(0.19)	(0.74)
d_energy	-1.869	-0.298	-1.940	-0.393
	(3.72)***	(0.38)	(3.99)***	(0.51)
d_hard	0.258	0.258	0.273	0.271
	(0.35)	(0.35)	(0.38)	(0.37)
d_servcon	-0.183	-0.252	-0.178	-0.254
	(0.40)	(0.53)	(0.39)	(0.54)
d_nordest	-1.251	-1.526	-1.237	-1.517
	(2.54)**	(2.81)***	(2.59)**	(2.82)***
d_centro	0.071	0.129	0.011	0.093
	(0.17)	(0.30)	(0.03)	(0.22)
d_sud	-0.375	-0.177	-0.383	-0.195
	(1.04)	(0.46)	(1.11)	(0.53)
d_isole	-0.381	-0.858	-0.358	-0.811
	(0.84)	(1.61)	(0.77)	(1.53)
bpsexp_bi		-0.331		-0.418
		(0.40)		(0.49)
manexp_bi		0.235		0.278
		(0.24)		(0.28)
entexp_bi		1.359		1.326
		(1.25)		(1.22)
workexp_bi		0.634		0.568
		(0.98)		(0.86)
startupsectorexexp_bi		-1.540		-1.520
		(1.96)*		(1.95)*
foc_bi		0.357		0.412
		(0.46)		(0.53)
work_bi		-1.454		-1.431
		(1.52)		(1.50)
age_bi		-0.147		-0.096
		(0.23)		(0.15)
origin_bi		-0.334		-0.294
		(0.52)		(0.46)
hsa_bi		1.740		1.703
		(2.43)**		(2.39)**
_cons	2.214	2.010	2.470	2.239
	(1.95)*	(1.74)*	(2.22)**	(2.01)**
R <sup>2</sup>	0.35	0.42	0.36	0.43
N	142	142	142	142

\*  $p < 0.1$ ; \*\*  $p < 0.05$ ; \*\*\*  $p < 0.01$

Si procede ora ad analizzare i risultati ottenuti da queste regressioni. Come prima cosa, è possibile osservare come alcuni risultati differiscano tra le due metodologie di analisi. Questo fenomeno potrebbe essere dovuto alle differenze descritte in precedenza per le

due analisi. Valutando nel dettaglio i p-value delle variabili, è stato osservato come questi si discostino tra le due analisi, introducendo queste differenze di significatività tra le variabili. Questo comportamento potrebbe quindi essere legato alla differenza tra le due metodologie o a possibili errori legati alle variabili definite.

Analizzando nel dettaglio le variabili relative ai caratteri psicologici è possibile osservare come quelle relative alla capacità d'analisi e d'intuizione dei team non diventino mai significative, sia tramite OLS che tramite Tobit.

Al contrario, la variabile relativa alla confidence ottenuta tramite la Confirmatory Factor Analysis sembra essere significativa solo dai risultati dell'analisi Tobit mentre la variabile ottenuta utilizzando tutti gli item non incide mai significativamente sulla scientificità. Analizzando i risultati ottenuti tramite Tobit, la variabile c2 sembra incidere sulla scientificità con un coefficiente negativo, di valore simile a quello riscontrato nella OLS. Da questo risultato sembrerebbe quindi che un aumento della confidenza dei team porti ad una diminuzione nella scientificità nel loro approccio al decision making. È bene notare come il p-value di c2 tra le due nei modelli (III) e (IV), ottenuti tramite OLS, assuma rispettivamente i valori di  $p=0,129$  e  $p=0,155$ , lasciando spazio d'interpretazione sulla significatività di questa variabile.

Per quanto riguarda le variabili sulle caratteristiche del team è possibile osservare come i risultati siano più omogenei tra le due tipologie di regressione.

Tra queste variabili, quelle che impattano significativamente sulla scientificità in entrambe le tipologie di regressione sono : (i) il numero di studenti nel team; (ii) la media dei membri con esperienza nella redazione di un business plan; (iii) le ore di lavoro medie dedicate dai membri del team alla startup;

Da entrambe le tipologie di regressione emerge come il numero di studenti nel team di una startup impatti significativamente sulla scientificità del team, nei casi, in cui viene analizzato insieme ai singoli indici di Blau, cioè i modelli (II), (IV), (VI), (VIII). La seguente variabile impatta positivamente sulla scientificità dei team suggerendo che un aumento del numero di studenti all'interno del team porti ad un aumento di questa. Nei modelli in cui diventa significativa, la variabile assume un livello di significatività del 10% utilizzando OLS e del 5% per Tobit.

La variabile *avverbpepx* impatta significativamente in tre delle quattro modelli svolti, ad un livello di significatività compreso tra il 10 e il 5%. Nell'unica analisi in cui la variabile non diventa significativa, il modello (VI) del OLS, questa possiede un p-value di 0,11. Secondo questa relazione, l'aumento della percentuale dei membri con un'esperienza nella redazione di un business plan aumenterebbe la scientificità del team. Questo risultato sembra coerente con quanto descritto nel primo capitolo di questo lavoro.

L'esperienza pregressa nella redazione di questo documento potrebbe portare ad una maggior rigosità nel reperimento delle informazioni necessarie per le scelte della startup.

A differenza della variabile precedente, la variabile relativa al commitment del team incide positivamente sulla scientificità in tutte e quattro le regressioni prese in analisi, con una significatività del 5% per OLS e del 10% per il Tobit. Interpretando il risultato attraverso i coefficienti della regressione OLS, l'aumento di un'ora di lavoro media che il team dedica alla startup porterebbe ad un aumento di circa 0,20 punti della scientificità media del team. Questo risultato sembrerebbe coerente con quanto descritto in precedenza dalla letteratura sul l'effetto del commitment sull'efficacia di un team (Chowdhury, 2005).

Dai risultati dei modelli (II) e (IV) è possibile osservare come anche la variabile relativa alla media degli anni d'esperienza nel settore della startup diventi significativa, impattando positivamente sulla scientificità dei team. Questo risultato è stato ottenuto solamente per le regressioni Tobit ma è emerso che nei modelli (VI) (VIII), realizzati tramite OLS, il p-value di questa variabile valga rispettivamente  $p=0,12$  e  $p=0,145$ . Questo risultato sottolinea un'altra differenza tra le due tipologie di regressione, rendendo però plausibile pensare che l'esperienza nel settore della startup incida sulla scientificità. Da queste prima tipologia di analisi non emergono altre caratteristiche che incidano significativamente sulla scientificità del team.

Si procede ora analizzando le variabili relative all'eterogeneità dei team. Per queste variabili, le due analisi sembrano dare risultati omogenei, eccetto per l'indice di Blau relativo all'eterogeneità tra studenti e lavoratori. Dalle regressioni eseguite utilizzando l'indice di Blau aggregato emerge come questo incida positivamente sulla scientificità dei team, ad un livello di significatività del 5% per OLS e del 10% per il Tobit.

Sembrerebbe quindi che un aumento dell'eterogeneità del team porti ad un aumento della scientificità di questo nell'approccio al decision making, analogamente a quanto descritto in letteratura per le performance della startup (Ensley, M. D., Hmieleski, K.M., 2015).

Dalle regressioni in cui sono stati utilizzati i singoli indici di Blau è possibile osservare come solo tre di questi indici incidano significativamente sulla scientificità del team. Nello specifico, questi tre indici sono : l'indice che misura l'eterogeneità dei titoli di studio all'interno del team, `hsa_bi`; l'indice che misura l'eterogeneità relativa agli anni d'esperienza nel settore della startup, `startupsectorexperience_bi`; l'indice relativo all'eterogeneità tra lavoratori e studenti all'interno del team, `work_bi`.

Nel primo caso, la variabile incide positivamente sulla scientificità in tutte le regressioni eseguite in questa fase, ad un livello di significatività del 10% per OLS e del 1% per il Tobit. Da questo risultato emerge come l'aumento dell'eterogeneità dei titoli di studio all'interno del team portino ad un aumento della scientificità con cui i team compiono le proprie scelte.

L'interpretazione di questo risultato lascerebbe quindi intendere, per esempio, che un team in cui sono presenti membri con un diploma, una qualifica professionale e una laurea triennale siano sistematicamente più scientifici di un team composto da soli dottorandi. Alla luce di questo particolare risultato, è stato ritenuto interessante approfondire questo aspetto utilizzando uno strumento diverso, cioè a variabile relativa alla media degli anni di studio nel team.

Per quanto riguarda `startupsectorexperience_bi`, dai risultati emerge che questa variabile impatti significativamente sulla scientificità in tutti e quattro i modelli in cui è stata inserita, assumendo il livello di significatività del 10% per OLS e del 5% per il Tobit. Questa relazione mostra come l'aumento dell'eterogeneità degli anni d'esperienza nel settore della startup porti ad una diminuzione della scientificità dell'approccio al decision making del team. Questo risultato, letto insieme a quello sugli anni d'esperienza media nel settore, potrebbe significare che un eccessivo numero di membri con bassa esperienza possano incidere maggiormente rispetto a quelli con un'esperienza maggiore.

Infine, osservando i risultati relativi alla variabile `work_bi` emerge come questa diventi significativa solamente utilizzando la regressione Tobit, con una significatività del 10%. Confrontando i p-value ottenuti dalle due tipologie di regressione è possibile osservare

come questi presentino una differenza elevata, rendendo difficile l'interpretazione della significatività di questa variabile.

La variabile incide negativamente sulla scientificità dei team sottolineando come un aumento dell'eterogeneità tra studenti e lavoratori nel team diminuisca la scientificità di questo. Analogamente a quanto descritto in precedenza, questo risultato potrebbe essere interpretato anche alla luce della variabile nteam. L'aumento del numero studenti del team sembra incidere positivamente sulla scientificità di questo ma allo stesso tempo un eccessivo squilibrio tra lavoratori e studenti porta ad un abbassamento della scientificità. Prima di procedere con l'analisi delle variabili di controllo, si analizzerà la variabile relativa alla natura del prodotto offerto dalla startup.

Dai risultati dei modelli emerge come questa variabile incida positivamente sulla scientificità solamente nei modelli realizzati tramite Tobit. Per quanto riguarda le analisi tramite OLS emerge come questa variabile ottenga, nei modelli (V) e (VII), dei valori di p-value rispettivamente di  $p=0,108$  e  $p=0,118$ . Questi valori di p-value evidenziano come la variabile sia quasi diventata significativa anche in questa regressione. La variabile incide positivamente sulla scientificità, indicando come una startup che offre un prodotto fisico sia caratterizzata da un team con un approccio al decision making più scientifico rispetto ad una con un'offerta basata su un servizio.

Si procede ora analizzando le variabili di controllo delle regressioni svolte. Confrontando le due tipologie di regressioni è possibile osservare un'omogeneità delle variabili di controllo significative. Tra le variabili settoriali emerge come i settori Media, Energy, Elettronica diventino significativi in tutte le regressioni svolte, sia OLS che Tobit. Inoltre, le variabili relative ai settori Salute e Industriale diventano significative solamente con il Tobit.

La significatività di una di queste variabili implica che il team di una startup che opera in uno di questi settori sia più o meno scientifico rispetto ad una che operano nel settore Leisure.

Nello specifico, i settori Media, Elettronica ed Energy incidono negativamente sulla scientificità dei team mentre il settore Industriale e Salute impattano positivamente sulla scientificità di questo.

Infine, analizzando le variabili di controllo sulla provenienza geografica della startup emerge come solo la variabile relativa alla zona Nord-est d'Italia,  $d\_nordest$ , incida sulla variabile dipendente. Specificamente, dall'analisi risulta come questa variabile impatti negativamente sulla scientificità dei team, sia utilizzando OLS che Tobit. Il risultato specifica come una startup di provenienza dal Nord-Est Italia sia sistematicamente meno scientifica rispetto ad una startup del Nord-Ovest Italia.

I risultati ottenuti da queste variabili di controllo indicano come le startup provenienti da alcune regioni d'Italia o da specifici settori possano essere più o meno scientifiche rispetto a quelle provenienti dal Nord-Ovest Italia o dal settore Leisure. Questi risultati vanno interpretati con le dovute precauzioni, visto che questi potrebbe essere anche dovuti ad una non rappresentatività del campione sotto questi specifici aspetti.

Prima di procedere è bene sottolineare come i modelli analizzati spieghino una percentuale di varianza bassa rispetto alla varianza totale. Per tutti i modelli OLS non sono stati ottenuti valori di  $R^2$  Adjusted superiori al 10%, sottolineando una bassa percentuale di varianza spiegata dalle variabili del modello. Analogamente, per i modelli Tobit non sono stati ottenuti valori di Pseudo- $R^2$  superiori a 0,15, risultato quindi analogo a quello dei modelli OLS. La diversità tra i singoli modelli potrebbe essere spiegata anche dalla mancanza di qualche variabili di controllo o indipendenti.

Conclusa l'analisi di questi risultati si procede ora analizzando la successiva tipologia di regressioni.

#### 4.4.2 Regressioni con una diversa variabile per l'impatto del titolo di studio

Come anticipato in precedenza, in questo paragrafo si illustreranno i risultati ottenuti sostituendo l'indice di Blau relativo ai titoli di studio con la variabile che descrive la media degli anni di studio dei membri del team. Anche in questo caso, gli otto modelli mostrati differiscono tra di loro per la tipologia di regressione usata, per gli indici di Blau e per le variabili relative alla confidence.

In questo caso, l'indice di Blau aggregato è stato modificato, scorporando la parte di eterogeneità dovuta all'indice relativo ai titoli di studio all'interno del team.

In Tabella 4.2.2.1 e Tabella 4.2.2.2 è possibile osservare i risultati delle regressioni eseguiti utilizzando, rispettivamente, la metodologia Tobit e quella OLS.

Tabella 4.2.2.1 Regressione Tobit con *scie\_av* come variabile indipendente e *t\_avertitolostud* come indice per i titoli di studio

	(IX)	(X)	(XII)	(XIII)
c1	-0.215 (1.11)	-0.259 (1.37)		
c2			-0.316 (2.05)**	-0.346 (2.24)**
a1	-0.065 (0.35)	0.035 (0.19)	-0.031 (0.17)	0.066 (0.34)
i1	0.027 (0.25)	0.019 (0.18)	0.028 (0.27)	0.019 (0.17)
nteam	-0.066 (0.37)	-0.060 (0.34)	-0.058 (0.32)	-0.047 (0.26)
nstud	0.220 (1.29)	0.382 (1.86)*	0.230 (1.35)	0.385 (1.88)*
d_fisi	0.628 (2.12)**	0.556 (1.92)*	0.648 (2.16)**	0.576 (1.96)*
ndonne	-0.024 (0.16)	0.094 (0.55)	-0.042 (0.27)	0.065 (0.39)
d_tstem	-0.255 (0.79)	-0.254 (0.79)	-0.330 (1.01)	-0.332 (1.00)
d_tecon	-0.134 (0.37)	-0.103 (0.29)	-0.120 (0.34)	-0.095 (0.27)
averbpepx	0.719 (2.55)**	0.608 (2.14)**	0.731 (2.64)***	0.630 (2.25)**
t_averorelavoro	0.019 (1.94)*	0.017 (1.72)*	0.020 (2.08)**	0.018 (1.83)*
t_avertitolostud	-0.003 (0.06)	0.003 (0.07)	-0.004 (0.08)	0.003 (0.07)
d_book	0.014 (0.03)	-0.192 (0.50)	-0.035 (0.08)	-0.236 (0.62)
tannistartupexp	0.033 (1.47)	0.041 (1.82)*	0.031 (1.41)	0.038 (1.69)*
tanniworkexp	-0.013 (0.60)	-0.020 (0.93)	-0.010 (0.47)	-0.016 (0.74)
tannientrexp	-0.041 (1.01)	-0.052 (1.26)	-0.044 (1.11)	-0.058 (1.41)
tannimanexp	-0.002 (0.05)	0.000 (0.00)	-0.003 (0.07)	0.000 (0.00)
tot_bi_nhsc	0.228 (1.74)*		0.228 (1.75)*	
d_fashion	-0.552 (1.40)	-0.523 (1.30)	-0.576 (1.43)	-0.544 (1.33)
d_anim	-0.274 (0.67)	-0.215 (0.52)	-0.282 (0.69)	-0.234 (0.56)
d_media	-0.899 (2.16)**	-0.899 (2.04)**	-0.909 (2.17)**	-0.893 (2.02)**
d_edu	0.067 (0.15)	-0.100 (0.24)	0.072 (0.16)	-0.103 (0.25)
d_casa	-0.344 (0.79)	-0.312 (0.76)	-0.319 (0.74)	-0.303 (0.75)
d_amb	0.023	0.337	-0.002	0.312

	(0.04)	(0.57)	(0.00)	(0.55)
d_auto	-0.657 (1.21)	-0.706 (1.21)	-0.681 (1.26)	-0.762 (1.35)
d_food	-0.481 (1.18)	-0.496 (1.27)	-0.495 (1.24)	-0.507 (1.32)
d_sal	-0.949 (1.78)*	-1.008 (1.86)*	-0.983 (1.84)*	-1.041 (1.92)*
d_softw	0.236 (0.62)	0.272 (0.69)	0.242 (0.64)	0.253 (0.65)
d_indu	0.611 (1.33)	0.696 (1.48)	0.741 (1.63)	0.851 (1.81)*
d_elettronica	-0.874 (1.82)*	-0.979 (1.76)*	-0.927 (1.93)*	-1.027 (1.86)*
d_agrico	-0.064 (0.18)	-0.229 (0.61)	-0.004 (0.01)	-0.150 (0.41)
d_energy	-2.142 (4.56)***	-1.279 (1.93)*	-2.221 (4.93)***	-1.372 (2.13)**
d_hard	0.138 (0.20)	0.182 (0.27)	0.147 (0.22)	0.188 (0.28)
d_servcon	-0.180 (0.45)	-0.294 (0.69)	-0.173 (0.43)	-0.292 (0.69)
d_nordest	-1.216 (2.72)***	-1.397 (2.74)***	-1.210 (2.79)***	-1.403 (2.79)***
d_centro	0.012 (0.03)	0.060 (0.13)	-0.052 (0.12)	0.024 (0.05)
d_sud	-0.374 (1.14)	-0.149 (0.43)	-0.384 (1.22)	-0.174 (0.53)
d_isole	-0.383 (0.96)	-0.734 (1.69)*	-0.344 (0.86)	-0.662 (1.54)
bpsexp_bi		-0.039 (0.05)		-0.159 (0.22)
manexp_bi		0.591 (0.76)		0.631 (0.82)
entexp_bi		1.429 (1.61)		1.378 (1.56)
workexp_bi		0.617 (0.99)		0.540 (0.86)
startupsectorexpi_bi		-1.321 (1.90)*		-1.297 (1.89)*
foc_bi		0.477 (0.71)		0.543 (0.81)
work_bi		-0.519 (0.68)		-0.515 (0.69)
age_bi		-0.087 (0.16)		-0.010 (0.02)
origin_bi		-0.293 (0.48)		-0.254 (0.43)
cons	2.251 (1.58)	1.978 (1.40)	2.546 (1.85)*	2.234 (1.64)
sigma_cons	1.057 (16.15)***	1.026 (16.83)***	1.050 (16.26)***	1.018 (16.75)***
N	142	142	142	142

\*  $p < 0.1$ ; \*\*  $p < 0.05$ ; \*\*\*  $p < 0.01$

Tabella 4.2.2.2 Regressione OLS con *scie\_av* come variabile indipendente e *t\_avertitolostud* come indice per i titoli di studio

	(XIV)	(XV)	(XVI)	(XVII)
c1	-0.168 (0.81)	-0.206 (0.97)		
c2			-0.266 (1.57)	-0.294 (1.63)
a1	-0.098 (0.47)	0.002 (0.01)	-0.068 (0.33)	0.028 (0.13)
i1	0.027 (0.24)	0.018 (0.15)	0.030 (0.28)	0.020 (0.17)
nteam	-0.058 (0.29)	-0.053 (0.24)	-0.050 (0.25)	-0.040 (0.18)
nstud	0.191 (0.99)	0.347 (1.46)	0.200 (1.04)	0.350 (1.47)
d_fisi	0.498 (1.58)	0.432 (1.35)	0.513 (1.61)	0.448 (1.37)
ndonne	-0.045 (0.26)	0.063 (0.32)	-0.059 (0.34)	0.039 (0.20)
d_tstem	-0.271 (0.75)	-0.273 (0.73)	-0.335 (0.92)	-0.341 (0.88)
d_tecon	-0.110 (0.28)	-0.099 (0.25)	-0.099 (0.26)	-0.095 (0.24)
avverbpexp	0.656 (2.09)**	0.551 (1.68)*	0.670 (2.16)**	0.574 (1.77)*
t_averorelavoro	0.020 (1.89)*	0.018 (1.62)	0.021 (2.02)**	0.019 (1.72)*
t_avertitolostud	-0.014 (0.28)	-0.006 (0.11)	-0.015 (0.30)	-0.005 (0.10)
d_book	-0.036 (0.08)	-0.230 (0.52)	-0.078 (0.17)	-0.268 (0.61)
tannistartupexp	0.027 (1.15)	0.035 (1.42)	0.026 (1.11)	0.033 (1.33)
tanniworkexp	-0.015 (0.62)	-0.021 (0.87)	-0.012 (0.53)	-0.018 (0.75)
tannientrexp	-0.039 (0.93)	-0.049 (1.09)	-0.042 (1.00)	-0.053 (1.19)
tannimanexp	0.005 (0.11)	0.007 (0.16)	0.003 (0.08)	0.006 (0.14)
tot_bi_nhsc	0.222 (1.53)		0.221 (1.53)	
d_fashion	-0.434 (1.08)	-0.406 (0.93)	-0.453 (1.10)	-0.423 (0.96)
d_anim	-0.359 (0.78)	-0.293 (0.60)	-0.366 (0.79)	-0.310 (0.64)
d_media	-0.812 (1.93)*	-0.799 (1.73)*	-0.815 (1.93)*	-0.788 (1.69)*
d_edu	0.051 (0.10)	-0.110 (0.23)	0.055 (0.11)	-0.111 (0.23)
d_casa	-0.307 (0.64)	-0.284 (0.60)	-0.286 (0.60)	-0.277 (0.60)
d_amb	0.115 (0.18)	0.423 (0.60)	0.083 (0.13)	0.390 (0.58)
d_auto	-0.503 (0.96)	-0.590 (1.01)	-0.517 (0.99)	-0.630 (1.10)

d_food	-0.430 (0.96)	-0.439 (0.98)	-0.441 (1.00)	-0.448 (1.02)
d_sal	-0.557 (1.14)	-0.601 (1.17)	-0.584 (1.19)	-0.626 (1.22)
d_softw	0.233 (0.52)	0.265 (0.55)	0.242 (0.55)	0.254 (0.54)
d_indu	0.662 (1.29)	0.748 (1.36)	0.773 (1.52)	0.879 (1.60)
d_elettronica	-0.771 (1.44)	-0.884 (1.36)	-0.815 (1.52)	-0.924 (1.43)
d_agrico	-0.143 (0.37)	-0.285 (0.66)	-0.093 (0.24)	-0.219 (0.52)
d_energy	-1.996 (3.86)***	-1.160 (1.48)	-2.069 (4.18)***	-1.244 (1.63)
d_hard	0.275 (0.37)	0.322 (0.42)	0.289 (0.39)	0.333 (0.44)
d_servcon	-0.182 (0.39)	-0.292 (0.57)	-0.176 (0.38)	-0.292 (0.57)
d_nordest	-1.282 (2.58)**	-1.468 (2.54)**	-1.269 (2.62)**	-1.461 (2.54)**
d_centro	0.036 (0.09)	0.104 (0.22)	-0.025 (0.06)	0.065 (0.14)
d_sud	-0.359 (0.97)	-0.136 (0.33)	-0.368 (1.04)	-0.158 (0.40)
d_isole	-0.320 (0.71)	-0.647 (1.28)	-0.295 (0.64)	-0.596 (1.17)
bpsexp_bi		-0.039 (0.04)		-0.143 (0.16)
manexp_bi		0.532 (0.59)		0.571 (0.64)
entexp_bi		1.315 (1.29)		1.276 (1.26)
workexp_bi		0.640 (0.88)		0.566 (0.77)
startupsectorexpi_bi		-1.302 (1.59)		-1.284 (1.59)
foc_bi		0.546 (0.71)		0.606 (0.79)
work_bi		-0.526 (0.59)		-0.524 (0.60)
age_bi		-0.044 (0.07)		0.014 (0.02)
origin_bi		-0.299 (0.43)		-0.258 (0.37)
_cons	2.475 (1.61)	2.145 (1.34)	2.749 (1.84)*	2.385 (1.54)
R <sup>2</sup>	0.35	0.38	0.35	0.39
N	142	142	142	142

\*  $p < 0.1$ ; \*\*  $p < 0.05$ ; \*\*\*  $p < 0.01$

Si procede ora ad analizzare i risultati ottenuti da queste regressioni. Confrontando i risultati di questi modelli con i precedenti è possibile notare come questi si discostino in base al tipo di regressione utilizzata. Nello specifico, i risultati dei modelli ottenuti utilizzando il Tobit coincidono praticamente per ogni variabile, eccetto per `work_bi`. Al contrario, i risultati dei modelli ottenuti tramite OLS differiscono per alcune variabili.

Questo fenomeno potrebbe essere legato all'alta correlazione tra la variabile `hsc_bi` e le altre variabili del modello, anche se, da quanto emerso dai VIF, i modelli non dovrebbero essere affetti da multicollinearità.

In primis verrà mostrato l'effetto della nuova variabile utilizzata nei modelli, `t_avertitolostud`, e in seguito verranno analizzate le differenze della regressione OLS col modello precedente.

Osservando i risultati relativi alla variabile `t_avertitolostud` è possibile notare come questa non incida significativamente sulla scientificità dei team in nessuno degli otto modelli. Da questo risultato emerge come la media degli anni di studio all'interno del team non impatti sulla loro scientificità. Questo risultato conferma quindi che l'effetto sulla scientificità dei titoli di studio non fosse legato alla media dei titoli di studio nel team ma alla loro eterogeneità. A discapito di possibili errori nella conduzione delle analisi, questo è un risultato interessante che verrà analizzato nei successivi paragrafi.

Si procede ora analizzando le differenze e le analogie con la precedente analisi svolta.

Come nella prima analisi, in questi otto modelli viene confermato l'impatto significativo delle variabili legate all'esperienza nella redazione di un business plan e alla media delle ore di lavoro dedicate dal team alla startup. Le due variabili impattano significativamente sulla scientificità dei team, confermando quanto già discusso in precedenza.

Al contrario, nei modelli introdotti in questo paragrafo, alcune delle variabili relative alle caratteristiche e all'eterogeneità dei team non risultano più significative nelle regressioni svolte tramite OLS.

Partendo dalle variabili legate alle caratteristiche dei team, è osservabile come il numero di studenti nel team non diventi più significativo. Osservando i p-value di questa variabile è emerso come la variabile `nstud` ottenga in tutti i modelli un p-value non inferiore a 0,145. Rispetto alla precedente analisi, la variabile non diventa più significativa per la regressione OLS e il suo p-value sottolinea una chiara differenza tra le due analisi.

Per quanto riguarda le variabili relative all'eterogeneità dei team, emerge come l'indice di Blau aggregato e l'indice relativo agli anni d'esperienza nel settore della startup non incidano più sulla significatività. Analogamente con quanto svolto per le altre variabili, è stato analizzato il p-value delle due variabili nei modelli in cui sono presenti. Da questa analisi è emerso come i p-value dell'indice aggregato, scontato della variabile *hsc\_bi*, non superino mai un valore di  $p=0,13$  mentre quelli relativi al settore della startup non superino mai un valore di  $p=0,11$ .

Da queste analisi svolte sui p-value emerge come queste differenze di significatività non siano così elevate da far pensare a qualche anomalia tra i due metodi per compiere le regressioni o una mancanza di significatività.

La differenza tra i risultati può derivare dall'alta correlazione tra le variabili descritte e la variabile omessa relativa all'omogeneità dei titoli di studio all'interno di un team.

Per le restanti variabili non discusse viene confermato quello che è emerso dai modelli introdotti precedentemente, come per esempio la significatività della variabile *confidence* solo nei modelli svolti tramite Tobit, il comportamento della variabile relativa agli anni d'esperienza nel settore della startup e i pattern delle variabili di controllo.

#### 4.5 Valutazione dei Risultati e Risposta alle Domande di ricerca

Si procede ora a commentare i risultati ottenuti dalle due tipologie di analisi proposte, riportandoli in funzione delle domande di ricerca.

La prima *domanda di ricerca* proposta in questo lavoro riguardava l'impatto dell'eterogeneità all'interno dei team sulla scientificità del loro approccio al decision making.

Dalle analisi condotte emerge come gli indici di Blau aggregati e alcuni singoli impattino positivamente sulla variabile dipendente. Per quanto riguarda l'indice di Blau aggregato, in entrambe le versioni, questo impatta significativamente in tutti i modelli in cui viene inserito, eccetto nei modelli (XIV) e (XVI) dove non assume mai un valore di  $p > 0,11$ .

Questo risultato suggerisce che anche per il metodo scientifico valga quanto emerso dalla letteratura per la profittabilità delle startup ( Ensley, M. D., Hmieleski, K.M., 2015).

Secondo Ensley e Hmieleski un team con una maggior eterogeneità è in grado di ottenere performance finanziarie migliori grazie alla maggior capacità di adattarsi ad un ambiente

incerto. Analogamente, un'alta eterogeneità complessiva all'interno del team di una startup potrebbe garantire un ventaglio di risorse ed esperienze che permettano di ottenere informazioni più chiare e in modo più rigoroso.

Osservando i singoli Blau è possibile notare come gli indici relativi ai titoli di studio e all'esperienza nel settore della startup incidano significativamente sulla scientificità, rispettivamente con un coefficiente positivo e negativo. Questo risultato è coerente con quanto emerso dalla letteratura (Herrmann, P.; Datta, D. K.; 2005), dove viene evidenziato come l'eterogeneità del team rispetto ad alcune singole caratteristiche possa incidere positivamente o negativamente sulle performance di un'impresa.

Dal punto di vista dell'approccio scientifico, un'elevata eterogeneità dei titoli di studio all'interno del team potrebbe comportare la presenza di diverse competenze legate ai diversi titoli o a competenze dovute al aver frequentato un percorso di studi più corto, permettendo quindi lo svolgimento di altre attività non catturate in questo lavoro.

Questo risultato potrebbe essere confermato anche dal basso coefficiente di significatività della variabile relativa alla media degli anni di studio dei team.

Queste diverse competenze potrebbero incidere sull'approccio al decision making rendendolo più scientifico.

L'indice di Blau relativo agli anni d'esperienza nel settore della startup, invece, incide negativamente sulla scientificità del team. Questo risultato sottolinea come una maggior eterogeneità degli anni d'esperienza nel settore della startup riduca la scientificità nell'approccio del team al decision making. Tenendo conto dell'impatto positivo della variabile relativa alla media degli anni d'esperienza del team nel settore in cui opera la startup, potrebbe essere plausibile pensare che l'impatto dei membri con una minore esperienza nel settore tenda ad eliminare il possibile effetto positivo dei membri con una maggior esperienza, quindi in grado di reperire informazioni più vicine al settore della startup.

In due dei modelli realizzati tramite Tobit è possibile osservare come anche l'indice di Blau relativo all'eterogeneità tra studenti e lavoratori all'interno del team impatti significativamente sulla scientificità.

Nello specifico, tale indice incide con un coefficiente negativo, sottolineando come l'aumento dell'eterogeneità tra lavoratori e studenti diminuisca la scientificità all'interno

del team. Analogamente a quanto accaduto per l'indice sull'esperienza nel settore della startup, questo indice può essere interpretato considerando anche il comportamento di un'altra variabile, cioè il numero di studenti all'interno del team. Il numero degli studenti nel team impatta positivamente sulla scientificità, lasciando interpretare come l'aumento di eterogeneità tra studenti e lavoratori possa comportare una diminuzione della scientificità dovuta alla presenza di un maggior numero di lavoratori nel team. Questa maggior presenza di lavoratori potrebbe quindi ridurre l'effetto positivo indotto dagli studenti.

La seconda *domanda di ricerca* che questo lavoro si proponeva d'indagare riguardava l'impatto dell'esperienza manageriale, imprenditoriale, nel settore della startup e nella redazione di un business plan sulla scientificità dell'approccio al decision making di un team. Dai risultati ottenuti è possibile osservare come solo l'esperienza media del team nel settore della startup e la percentuale d'imprenditori con esperienza nella redazione di un business plan incidano significativamente.

Le due variabili impattano positivamente sulla scientificità dei team, suggerendo come una maggior presenza di queste due tipologie d'esperienza aumenti la rigosità e la qualità con cui le informazioni sono raccolte ed elaborate, coerentemente con quanto descritto in letteratura (Beckman,2006; Cuy. Y et All,2009; Munoz-Bullon,Sanchez-Bueno, Vos-Saz,2015; Jo, Lee, 1996).

Analogamente a quanto descritto nel primo capitolo, l'aumento dell'esperienza media del team nel settore della startup potrebbe indicare una maggior conoscenza del settore, rendendo un team più consapevole delle tematiche di questo e portandolo a teorizzare e testare più attentamente le dinamiche relative alla sua idea imprenditoriale. Per quanto riguarda la percentuale di membri con un'esperienza nella redazione di un business plan, un team composto maggiormente da figure di questo tipo d'esperienza potrebbe essere portato a ottenere le informazioni sulla sua idea imprenditoriale in modo più preciso e strutturato, ricalcando quanto appreso nella pregressa redazione di questo documento.

La terza *domanda di ricerca* che questo lavoro si proponeva di indagare riguardava l'impatto del commitment del team sulla loro scientificità nell'approccio al decision making.

In ogni regressione svolta emerge come la variabile relativa alle ore di lavoro medie dedicate dal team alla startup incida positivamente sulla scientificità nel loro approccio al decision making. Questo risultato è coerente con quanto descritto in letteratura (Chowdhury, 2005), dove viene indicato come l'aumento del commitment del team aumenterebbe l'efficacia con cui questo opera.

Un alto livello di commitment potrebbe portare il team a compiere le proprie decisioni strutturandole in maniera più rigorosa e ricavando le informazioni in modo più preciso. Un basso livello potrebbe, invece, indicare un approccio superficiale e sbrigativo del team nel compiere le proprie decisioni.

La quarta *domanda di ricerca* di questo lavoro indagava se la numerosità degli studenti all'interno e l'esperienza lavorativa pregressa del team potesse influenzarne la scientificità naturale nell'approccio al decision making.

Dai modelli proposti si evince come solo la numerosità degli studenti impatti positivamente sulla scientificità del team. Come precedentemente descritto, questo risultato sottolinea come l'aumento del numero di studenti all'interno del team porti ad un incremento della scientificità nell'approccio al decision making.

Questo fenomeno può essere giustificato dal diverso approccio di questa figura nell'operare all'interno di una startup (Chenoweth, 2008). La presenza di uno o più studenti all'interno di un team potrebbe portare ad un approccio più rigoroso nel reperimento delle informazioni e nella loro elaborazione, giustificata dalle metodologie utilizzate durante i loro corsi e per affrontare lo studio.

Prima di procedere con la prossima domanda di ricerca è bene osservare come questa variabile diventi significativa solamente nei modelli in cui sono presenti i singoli indici di Blau, eccetto per i modelli (XV) e (XVII) condotti con OLS e senza l'indice sui titoli di studio. Questo comportamento della variabile suggerisce come questa necessiterebbe degli ulteriori approfondimenti.

La quinta *domanda di ricerca* di questo lavoro era l'impatto del numero di donne all'interno del team sulla scientificità di questo. Dai modelli è possibile osservare come questa variabile non diventi mai significativa, sottolineando come non sembra esserci un impatto significativo del numero di donne all'interno del team. Questo risultato va contro a quanto suggerito dalla letteratura ( Hoogendoorn, S., Oosterbeek, H., Van Praag,

M.;2013; Apestegua et all; 2012), dove viene evidenziato come la presenza femminile all'interno del team tendano a portare un diverso approccio al decision making. Questi risultati portano a pensare come la scientificità di un team possa non essere influenzata dalle caratteristiche appartenenti ad un decisore femminile, come, per esempio, la maggiore avversione al rischio (Apestegua et all; 2012).

La sesta *domanda di ricerca* che questo lavoro si propone di indagare è l'impatto che la tipologia di prodotto offerto dalla startup ha sulla scientificità del suo team.

In tutti i modelli eseguiti col Tobit e buona parte di quelli tramite OLS emerge come i team delle startup che offrono un prodotto fisico siano significativamente più scientifici di quelli che offrono un servizio. Questo risultato potrebbe confermare le ipotesi emerse nel primo capitolo di questo elaborato, cioè che una startup che offre un prodotto fisico richieda delle competenze diverse rispetto ad una con un'offerta basata su un servizio. Queste competenze potrebbero essere di tipo scientifico, introducendo metodologie che potrebbero influenzare anche il processo decisionale, rendendolo simile a quello di un ricercatore.

L'ultima domanda di ricerca di questo lavoro riguarda lo studio dell'impatto dei tratti decisionali e psicologici di un team sulla scientificità nel decision making.

Dalle analisi svolte risulta come solo la variabile relativa alla confidenza del team in se e nei propri mezzi incida significativamente. Nello specifico, la variabile relativa alla confidence diventa significativa solamente nei modelli di regressione realizzati tramite Tobit.

Dai risultati emerge come la variabile incida negativamente sulla scientificità dei team, sottolineando come l'aumento della confidenza riduca la scientificità con cui questo prende le proprie decisioni. Questo comportamento sembra confermare quanto emerge dalla letteratura riguardante un'eccessivo livello di confidenza e come questa possa generare un bias da overconfidence (York, J.L., Danes, J.E. 2014). Secondo la letteratura, un bias da overconfidence porterebbe gli imprenditori a limitare la propria ricerca di nuovi aspetti o elementi della sua idea imprenditoriale, soffermandosi solamente sul suo pensiero. Un comportamento simile potrebbe quindi portare il team a non approfondire o testare la teoria che sta alla base della sua idea imprenditoriale, limitando quindi la rigorosità su cui determina le sue scelte.

## Conclusioni

L'obiettivo di questo lavoro è stato quello di studiare l'impatto delle caratteristiche, dell'eterogeneità e dei tratti decisionali e psicologici di un team sulla sua scientificità nell'approccio al decision making.

Le dimensioni indagate in questo elaborato sono state ricavate dalla letteratura pregressa sull'impatto dei team sulle performance delle imprese e sulle metodologie al decision making, vista la mancanza di una letteratura specifica sul metodo indagato.

Dalle analisi svolte, attraverso i modelli di regressione OLS e Tobit, è emerso come l'impatto di alcune di queste dimensioni ricavate dalla letteratura incidano anche sulla scientificità dei team.

Dai risultati emerge come alcune delle caratteristiche individuate dalla letteratura, come il numero di studenti e le ore medie di lavoro dedicate al team, impattino significativamente sulla scientificità mentre altre, come il numero di donne all'interno del team o gli anni d'esperienza manageriale o imprenditoriale, non sembrano farlo.

Per quanto riguarda i tratti e l'eterogeneità, è emerso come l'eterogeneità totale e singola rispetto a fattori demografici ed esperienziali del team e la confidenza in se e nei propri mezzi impattino significativamente sulla scientificità.

Alla luce di questi risultati, emerge come alcune peculiarità di un team possano incidere sistematicamente sulla scientificità con cui si approcciano al decision making, evidenziando l'importanza di queste nell'applicazione del metodo scientifico al processo decisionale. Viste le performance ottenute dalle startup che applicano questo metodo (Camuffo, A. et al, 2017), questo lavoro suggerisce come le istituzioni di supporto, come le università o gli incubatori, potrebbero agire nel promuovere una giusta composizione dei team delle startup, al fine di aumentare l'effetto del metodo scientifico applicato al decision making.

Le analisi svolte sono state realizzate su un campione di 142 startup early-stage, potrebbe quindi essere interessante replicare il seguente lavoro su un campione più grande o su startup in una fase più avanzata, cercando di verificare o contestare i risultati ottenuti.

Il seguente lavoro non è esente da difetti o limitazioni. Dai modelli di regressione svolti è emerso come le variabili indipendenti utilizzate spieghino una porzione di varianza molto bassa, evidenziando come possano esserci altre cause che impattano sulla scientificità del processo decisionale di un team che non sono state colte in questo elaborato.

## APPENDICE

### APPENDICE A Questionario: Items relativi ai caratteri psicologici del leader

FATTORE	Identificativo Item	ITEM (scala di risposta da 1 "del tutto in disaccordo" a 7 "del tutto d'accordo")
<b>Locus of Control</b> <b>LOC-I</b>	q18_1	Nella maggior parte dei lavori è necessario avere molta fortuna per eccellere
	q18_2	Si finisce sempre con il guadagnare in proporzione a quanto si vale
	q18_3	Per far soldi occorre semplicemente conoscere le persone giuste
	q18_4	Per avere una buona posizione bisogna essere aiutati dalla fortuna
	q18_5	Il guadagno è frutto soprattutto di duro lavoro
	q18_6	Esiste un rapporto diretto tra le capacità di una persona e il posto che ricopre
	q18_7	Molte difficoltà che si incontrano nel lavoro sono dovute ai propri superiori
	q18_8	Generalmente le persone che lavorano bene ottengono delle ricompense
	q18_9	Le promozioni vengono assegnate alle persone che lavorano bene
	q18_10	Per trovare un buon posto di lavoro, sono più importanti le conoscenze personali che le effettive capacità
	q18_11	Una persona ben preparata trova sempre un lavoro soddisfacente
	q18_12	Per ottenere un posto di lavoro veramente buono bisogna avere dei conoscenti altolocati
<b>Propensione al Rischio</b> <b>Risk</b> <b>q19_* Risk taker</b> <b>q20_* Risk Adverse</b>	q19_1	Posso essere piuttosto imprudente e accettare di correre dei grossi rischi
	q19_2	Ritengo di agire spesso in modo piuttosto audace e coraggioso
	q19_3	Sono una persona piuttosto coraggiosa e audace e mi piace tentare la sorte in varie situazioni
	q19_4	Spesso ho il coraggio di fare cose rischiose che le altre persone sono in genere riluttanti a fare
	q19_5	Ritengo di essere spesso meno prudente rispetto alle altre persone
	q20_1	Nelle questioni importanti non prendo mai dei rischi inutili, che possono essere evitati
	q20_2	Nelle situazioni importanti non ho mai scelto deliberatamente di correre rischi che avrei potuto evitare
	q20_3	Cerco sempre di evitare situazioni che rischiano di mettermi nei guai con le altre persone
	q20_4	Sono sempre molto prudente e penso prima di tutto alla sicurezza
q20_5	Preferisco evitare di fare cose che mi espongono ad eventuali critiche e per il cui fallimento posso essere ritenuto responsabile	
<b>Self Efficacy</b>	q21_1	Penso che riuscirò sempre a raggiungere l'obiettivo anche se devo svolgere un compito difficile
	q21_2	Di fronte a compiti e sfide nuove sono sempre stato fiducioso di riuscire a portarli a termine
	q21_3	Sono convinto che avrò successo
	q21_4	Quando mi prefiggo qualcosa ottengo quasi sempre risultati migliori degli altri
	q21_5	Quando sostengo una prova o un esame sono convinto di poterlo superare positivamente
	q21_6	Ho fiducia nel fatto che i miei risultati saranno riconosciuti e apprezzati dagli altri
	q21_7	Non mi sento in difficoltà davanti a nessuna situazione, poiché finora sono sempre riuscito a cavarmela con le mie capacità
	q21_8	Non ho mai avuto problemi a capire immediatamente e fronteggiare anche le situazioni più complicate
	q21_9	Credo di afferrare prima degli altri il nocciolo della questione

<b>Self Regulation</b>	q22_1	Le persone possono contare su di me per rispettare i tempi stabiliti e pianificati
	q22_2	Faccio fatica a dire di no
	q22_3	Cambio idea piuttosto spesso
	q22_4	Gli altri mi descriverebbero come una persona impulsiva
	q22_5	Vorrei avere una maggiore autodisciplina
	q22_6	Mi lascio trasportare dai miei sentimenti
	q22_7	Non mi scoraggio facilmente
	q22_8	A volte non riesco a evitare di fare qualcosa, anche se so che è sbagliato
	q22_9	Spesso agisco senza pensare a tutte le alternative
	q22_10	Spesso faccio cose che mi sembrano giuste nel presente, anche a spese di obiettivi futuri
	q22_11	Quando perseguo un obiettivo difficilmente cambio strada, anche se mi rendo conto che non è la strada migliore

*APPENDICE B Questionario: Items relativi ai caratteri psicologici del team*

<b>FATTORE</b>	<b>Identificativo Item</b>	<b>ITEM (scala di risposta da 1 "del tutto in disaccordo" a 5 "del tutto d'accordo")</b>
<b>Confidence</b>	q15_1	Abbiamo fiducia nelle nostre capacità imprenditoriali
	q15_2	Siamo certi di stare adottando la migliore strategia possibile per la nostra idea
	q15_3	Siamo sicuri della nostra capacità di svolgere l'attività imprenditoriale
	q15_4	Padroneggiamo le competenze necessarie per il nostro progetto imprenditoriale
	q15_5	Siamo certi non ci siano modelli di business migliori a quello attuale per la nostra idea
<b>Analytic</b>	q16_1	Analizzare la situazione e guardare ai fatti è una parte importante del processo di decisione di scelte che riguardano la nostra startup
	q16_2	Valutiamo attentamente tutte le alternative possibili prima di decidere cosa fare per la nostra startup
	q16_3	Preferiamo raccogliere tutte le informazioni necessarie prima di prendere una decisione per la nostra startup
	q16_4	Prendiamo in considerazione diversi elementi quando prendiamo una decisione per la nostra startup di solito valutiamo attentamente i pro e i contro di ogni situazione che affronta la nostra startup
<b>Intuitive</b>	q17_1	Tendiamo a seguire la nostra intuizione quando prendiamo decisioni per la nostra start-up
	q17_2	Prendiamo in considerazione sentimenti e intuizione più che analisi nelle decisioni per la nostra startup

APPENDICE C Matrice di correlazione delle variabili indipendenti, la variabile dipendente e la variabile di controllo sul numero degli studenti (\* $p < 0.05$ )

scie_av	c1	c2	a1	i1	nstud	ndonne	d_fisi	tannistartupep	tannworkexp	tannientrexp	tannimanexp	avertpexp
1												
0,29752	1											
-0,00115	0,874275	1										
-0,07552	0,227732	0,274934	1									
-0,08782	0,151824	0,075872	-0,17975	1								
0,288281	0,18984	0,170816	-0,08647	-0,05903	1							
0,053181	0,008149	-0,01788	-0,08204	-0,00448	0,375523	1						
0,151486	-0,08106	-0,07843	-0,02139	-0,06319	0,091302	-0,00944	1					
0,132301	0,022266	0,019231	0,042133	0,023891	0,150748	0,077911	0,049937	1				
-0,00942	0,044912	0,085756	0,081004	0,048372	0,149414	0,039635	-0,01047	0,53776659	0,619073175	1		
-0,01175	0,069535	0,062279	-0,10416	0,191529	0,126384	-0,12081	-0,03931	0,222397057	0,576578489	0,598277493	1	
0,117403	0,128453	0,105706	0,030254	0,046743	0,118926	-0,07228	0,707	0,505858968	-0,042721066	-0,00500227	0,094866508	1
0,289782	0,144691	0,139694	0,036502	-0,13329	0,094646	-0,088861	-0,09239	0,019255735	-0,104606486	0,015378774	0,047998268	0,10348699
0,173999	0,260005	0,222362	0,207724	-0,06122	0,002591	-0,121921	0,121966	-0,04336386	0,022197276	0,011172994	-0,012555999	0,181765832
0,158584	-0,07999	-0,09166	-0,20667	-0,12028	0,191792	0,243993	0,098093	0,022197276	0,081834063	0,170491258	0,128464636	0,052120174
0,141539	0,250793	0,241447	0,070954	-0,05261	0,492201	0,13084	0,029854	0,064496753	0,143001607	0,188455252	0,130629562	0,128035891
0,251228	0,084385	0,095728	-0,10893	0,041942	0,606916	0,342256	0,060882	0,143001607	0,073140774	0,156596736	0,147931456	0,060518057
0,180999	0,134816	0,129337	-0,02911	-0,0246	0,699199	0,360112	-0,07329	0,073140774	0,045895491	0,107934029	0,194781353	0,099253201
0,202194	0,19964	0,19691	0,006988	-0,07157	0,404325	0,291557	-0,04049	0,045895491	0,098079974	0,174712292	0,245695155	0,166219961
0,338218	0,098504	0,086471	-0,0141	-0,02424	0,540821	0,155461	0,093024	0,098079974	0,284788738	0,225783912	0,136427922	0,192980986
0,177311	0,022196	0,035756	-0,00395	-0,18927	0,51042	0,356795	0,116126	0,284788738	0,089529233	0,209611172	0,110891207	0,023595687
0,287076	0,048628	0,044423	-0,02601	-0,09013	0,456709	0,161871	0,080687	0,089529233	0,193943512	0,385513893	0,321470826	0,147986767
0,299856	0,157978	0,15048	-0,04701	-0,12565	0,443477	0,0493221	0,073815	0,193943512	0,141781635	0,300003954	0,317895202	0,101781698
0,2595	0,207823	0,186686	-0,02383	-0,12233	0,427591	0,17673	0,135929	0,141781635	-0,037074639	0,035798367	0,057723005	0,200702751
0,200384	0,026388	-0,02208	-0,04903	-0,05178	0,500902	0,226878	0,097737	-0,037074639	0,27243182	0,771388312	0,229587448	0,1446589
0,336638	0,171829	0,160781	-0,0336	-0,09937	0,722964	0,320401	0,083602	0,15945535	0,278137131	0,264487799	0,231061413	0,144321685
0,322203	0,177481	0,16707	-0,03561	-0,10839	0,742555	0,335894	0,078431	0,163528768	0,094587568	0,123404638	0,114115093	0,078447705
0,284959	0,188332	0,17454	-0,08384	-0,11996	0,775837	0,363592	0,192949	0,110484188				

t_averorelavoro	t_averitolavoro	t_avertitolostud	origin_bi	age_bi	work_bi	foc_bi	hsa_bi	startupsectorex_bi	workexp_bi	entexp_bi	manexp_bi	bpsexp_bi	total_bi_sum	tot_bi_nhsc	nnteam
1	1	1													
-0,01940246	-0,01940246	0,069314163	1												
0,045933031	0,045933031	0,069314163	1												
-0,017235508	-0,017235508	0,209361477	0,37942488	1											
-0,044816069	-0,044816069	0,25585355	0,37060414	0,571367	1										
0,002929268	0,002929268	0,007564445	0,37740173	0,290309	0,48013	1									
0,017847715	0,017847715	0,11260357	0,37292098	0,490871	0,627804	0,45916	1								
-0,037792388	-0,037792388	0,236054766	0,20988691	0,384545	0,399277	0,364578	0,460903	1							
0,074966581	0,074966581	0,218205922	0,37723588	0,617326	0,469038	0,362315	0,530592	0,484513433	1						
0,054936509	0,054936509	0,195166406	0,31069509	0,47108	0,413022	0,405315	0,552473	0,554642971	0,575834247	1					
0,056589038	0,056589038	0,190148184	0,23857956	0,393812	0,372119	0,424604	0,537728	0,583814093	0,557398003	0,744193266	1				
-0,014075165	-0,014075165	0,081271038	0,18765601	0,394057	0,37697	0,335588	0,500991	0,308840297	0,385453378	0,347380378	0,408788312	1			
0,021149079	0,021149079	0,228300697	0,54087957	0,724674	0,725089	0,633324	0,793206	0,68051922	0,779779446	0,767626606	0,751645744	0,59437729	1		
0,020839486	0,020839486	0,239019223	0,54763145	0,73526	0,711683	0,6372771	0,723531	0,690471212	0,790750549	0,773131598	0,757605676	0,58578263	0,994264611	1	
0,015527962	0,015527962	0,116901467	0,49792656	0,617614	0,535521	0,4522611	0,600278	0,577905114	0,575996826	0,546661752	0,49872507	0,55130632	0,780697692	0,779552789	1

## Riferimenti

- Adams, R. B., P. Funk. (2011) Beyond the glass ceiling: Does gender matter? Working paper, Universitat Pompeu Fabra, Barcelona, Spain.
- Adner R, Levinthal D (2004) What is not a real option: Considering boundaries for the application of real options to business strategy. *Acad. Management Rev.* 29(1):74–85.
- Allison, C.W., Hayes, J., 1996. The cognitive style index: a measure of intuitive- analysis for organizational research. *Journal of Management Studies* 33, 119–135.
- Apestequia, 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
- Beckman, C. (2006). The Influence of Founding Team Company Affiliations on Firm Behavior. *The Academy of Management Journal*, 49(4), 741-758. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/20159796>
- Camuffo, A., Cordova, A., & Gambardella, A. (2017). A Scientific Approach to Entrepreneurial Decision- Making: Evidence from a Randomized Control Trial.
- 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.
- Chenoweth, S. (2008) Undergraduate software engineering students in startup businesses *Software Engineering Education Conference, Proceedings*, art. no. 4556957, 118-128.
- Chowdhury, S. (2005) Demographic diversity for building an effective entrepreneurial team: is it important? *Journal of Business Venturing*, 20, 6, 727-746.
- Christmann, A., Van Aelst, S. (2006). Robust estimation of Cronbach's Alpha. *Journal of Multivariate Analysis*(97), 1660-1674.
- Distefano, C., Zhu, M., Mindrila, D. (2009). Understanding and using factor scores: considerations for the applied researcher. *Practical Assessment, Research & Evaluation*(14(20)), 1-11.
- Edison, H., Wang, X., Abrahamsson, P. (2015) Lean startup: Why large software companies should care. *ACM International Conference Proceeding Series*, 25-29-May-2015, art. no. a2,
- Eisenmann T, Ries E, Dillard S (2013) Hypothesis-driven entrepreneurship: The Lean Startup. Harvard Business School Note 90-812-095.
- Ensley, M. D., Hmieleski, K.M. (2015) 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.
- Fairlie, R.W. Robb, A., (2009) Gender Differences in Business Performance: Evidence from the Characteristics of Business Owners Survey. US Census Bureau Center for Economic Studies Paper No. CES-WP- 08-39. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1260987> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1260987>

- 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.
- Fernando Muñoz-Bullon, Maria J. Sanchez-Bueno & Antonio Vos-Saz (2015) Startup team contributions and new firm creation: the role of founding team experience, *Entrepreneurship & Regional Development*, 27:1-2, 80-105, DOI: 10.1080/08985626.2014.999719
- Field, A. (2009). Discovering statistics using SPSS. *Sage publications*, 627-685
- Gans J, Stern S, Wu J (2017) Foundations of entrepreneurial strategy. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2844843> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2844843>.
- Geoff Vining (2013) Technical Advice: Scientific Method and Approaches for Collecting Data, *Quality Engineering*, 25:2, 194-201
- Geoff Vining (2013) Technical Advice: Scientific Method and Approaches for Collecting Data, *Quality Engineering*, 25:2, 194-201, DOI: 10.1080/08982112.2013.764228
- Grice, J. W. (2001). Computing and evaluating factor scores. *Psychological Methods*, 6, 430-450
- Guadagnoli, E., Velicer, W. (1988). Relation of sample size to the stability of component patterns. *Psychological Bulletin*(103(2)), 265-275.
- Hasegawa, K., Sugawara, T. (2017) "Characteristics of university startups in Japan," *IEEE Technology & Engineering Management Conference (TEMSCON)*, Santa Clara, CA, 2017, pp. 67-72. doi: 10.1109/TEMSCON.2017.7998356
- Herrmann, P.; Datta, D. K., (2005) Relationships between Top Management Team Characteristics and International Diversification: an Empirical Investigation. *British Journal of Management*, Vol. 16, 69–78
- Hodgkinson, G.P., Sadler-Smith, E. (2018) The dynamics of intuition and analysis in managerial and organizational decision making. *Academy of Management Perspectives*, Vol. 32, No. 4, 473–492.
- Hoogendoorn, S., Oosterbeek, H., Van Praag, M. (2013) The Impact of Gender Diversity on the Performance of Business Teams: Evidence from a Field Experiment. *Management Science* 59(7):1514-1528. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1120.1674>
- Jo, H. , Lee, J. (1996) The relationship between an entrepreneur's background and performance in a new venture *Technovation* 16, 4, 161-211.
- Kerr WR, Nanda R, Rhodes-Kropf M (2014) Entrepreneurship as experimentation, *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 28, No. 3 (Summer 2014), pp. 25-48
- Knight, F. (1921). Risk, Uncertainty, and Profit. Houghton Mifflin Co., Boston, MA.
- Korunka, C., Frank, H., Lueger, M., & Mugler, J. (2003). The Entrepreneurial Personality in the Context of Resources, Environment, and the Startup Process—A Configurational Approach. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 28(1), 23–42. <https://doi.org/10.1111/1540-8520.00030>
- Langan-Fox, J., Code, S., Langfield-Smith, K. (2000, Summer). Team Mental Models: Techniques, Methods, and Analytic Approaches. *HUMAN FACTORS*, 42(2), 242–271.

- Mathew L. A., Hayward, Dean A., Shepherd, Dale Griffin, (2006) A Hubris Theory of Entrepreneurship. *Management Science* 52(2):160-172. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0483>
- McGrath RG (1999) Falling forward: Real options reasoning and entrepreneurial failure. *Acad. Management Rev.* 24(1):13–30.
- McGrath RG, MacMillan IC (1995) Discovery driven planning. *Harvard Bus. Rev.* 73(4):44–54
- Nicholls-Nixon C, Cooper A, Woo C (2000) Strategic experimentation: Understanding change and performance in new ventures. *J. Bus. Venturing* 15(5–6):493–521.
- N. Veretennikova and R. Vaskiv (2018) "Application of the Lean Startup Methodology in Project Management at Launching New Innovative Products," *2018 IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, Lviv,169-172.
- Norris, P., Pacini, R., & Epstein, S. (1998). The Rational-Experiential Inventory, short form. Unpublished inventory. University of Massachusetts at Amherst.
- Reel, J.J., Nick Galli, N., Miyairi, M., Voelker, D., Greenleaf, C. (2016). Development and validation of the intuitive exercise scale. *Eating Behaviors*, 129–132.
- Ries E (2011) *The Lean Startup: How Today’s Entrepreneurs Use Continuous Innovation to Create Radically Successful Businesses* (Crown Business, New York).
- 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.
- Sarasvathy SD (2001) Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency. *Acad. Management Rev.* 26(2):243–263.
- Schumpeter, J.A. (1954) *Capitalism, Socialism and Democracy*, London, George Allen & Unwin,
- Shapiro, S., Spence, M.T., 1997. Managerial intuition: a conceptual and operational framework. *Business Horizons* 40, 63–68.
- Shepherd DA, Haynie JM, McMullen JS (2012) Confirmatory search as a useful heuristic: Testing the veracity of entrepreneurial conjectures. *J. Bus. Venturing* 27(6):637–651.
- Urbano, D., Aparicio, S. Entrepreneurship capital types and economic growth: International evidence (2016) *Technological Forecasting and Social Change*, 102, pp. 34-44.
- Valliere, D., Peterson, R. Entrepreneurship and economic growth: Evidence from emerging and developed countries (2009) *Entrepreneurship and Regional Development*, 21 (5-6), pp. 459-480.
- Velicer, W., Fara, J. (1998). Effects of variable and subject sampling on factor pattern recovery. *Psychological Methods*(3(2)), 231-251.
- York, J.L., Danes, J.E. 2014. Customer development, innovation, and Decision-Making biases in the lean startup. *Journal of Small Business Strategy*, 24 (2), pp. 21-39

Yu Cui, Yamin Zhang, Jingjing Guo, Hao Hu, Hua Meng, (2019) Top management team knowledge heterogeneity, ownership structure and financial performance: Evidence from Chinese IT listed companies. *Technological Forecasting and Social Change*, 140, 14-21

Zenger TR (2016) *Beyond Competitive Advantage: How to Solve the Puzzle of Sustaining Growth While Creating Value* (Harvard Business School Press, Boston, MA).

## Sitografia

<https://www.cbinsights.com/reports/The-20-Reasons-Startups-Fail.pdf>

<http://www.julianneponan.com/what-kind-of-business-do-you-want-service-vs-product-based-business/>

<https://stats.idre.ucla.edu/spss/seminars/introduction-to-factor-analysis/a-practical-introduction-to-factor-analysis/>

<https://stats.idre.ucla.edu/spss/seminars/introduction-to-factor-analysis/a-practical-introduction-to-factor-analysis-confirmatory-factor-analysis/>

<https://stats.idre.ucla.edu/stata/webbooks/reg/chapter2/stata-webbooksregressionwith-statachapter-2-regression-diagnostics/>

<https://stats.idre.ucla.edu/sas/dae/tobit-analysis/>

## Ringraziamenti

Sembrava impossibile ma questo elaborato è finalmente finito. Le persone che hanno contribuito sono state tante e senza il singolo contributo di ognuno questo lavoro non avrebbe mai visto la luce.

Per prima cosa ci tengo a ringraziare profondamente la mia relatrice, la Professoressa Alessandra Colombelli, che grazie alla sua disponibilità e ai suoi preziosi consigli, spunti e insegnamenti ha reso possibile tutto questo. Un profondo ringraziamento va anche ai miei Co-Relatori, il Professor Emilio Paolucci e il Docente esterno Daniele Battaglia, i quali, coi loro consigli hanno contribuito all'elaborazione di questo lavoro e alla mia crescita personale nell'ultimo anno.

Il più sentito e caro ringraziamento va ai miei Genitori, i quali mi hanno sempre consigliato e sostenuto, sia emotivamente che economicamente, in tutti questi anni e hanno fatto in modo che io sia la persona che sono ora. Senza di voi io sarei perso.

Le due vere "vittime" di questo lavoro di tesi sono stati sicuramente i miei due cari amici, nonché coinquilini, Daniele Bortaccio e Andrea Mattacheo. Mi avete sostenuto in tutto questo tempo coi vostri piatti di pasta all'una del mattino, un sacco di video stupidi e soprattutto tante risate, sopportando la scia di disordine che mi portavo in giro per casa in questi mesi. Senza di voi arrivare alla fine di questo lavoro sarebbe stato mille volte più difficile, grazie di cuore.

Uno speciale ringraziamento va alla squadra di Research Assistant del corso "TheStartupLab" cioè Chiara Minasso , Livia Delledonne, Mihaela Mina, Marika Musacco, Chiara Lostritto, Delia Bonfiglio, Luca Toma, Pietro Pagnan, Orazio Giuffrida e Matteo Turchetti. Avete reso questi mesi speciali e siete le uniche persone che mi hanno fatto venire al Politecnico col sorriso sulle labbra al sabato mattina. Spero di non smettere mai di fare grigliate insieme a voi.

Infine, devo assolutamente ringraziare, anche se l'ho già menzionata, la persona che più mi ha sostenuto in questi mesi: Chiara Minasso. Come ti dico sempre, senza di te starei ancora cercando di capire come si manda la richiesta di tesi. Se questo elaborato è finito è solo grazie alla tua presenza. Grazie di Cuore.