



**Politecnico
di Torino**

POLITECNICO DI TORINO

Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Anno accademico 2024/2025

Sessione di Laurea Marzo/Aprile 2025

**Bias cognitivi nei processi decisionali dei founder di
startup: un'analisi empirica**

Relatori:
Emilio Paolucci
Andrea Panelli

Candidato:
Samuele Breglia

*Il nostro compito al mondo non è di avere successo,
ma di continuare a fallire con curiosità*

Sommario

Sommario	3
Abstract	5
Introduzione	6
Capitolo 1: cenni di letteratura	9
1.1 Letteratura dei Bias Cognitivi e loro definizione	9
1.2 I Bias Cognitivi nei processi decisionali imprenditoriali	11
1.3 Il “Great Rationality Debate”	13
1.4 Definizione dei bias cognitivi analizzati nello studio	14
1.4.1 Confirmation Bias	14
1.4.2 Curse of knowledge.....	15
1.4.3 False-uniqueness effect	16
1.4.4 Additive bias.....	16
1.4.5 Anecdotal bias	17
1.4.6 Illusion of Validity.....	18
1.4.7 Planning fallacy.....	18
1.4.8 Ambiguità di prodotto	19
1.4.9 Bandwagon effect.....	20
1.4.10 Selection bias.....	20
1.4.11 Overconfidence	21
1.5 Gli approcci imprenditoriali	22
1.5.1 Approccio Scientific	23
1.5.2 Approccio Effectuation.....	25
1.5.3 Campione di Controllo	26
Capitolo 2: la raccolta dati e l’obiettivo di ricerca	27
2.1 Il progetto InnoVentureLab	27
2.2 Il metodo per l’analisi dei dati.....	29
2.3 Il campione di dati analizzati	31
2.4 Obiettivo e domande di ricerca	32
2.4.1 Le ipotesi oggetto dello studio	32
2.4.2 Commenti sulla formulazione delle ipotesi.....	33
2.4.2.1 Commenti sul primo gruppo di ipotesi.....	33
2.4.2.2 Commenti sul secondo gruppo di ipotesi	35
2.4.2.3 Commenti sul terzo gruppo di ipotesi	38
2.5 Il pensiero dello scrivente su imprenditorialità e razionalità.....	41
2.6 Il pensiero dello scrivente su bias e successo imprenditoriale	42
Capitolo 3: attività di analisi e risultati	43

3.1 Preambolo sulle Analisi dei dati.....	43
3.1.1 Le tipologie di analisi.....	43
3.1.1.1 Analisi Cross-Section	43
3.1.1.2 Analisi Panel.....	44
3.1.1.3 p-value.....	45
3.1.2 Variabili di controllo.....	46
3.2 Le analisi dei dati tramite regressione lineare	47
3.2.1 Bias e trattamento.....	47
Analisi HIP 1.1	47
Analisi HIP 1.2.....	48
Analisi HIP 1.3.....	51
3.2.2 Team, esperienza e bias	55
Analisi HIP 2.1	56
Analisi HIP 2.2.....	60
Analisi HIP 2.3.....	68
3.2.3 Bias e Performance imprenditoriali.....	70
Analisi HIP 3.1	70
Analisi HIP 3.2.....	79
Capitolo 4: interpretazione dei risultati e open points.....	91
4.1 Confronto analisi Cross Section e Panel	91
4.2 Findings HIP 1.....	92
4.3 Findings HIP 2.....	93
4.4 Findings HIP 3.....	95
4.5 Conclusioni e open points	97
4.6 Consigli per sviluppi futuri	98
Bibliografia	100
Sitografia	103
Ringraziamenti	104

Abstract

I bias cognitivi (distorsioni sistematiche nel modo in cui gli esseri umani pensano, giudicano o prendono decisioni) influenzano in modo significativo il processo decisionale degli imprenditori. Capire come i bias influenzano il processo decisionale imprenditoriale, e comprendere quali aspetti influenzino il manifestarsi dei bias, è cruciale per permettere agli imprenditori di prendere decisioni migliori e quindi favorire l'imprenditorialità. Questa tesi affronta il ruolo di undici bias cognitivi - *Confirmation Bias, Curse of Knowledge, False Uniqueness Effect, Additive Bias, Anecdotal Bias, Illusion of Validity, Planning Fallacy, Ambiguità di Prodotto Finale, Bandwagon Effect, Selection Bias, Overconfidence Effect* – nell'imprenditorialità su un campione di circa 200 startup attraverso interviste e analisi quantitative. La ricerca analizza come questi bias influenzino il processo decisionale strategico in funzione: dell'approccio decisionale adottato, della numerosità del team della startup, dell'esperienza manageriale e imprenditoriale e di come specifici bias cognitivi possano favorire o meno il successo imprenditoriale.

I risultati suggeriscono che seguire un approccio imprenditoriale diminuisce il numero di bias manifestati con un effetto maggiore per l'approccio Scientifico. Inoltre, seguire un approccio scientifico implica una maggiore fiducia nelle proprie scoperte, diminuendo la probabilità di abbandono qualora vengano manifestati bias specifici. L'approccio Effectuation, invece, favorisce lo stimolo imprenditoriale e la velocità di decisione. Inoltre, permette di abbandonare l'idea precocemente se fallimentare e aiuta imprenditori con esperienza pregressa a manifestare un numero minore di bias nel tempo.

L'approccio Scientifico è quindi più adatto per imprenditori alla prima esperienza imprenditoriale, per valutare idee specifiche e aiuta gli imprenditori a spiegare la propria idea e *value proposition* al mercato. L'approccio Effectuation invece è più adatto in ambienti imprenditoriali fortemente dinamici, in cui la velocità è un aspetto cruciale, e per imprenditori con esperienza pregressa.

Introduzione

Nel contesto economico attuale le **startup** rappresentano un motore fondamentale per lo sviluppo tecnologico e imprenditoriale, ma allo stesso tempo si trovano ad affrontare sfide significative. Il mondo delle startup, infatti, è caratterizzato da dinamismo, innovazione e un alto livello di incertezza.

Secondo numerose statistiche, il tasso di successo dei nuovi business si aggira attorno al 10%-20% sul lungo termine determinando il fallimento della maggior parte delle startup entro i primi cinque anni. Questo tasso di mortalità così elevato può dipendere da numerosi fattori cruciali (figura 1).

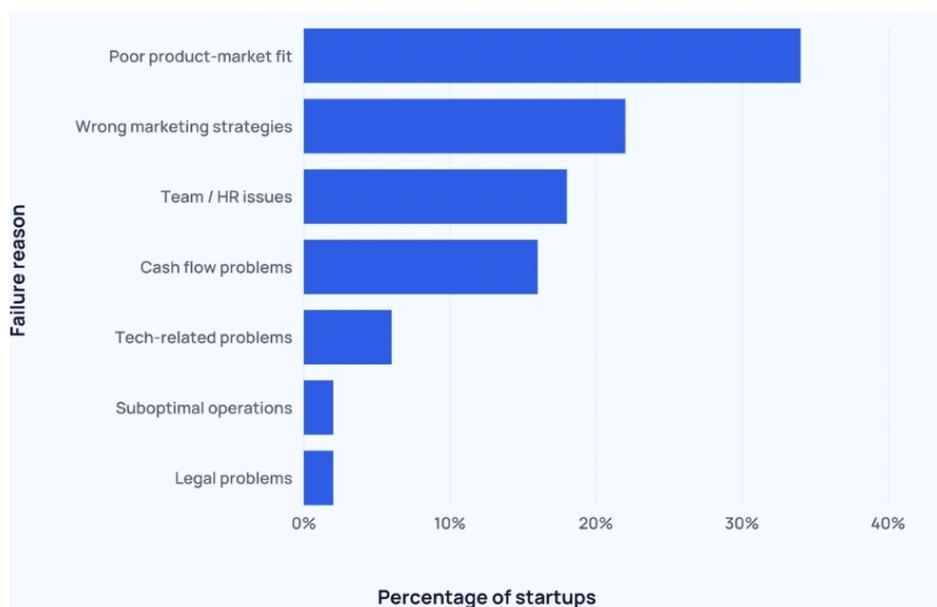


Figura 1: fattori determinanti il fallimento delle startup

Uno dei fattori determinanti per la sopravvivenza di una startup è quindi la capacità del **founder** (o dei co-fondatori) di prendere decisioni oculate, basate su una solida comprensione del mercato, delle risorse a disposizione e delle dinamiche di crescita.

In particolare, l'**incertezza**, nel contesto delle startup, è un fattore costante. Di fronte alla necessità di prendere decisioni rapide, i founder si affidano spesso alle loro intuizioni o a modelli mentali che, pur essendo utili in certi contesti, possono condurre a scelte errate in situazioni complesse e ambigue. I founder devono prendere decisioni basate su informazioni incomplete, spesso senza poter prevedere con certezza l'esito delle loro scelte. Questo crea uno spazio fertile per l'insorgenza di **bias cognitivi**, che distorcono la percezione della realtà e possono condurre a decisioni strategiche errate dato che influenzano in modo significativo le decisioni dei founder.

I bias cognitivi sono distorsioni nel processo decisionale che derivano da pregiudizi inconsci, intuizioni errate o errori sistematici nel giudizio. Per i founder, queste distorsioni possono diventare pericolose, poiché un'intuizione errata può essere cruciale per il successo della propria startup.

I padri dello studio sistematico dei bias cognitivi sono stati **Daniel Kahneman** e **Amos Tversky** che, negli anni '70, ne hanno dimostrato l'importanza nel campo delle scienze sociali.

È stato solo durante gli ultimi anni del XXI secolo che la letteratura ha indagato il ruolo dei **bias nell'imprenditorialità**, riconoscendone da subito la rilevanza. Essendo quindi un argomento di ricerca piuttosto giovane, è ancora dibattuto il ruolo dei bias cognitivi nei processi decisionali imprenditoriali.

Il seguente lavoro di tesi nasce dal programma di pre-accelerazione dell'**InnoVentureLab**, offerto ai founder di startup all'interno di un progetto di ricerca condotto dal Politecnico di Torino, dal Politecnico di Milano e dal centro ICRIOS dell'Università Bocconi.

Il lavoro di tesi dello scrivente, partendo da questo progetto di ricerca, ha l'obiettivo di ampliare la letteratura che indaga le correlazioni tra bias e successo imprenditoriale ponendosi come obiettivo lo studio di alcuni tra i bias ancora non analizzati in quest'ambito e che potrebbero essere rilevanti nello studio dell'imprenditorialità come: *confirmation bias*, *curse of knowledge*, *additive bias*, *anecdotal bias* e *product ambiguity*.

Verranno inoltre esaminati altri bias cognitivi, andando ad arricchire la letteratura già presente per queste distorsioni cognitive come: *false uniqueness effect*, *illusion of validity*, *planning fallacy*, *overconfidence*, *bandwagon effect* e *selection bias*.

Si cercherà quindi di comprendere come la tipologia di **approccio** seguito dagli imprenditori faciliti la comparsa di determinati bias, come il **team** e la sua numerosità possa determinare l'insorgenza di determinati bias e come questi bias siano connessi alle **performance** imprenditoriali.

Lo studio dei bias cognitivi nelle scienze imprenditoriali è fondamentale sia dal punto di vista accademico che pratico per diverse ragioni.

Dal punto di vista **accademico** comprendere i bias cognitivi permette di arricchire i modelli teorici di comportamento decisionale, di comprendere l'origine dei fallimenti decisionali e di sviluppare approcci di ricerca interdisciplinari. Integrare i bias cognitivi nello studio accademico sull'imprenditorialità permetterà quindi di ottenere una visione più realistica e accurata del comportamento degli individui nelle organizzazioni, di spiegare meglio i fallimenti strategici e altri errori gestionali frequenti e di **creare metodologie** più complete per orientare il comportamento organizzativo.

Dal punto di vista **pratico**, l'identificazione e la gestione dei bias cognitivi è fondamentale per gli imprenditori, i manager e i leader aziendali perché **migliora il processo decisionale**, favorisce l'innovazione e la creatività e aumenta l'efficacia del *risk management*. Gli imprenditori, forti delle conoscenze ricavate in ambito accademico potranno quindi prendere decisioni più obiettive e consapevoli, superare schemi di pensiero rigidi e aprirsi a nuove idee (aumentando la capacità di competere in un mercato dinamico) e creare strategie di gestione del rischio più robuste e realistiche, migliorando la resilienza dell'organizzazione.

La tesi, organizzata in capitoli, fornirà prima alcuni cenni di letteratura sui bias cognitivi, approfondendo lo stato attuale della letteratura e definendo i temi oggetto della tesi dello scrivente (bias cognitivi e approcci imprenditoriali). Verrà poi descritto nel dettaglio il progetto di ricerca dell'**InnoVentureLab** permettendo di comprendere il processo di raccolta dati. Si analizzerà poi, con

uno sguardo d'insieme, i dati disponibili e saranno formulate alcune ipotesi oggetto delle successive analisi. Queste saranno poi validate o falsificate nel terzo capitolo, cuore del lavoro di tesi, tramite analisi effettuate con regressioni lineari, utilizzando il software statistico STATA. Infine, verranno ricavate le conclusioni presentando *open point* e consigli per ricerche future.

In sintesi, l'elaborato sarà così strutturato:

- Letteratura sulla psicologia dei bias cognitivi;
- I bias cognitivi nell'imprenditorialità;
- Gli approcci imprenditoriali;
- Il progetto di InnoVentureLab;
- Il metodo per la raccolta dei dati;
- Il campione dei dati analizzati;
- Obiettivo e domande di ricerca;
- Ipotesi e commenti sulla loro formulazione;
- Le tipologie di analisi;
- Analisi delle ipotesi;
- Interpretazioni dei risultati;
- Considerazioni finali;
- Open points.

Capitolo 1: cenni di letteratura

Questo primo capitolo ha l'obiettivo di spiegare cos'è un bias cognitivo tramite opportuni riferimenti alla letteratura presente in questo campo. Si approfondirà poi questo concetto nell'ambito dell'imprenditorialità e si spiegherà come questo si collega al progetto oggetto dell'analisi dello scrivente.

Si farà poi riferimento agli approcci imprenditoriali, nella loro accezione generale prima, per poi entrare nello specifico degli approcci oggetto dello studio in questione.

1.1 Letteratura dei Bias Cognitivi e loro definizione

Il termine “**bias**” si riferisce alla deviazione sistematica dalla teoria della scelta razionale quando si decidono azioni o si stimano probabilità. I bias cognitivi (anche detti distorsioni cognitive o pregiudizi) rappresentano quindi delle distorsioni sistematiche nel modo in cui le persone percepiscono, elaborano e interpretano le informazioni, influenzando le decisioni in modo prevedibilmente irrazionale. Queste distorsioni sono il risultato di meccanismi mentali semplificati, noti come euristiche, che il cervello utilizza per risolvere problemi complessi in condizioni di incertezza o di informazione limitata (*bounded rationality*).

Lo studio sistematico dei bias cognitivi ha preso forma con il lavoro pionieristico di Daniel Kahneman e Amos Tversky negli anni '70. In contrasto con i modelli classici di decisione razionale, che presuppongono attori economici perfettamente razionali e dotati di piena conoscenza, Kahneman e Tversky dimostrarono che le persone tendono a deviare dalle decisioni ottimali in maniera prevedibile, a causa dei loro pregiudizi. La teoria dei bias ha avuto un'influenza enorme e ha creato nuovi campi di studi come l'economia comportamentale (Kahneman, 2003) e il diritto comportamentale (Jolls, Sunstein, & Thaler, 2000).

Ma perché esistono i bias cognitivi?

Kahneman, nel saggio cult “*Thinking Fast and Slow*”, fa riferimento a due sistemi propri delle modalità di **pensiero**:

- **Sistema 1**: opera in fretta e automaticamente con poco o nessuno sforzo;
- **Sistema 2**: indirizza l'attenzione verso le attività mentali che richiedono concentrazione. Le sue operazioni richiedono sforzo mentre le sue principali caratteristiche sono la pigrizia e la riluttanza ad impegnarsi più dello stretto necessario.

Il primo produce continuamente spunti per il secondo: impressioni, intuizioni e sensazioni. Se avvalorate dal sistema 2 queste si trasformano in credenze o in azioni volontarie.

La divisione tra sistema 1 e sistema 2 è assai efficiente, in quanto riduce lo sforzo e massimizza il rendimento. Questa divisione si è probabilmente corroborata con l'evoluzione del nostro cervello per pragmatiche necessità di sopravvivenza date dalla necessità di prendere decisioni rapide e frugali per la sopravvivenza nell'ambiente del Pleistocene. Rispondere velocemente ad un impulso era fondamentale in un ambiente ostile in cui bestie feroci e pericoli naturali erano all'ordine del giorno,

mentre il lavoro mentale proprio del sistema 2, più dispendioso in termini di energia, veniva attivato solo se strettamente necessario. Anche al giorno d'oggi questa divisione risulta funzionale, infatti il sistema 1 sa fare molto bene il suo mestiere: le sue predizioni a breve termine sono di solito esatte e le reazioni iniziali alle difficoltà sono rapide e perlopiù appropriate. Esso però è soggetto a bias, errori sistematici che tende a compiere in circostanze specifiche.

A questo proposito è opportuno distinguere **bias** ed **euristiche**. Un'euristica è una **scorciatoia mentale** utilizzata per risolvere un particolare problema; è un algoritmo rapido, informale e intuitivo che il cervello utilizza per generare una risposta approssimativa a una domanda di ragionamento. Nella maggior parte dei casi, le euristiche sono utili, perché ci consentono di dare rapidamente un senso a un ambiente complesso, ma ci sono momenti in cui non riescono a fornire una corretta valutazione del mondo.

Quando le nostre euristiche non riescono a produrre un giudizio corretto, a volte possono provocare un bias cognitivo, ovvero la tendenza a trarre una **conclusione errata** in una determinata circostanza. Ad esempio, le persone tendono a utilizzare l'euristica della disponibilità per valutare la probabilità di un evento in base alla facilità con cui eventi simili possono essere ricordati. Nella maggior parte dei casi ciò è sensato, poiché spesso è più facile ricordare cose più comuni o probabili. Tuttavia, non è sempre così; un evento le cui istanze possono essere recuperate più facilmente non sarà sempre più probabile (e.g. incidenti aerei rispetto ad incidenti in auto). Oppure, le persone tendono ad usare l'euristica della rappresentatività (che delinea l'errore in cui si incorre quando si individuano, erroneamente, elementi di similitudine a situazioni che in realtà sono diverse) per interpretare e dare una spiegazione logica ad eventi in realtà non correlati (e.g. sono nato il 7 e la mia stanza d'hotel è la numero 7, non può essere una coincidenza).

Un'euristica è quindi una scorciatoia mentale, un modo di ragionare non razionale. Se da questi ragionamenti vengono derivate delle conclusioni ecco che otteniamo un bias.

Poiché le euristiche vengono utilizzate principalmente per il ragionamento, i tipi di bias cognitivi che le euristiche possono produrre riflettono i vincoli del nostro sistema di ragionamento. I bias cognitivi inoltre (con le dovute eccezioni, non trattate in questa sede) possono talvolta essere causati da fattori diversi dall'euristica.

Nella maggior parte dei casi un'euristica non diventa un bias grazie all'azione del sistema 2 che, rendendosi conto dell'errore, non permette di avvalorare un'intuizione rapida e fallace del sistema 1. Non sempre però è possibile evitare i bias perché il sistema 2 a volte non ha alcun indizio dell'errore, e spesso neanche viene attivato; infatti, se mettessimo costantemente in discussione il nostro pensiero l'esistenza ci parrebbe insopportabile: il sistema 2 è troppo lento e inefficiente nel fungere da sostituto del sistema 1 e prendere le decisioni di routine. In determinati contesti specifici, ad esempio in situazioni di razionalità limitata (*bounded rationality*) e incertezza, o quando si è chiamati a prendere una decisione in modo veloce, o quando si sostituisce l'intuizione alla statistica, un'euristica può portare ad un bias.

Come già specificato, questi bias non sono casuali, ma rispondono a contesti decisionali specifici. Per esempio, il *confirmation bias* porta gli individui a cercare e interpretare le informazioni in modo

tale da confermare le proprie credenze preesistenti, mentre l'*overconfidence bias* tende a far sovrastimare le probabilità di successo rispetto ai rischi reali. Questi fenomeni sono particolarmente rilevanti in situazioni di incertezza, come quelle affrontate dai founder di startup.

La decisione di avviare una startup è intrinsecamente rischiosa e richiede un elevato livello di resilienza e capacità di gestire l'ambiguità. Tuttavia, tale contesto è anche ricco di potenziali distorsioni cognitive. Le startup operano in un ambiente dinamico, caratterizzato da elevata incertezza e scarsità di risorse, e i founder, spesso privi di esperienza, sono chiamati a prendere decisioni complesse in tempi ridotti. In queste condizioni, i bias cognitivi possono influire in modo significativo sui processi decisionali, accentuando l'errore nelle valutazioni e compromettendo le probabilità di successo a lungo termine.

1.2 I Bias Cognitivi nei processi decisionali imprenditoriali

I bias permeano le decisioni nell'imprenditorialità e gli imprenditori mostrano livelli di pregiudizi più elevati rispetto ai manager nelle organizzazioni consolidate (Busenitz e Barney, 1997). Ciò può essere dovuto a vari fattori tra cui (ma non solo) elevata incertezza, sovraccarico e velocità di informazioni, mancanza di informazioni storiche, routine organizzative e pressione temporale (Baron, 2004; Busenitz e Barney; Hayward, Shepherd e Griffin, 2006; Holcomb, Ireland, Holmes e Hitt, 2009; Simon, Houghton e Aquino, 2000). Al contempo, i decisori più prevenuti si trovano più a loro agio in contesti decisionali ambigui, incerti e complessi (Gigerenzer e Gaissmaier, 2011); di conseguenza, hanno più facilità a prendere decisioni imprenditoriali e hanno maggiori probabilità di diventare imprenditori (Busenitz e Barney; Busenitz e Lau, 1996).

L'articolo del 2015 di Steven X. Zhang e Javier Cueto "*The study of Bias in Entrepreneurship*" analizza il contenuto della letteratura sui bias imprenditoriali dal 1973 (anno in cui inizia la ricerca sui bias in psicologia) al 2014 tramite 41 *paper* teorici ed empirici. 11 sono i bias introdotti dalla letteratura per spiegare i fenomeni imprenditoriali (tabella 1).

Nel complesso, le tipologie di relazioni analizzate in letteratura si concentrano attorno due temi: quali fattori sono influenzati dai bias e quali fattori influenzano la comparsa di questi bias (figura 1).



Figura 2: rappresentazione visuale dei principali temi trattati in letteratura

Tabella 1: i Bias studiati nell'imprenditorialità

Biases Studied in Entrepreneurship

Bias	Behaviors of People in Decision Making
Overconfidence	Perceive a subjective certainty higher than the objective accuracy (Busenitz, 1999; Gudmundsson & Lechner, 2013).
Overoptimism	Overestimate the likelihood of positive events and underestimate the likelihood of negative events (Sharot, 2011).
Self-serving attribution Illusion of control	Take credit for success while deny responsibility for failure (Rogoff et al., 2004). Overemphasize how much skills, instead of chance, improve performance (Langer, 1975).
The law of small numbers	Reach conclusions about a larger population using a limited sample (Haley & Stumpf, 1989).
Similarity	Tend to evaluate more positively those who are more similar to themselves (Byrne & Griffitt, 1973).
Availability	Make judgments about the probability of events based on how easy it is to think of examples (Tversky & Kahneman, 1974).
Representativeness	Use a familiar situation as a cognitive shortcut for making decisions (Wadson, 2006).
Status quo	Repeat a previous choice overly often (Samuelson & Zeckhauser, 1988).
Planning fallacy	Underestimate the time needed for future tasks (Kahneman & Lovallo, 1993).
Escalation of commitment	Persist unduly with unsuccessful initiatives or courses of action (Staw, 1977).

Ai fini dell'identificazione teorica introduciamo delle tipologie di bias (Baron, 2007):

- **make-happy**: include bias che derivano da obiettivi o desideri o credenze; spesso le persone adottano convinzioni che le rendono felici o a loro agio, ad esempio esponendosi selettivamente alle evidenze ricavate e assimilando solo quelle in linea con le loro credenze, trascurando prove negative o neutre (almeno prima di soffrirne le conseguenze). Tre sono i bias di questo tipo apparsi nella letteratura dei bias imprenditoriali: *overconfidence* (eccesiva fiducia), *overoptimism* (eccessivo ottimismo) e *self-attribution* (autoattribuzione);
- **sketchy-attribute**: descrive i comportamenti secondo cui si attenziona un attributo sebbene non sia il più rilevante (Baron, 2007). L'attributo in questione cattura l'attenzione dell'imprenditore perché è il risultato di eventi recenti o memorabili; sarebbe un buon indicatore in un altro contesto ma viene scambiato come indicatore saliente a causa della limitata capacità umana di elaborare informazioni (Bless, Fielder & Strack, 2004). Questi pregiudizi derivano in gran parte da meccanismi cognitivi e da molti bias di questo tipo come *availability* (disponibilità), *representativeness* (rappresentatività), *illusion of control* (illusione di controllo), *similarity* (somiglianza), *local bias* (pregiudizi locali), *the law of small numbers* (la legge dei piccoli numeri), *status quo* e *hindsight bias* (pregiudizi del senno di poi) che si trovano nella letteratura sull'imprenditorialità;
- **psycho-physics**: si riferisce alla distorsione nella nostra percezione di attributi quantitativi (Baron, 2007). I pregiudizi archetipici in questo tipo includono la sovra ponderazione delle basse probabilità (Kahneman & Tversky, 1984) ed effetti di *framing* per guadagni/perdite (Levin, Gaeth, Schreiber e Lauriola, 2002).

Il seguente lavoro di tesi, nato dal progetto dell'InnoVentureLab, ha l'obiettivo di ampliare la letteratura che indaga le correlazioni tra bias e successo imprenditoriale approfondendo relazioni già studiate in letteratura e studiando alcuni tra i bias ancora non analizzati che potrebbero essere

rilevanti nello studio dell'imprenditorialità come: *confirmation bias*, *curse of knowledge*, *additive bias*, *anecdotal bias* e *product ambiguity*.

1.3 Il “Great Rationality Debate”

Il dibattito accademico su quanta irrazionalità sia da attribuire alla cognizione umana e se questa sia da considerarsi come un effetto positivo o negativo è stato così intenso e fondamentale che gli scienziati cognitivi l'hanno chiamato “*The great rationality debate*” (Cohen, 1981; Gigerenzer, 1996; Kahneman & Tversky, 1996; Stanovich, 1999; Stein, 1996; Winterfeldt & Edwards, 1986).

Ad oggi, il “*The great rationality debate*” non si è in gran parte esteso all'imprenditorialità. Alcuni studi hanno esaminato le connotazioni negative dei bias, come ad esempio una stima inadeguata della domanda e della concorrenza (Simon & Houghton, 2002), e scarsa qualità decisionale degli imprenditori (Carr & Blettner, 2010) e Venture Capitalist (Zacharakis & Shepherd, 2001). Tuttavia, molti documenti sui pregiudizi imprenditoriali hanno anche discusso i possibili benefici dei bias (cfr. Cable & Shane, 1997; Coval & Moskowitz, 1999; Cumming e Dai, 2010; Sandri et al., 2010).

In anni più recenti, però, emerge uno studio del 2020 (Zhang, Haili; van der Bij, Hans; Song, Michael, “*Can cognitive biases be good for entrepreneurs?*”) che propone quattro ipotesi che prevedono che per ogni modello un particolare livello di bias cognitivi potrebbero stimolare il comportamento e la performance imprenditoriale. In alcuni casi il profilo di un eccellente imprenditore mostra un particolare livello di bias, che potrebbe non essere il livello più basso possibile. Inoltre, si ipotizza che limitare il livello di pregiudizi all'interno di ciascun modello sia dannoso per l'imprenditorialità e la performance a causa del sovraccarico di informazioni e del tempo limitato che un imprenditore ha a disposizione per cercare informazioni, i quali riflettono la razionalità limitata dell'imprenditore.

Questo studio ha alcune implicazioni pratiche per gli imprenditori. A causa degli alti livelli di rischio e incertezza, pressione temporale ed intensità emotiva di un contesto imprenditoriale, gli imprenditori applicano abitualmente delle euristiche al loro lavoro per compensare una mancanza di conoscenza generale e situazionale e per prendere decisioni in modo rapido. Le euristiche innescano anche bias. Nello studio in questione si considerano i bias cognitivi come predisposizioni degli imprenditori; inoltre, si parte dal presupposto secondo cui questi non si interfacciano con un singolo bias cognitivo ma con un pattern di bias cognitivi. I pattern considerati sono due: uno generato dall'uso dell'euristica della disponibilità (che può portare a *hindsight bias*, *illusory correlation bias* e *overconfidence bias*) e l'altro radicato nell'euristica della rappresentatività (che può portare a *base-rate fallacy*, *illusion of control*, *regression fallacy* e *sample size fallacy*).

I risultati di questo studio evidenziano come un certo livello di bias cognitivi, che non è il più basso possibile, può essere vantaggioso sia per il comportamento che per la performance imprenditoriale. Un particolare livello di bias cognitivi innescato dall'euristica della disponibilità può stimolare l'imprenditorialità seriale e di portafoglio nonché la performance imprenditoriale. Un certo livello di bias cognitivi innescati dall'euristica della rappresentatività, invece, stimola l'imprenditorialità seriale e non ostacola l'imprenditorialità di portafoglio e la performance.

Questo significa che eliminare completamente i bias cognitivi danneggerebbe l'imprenditorialità nonché le performance, mentre la mancanza di bias cognitivi non stimola mai la l'azione imprenditoriale. D'altra parte però, l'uso illimitato di bias cognitivi danneggerà il comportamento e la performance imprenditoriale. Per ottenere un livello ben bilanciato di bias cognitivi gli imprenditori potrebbero provare a calibrare i loro livelli di bias cognitivi con quelli degli imprenditori di successo.

In aggiunta, si può supporre che per decisioni che richiedono agli imprenditori di lavorare efficacemente con l'accelerazione tecnologica, esternalità di rete, ambienti virtuali, una cultura di tolleranza al fallimento (e altri attributi dell'era moderna) la capacità di ignorare le nostre risposte naturali, rapide e frugali assume grande importanza (Einhorn & Hogarth, 1981). Mentre in situazioni che richiedono agli imprenditori di svolgere compiti che gli esseri umani hanno svolto in modo relativamente coerente sin dal Pleistocene come costruire relazioni, guidare team o comprendere i clienti, alcuni dei processi decisionali parziali, rapidi e frugali potrebbero ancora servirci eccezionalmente bene.

La sfida chiave è identificare il meccanismo decisionale corretto per ogni decisione particolare, nel nostro caso, ogni decisione che gli imprenditori prendono nel mondo contemporaneo in modo da capire se un certo livello di scorciatoie e bias potrebbe portare un beneficio netto positivo o meno.

Nel seguito di questo paragrafo ci si concentrerà sui bias oggetto del lavoro di analisi dello scrivente. Il *corpus* di ricerche sui bias imprenditoriali analizzato (sebbene questo produca intuizioni interessanti) è spesso pieno di disaccordi sulla loro definizione. I disaccordi definitivi sono normalmente previsti durante la fase iniziale di nuove e importanti teorie, ma dovrebbero essere successivamente risolti sia concettualmente che operativamente. Per generare progressi cumulativi, dunque è necessario porre particolare attenzione alla definizione dei bias che si intendono analizzare.

1.4 Definizione dei bias cognitivi analizzati nello studio

Nel seguito viene quindi riportata una descrizione dei bias analizzati durante il lavoro dello scrivente accompagnata dalla loro definizione considerata nello studio e dai parametri utilizzati per il loro riconoscimento.

1.4.1 Confirmation Bias

Il *confirmation bias* (tabella 3) si manifesta quando i founder tendono a cercare o interpretare informazioni che confermano le loro convinzioni o ipotesi preesistenti. Nel mondo delle startup, questo può essere particolarmente dannoso, poiché i founder spesso operano in contesti di grande incertezza. Se un founder crede fortemente che il proprio prodotto avrà successo, potrebbe dare eccessiva importanza ai feedback positivi ricevuti da alcuni clienti iniziali, ignorando avvisi critici che potrebbero indicare problemi di scalabilità o attrattività del prodotto. Questa distorsione può limitare l'apprendimento dalla sperimentazione e impedire di adattare tempestivamente una corretta strategia aziendale. Ad esempio, un founder che crede che il suo prezzo sia competitivo potrebbe

ignorare i dati che mostrano che i clienti lo ritengono troppo elevato, portando a una strategia di pricing sbagliata.

Tabella 2: il confirmation bias

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
CONFIRMATION BIAS	<i>notare, processare e immagazzinare solo informazioni consistenti con le proprie credenze</i>	assenza di validazione di mercato
		assenza di utilizzo di metodi quantitativi
		rifiuto di pareri contrari alla propria idea

Nel seguito un esempio di *confirmation bias* emerso dal lavoro di taggatura effettuata dallo scrivente.

“In base alle risposte che abbiamo avuto comunque un minimo ci siamo accorti che l'idea poteva piacere veramente. Anche se non abbiamo avuto un gran che di risposte, comunque un poco ci ha fatto un'ottima impressione, no? Rispetto a quello che pensavano”.

1.4.2 Curse of knowledge

La *curse of knowledge* (tabella 4) è un bias che si verifica quando chi possiede una certa esperienza o conoscenza non riesce a comprendere la prospettiva di chi non ha la stessa padronanza dell'argomento. Nei founder di startup, spesso molto esperti nel proprio settore o nella tecnologia che sviluppano, questo bias può influenzare negativamente la comunicazione del valore del prodotto. Un founder potrebbe essere così immerso nelle specificità tecniche del prodotto da dare per scontato che tutti capiscano immediatamente il suo funzionamento o valore, dimenticando che i clienti, investitori o dipendenti non condividono lo stesso livello di conoscenza. Questo porta ad un disallineamento tra l'azienda e i suoi stakeholder, con il rischio che la proposta di valore non venga compresa o che il prodotto sembri troppo complesso per il pubblico di riferimento.

Tabella 3: la curse of knowledge

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
CURSE OF KNOWLEDGE	<i>incapacità di riconosce la possibilità che un altro individuo non sappia o possieda delle informazioni riguardo a qualcosa che noi invece conosciamo</i>	difficoltà nello introdurre il prodotto a persone non esperte
		difficoltà nell'espandere network
		segmentazione di mercato imprecisa

Nel seguito un esempio di *curse of knowledge* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Per quanto si possa spiegare, perché ti ripeto, non so se ne hai mai avuto a che fare, è qualcosa... una tecnologia nuova; quindi, se ne sa già ben poco, per cui già capirlo, ma anche spiegarlo, non è facile”.

1.4.3 False-uniqueness effect

Il *false uniqueness effect* (tabella 5) porta i *founder* a sovrastimare quanto il loro prodotto, servizio o idea sia unico rispetto a ciò che già esiste sul mercato. Questo può avere conseguenze disastrose per una startup, poiché induce i founder a sottovalutare la concorrenza o a ignorare la necessità di differenziare chiaramente il proprio prodotto. Ad esempio, un founder che crede che la propria piattaforma di e-commerce abbia caratteristiche distintive rivoluzionarie potrebbe trascurare il fatto che esistono molte soluzioni simili già disponibili. L'effetto di falsa unicità può inoltre portare a un'eccessiva autostima, diminuendo la probabilità di adottare strategie competitive più realistiche, come abbassare i prezzi o migliorare il servizio clienti per attrarre il mercato.

Tabella 4: il *false uniqueness effect*

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
FALSE UNIQUENESS EFFECT	<i>consiste nel considerare la propria prospettiva, posizione, assunzioni meno comuni di quanto realmente lo siano</i>	benchmark poco approfondito
		rapporti non solidi con competitors
		illusione di vantaggio competitivo

Nel seguito un esempio di *false uniqueness effect* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Appunto, fa solo quello [in riferimento a un competitor], liste condivise con altre persone e fine, non c'è nient'altro. Invece noi vogliamo evolverci e dare molto più spazio, non soltanto al prepararsi per fare la spesa, ma anche ad andare a fare la spesa e tutto quanto. Il loro punto di arrivo è la nostra base di partenza”.

1.4.4 Additive bias

L'*additive bias* (tabella 6) è la tendenza a preferire l'aggiunta di nuove risorse o funzionalità per risolvere un problema piuttosto che considerare soluzioni di sottrazione o semplificazione. Nelle startup, questo bias si manifesta spesso durante lo sviluppo di prodotti, quando i founder aggiungono nuove funzionalità per rispondere alle esigenze di diversi clienti senza fermarsi a valutare se potrebbero invece rimuovere complessità o ottimizzare l'esistente. Ad esempio, per risolvere il problema di una bassa adozione del prodotto, un founder potrebbe continuare ad aggiungere nuove funzionalità piuttosto che migliorare l'esperienza utente o ridurre la confusione. Questo porta a prodotti sovraccarichi, con maggiore difficoltà d'uso e costi più elevati, allontanando potenziali clienti.

Tabella 5: l'additive bias

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
ADDITIVE BIAS	<i>consiste nella scelta, di fronte ad un problema decisionale, di aggiungere nuovi elementi alla soluzione invece di eliminare alcuni elementi già presenti</i>	strutturazione MVP inadeguata presenza eccessiva di Pivot inutili segmento di mercato individuato troppo grande

Nel seguito un esempio di *additive bias* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Diciamo che noi stiamo cercando in tutti i modi di avere la gamification ma anche altre tante piccole cose, ad esempio inserire le statistiche, cioè nella spesa che tu hai fatto hai speso tot percentuale in frutta e verdura, 8 percentuale in carne eccetera eccetera. In modo tale da rendere consapevole il consumatore di quello che acquista. Quindi anche questa è una caratteristica che ci potrebbe differenziare rispetto alla concorrenza”.

1.4.5 Anecdotal bias

L'*anecdotal bias* (tabella 7) si verifica quando si attribuisce troppa importanza a esperienze personali o a esempi isolati, trascurando dati statistici o analisi di mercato più ampie. Nel contesto delle startup, i founder spesso basano decisioni cruciali su storie di successo di altri imprenditori o su feedback di singoli clienti, ignorando segnali più rappresentativi. Ad esempio, un founder potrebbe decidere di lanciare un nuovo prodotto solo perché ha avuto un'ottima recensione da un cliente influente, senza verificare se esista una domanda più ampia nel mercato. Questo porta a decisioni basate su impressioni limitate anziché su analisi approfondite, aumentando il rischio di fallimento.

Tabella 6: l'anecdotal bias

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
ANECDOTAL BIAS	<i>il decisore tende a soppesare con eccessiva importanza informazioni aneddotiche, ovvero sotto forma di narrative di eventi o circostanze</i>	utilizzo eccessivo di aneddoti e luoghi comuni a supporto delle proprie strategie basso affidamento su dati statistici scelte strategiche senza dati a sostegno

Nel seguito un esempio di *anecdotal bias* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Crediamo che comunque questa idea, visto che ci lavoriamo quotidianamente in questo settore, possa avere successo dal nostro punto di vista. Ci siamo resi conto che c’è proprio un gap di mercato in questo”.

1.4.6 Illusion of Validity

L'**illusione di validità** (tabella 8) è la tendenza a sovrastimare l’accuratezza delle proprie previsioni o decisioni basate su dati non rilevanti. Nei founder di startup, questo bias può portare a un'eccessiva fiducia nelle previsioni di vendita, nelle stime di mercato o nelle analisi del comportamento degli utenti. Anche se l'impresa dispone di molti dati, l'illusione di validità può indurre i founder a sopravvalutare l'accuratezza delle loro analisi, portandoli a prendere decisioni strategiche rischiose. Ad esempio, un founder potrebbe interpretare erroneamente un insieme complesso di dati di traffico del sito web come un segnale di imminente crescita delle vendite, investendo in campagne di marketing costose senza avere basi solide.

Tabella 7: l'illusion of validity

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
ILLUSION OF VALIDITY	<i>un fenomeno in cui le persone sono inclini a sperimentare molta fiducia in un giudizio altamente fallace e dunque un errore di giudizio e stima</i>	numero di interviste o questionari troppo basso
		convinzione immotivata di conoscere le esigenze dei consumatori
		strutturazione Low Fidelity MVP inadeguata

Nel seguito un esempio di *illusion of validity* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Il problema è che le persone non usano applicazioni di questo tipo. Questo può essere un vantaggio e uno svantaggio. La gente non le conosce, nonostante i competitor che abbiamo messo hanno parecchi utenti”.

1.4.7 Planning fallacy

La **planning fallacy** (tabella 9) si riferisce alla tendenza a sottovalutare il tempo, le risorse o gli sforzi necessari per completare un progetto. Per i founder di startup, questo si manifesta spesso nella sottostima del tempo necessario per sviluppare un prodotto o portarlo sul mercato. Ad esempio, un founder potrebbe pianificare di lanciare una nuova applicazione in tre mesi, ignorando possibili ritardi nello sviluppo, nella raccolta di fondi o nell’acquisizione di talenti. La fallacia della pianificazione può portare a scadenze irrealistiche, costi superiori al previsto e, in alcuni casi, al fallimento della startup a causa dell’esaurimento delle risorse prima che il prodotto sia pronto per il lancio.

Tabella 8: la planning fallacy

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
PLANNING FALLACY	<i>tendenza di credere con sicurezza che il proprio progetto procederà come previsto e pianificato</i>	aggiunta frequente di risorse non preventivate
		eccessivo ottimismo nelle stime di completamento dei task
		ritardi prolungati nel tempo

Nel seguito un esempio di *planning fallacy* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Qualche mese fa avevo segnato di voler avere il primo cliente entro dicembre e penso di non poterci riuscire quindi punto sul riuscirci a gennaio”.

1.4.8 Ambiguità di prodotto

L'**ambiguità di prodotto** (tabella 10) si verifica quando un founder non riesce a definire chiaramente cosa rende il suo prodotto distintivo e quale valore aggiunto offre ai clienti. Spesso i founder cercano di rispondere a troppe esigenze del mercato contemporaneamente, finendo per creare un prodotto che non risolve chiaramente un singolo problema. Questa ambiguità rende difficile comunicare il valore del prodotto ai potenziali clienti e può portare a fallimenti nelle vendite o a un mancato allineamento con le esigenze del target di riferimento. Ad esempio, un'applicazione che promette di fare "tutto" per tutti rischia di non essere percepita come necessaria da nessuno.

Tabella 9: l'ambiguità di prodotto

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
AMBIGUITÀ DI PRODOTTO	<i>condizione, durante la fase di sviluppo del prodotto, in cui l'azienda non possiede l'information requirements necessari a distoglierla da una condizione di incertezza o equivoco</i>	difficoltà evidenti nel descrivere la propria value proposition
		difficoltà nell'ottenere finanziamenti
		incertezza sui processi di sviluppo prodotto futuri

Nel seguito un esempio di ambiguità di prodotto emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Il problema principale è che non riescono a risolvere i loro problemi generali imposti dai loro problemi di disabilità con cose che possono ritrovare già sul mercato, quindi subentriamo noi. Inoltre, ovviamente il mondo della disabilità è molto ampio, si possono risolvere problemi di vario genere, sia questo qua, ma anche [...] problemi principalmente sociali, quindi di discriminazione, di uguaglianza, eccetera. L'altro problema è che viene a mancare proprio la rete sociale quando la persona con disabilità viene seguita dall'ospedale, dalla clinica [...] e successivamente la persona con disabilità viene lasciata un po' a sé stessa, si deve arrangiare; quindi, un po' tutto il sistema bisognerebbe cambiare. Il nostro obiettivo è quello di partire da un piccolo problema e poi cercare di diventare un punto di riferimento per portare avanti questa tematica sociale”

1.4.9 Bandwagon effect

Il **Bandwagon Effect** (tabella 11) è il fenomeno per cui le persone tendono a seguire ciò che fa la maggioranza, credendo che sia la scelta giusta solo perché molti altri lo fanno. Per un *founder* di startup, questo bias può manifestarsi nella tendenza a seguire le tendenze del mercato o del settore senza un'analisi adeguata del reale valore per il proprio business. Ad esempio, un founder potrebbe decidere di implementare tecnologie alla moda come l'intelligenza artificiale o la blockchain solo perché molti altri concorrenti lo fanno, senza considerare se tali tecnologie siano realmente utili o sostenibili per il proprio modello di business. Questo porta a una perdita di focus e può allontanare la startup dai suoi obiettivi fondamentali.

Tabella 10: il bandwagon effect

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
BANDWAGON EFFECT	<i>fenomeno in cui l'individuo segue l'opinione generale o della maggioranza</i>	tendenza a inserire features di prodotto osservate da competitors difficoltà nell'intraprendere decisioni strategiche in maniera autonoma presenza di Pivot di prodotto inefficaci e inconcludenti

Nel seguito un esempio di *Bandwagon Effect* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Più che altro, perché ci siamo sempre basati sui nostri competitor, tra virgolette, più che altro partner che competitor, cioè altre aziende che avevano investito, che avevano una potenzialità superiore, parlando con loro, non avevano fatto nessuna di queste cose: né pratiche per fumi, né nulla. Chiaramente anche io non avrei fatto mai niente, invece poi mettendo un po' le mani in mezzo, ci sono state un sacco di spese.”

1.4.10 Selection bias

Il **selection bias** (tabella 12) si verifica quando le decisioni vengono basate su un campione non rappresentativo di dati, portando a conclusioni distorte. I founder di startup possono cadere in questo bias quando basano le loro strategie sui riscontri di utenti *early-adopters* o clienti molto entusiasti, che potrebbero non rappresentare l'intero mercato di riferimento. Ad esempio, un founder che riceve feedback molto positivi dai primi 100 utenti potrebbe sovrastimare l'attrattiva del prodotto, ignorando il fatto che il pubblico più ampio potrebbe avere esigenze diverse o essere meno entusiasta.

Tabella 11: il selection bias

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
SELECTION BIAS	<i>problema generico che si sviluppa quando chi sta effettuando una ricerca osserva una regola, che non sia quella random, nella scelta di un campione della popolazione che vorrebbe analizzare</i>	formazione campione di studio superficiale e non adeguata tendenza a sottoporre le interviste e/o questionari a persone conosciute fase di ricerca di mercato non sufficientemente completa

Nel seguito un esempio di *Selection Bias* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Chi hai intervistato esattamente?”

“Allora amici. E anche a persone che ok, magari amici che non sentivo da parecchio, perché magari sapevo che viaggiavano spesso.

[...]

Diciamo che abbiamo chiesto pareri ai conoscenti sì. Non per sviluppare, ma per avere un feedback sostanzialmente.”

1.4.11 Overconfidence

L'*overconfidence* (tabella 13) è una distorsione cognitiva che porta le persone a sopravvalutare la propria competenza o la probabilità di successo. Nel contesto delle startup, questo bias può manifestarsi quando i founder sopravvalutano le loro capacità di risolvere problemi complessi o prevedono una crescita esagerata della propria attività. Questa eccessiva fiducia può portare a scelte imprudenti, come investire troppo presto in mercati non testati o ignorare i consigli degli esperti o delle statistiche. Inoltre l'*overconfidence* può anche impedire ai founder di considerare rischi significativi o alternative strategiche.

Tabella 12: l'overconfidence bias

BIAS	DEFINIZIONE	PARAMETRI PER IL RICONOSCIMENTO
OVERCONFIDENCE	<i>sovraffiducia delle proprie capacità rispetto alla media ed eccessivo ottimismo</i>	eccessivo ottimismo sulle potenzialità del prodotto predizioni poco realistiche sugli sviluppi futuri tendenza a sovrastimare le capacità personali e del gruppo

Nel seguito un esempio di *Overconfidence Bias* emerso dal lavoro di taggatura effettuato dallo scrivente.

“Sono praticamente certo che nell'arco di qualche mese di poter esprimere quantomeno un esempio per poter provare a vedere se partire o meno. Ma io poi sinceramente non ci vedo nulla se non vendere [riferendosi ai fattori di rischio connessi al successo della propria idea imprenditoriale], sono un buon commerciale, quindi non vedo difficoltà”.

1.5 Gli approcci imprenditoriali

Senza entrare nello specifico del progetto di InnoVentureLab, oggetto del secondo capitolo, è utile analizzare i 3 tipi di approcci imprenditoriali che si è deciso di spiegare (tramite lezioni teoriche) agli imprenditori, in modo da studiarne le differenze di comportamento.

Spesso, infatti, i bias possono dipendere dalla variazione dell'ambiente, dall'accessibilità delle informazioni, dalle esperienze (Sanna & Schwarz, 2003) ma anche dagli approcci imprenditoriali come *effectuation* e *causation* (Zhang, Cueto & Vassolo, 2014).

Con “approccio imprenditoriale” si intende il modo in cui gli imprenditori affrontano la sfida dell'innovazione e della gestione di situazioni incerte. Tra gli approcci teorici oggetto dello studio sul processo decisionale imprenditoriale, vi sono *causation*, *effectuation* e l'utilizzo di un **campione di controllo**.

Gli approcci imprenditoriali, quindi, si riferiscono ai metodi attraverso i quali gli individui e le organizzazioni intraprendono nuove attività economiche o progettano soluzioni innovative. La ricerca in questo campo ha identificato diversi stili di pensiero e strategie per affrontare l'incertezza e la complessità intrinseca alla creazione di nuove imprese.

Tradizionalmente, la teoria economica classica tendeva a considerare l'imprenditorialità come un processo razionale e pianificato, in cui gli imprenditori delineavano una visione chiara del futuro e facevano previsioni precise per guidare le loro decisioni. Questo approccio, noto come *causation*, pone l'accento sulla capacità di prevedere e pianificare in modo sistematico.

Nella sua accezione derivata dal metodo scientifico tradizionale, l'approccio *causation* viene poi indicato come approccio *scientific*; infatti, l'imprenditore, come uno scienziato, parte da una teoria, formula ipotesi, le testa, le valuta e infine prende una decisione.

Ricerche più recenti hanno messo in discussione questa visione, sostenendo che l'incertezza radicale e il contesto mutevole dell'imprenditorialità richiedono un approccio più flessibile e adattivo. Da questa prospettiva emerge l'approccio dell'*effectuation*, introdotto dalla professoressa Saras Sarasvathy nel 2001. Questo approccio enfatizza il ruolo della creatività e dell'improvvisazione nel processo imprenditoriale, proponendo che gli imprenditori di successo non si basano solo su piani rigidi, ma piuttosto su una logica di adattamento alle circostanze in continuo cambiamento.

Oltre a questi due paradigmi, è utile considerare anche il ruolo del **campione di controllo**, un concetto che permette di studiare l'efficacia delle strategie imprenditoriali attraverso il confronto con situazioni o gruppi che non seguono determinati approcci. Questo strumento di analisi permette di individuare con maggiore precisione i fattori di successo e di fallimento nelle decisioni imprenditoriali, offrendo una prospettiva sperimentale e scientifica.

Il seguito di questo paragrafo ha l'obiettivo di descrivere in modo approfondito gli approcci imprenditoriali oggetto dello studio, provando ad indagare benefici e costi di ciascuno di essi.

1.5.1 Approccio Scientifico

L'approccio *scientifico* si basa su una logica di pianificazione predittiva, simile a quella che si trova nella gestione tradizionale dei progetti e nel metodo scientifico stesso. Questo approccio prevede che gli imprenditori abbiano un obiettivo specifico e che essi utilizzino metodi analitici e predittivi per raggiungerlo.

L'approccio scientifico si basa su cinque pilastri (figura 2), indicati con l'acronimo THEED.

1. **T**heory - Teoria
2. **H**ypotheses - Ipotesi
3. **E**vidence (systematic) - Test
4. **E**valuation - Valutazione
5. **D**ecision - Decisione

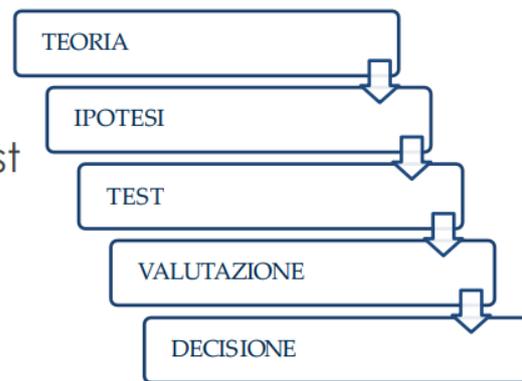


Figura 3: i pilastri dell'approccio scientifico

Una **Teoria** spiega perché l'idea di business dovrebbe avere successo con i clienti, attraverso la connessione di tutte le componenti dell'idea.

Le **Ipotesi** sono frasi brevi e concise che articolano la teoria in previsioni: descrivono, in termini concreti, ciò che ci si aspetta avvenga in una certa circostanza.

Il **Test** è una procedura effettuata per sostenere, confutare o convalidare un'ipotesi. Si compone di due fasi: raccolta dati e test.

La **valutazione** è l'analisi dei risultati per stabilire se i dati avvalorano o meno le vostre ipotesi.

La **decisione** è la scelta che deriva dalla valutazione dei risultati dell'esperimento e può essere triplice: continuare, cambiare, abbandonare l'idea imprenditoriale.



Figura 4: il logo di InkDome

Nel seguito viene presentato un esempio dell'approccio *scientifico* basato sulla startup InkDome (figura 3), un motore di ricerca per trovare il tatuatore giusto online, sulla base dello stile cercato, con indicati gli step seguiti dalla validazione del problema, dell'ipotesi fino alla soluzione (tabella 14).

Questo approccio sarà da applicare a tre macro-fasi (figura 4), passando alla successiva solo se si produce un apprendimento validato.

Tabella 13: gli step seguiti dalla startup Inkdome

Step	Definizione	Esempio
T: definizione di una teoria	L'articolazione dell'insieme delle idee fondamentali (e delle relazioni tra di esse) che rendono valida la vostra proposta di business	→ Buon esempio: «Le persone interessate ad un tatuaggio hanno due problemi fondamentali che le portano alla fine a non farsene fare uno: ci vuole <u>tempo</u> per cercare un tatuatore sul web e, una volta trovati alcuni profili, <u>faticano a sceglierne uno</u> , perché non sanno di chi fidarsi. Ecco perché ci siamo resi conto che un meccanismo di consulenza per tatuatori può risolvere entrambi i problemi» → Cattivo esempio: "Voglio creare un mercato che colleghi Utenti e Tatuatori, non esiste un mercato del genere in questo settore".
H: articolazione di ipotesi	Previsioni che scaturiscono logicamente dall'idea, ma che devono ancora essere testate attraverso test. Un solo elemento testabile per ciascuna ipotesi.	Hp1: chi è interessato a un tatuaggio, cerca un tatuatore sul web Hp2: cercare un tatuatore sul web richiede più tempo che cercare altri servizi simili sul web Hp3: la fiducia è uno dei fattori più importanti nella scelta di un tatuatore Hp4: le persone sono più inclini a scegliere un tatuatore quando hanno ricevuto consigli da qualcuno su di lui
E: test delle ipotesi	Raccogliere dati rigorosi da un campione rappresentativo della popolazione target e condurre una serie di misurazioni per vedere se ciò che osserviamo è in linea con l'ipotesi o meno	Test Hp1: campione di 100 persone con un tatuaggio - Sondaggio/intervista: come hai trovato il tuo tatuatore? Ecc. Test Hp4: sperimentare due scenari (versione A e B, consigli via e-mail VS chat con esperti di tatuaggi)
E: valutazione rigorosa dei risultati dei test	Analisi obiettiva dei risultati e rivalutazione della teoria	Il 60% del campione ha trovato il suo tatuatore sul web. Vi è l'80% di probabilità in più di acquistare il servizio in caso ci sia un feedback da parte di utenti precedenti
D: decisione	La decisione se la vostra idea vale la pena di essere perseguita così com'è o deve essere modificata in uno o più componenti (pivot), o abbandonata (exit), sulla base di: stima del valore futuro dell'idea, dei costi per la sua realizzazione e una soglia di decisione	Inkdome ha fissato una soglia elevata per decidere quale sistema implementare: il numero di potenziali clienti disposti a lasciare il proprio indirizzo e-mail per poi chattare con un esperto avrebbe dovuto essere almeno il doppio di quello dei clienti che avrebbero lasciato il proprio indirizzo e-mail per poi ricevere consigli via e-mail. Il test ha mostrato che la chat ha prodotto 2,5 volte più email di quante il sistema di posta elettronica → Inkdome ha deciso di implementare il sistema basato sulla chat

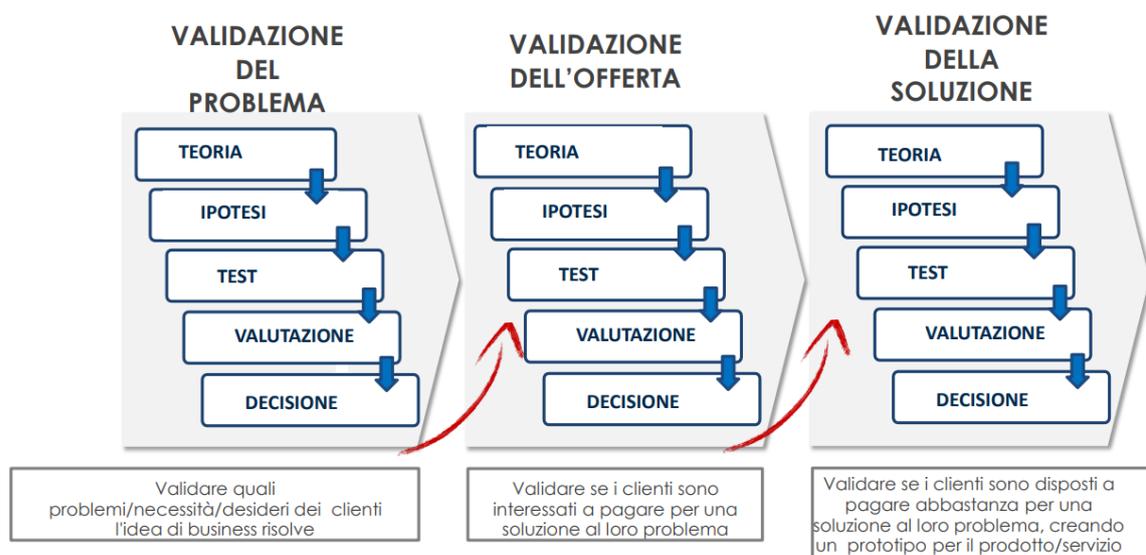


Figura 5: le fasi dell'approccio scientifico

Tuttavia, l'approccio *scientific* ha i suoi limiti. La sua enfasi sulla previsione e sulla pianificazione può risultare inefficace in ambienti ad alto grado di incertezza, quando le informazioni sono incomplete o, a causa della sua lunghezza di applicazione, quando si ha una finestra di opportunità limitata. In questi casi, il tentativo di applicare una logica predittiva può portare a una rigidità eccessiva che ostacola l'innovazione e l'adattamento a circostanze imprevedute.

1.5.2 Approccio Effectuation

L'approccio *effectuation*, una teoria dell'imprenditorialità relativamente nuova formulata da Sarasvathy, suggerisce che gli imprenditori utilizzano un insieme di euristiche per prendere decisioni (Sarasvathy, 2001). Esso si fonda su una logica inversa rispetto al *scientific*; invece di partire da un obiettivo specifico, l'imprenditore che adotta l'approccio *effectuation*, parte dalle risorse disponibili e dalle competenze personali per esplorare quali opportunità possano emergere. L'idea centrale è che il futuro non è predeterminato, ma può essere plasmato dalle decisioni e dalle azioni degli imprenditori stessi. Questi ultimi si adattano in modo creativo e flessibile alle circostanze, senza essere vincolati da previsioni rigide.

L'approccio Effectuation si basa su cinque principi (figura 5):

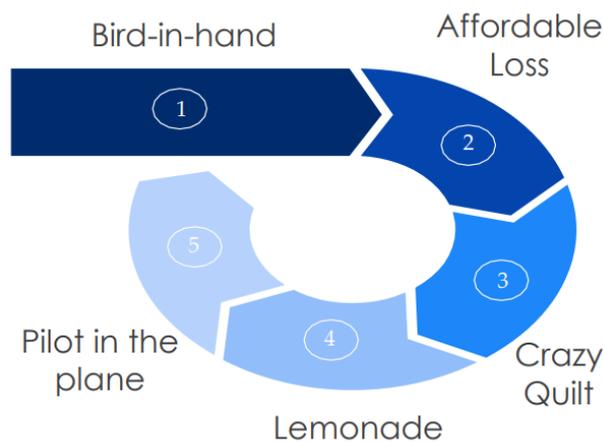


Figura 6: i principi dell'approccio effectuation

1. **Bird in Hand:** gli imprenditori iniziano il processo utilizzando i loro mezzi come loro stessi (tratti, gusti e abilità), le cose che sanno (istruzione, formazione, competenze ed esperienza) e chi conoscono (la loro rete sociale e professionale);
2. **Affordable Loss:** l'enfasi è sullo stimare e impostare il proprio livello di perdita accettabile. Si parte dalla propria situazione finanziaria e dalle risorse che si possono ottenere dagli altri, si stima poi lo scenario peggiore e si investe solo ciò che si è disposti a perdere;
3. **Crazy Quilt:** costruire partnership con *stakeholders* che possano aiutare a sviluppare l'impresa per ridurre l'incertezza e determinare il mercato di riferimento;
4. **Lemonade:** sfruttare le contingenze per aumentare i mezzi a disposizione e creare nuove opportunità che possono derivare da eventi impreveduti, incontri con persone nuove o nuove informazioni;

5. ***Pilot in the Plane***: controllare la propria rotta, cioè conoscere i propri obiettivi e i risultati che si desidera ottenere e concentrarsi sulle attività e gli aspetti del proprio ambiente che è possibile controllare direttamente.

Un esempio moderno di approccio *effectuation* è rappresentato da **Airbnb**, i cui fondatori hanno iniziato il loro progetto con risorse molto limitate, sfruttando ciò che avevano a disposizione (la loro casa) per rispondere a una necessità imprevista (fornire alloggio a persone che partecipavano a una conferenza a San Francisco). Invece di pianificare a lungo termine, hanno esplorato il mercato e adattato la loro offerta in base ai *feedback* e alle opportunità che si presentavano, creando una piattaforma che oggi è leader nel settore dell'ospitalità.

L'approccio *effectuation* è quindi particolarmente utile in contesti altamente incerti, dove le previsioni a lungo termine sono difficili o impossibili da fare. In questo senso, è un approccio più adattivo e sperimentale rispetto al *scientific*.

1.5.3 Campione di Controllo

Ampiamente utilizzato in ambito medico, il campione di controllo, chiamato anche metodo *difference indifference*, consiste nel dividere due gruppi di pazienti in modo che non ci siano differenze statisticamente significative tra loro. A uno di questi gruppi si somministra la medicina, all'altro un placebo (sostanza farmacologicamente inerte). La differenza di progressione della malattia (o, alternativa, della scomparsa dei sintomi) è il contributo del trattamento.

Il concetto di *campione di controllo*, quindi, ampiamente utilizzato nelle scienze sociali e sperimentali, ha iniziato a trovare applicazione anche nello studio dell'imprenditorialità.

In questo contesto, un campione di controllo si riferisce a un gruppo di imprenditori o di imprese che non seguono determinati approcci strategici, permettendo così ai ricercatori di confrontare i risultati e determinare l'efficacia di approcci come il *scientific* o l'*effectuation*. Questo tipo di confronto è cruciale per comprendere quali strategie funzionano meglio in determinati contesti e per identificare eventuali bias cognitivi che possono influenzare il processo decisionale.

Capitolo 2: la raccolta dati e l'obiettivo di ricerca

Questo secondo capitolo ha l'obiettivo di descrivere il progetto di InnoVentureLab, fonte delle interviste su cui è stata effettuata l'analisi e di spiegare come questa è stata condotta.

Verranno inoltre presentate alcune ipotesi di correlazione tra trattamento applicato e bias con opportune giustificazioni.

2.1 Il progetto InnoVentureLab

InnoVentureLab è un progetto avviato nel 2018 e promosso dal Politecnico di Torino, dal Politecnico di Milano e dall'Università Bocconi di Milano. Si tratta di un corso di pre-accelerazione ibrido, che combina attività online e in presenza, con l'obiettivo di fornire strumenti e metodologie utili ai fondatori di startup in fase *early-stage*, offrendo loro le informazioni necessarie per far crescere efficacemente il proprio business.

Il programma non si limita a un corretto indottrinamento nelle strategie e metodologie imprenditoriali, ma svolge anche una rilevante funzione di ricerca nel campo dell'imprenditorialità. InnoVentureLab, infatti, oltre a offrire corsi di formazione di alto livello a neofiti dell'imprenditorialità, utilizza i dati raccolti per condurre studi approfonditi sulle startup nelle prime fasi di vita. L'obiettivo è analizzare come diversi approcci imprenditoriali adottati dai fondatori per lo sviluppo e la validazione delle loro idee possano influenzare positivamente o negativamente la crescita delle startup.

Per questo scopo, le startup partecipanti al progetto sono state assegnate casualmente a tre differenti "corsi", ciascuno caratterizzato da un diverso approccio imprenditoriale da seguire. Le tre metodologie considerate nello studio di InnoVentureLab sono:

- Approccio *Scientific*;
- Approccio *Effectuation*;
- Campione di Controllo.

Una volta suddivise in classi, è iniziato il programma vero e proprio di InnoVentureLab. Nel primo periodo, specialisti del programma hanno erogato lezioni mirate a trasmettere i principali concetti imprenditoriali ai fondatori delle startup *early-stage*. Tutti i partecipanti, indipendentemente dal corso assegnato (*Effectuation*, Scientifico, Controllo), hanno ricevuto approfondimenti su temi fondamentali per lo sviluppo della loro idea, quali:

- La validazione dell'offerta;
- La redazione del Business Model Canvas;
- La *customer discovery*;
- La validazione di una soluzione;
- La raccolta di feedback di mercato.

Tuttavia, a differenza delle sessioni comuni, i corsi *Effectuation* e Scientifico hanno incluso una trattazione specifica dei rispettivi approcci e delle modalità ottimali per utilizzarli, mentre il corso Controllo ha previsto una maggiore libertà decisionale per i partecipanti nella gestione della startup e nell'interpretazione dei feedback raccolti.

Contemporaneamente alle sette lezioni, i fondatori hanno potuto procedere autonomamente con lo sviluppo delle loro idee, mantenendo però la possibilità di consultarsi con i docenti e gli organizzatori del progetto.

Da gennaio 2019 a marzo 2020, con cadenza circa bimestrale, i fondatori sono stati poi contattati dal personale di InnoVentureLab per partecipare a interviste mirate sull'andamento delle loro startup, riguardanti principali modifiche, progressi e risultati ottenuti. Ogni startup ha sostenuto dieci interviste, tutte strutturate in modo uniforme, con lo stesso numero di domande e lo stesso ordine.

L'obiettivo era monitorare i cambiamenti nel tempo e verificare se fossero influenzati dall'approccio imprenditoriale adottato dai singoli startupper. Le interviste sono state archiviate nel database di InnoVentureLab e sono attualmente utilizzate per diversi studi sull'imprenditorialità delle startup *early-stage*.

Il principale metodo di raccolta dati è stato attraverso interviste telefoniche, scelta dettata anche dal contesto storico di riferimento, caratterizzato dalla necessità di evitare incontri in presenza a causa del Coronavirus. Le interviste sono state condotte da *Research Assistants* di InnoVentureLab, ciascuno incaricato di monitorare circa una decina di startup, registrando progressi, scelte corrette ed errate influenzate dall'approccio adottato. La durata di ogni intervista variava dai 30 ai 90 minuti, a seconda del tempo trascorso dall'ultima intervista, della personalità del fondatore e della quantità di informazioni da registrare.

La prima parte di ogni intervista era dedicata alla comprensione delle specifiche interne della startup, come dimensione del team, settore di appartenenza, ore di lavoro, ecc. In presenza di nuovi membri, venivano raccolte informazioni personali per analizzare la composizione della startup e le competenze dei suoi membri, identificando punti di forza e debolezze. Successivamente, l'intervista si ampliava con domande relative a modifiche, nuove idee e situazioni, per comprendere la direzione intrapresa dalla startup.

Le interviste erano progettate per lasciare ampio spazio all'imprenditore, favorendo l'espressione di numerose informazioni e considerazioni. Al termine dei 18 mesi di attività, il progetto si è concluso con gli imprenditori molto soddisfatti delle competenze acquisite.

I dati raccolti sono ancora conservati con il massimo riserbo da InnoVentureLab, con l'intento di realizzare future ricerche che possano avere un impatto significativo nel mondo imprenditoriale, soprattutto per le startup in fase *early-stage*.

2.2 Il metodo per l'analisi dei dati

Il lavoro di tesi si basa sull'analisi di un database fornito da InnoVentureLab, contenente dieci round di interviste condotte su oltre 300 startup che hanno partecipato al programma di pre-accelerazione. L'obiettivo principale è l'identificazione dei bias cognitivi presenti nelle risposte degli imprenditori durante le interviste, con lo scopo di identificare dei pattern nei bias degli imprenditori. Il progetto si articola secondo le seguenti fasi operative:

1. Pulizia delle trascrizioni delle interviste;
2. Tagging delle interviste su un campione di startup;
3. Analisi dei risultati emersi dal processo di tagging;
4. Identificazione di un pattern nei bias degli imprenditori tramite analisi del campione completo.

La fase iniziale, ovvero la pulizia delle trascrizioni, consiste in un'attività combinata di lettura e ascolto delle interviste. Anche se i programmi di trascrizione automatica da audio a testo sono tecnologicamente avanzati, spesso producono trascrizioni incomplete o errate. Per questo motivo, è stato necessario un controllo manuale dei testi, confrontando le trascrizioni con le registrazioni originali per garantirne l'accuratezza.

Il cuore della ricerca è rappresentato dall'attività di *tagging*, che prevede l'individuazione e la categorizzazione dei bias cognitivi manifestati dagli imprenditori nelle interviste. Questa operazione viene eseguita congiuntamente alla lettura delle trascrizioni e all'ascolto delle registrazioni, utilizzando la funzione macro di Microsoft Word per evidenziare specifiche distorsioni cognitive. I bias selezionati per lo studio, ed analizzati nel primo capitolo, sono i seguenti:

1. *Confirmation Bias*
2. *Curse of Knowledge*
3. *False Uniqueness Effect*
4. *Additive Bias*
5. *Anecdotal Bias*
6. *Illusion of Validity*
7. *Planning Fallacy*
8. Ambiguità di Prodotto Finale
9. *Bandwagon Effect*
10. *Selection Bias*
11. *Overconfidence Effect*

Il processo di tagging viene eseguito direttamente sui file di testo, con l'obiettivo di evidenziare le frasi che riflettono una distorsione cognitiva specifica, marcando ciascuna di queste nel seguente formato:

<BIAS x> *Frase* <BIAS x>

Il tagging manuale richiede l'identificazione dei bias cognitivi seguendo una "tabella di verità" fornita dai docenti all'inizio del progetto. Questa tabella riassume le condizioni e i contesti che tipicamente

facilitano l'individuazione dei vari bias, basandosi su definizioni tratte dalla letteratura scientifica, accompagnate da esempi concreti tratti dalle interviste.

Nel seguito viene presentato un esempio di intervista con taggatura:

“Lorem ipsum dolor sit amet, <BIAS1> consectetur adipiscing elit </BIAS 1>. Nunc imperdiet pulvinar <BIAS2> diam et ullamcorper </BIAS2>. Duis feugiat purus eget nisi sollicitudin finibus. Donec id tincidunt nunc, eget porta turpis. Proin volutpat tempor lectus vitae tincidunt. Vivamus suscipit orci eget neque rutrum interdum. <BIAS3> Phasellus volutpat nunc et nisl tincidunt viverra </BIAS3>. Ut sit amet sodales enim. Aliquam convallis enim id urna mattis, non aliquam nisi fringilla. Mauris ullamcorper at risus eget volutpat. Aliquam condimentum tristique magna nec blandit. Duis auctor, eros in iaculis ullamcorper, odio massa congue nisl, eget tincidunt arcu augue nec nisi. Maecenas sodales placerat lacus, in <BIAS4> dapibus augue pulvinar eu </BIAS4>.”

TABELLA DI VERITÀ	
BIAS	FRASI D'ESEMPIO
CONFIRMATION BIAS	(in tutti questi mesi non ci sono stati feedback negativi?) non totalmente, ci sono stati più consigli per modificare determinate attività o per smussare angoli del del progetto.
	non voglio affidarmi al parere degli esperti perché non hanno compreso a pieno il mio prodotto
	in questo momento gli strumenti statistici non fanno il caso nostro
CURSE OF KNOWLEDGE	avevano una mentalità ancora legata alla vendita offline che cercherò di modificare con la mia soluzione
	di solito parliamo anche di una clientela con un'età elevata, quindi è normale che innovazioni digitali come questa inizialmente non vengano percepite
FALSE UNIQUENESS EFFECT	secondo noi l'idea è unica ed innovativa, io ho visto un vuoto di mercato e ora voglio mettere in pratica la mia idea
	nessuno fino ad'ora ha implementato un prodotto simile al nostro
ADDITIVE BIAS	abbiamo aggiunto una funzione importante come quella dell'armadio digitale. Questa funzione risolve parzialmente un problema che avevamo e che adesso riteniamo abbastanza risolta
	l'idea è quella di aggiungere un modello premium con delle funzioni aggiuntive ma anche una funzione extra per i videogiochi così da attirare una clientela più giovane
ANECDOTAL BIAS	io voglio vedere i soldi sul conto corrente, perché se non ci sono quelli è inutile chiederne altri
	bisogna essere calibrati, la maggior parte delle startup falliscono perché l'execution fa schifo
	se l'idea è buona gli investitori arrivano, basta presentare un prodotto innovativo un po' come fece Steve Jobs con la Apple

Figura 7: prima parte della tabella di verità con bias e frasi d'esempio tratte dalle interviste

ILLUSION OF VALIDITY	è da due anni che lavoriamo allo sviluppo della piattaforma e sappiamo che ai nostri clienti interessa molto
	Per ora abbiamo solo mandato qualche questionario, circa una decina. Siamo più concentrati sullo sviluppo
PLANNING FALLACY	A gennaio avevamo pensato di iniziare a fatturare nel giro di pochi mesi. Ora siamo a Settembre e non siamo ancora pronti
OVERCONFIDENCE	la mia idea è rivoluzionaria, sono le persone che ancora non sono in grado di comprenderne il potenziale
	siamo esperti dell'ambito, ho lavorato per molti clienti quindi so già cosa vogliono anche senza aver fatto interviste mirate
	io mi aspetto che arrivi qualcuno dalla Bocconi o Politecnico e che mi dicano che vogliono la mia idea e la comprino
AMBIGUITÀ DI PRODOTTO	La nostra è una piattaforma online di cloud computing che nasce per risolvere il problema che hanno molti professionisti, anche studenti, nell'utilizzare software molto pesanti, quindi ad alte prestazioni. Il tutto viene costruito attraverso il protocollo blockchain che è il protocollo per eccellenza della decentralizzazione
BANDWAGON EFFECT	se andiamo nella direzione degli ostelli, questo non esclude di aprire agli Hotel di fascia alta. Ci è stato consigliato però di scegliere gli ostelli si possono fare i soldi in modo banale ed è quello che vogliamo fare noi. In effetti, è una buona idea se c'è gente che fa così
SELECTION BIAS	per ora abbiamo parlato con amici e parenti che ci hanno dato un giudizio sulla nostra idea e abbiamo deciso di cambiare
	la maggior parte delle persone che abbiamo intervistato ricade nel nostro network e di conseguenza nel nostro target. Io infatti sapevo quali dei miei amici avevano determinati problemi

Figura 8: seconda parte della tabella di verità con bias e frasi d'esempio tratte dalle interviste

2.3 Il campione di dati analizzati

Il database analizzato comprende circa 180 delle 280 startup totali, con circa 1300 round di interviste e diverse variabili riportanti costi sostenuti dalla startup, ore lavorate, stage in cui si trova la startup, tipo di prodotto, esperienza pregressa e approccio seguito.

2.4 Obiettivo e domande di ricerca

La ricerca ha l'obiettivo di comprendere come diverse tipologie di approccio o di numerosità del team possano influenzare l'emergere di bias cognitivi e come questi siano connessi con le performance imprenditoriale.

Integrare i bias cognitivi nello studio **accademico** sull'imprenditorialità permetterà di ottenere una visione più realistica e accurata del comportamento degli individui nelle organizzazioni, di spiegare meglio i fallimenti strategici e altri errori gestionali frequenti e di **creare metodologie** più complete per orientare il comportamento organizzativo.

Dal punto di vista **pratico**, gli imprenditori, forti delle conoscenze ricavate in ambito accademico potranno quindi prendere decisioni più obiettive e consapevoli, superare schemi di pensiero rigidi e aprirsi a nuove idee (aumentando la capacità di competere in un mercato dinamico) e creare strategie di gestione del rischio più robuste e realistiche, migliorando la resilienza dell'organizzazione nonché la gestione dell'incertezza.

2.4.1 Le ipotesi oggetto dello studio

Le ipotesi formulate si articolano attorno tre macro-domande:

1. Il tipo di approccio è una determinante delle tipologie di bias che gli imprenditori manifestano?
2. Quali fattori oltre all'approccio possono influenzare la comparsa di certi bias?
3. Quali fattori sono condizionati dal manifestarsi dei bias?

Per ognuna di queste sono state formulate più ipotesi.

Il tipo di trattamento è una determinante delle tipologie di bias che gli imprenditori manifestano?

- i. HIP 1.1: seguire un approccio permetterà agli imprenditori di manifestare un numero minore di bias rispetto al campione di controllo, con un effetto maggiore nel tempo;
- ii. HIP 1.2: adottare un approccio Scientific, che spinge l'imprenditore ad utilizzare un processo decisionale strutturato e basato su dati, limiterà confirmation bias, anecdotal bias, planning fallacy e selection bias;
- iii. HIP 1.3: adottare un approccio Effectuation, caratterizzato da sperimentazione continua e utilizzo costante del feedback, limiterà false uniqueness effect, illusion of validity, ambiguità di prodotto, additive bias e overconfidence;

Come può il team o l'esperienza influenzare la comparsa di certi bias?

- i. HIP 2.1: più un team è numeroso più tenderà a manifestare bias come confirmation bias, bandwagon effect, planning fallacy e overconfidence;
- ii. HIP 2.2: la numerosità del team diminuirà la tendenza a manifestare bias come curse of knowledge, illusion of validity e selection bias;
- iii. HIP 2.3: la presenza di precedenti esperienze manageriali o imprenditoriali del *main founder* diminuisce il numero di bias manifestati

Che effetto hanno i bias sulle performance imprenditoriali?

- i. HIP 3.4: il successo imprenditoriale, misurato come il tempo per attivare il primo cliente, è favorito dal manifestarsi di bias che aiutano l'imprenditore a superare la paura del fallimento e ad agire in un ambiente di incertezza come confirmation bias, false uniqueness effect, overconfidence, planning fallacy ed illusion of validity;
- ii. HIP 3.5: la probabilità di abbandonare l'idea è maggiore per gli imprenditori che manifestano overconfidence bias, confirmation bias, planning fallacy, illusion of validity, false uniqueness effect, additive bias e ambiguità di prodotto perché tali bias possono portare ad una minore capacità di riconoscere segnali di fallimento.

2.4.2 Commenti sulla formulazione delle ipotesi

Le ipotesi formulate nel precedente paragrafo affondano le loro radici all'interno della letteratura presente sui bias cognitivi imprenditoriali. Nel seguito si cerca di fornire una giustificazione per ognuna di queste, citando la letteratura consultata, ove possibile; infatti, al momento in cui lo scrivente effettua le analisi, non tutte le ipotesi formulate sono state verificate dalla letteratura presente in quest'ambito e alcune di queste hanno l'ambizione di costituire la base per nuove ricerche.

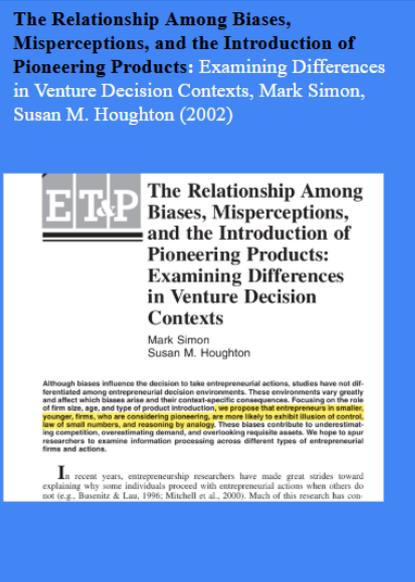
2.4.2.1 Commenti sul primo gruppo di ipotesi

Cenni teorici generali sul primo gruppo di ipotesi

Perché l'approccio può influenzare la comparsa di alcuni bias?

Questo interrogativo costituisce la base del primo gruppo di ipotesi, nel seguito vengono riportati i riscontri teorici individuati che vogliono spiegare perché bias e approcci imprenditoriali sono correlati.

L'intuizione secondo cui l'ambiente decisionale influenza i bias e la misura in cui compaiono mostra già riscontri nell'articolo del 2002 di Simon e Houghton (vedi immagine seguente).



The Relationship Among Biases, Misperceptions, and the Introduction of Pioneering Products: Examining Differences in Venture Decision Contexts, Mark Simon, Susan M. Houghton (2002)

TEORIA
L'**ambiente decisionale** influenza quali bias emergono e in che misura (*ecological rationality*).

FINDINGS
Due contesti chiave influenzano il processo decisionale:

1. **Età dell'impresa** → Le aziende più giovani adottano un approccio più attivo nella ricerca di informazioni.
2. **Decisione di pionierismo** → Gli imprenditori che lanciano prodotti innovativi sono più esposti a bias.

Gli imprenditori di aziende più piccole e più giovani, che stanno prendendo in considerazione l'idea di essere pionieristici, hanno maggiori probabilità di mostrare l'illusione del controllo, la legge dei piccoli numeri e ragionamento per analogia.

Tuttavia, gli autori sottolineano che **i bias non sono sempre negativi**, poiché possono incentivare l'azione imprenditoriale e l'innovazione.

METODO
Gli autori **non testano empiricamente i loro findings**, ma usano letteratura esistente per supportare le loro proposizioni, modelli teorici di elaborazione delle informazioni per spiegare il ruolo dei bias (contesti e modalità di ricerca delle info) e proposizioni testabili per guidare future ricerche sperimentali.

Figura 9: teoria, findings e metodo per l'articolo di Simon e Houghton 2002

Sarasvathy, nel suo celebre articolo del 2005, sottolinea come l'approccio decisionale degli imprenditori modella la loro percezione del rischio, il modo in cui elaborano le informazioni e la loro capacità di adattamento.

Knowing What to Do and Doing What You Know: Effectuation as a Form of Entrepreneurial Expertise, Saras D. Sarasvathy, Stuart Read (2005)

Approccio, expertise e bias

TEORIA
L'approccio e l'esperienza dell'imprenditore sono fattori determinanti nella manifestazione di bias cognitivi. La loro intensità e tipologia dipende dal tipo di approccio decisionale adottato e dall'esperienza dell'imprenditore.

FINDINGS
Gli autori collegano l'**effectuation** all'emergere di bias cognitivi, sostenendo che l'approccio decisionale degli imprenditori **modella la loro percezione del rischio, il modo in cui elaborano le informazioni e la loro capacità di adattamento.**

Un approccio di tipo **effectuation riduce l'overconfidence** perché "Expert entrepreneurs reject the use of predictive information" preferendo sperimentazione e feedback continui, **aumenta l'illusion of control** perché "Effectual entrepreneurs focus on available means and select solutions based on those means" e **riduce l'escalation of commitment** perché enfatizza l'uso del "principio della perdita sostenibile" (affordable loss), che limita il rischio di commitment eccessivo.

Attraverso la teoria della **pratica deliberata** (Ericsson et al., 1993) viene esplorato il concetto di expertise imprenditoriale, suggerendo che l'esperienza può **mitigare** (overconfidence e escalation of commitment) o **amplificare** (illusion of control) determinati bias.

METODO
La ricerca si basa su studi precedenti che collegano le euristiche e bias cognitivi al processo decisionale imprenditoriale con integrazione di teorie esistenti sull'expertise.

Figura 10: teoria, findings e metodo per l'articolo di Sarasvathy 2005

Nell'articolo del 2021 **"The Ramifications of Effectuation on Biases in Entrepreneurship - Evidence from a Mixed-Method Approach, Stephen X. Zhang, Maw-Der Foo, Roberto S. Vassolo"** viene analizzato il ruolo dell'approccio effectuation su bias come overconfidence e illusion of control. Il paper evidenzia come, mentre l'approccio effectuation abbia un effetto sui bias, non li aumenta in modo indiscriminato; infatti, aumenta l'*illusion of control* ma diminuisce l'*overconfidence*.

The Ramifications of Effectuation on Biases in Entrepreneurship - Evidence from a Mixed-Method Approach (2021), Stephen X. Zhang, Maw-Der Foo, Roberto S. Vassolo

Approccio imprenditoriale e bias

TEORIA
L'approccio imprenditoriale **ha un effetto** sui bias, ma non li aumenta o diminuisce in modo indiscriminato.

FINDINGS

- Studio 1 (Survey): **effectuation correlata positivamente con l'Illusione di Controllo** (+0.24 SD, p = .033) e **negativamente con Overconfidence** (-0.42 SD, p = .001).
- Studio 2 (Esperimento): **i partecipanti addestrati all'effectuation hanno maggiore Illusione di Controllo e minore Overconfidence** rispetto a quelli addestrati al causation.

METODO
Gli autori hanno combinato un'indagine sul campo (survey) con un **esperimento controllato**.

SURVEY, 143 imprenditori
Regressioni OLS su sondaggi in cui gli imprenditori sceglievano tra due portafogli di investimenti con lo stesso livello di rischio e rendimento. Preferire il portafoglio in cui si ha il controllo sulle scelte indica maggiore illusione di controllo. L'overconfidence è stata misurata con un test di cultura generale accompagnata da una domanda sul grado di sicurezza nella loro risposta.

ESPERIMENTO, 178 studenti
Divisi casualmente in due gruppi (causation ed effectuation). Sessione di training di 20 minuti sui due metodi e questionario successivo.

Figura 11: teoria, findings e metodo per l'articolo di Zhang 2021

Il fatto che l'effectuation sia collegato positivamente con una minore overconfidence è coerente con lo stile di effectuation, secondo cui gli individui tendono a concentrarsi meno sulla concorrenza diretta. È noto, infatti, che una minore attenzione alla concorrenza contribuisce a ridurre l'eccessiva fiducia in sé stessi, come evidenziato dagli studi di Johnson e Fowler (2011). Questo fenomeno può essere spiegato dal fatto che, riducendo il confronto diretto con altri operatori del mercato, gli imprenditori limitano il rischio di sviluppare una percezione distorta delle proprie capacità.

D'altra parte, il legame tra effectuation e una maggiore illusion of control è coerente con l'enfasi posta sul controllo nelle decisioni imprenditoriali, caratteristica fondamentale dell'approccio effectual. L'adozione di questo stile decisionale porta gli individui a credere di avere un'influenza maggiore sugli eventi rispetto a quanto effettivamente possibile, come sottolineato da Blanco et al. (2011) e Blanco & Matute (2015). Questo aspetto evidenzia la complessità del rapporto tra le diverse forme di bias cognitivi e le modalità con cui gli imprenditori prendono decisioni.

I risultati di questo studio suggeriscono che il grado di esposizione ai pregiudizi cognitivi varia in base allo stile decisionale adottato dagli imprenditori, nonché in relazione ai pregiudizi specifici considerati. Di conseguenza, il medesimo stile decisionale non genera necessariamente un effetto uniforme su tutti i bias cognitivi, ma può addirittura produrre effetti contrapposti a seconda del tipo di pregiudizio analizzato. Questo risultato invita a condurre ulteriori ricerche per comprendere meglio le sfumature del processo decisionale imprenditoriale e approfondire il modo in cui i diversi pregiudizi si manifestano in ambito imprenditoriale (Zhang & Cueto, 2017).

La giustificazione specifica delle ipotesi del primo gruppo

Sebbene la differenza nella manifestazione dei bias tra approcci diversi (Causation ed Effectuation) sia già stata studiata, manca una distinzione chiara tra approccio e controllo. L'idea che adottare un approccio possa ridurre i bias rispetto a un gruppo di controllo si basa sull'ipotesi che questo aiuti gli imprenditori a gestire l'incertezza, riducendo così la dipendenza dai bias cognitivi.

Ricerche empiriche hanno dimostrato che l'approccio scelto influisce su bias come overconfidence, illusion of control ed escalation of commitment. Tuttavia, non sono ancora presenti evidenze riguardo 10 degli 11 bias oggetto dello studio tra cui confirmation bias, selection bias, curse of knowledge, additive bias, anecdotal bias, bandwagon effect, illusion of validity, planning fallacy, false uniqueness effect e product ambiguity.

In base alle caratteristiche di ciascun bias, si è ipotizzato che la loro frequenza possa variare tra imprenditori che adottano un approccio scientifico, effectuation o nessuno dei due.

2.4.2.2 Commenti sul secondo gruppo di ipotesi

Cenni teorici generali sul secondo gruppo di ipotesi

Questo secondo set di domande nasce dal paper di Stephen X. Zhang, Javier Cueto “**The study of bias in Entrepreneurship**”, già citato nel primo capitolo del lavoro di tesi svolto dallo scrivente; infatti, un paragrafo del paper recitava “La ricerca futura potrebbe esplorare se e come il processo decisionale basato sul team sia distorto e potrebbe anche affrontare il modo in cui i pregiudizi individuali influiscono sul processo decisionale del team. La ricerca futura dovrebbe anche esaminare

come prendere decisioni in una squadra possa alterare i pregiudizi degli individui; ad esempio, gli individui possono mostrare pregiudizi diversi o diversi gradi di pregiudizio quando prendono decisioni in una squadra, rispetto a quando le prendono da soli”.

La giustificazione specifica delle ipotesi del secondo gruppo

L'ipotesi che un team più numeroso tenda a manifestare bias cognitivi come il *confirmation bias*, il *bandwagon effect*, il *planning fallacy* e l'*overconfidence* può essere giustificata facendo riferimento alla vasta letteratura nel campo della psicologia sociale e dell'organizzazione del lavoro, la seguente ipotesi però non è ancora stata indagata nel campo dell'imprenditoria. Diversi studi hanno dimostrato come l'aumento del numero di membri in un gruppo possa amplificare determinati processi cognitivi disfunzionali. Di seguito alcuni dei principali bias menzionati e la letteratura di supporto.

Quando un gruppo cresce in dimensioni, il *confirmation bias* può intensificarsi, poiché i membri tendono a sostenere idee già approvate per evitare conflitti o per consolidare un senso di appartenenza.

Janis (1972) nel suo celebre lavoro sulla "*Groupthink*" osservò che i gruppi, specialmente quelli numerosi, spesso cadono in un processo decisionale che evita il confronto di opinioni diverse, preferendo invece confermare ciò che è già condiviso. Questo fenomeno è particolarmente evidente quando un team è sotto pressione per arrivare a un consenso.

Nickerson (1998) discute come, nei gruppi, il *confirmation bias* possa essere amplificato dalle dinamiche interpersonali e dalla pressione verso il consenso, con il rischio che la discussione si orienti unicamente verso la conferma delle credenze condivise dal gruppo anziché esplorare nuove prospettive.

Il *bandwagon effect* si manifesta quando le persone tendono a adottare un comportamento o un'opinione solo perché percepiscono che altri lo stanno facendo. Nei team numerosi, questa tendenza può essere amplificata, poiché i membri del gruppo sono maggiormente esposti alla pressione sociale o al desiderio di conformità.

Asch (1951) condusse esperimenti pionieristici che dimostrarono come le persone spesso conformino i propri giudizi a quelli della maggioranza, anche quando sono consapevoli che la maggioranza sta sbagliando. Nei gruppi più grandi, questo effetto di conformismo tende a intensificarsi.

Cialdini e Goldstein (2004) spiegano come la pressione sociale nei gruppi più numerosi possa indurre le persone a conformarsi per evitare il dissenso, con l'effetto di far crescere comportamenti di tipo *bandwagon*, in cui i membri adottano decisioni solo perché percepiscono che la maggioranza le supporta.

La *planning fallacy* è il bias che porta i gruppi a sottovalutare il tempo, i costi e i rischi associati al completamento di un progetto, sovrastimando la propria capacità di portare a termine i compiti secondo i piani. Nei team più grandi, questo bias può essere aggravato dalla frammentazione della responsabilità e dall'ottimismo condiviso.

Kahneman e Tversky (1979) hanno introdotto il concetto di *planning fallacy*, mostrando come gli individui e i gruppi tendano a essere eccessivamente ottimisti riguardo ai tempi di realizzazione di un progetto. Nei team più grandi, le stime potrebbero essere ancora più ottimistiche, poiché i membri possono erroneamente supporre che la presenza di più persone velocizzi il lavoro.

Buehler et al. (1994) mostrano come i gruppi sovrastimino sistematicamente la propria capacità di portare a termine i progetti, ignorando la complessità derivante dalla coordinazione di un numero elevato di persone.

L'*overconfidence* si verifica quando i membri di un gruppo sovrastimano le proprie capacità, conoscenze o probabilità di successo. Nei team numerosi, l'effetto di condivisione della fiducia (*confidence-sharing*) può portare a un'eccessiva sicurezza collettiva, con gravi conseguenze per il processo decisionale.

Stasser e Titus (1985) dimostrano come, nei gruppi, la discussione tenda a concentrarsi su informazioni condivise piuttosto che su quelle non condivise, il che può portare a una sovrastima della comprensione del problema da parte del gruppo. Nei team numerosi, questo effetto può aumentare, poiché la presenza di più persone tende a rafforzare la fiducia nelle decisioni collettive.

Moore e Healy (2008) discutono l'*overconfidence* nei gruppi e mostrano che i membri spesso sovrastimano la precisione delle proprie previsioni e giudizi. Nei gruppi più grandi, l'eccesso di fiducia diventa ancora più problematico, poiché i membri possono fare affidamento sugli altri e sottovalutare le sfide.

La *Curse of Knowledge* si manifesta quando un individuo fatica a mettere da parte la propria conoscenza o esperienza per capire che gli altri potrebbero non condividere la stessa comprensione di un concetto o problema. La presenza di un team numeroso e diversificato può ridurre la *curse of knowledge* perché introduce una maggiore varietà di prospettive, esperienze e conoscenze. Come evidenziato da Dougherty et al. (2000), lavorare in un team con differenti competenze e *background* porta gli individui a dover spiegare e condividere informazioni in modo più chiaro e accessibile, il che aiuta a superare l'assunzione che tutti i membri del gruppo abbiano lo stesso livello di comprensione.

L'*Illusion of Validity* consiste nel sovrastimare la validità di un giudizio o di una decisione basata su prove insufficienti. Un team numeroso e diversificato può ridurre l'*illusion of validity* perché un gruppo di persone con differenti opinioni e approcci tende a valutare più criticamente le decisioni. Secondo Janis (1982), la "*groupthink*" può essere mitigata attraverso la presenza di individui con prospettive diverse, che possono contrastare la tendenza di un singolo individuo o un piccolo gruppo a sovrastimare la validità delle loro decisioni. La discussione tra i membri del team porta quindi a un processo di verifica e confronto che limita la possibilità che una singola convinzione possa essere accettata senza adeguata valutazione.

Il *selection bias* si verifica quando vengono selezionate informazioni o campioni in modo non rappresentativo, influenzando negativamente i risultati. Un team numeroso con una maggiore diversità cognitiva ed esperienziale può aiutare a ridurre questo bias perché, come suggerito da Page (2007), gruppi eterogenei tendono a generare soluzioni migliori e a fare scelte più equilibrate, poiché le prospettive diverse richiedono di esaminare una gamma più ampia di informazioni. La pluralità di opinioni in un team aumenta le probabilità che vengano considerate più fonti di informazione e si riduca la possibilità che decisioni importanti siano basate su campioni o dati non rappresentativi.

2.4.2.3 Commenti sul terzo gruppo di ipotesi

Cenni teorici generali sul terzo gruppo di ipotesi sul successo e fallimento imprenditoriale

Perché alcuni bias cognitivi possono avere un impatto positivo sul successo imprenditoriale?

Per rispondere a questa domanda si è partiti da una call for paper: “Rationality in the entrepreneurship process: Is being rational actually rational? Introduction to the special issue”. In questo paper si pone l’attenzione sulla necessità di indagare più a fondo il ruolo della razionalità nell’imprenditoria. Nel seguito viene presentata la teoria prevalente e i findings del paper.

La ricerca sulla razionalità nell’imprenditoria presenta sostanziali disaccordi sulla sua definizione.

La maggior parte degli studi si basa sulla **Bounded Rationality** di Simon, che riconosce i limiti delle capacità umane di elaborare informazioni, in contrasto con la visione dell’economia classica di massimizzazione dell’utilità. Esempi di ciò:

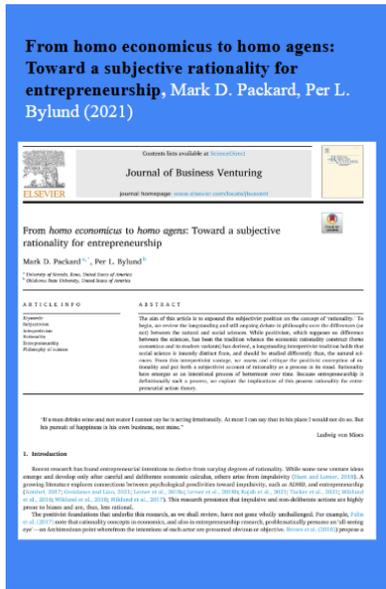
- La **ecological rationality**, che tiene conto del contesto ambientale e delle condizioni di incertezza tipiche dell’imprenditoria.
- **Anchoring Theory**: suggerisce che quando gli individui cercano di fare stime o previsioni sulle utilità future, iniziano con un valore iniziale (l’ancora) e poi si adattano da lì, in modo quindi non conforme ai principi statistici. Questo lavoro è stato incorporato nella ricerca sull’imprenditorialità su argomenti quali il ruolo dell’intuizione e dell’istinto nelle decisioni degli investitori in merito all’opportunità o meno di investire in startup così come il modo in cui si pongono domande e valutazioni nelle proposte di finanziamento.
- **Prospect theory**: il fatto che una scelta decisionale sia inquadrata come una perdita o un guadagno influisce sulla scelta che le persone fanno, indipendentemente dalla stessa utilità oggettiva delle due opzioni decisionali. Le persone tendono all’avversione alla perdita e fanno anche molto affidamento sulle informazioni “a portata di mano” quando prendono decisioni, entrambe incoerenti con le visioni economiche della razionalità.

In generale, per comprendere più a fondo la razionalità nell’imprenditorialità sia da un punto di vista psicologico che economico c’è da: a) esplorare ciò che guida i comportamenti imprenditoriali razionali in una pluralità di imprenditori; b) indagare i modi in cui i pregiudizi cognitivi degli imprenditori e dei principali stakeholder portano all’uso di euristiche (che sembrano colloquialmente “irrazionali” o “illogiche”) nel loro processo decisionale; c) colmare il divario tra scienza e pratica per consentire agli imprenditori di apprendere e utilizzare tali intuizioni

La call for paper, inoltre, cita 6 articoli di cui viene presentato un riassunto nel seguito per poi indagare 4 di questi più a fondo:

1. **Packard e Bylund (2021)** – Propongono un approccio soggettivista alla razionalità imprenditoriale collegando l’utilità soggettiva alla nozione economica di razionalità (max profitto). Definiscono la razionalità come un processo continuo di aggiornamento delle azioni e preferenze per allinearle ai valori personali, quindi anche decisioni apparentemente

irrazionali (es. seguire la passione anziché il profitto) possono essere considerate razionali in un'ottica soggettiva.



La razionalità come processo continuo di apprendimento e miglioramento

TEORIA SULLA RAZIONALITÀ

Gli autori sostengono che la razionalità imprenditoriale dovrebbe essere vista come un **processo continuo di apprendimento e miglioramento** piuttosto che un'ottimizzazione statica delle decisioni.

FINDINGS E COLLEGAMENTI CON I BIAS

I **bias cognitivi** finché accompagnano o non ostacolano un processo continuo di miglioramento e apprendimento possono essere funzionali all'imprenditorialità. Ad esempio, l'azione impulsiva consente di cogliere opportunità che una valutazione eccessivamente razionale potrebbe scartare. I bias cognitivi non sono semplicemente distorsioni da correggere, ma **possono essere funzionali o disfunzionali a seconda di come influenzano il processo di adattamento dell'imprenditore**.

Secondo questo punto di vista:

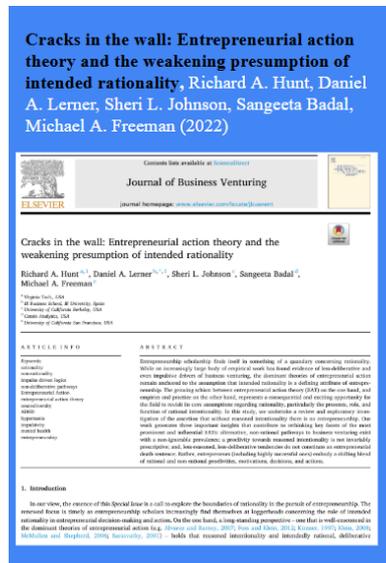
- **Bias che potrebbero migliorare le performance:** l'*overconfidence* può, in certi contesti, aiutare l'imprenditore a superare la paura del fallimento e ad agire in un ambiente di incertezza.
- **Bias che potrebbero peggiorare le performance:** al contrario, bias come l'effetto ancoraggio (anchoring) o l'avversione alle perdite possono impedire di aggiornare le decisioni in maniera efficace in un contesto dinamico, portando a scelte *subottimali*.

METODO

Non viene presentata alcuna analisi sperimentale o statistica che misuri in termini numerici l'impatto dei bias cognitivi sulle performance. La **discussione** resta quindi a **livello concettuale**, concentrandosi sul come e sul perché alcuni bias (ad esempio, l'impulsività o l'eccesso di fiducia) possano avere effetti ambivalenti sul processo imprenditoriale.

Figura 12: teoria, findings e metodo dell'articolo di Packard e Bylund 2021

2. **Hunt et al. (2022)** – La razionalità imprenditoriale è una combinazione di motivazioni razionali e irrazionali, influenzate da fattori neurodiversi. L'imprenditorialità non può essere compresa solo attraverso l'ottica dell'ottimizzazione economica; occorre considerare differenze cognitive e motivazionali.



Razionalità come soggettiva e processuale

TEORIA SULLA RAZIONALITÀ

Il paper propone un approccio basato sulla **razionalità soggettiva e processuale**, in cui le decisioni degli imprenditori devono essere interpretate nel contesto delle loro conoscenze, esperienze e aspettative in evoluzione.

FINDINGS E COLLEGAMENTI CON I BIAS

Un aspetto centrale della loro teoria è che la razionalità imprenditoriale non si limita a una scelta statica tra alternative predeterminate, ma è un **processo continuo di apprendimento e adattamento**. Gli imprenditori aggiornano costantemente i loro modelli mentali e modificano i loro obiettivi sulla base delle nuove informazioni e delle esperienze acquisite.

Mentre alcuni bias (come l'**eccesso di fiducia**) possono spingere gli imprenditori ad assumere rischi calcolati e a innovare, altri (come l'**ancoraggio** o il **confirmation bias**) possono limitare la capacità di adattamento e apprendimento. Gli autori evidenziano come tali bias non debbano essere considerati unicamente in termini negativi, ma possano avere un ruolo funzionale in un contesto di apprendimento continuo.

METODO

Studio quantitativo con un questionario su campioni rappresentativi di imprenditori (1049) e manager (1060), con analisi bivariate e regressioni multiple (controllando per età, genere, istruzione e altri sintomi psicopatologici), con aggiustamento di Bonferroni per le comparazioni multiple. Lo studio si concentra su misurazioni psicopatologiche in relazione a performance imprenditoriali.

Figura 13: teoria, metodo e findings dell'articolo di Hunt et al, 2022

3. **Lin et al. (2022)** – Mostrano come gli imprenditori "che si percepiscono come decisori 'razionali' non sempre si impegnano in un processo decisionale razionale". Gli imprenditori hanno la tendenza a formare semplici regole decisionali basate su informazioni subito disponibili e facilmente elaborate piuttosto che utilizzare criteri decisionali più completi

quando prendono decisioni complesse (soprattutto per imprenditori con elevato bisogno di chiusura cognitiva).



Persist or let it go: Do rational entrepreneurs make decisions rationally?
Nidhida Lin, Ralf Wilden, Francesco Chirico, Elahe Ghasradashti, Dawn R DeTienne (2022)

ARTICLE INFO

ABSTRACT

We theorize that both highly rational entrepreneurs and entrepreneurs with a high need for cognitive closure (NFCC) are likely to pay more attention to retrospective factors (past and degree of underperformance) and less to prospective factors (past and degree of future potential) for growth, personal growth, and financial growth when deciding whether to persist with an existing venture. Our findings from three decision choice experiments with 100 participants with 118 American entrepreneurs, and a post-regulation with 137 United Kingdom entrepreneurs consistently show that entrepreneurs who perceive themselves as rational do pay disproportionate rational behavior and entrepreneurs with a high NFCC pay more attention to retrospective factors in persistence decisions. Implications theoretical and practical conclusions. Results from our study are shared in the concluding section.

La razionalità limitata degli imprenditori

TEORIA SULLA RAZIONALITÀ
Molti imprenditori che si percepiscono come "razionali" in realtà **non adottano un comportamento pienamente razionale**, poiché tendono a **focalizzarsi su fattori retrospettivi** (performance passata) piuttosto che su fattori prospettici (potenziale futuro dell'impresa).

FINDINGS E COLLEGAMENTI CON I BIAS
L'incertezza dell'ambiente imprenditoriale riduce l'efficacia della razionalità tradizionale perché spesso mancano le informazioni complete necessarie per prendere decisioni pienamente razionali.

Retrospective Bias → Negativo: porta alla persistenza su imprese fallimentari anziché considerare alternative più redditizie.
Escalation of Commitment → Negativo: aumenta la tendenza a continuare a investire in un'impresa nonostante segnali di fallimento, spinta dalla necessità di giustificare decisioni passate.
Overconfidence Bias → Ambiguo: può essere dannoso se porta a sottovalutare i rischi, ma può aiutare nella raccolta di fondi e nella resilienza.
NFCC (need for cognitive closure) → impedisce di considerare nuove informazioni, portando a scelte rigide e meno adattive.

METODO
A tutti i partecipanti viene presentato un contesto comune: si ipotizza un'impresa (una PMI di 5 anni con 75 dipendenti) che sta sotto-performando rispetto alla media del settore. Ogni partecipante è sottoposto a 16 compiti decisionali in cui deve scegliere, in maniera forzata, tra due alternative (ad es. Venture A o Venture B). Lo studio analizza le decisioni di persistere o meno in relazioni a periodi di sottoperformance. Lo studio è stato replicato su 3 campioni indipendenti di 186, 128 e 157 imprenditori.

Figura 14: teoria, metodo e findings dell'articolo di Lin et al., 2022

- Koller et al. (2022)** – Gli imprenditori utilizzano logiche decisionali razionali differenti (causation vs. effectuation) in base alla complessità e ai costi percepiti della decisione. I risultati hanno mostrato che spesso questi si affidano a un ibrido di logiche decisionali razionali effettuative e causali, invece di utilizzare rigorosamente l'una o l'altra per prendere decisioni percepite altamente complesse o costose. Gli imprenditori sono razionali ma con logiche diverse.



Ecological rationality and entrepreneurship: How entrepreneurs fit decision logics to decision content and structure
Sonia Koller, Ute Stephan, Gorkan Ahmetoglu (2022)

ARTICLE INFO

ABSTRACT

During new venture creation, entrepreneurs make decisions in a variety of ways from seeking information, testing hypotheses, and using experimentation to effecting or avoiding risks in decision-making. In this study, we investigate ecological rationality theory and decision-making theory to examine how the nature of decision content and structure (i.e., decision logic) in a qualitative study with 41 entrepreneurs across 200 decisions, we explore how decision content (i.e., the decision to start or continue a venture) and decision structure (i.e., the decision to start or continue a venture) influence entrepreneurs' use of effecting or avoiding risks. The study uses findings from an experiment with 200 entrepreneurs and an in-depth qualitative study. Our results suggest that decision content influences entrepreneurs' overall representation of decision structure. In fact, the combination of new elements of decision structure – decision complexity and the perceived costs of implementing different options – cause entrepreneurs' use of decision logic. We contribute to the literature on decision-making by presenting a rich conceptual model of decision logic, introducing the concept of decision fit as a driver of decision logic, and developing an understanding of hybrid decision-making (the structure-sense use of effecting and avoiding).

La razionalità come adattamento

TEORIA SULLA RAZIONALITÀ
L'idea centrale è che gli imprenditori **adattano il loro stile decisionale alla natura delle decisioni** che affrontano, invece di seguire sempre un approccio razionale ottimizzante.
La razionalità è positiva quando è adattiva e contestualizzata, negativa quando è rigida e applicata in modo uniforme a tutte le decisioni.

FINDINGS E COLLEGAMENTI CON I BIAS
La scelta tra logiche decisionali **causali** (basate sulla previsione e pianificazione) ed **effettuali** (basate sull'adattamento e sperimentazione) dipende da alcuni fattori.
L'effectuation è favorita quando la decisione è complessa (molte opzioni disponibili) e i costi percepiti sono bassi, mentre la **causation** è utilizzata quando i costi sono elevati e l'imprenditore ha bisogno di ridurre l'incertezza attraverso previsioni e piani strutturati.

Influenza dei bias sulla decisioni imprenditoriali:
Elevata influenza negativa: escalation of commitment (porta a decisioni inefficienti a lungo termine).
Moderata influenza positiva: satisficing (aiuta in ambienti incerti), overconfidence (se moderato).
Influenza variabile: bias della retrospettione (dipende dal contesto e dall'approccio dell'imprenditore).

METODO
Nucleo qualitativo costituito da 41 imprenditori. Sono state condotte interviste semi-strutturate della durata di circa un'ora in cui ogni intervistato ha descritto e discusso in media 4-5 eventi decisionali significativi, per un totale complessivo di circa 290 decisioni. Per triangolare e validare i dati raccolti nelle interviste, sono stati analizzati 343 post e commenti da 10 gruppi aperti (su Facebook e LinkedIn) dedicati a business founders e imprenditori. Ci si è concentrati su logica decisionale, complessità e costi percepiti.

Figura 15: teoria, metodo e findings dell'articolo di Koller et al., 2022

- Newman e Alvarez (2022)** – La nozione di razionalità non è universale né geograficamente né a livello di genere.

6. **Kraft et al. (2022)** – L'overconfidence (valutata come over-precision, overestimation, over-placement) è un fattore chiave nel processo imprenditoriale e ha effetti diversi a seconda della fase della startup. Tutti i tipi sono positivamente correlati alla "valutazione delle opportunità e alla creazione di nuove imprese nella fase pre-lancio, sebbene l'effetto dell'iperprecisione sia significativamente più forte". Per quanto riguarda il post-lancio, "solo la seconda mostra un'influenza positiva". E, in termini di performance di nuove imprese, "solo la prima mostra un effetto negativo significativo".

Per concludere, studi empirici basati su questionari e survey hanno evidenziato il **ruolo ambivalente** dell'*overconfidence bias* sulla performance imprenditoriale. Altri bias, come *loss aversion*, *confirmation bias*, *retrospective bias* ed *escalation of commitment*, possono invece ridurre la capacità di adattamento.

Questa ricerca si propone di **approfondire l'impatto di ulteriori bias** sulle performance imprenditoriali, utilizzando un database con **dati raccolti nel tempo** in modo da monitorare le reali performance della startup e non una percezione degli imprenditori. Questo approccio si differenzia dai metodi precedenti, basati principalmente su interviste o questionari spot.

2.5 Il pensiero dello scrivente su imprenditorialità e razionalità

Questo paragrafo riassume il pensiero dello scrivente su imprenditorialità e razionalità, derivato dalle conoscenze pregresse, dalla letteratura consultata e dal lavoro di ricerca svolto. Questo pensiero è stato utilizzato per la formulazione delle ipotesi e per l'interpretazione dei risultati ottenuti.

Gli imprenditori prendono decisioni sulla base di fattori razionali e irrazionali.

Questi dipendono dal soggetto (chi è e come ragiona) e dall'ambiente in cui opera e costituiscono il processo decisionale dell'imprenditore. Una decisione è il risultato di razionalità e bias (che, a loro volta, possono manifestarsi con intensità di proporzione differente sulla base del soggetto e dall'ambiente in cui questo si trova).

Il **processo decisionale**, a sua volta, può spingere gli imprenditori verso altri processi decisionali razionali o bias specifici.

In prima battuta quindi **razionalità e bias** possono quindi avere conseguenze sia positive che negative sul successo imprenditoriale. Ad esempio, un'eccessiva razionalità può portare alla *paralysis from analysis* mentre una mancanza di bias come l'*overconfidence* non favorisce lo stimolo imprenditoriale. La massimizzazione della funzione di utilità per l'imprenditore (coincidente con il successo dell'idea imprenditoriale) sarà quindi raggiunta con la compresenza di euristiche, bias e razionalità.

2.6 Il pensiero dello scrivente su bias e successo imprenditoriale

Questo paragrafo riassume il pensiero dello scrivente su bias e successo imprenditoriale, derivato dalle conoscenze pregresse, dalla letteratura consultata e dal lavoro di ricerca svolto. Questo pensiero è stato utilizzato per la formulazione delle ipotesi e per l'interpretazione dei risultati ottenuti.

Si decide di sposare la teoria secondo cui **i bias cognitivi, finché non ostacolano un processo continuo di adattamento e miglioramento**, in un ambiente incerto e dinamico come quello imprenditoriale, **sono positivi**.

Questo perché l'ambiente imprenditoriale è estremamente complesso e costantemente in evoluzione quindi gli imprenditori necessitano di euristiche e bias (oltre che, ovviamente, della razionalità) per navigarlo.

L'imprenditorialità infatti non prevede il passaggio da un punto A ad un punto B (concezione della razionalità classica, funzione di utilità), ma, partendo da A, prevede il miglioramento e adattamento di una serie di aspetti per arrivare al punto B, passando magari per C o D, aggiungendo quindi termini alla funzione di utilità fittizia dell'imprenditore.

In particolare, sulla base dei findings ricavati dalla ricerca:

- **Overconfidence Bias** può essere dannoso se porta a sottovalutare i rischi di una startup già avviata, ma può aiutare a superare l'iniziale paura del fallimento, nella raccolta di fondi e nella resilienza necessaria per navigare ambienti incerti.
- **Anchoring effect** o **Loss Adversion** possono impedire di aggiornare le decisioni in maniera efficace in un contesto dinamico, portando a scelte subottimali
- **Confirmation bias** può limitare la capacità di adattamento e apprendimento
- **Retrospective Bias** porta alla persistenza su imprese fallimentari anziché considerare alternative più redditizie.
- **Escalation of Commitment** aumenta la tendenza a continuare a investire in un'impresa nonostante segnali di fallimento, spinta dalla necessità di giustificare decisioni passate

Capitolo 3: attività di analisi e risultati

Il terzo capitolo si concentra sul cuore della ricerca effettuata dallo scrivente: l'analisi dei dati tramite regressione lineare.

Nella parte iniziale del capitolo verranno presentate alcune ipotesi, oggetto dello studio dello scrivente. Queste verranno poi confermate e falsificate attraverso l'analisi del database tramite regressioni lineari con l'ausilio del software statistico STATA.

3.1 Preambolo sulle Analisi dei dati

Il progetto di ricerca mira a migliorare la comprensione delle distorsioni cognitive che influenzano i fondatori di startup nelle fasi cruciali di crescita e validazione delle loro idee. Per effettuare queste analisi quantitative, dato il database con tutte la startup taggate, si procederà tramite il software statistico STATA che permette analisi statistiche avanzate come regressioni lineari, modelli di serie temporali, analisi di dati panel e cross-action.

Questo paragrafo ha quindi l'obiettivo di spiegare il metodo seguito per le analisi, portando alla luce i risultati che emergono dalle analisi precedenti.

3.1.1 Le tipologie di analisi

Due sono le tipologie di analisi utilizzate per lo studio: le **analisi panel** e le **analisi cross-section**. Queste differiscono per il tipo di dati su cui operano e per gli obiettivi che cercano di raggiungere.

3.1.1.1 Analisi Cross-Section

L'analisi cross-section (sezionale o trasversale) si occupa di un insieme di dati osservati in un unico momento nel tempo, su diverse unità (le righe del dataset, come ad esempio startup id, round di intervista ecc.). In questo tipo di analisi, si analizzano le differenze tra le unità in un preciso istante o periodo, ma non si considera la variazione nel tempo. Caratteristiche principali:

- **Singolo punto nel tempo:** i dati sono raccolti solo in un determinato momento. Non c'è quindi dimensione temporale;
- **Differenze tra unità:** l'analisi si concentra sulle differenze tra unità piuttosto che sui cambiamenti nel tempo;
- **Struttura dei dati:** la struttura tipica dei dati è una matrice in cui le righe rappresentano le diverse unità (es. startup) e le colonne rappresentano le variabili di interesse (es. trattamento, bias).

Un'analisi *cross-section* potrebbe essere uno studio del reddito e del livello di istruzione di un campione di individui in un determinato anno, ad esempio nel 2023. L'obiettivo è capire come il reddito (variabile dipendente) varia per ogni unità (ovvero individuo) in funzione dell'istruzione (variabile indipendente) in quel momento specifico.

Alcuni suoi limiti sono i seguenti:

- Non permette di osservare cambiamenti o trend nel tempo;
- Non è adatta per studiare dinamiche o effetti di lungo periodo.

Operativamente, prima di procedere con questa tipologia di analisi, è stato necessario creare una variabile che riportasse, al round 10, l'indicazione se la startup avesse abbandonato l'idea o meno. In questo modo è stato possibile aggiungere la variabile `termination_idea` nella regressione per controllare l'effetto dovuto al minor numero di round in cui erano stati raccolti i dati. Il codice inserito nel prompt del software STATA è stato quindi il seguente:

```
by id: gen cum_termination_idea = 0 if treatment != .
by id: replace cum_termination_idea = termination_idea if n_interview == 1
by id: replace cum_termination_idea = cum_termination_idea[_n-1] + termination_idea[_n] if
n_interview != 1
by id: replace cum_termination_idea = cum_termination_idea[_n-1] if cum_termination_idea == . &
n_interview != 1
```

In questo modo, in tutte le regressioni cross section sarà possibile inserire la variabile `cum_termination_idea` per controllare l'effetto dovuto all'abbandono prematuro della startup.

Infine, come è possibile osservare dalla variabile definita sopra, occorre precisare che l'analisi *cross section* verrà utilizzata con un unico punto di osservazione andando a definire le cumulate delle variabili oggetto di studio, come i bias. Queste si potranno mettere in relazione con i trattamenti o con altre variabili.

3.1.1.2 Analisi Panel

L'analisi panel (anche detta longitudinale o dati panel) si basa su dati che osservano le stesse unità in più momenti nel tempo. Questo tipo di analisi combina le caratteristiche dell'analisi cross-section con l'analisi temporale, permettendo di osservare sia le differenze tra unità che i cambiamenti nel tempo all'interno delle stesse unità. Caratteristiche principali:

- **Doppia dimensione (tempo e unità):** i dati sono osservati su più unità (come startup id) e in più momenti temporali (come numero di intervista);
- **Analisi delle variazioni nel tempo:** permette di studiare i cambiamenti temporali all'interno delle unità (stessa startup, effetti **within**) e le differenze tra unità diverse (diverse startup, effetti **between**);
- **Struttura dati:** la struttura dei dati panel è più complessa. Ogni unità ha più osservazioni, una per ciascun periodo temporale. Le righe del dataset rappresentano le unità osservate nel tempo (numero di intervista della startup), mentre le colonne rappresentano le variabili di interesse (trattamento, bias).

Un'analisi panel potrebbe ad esempio studiare l'andamento del reddito e del livello di istruzione di un campione di individui dal 2015 al 2023. Questo tipo di analisi consente di capire come il reddito di ciascun individuo varia nel tempo, tenendo conto delle differenze iniziali tra gli individui.

Alcuni suoi vantaggi sono i seguenti:

- Permette di studiare dinamiche e cambiamenti nel tempo;
- Aiuta a controllare per **eterogeneità non osservata**: caratteristiche non misurate che possono influenzare la variabile dipendente Y, ma che rimangono costanti nel tempo per ogni unità (es. intelligenza, caratteristiche geografiche).

Alcuni suoi limiti, invece, sono i seguenti:

- Richiede la disponibilità di dati per più periodi temporali, il che può essere costoso o difficile da ottenere;
- Può essere più complesso da modellare e interpretare rispetto all'analisi cross-section.

Nel campione oggetto di analisi l'analisi panel potrà essere utilizzata per capire se c'è correlazione fra trattamenti e lo sviluppo nel tempo di certi bias.

Anche in questo caso è stata utilizzata una variabile di controllo per permettere al modello di escludere le osservazioni in cui la startup aveva effettuato dropout con la dicitura *if termination_all_miss != .*

3.1.1.3 p-value

Il **p-value** (o valore-p) è un concetto fondamentale nelle statistiche inferenziali e serve a misurare la probabilità di osservare risultati estremi (o più estremi) rispetto a un'ipotesi nulla, data l'assunzione che l'ipotesi nulla sia vera.

In un test di ipotesi, infatti, esistono due ipotesi principali:

1. Ipotesi nulla (H_0): di solito rappresenta una dichiarazione di "nessun effetto" o "nessuna differenza";
2. Ipotesi alternativa (H_1): rappresenta una dichiarazione di "effetto" o "differenza" rispetto all'ipotesi nulla.

Il p-value è la probabilità di estrarre un campione di dati che mi faccia rigettare erroneamente H_0 , assumendo quindi che questa ipotesi sia vera (figura 17).

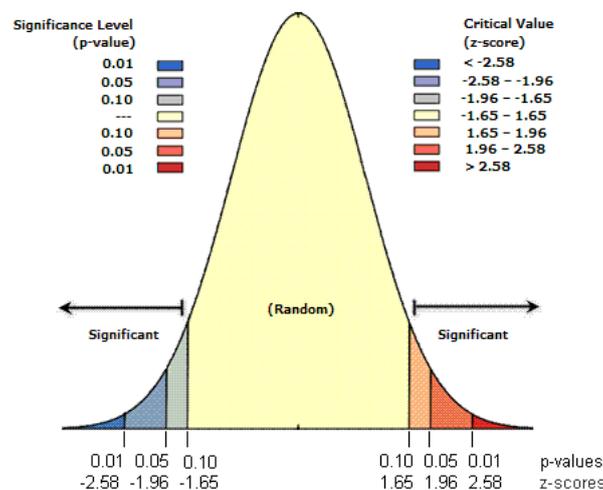


Figura 16: distribuzione normale con p value e valori di z

Se il p-value è basso (di solito $< 0,10$ cioè verso le code della distribuzione normale in figura), significa che c'è una bassa probabilità che i risultati osservati siano dovuti al caso, e questo suggerisce che si può rifiutare l'ipotesi nulla a favore dell'ipotesi alternativa.

Se il p-value è alto (di solito $> 0,10$ cioè verso il centro della distribuzione normale in figura), significa che i risultati osservati sono compatibili con l'ipotesi nulla, e quindi non ci sono sufficienti prove per rifiutarla.

Nel nostro caso specifico, in cui utilizzeremo un livello di significatività del 10%, si immagini di voler testare l'effetto del trattamento (ad esempio *scientific*) sulla comparsa di un determinato bias (ad esempio il *selection bias*):

1. Ipotesi nulla H_0 : il trattamento *scientific* non ha alcun effetto (rispetto al campione di controllo) sulla comparsa del *selection bias*;
2. Ipotesi alternativa H_1 : il trattamento *scientific* ha un effetto sulla comparsa del *selection bias*, cioè la differenza media tra i gruppi *scientific* e controllo non è zero.

Dopo aver condotto l'analisi statistica otteniamo un p-value di 0,07. Questo significa che, assumendo che l'ipotesi nulla sia vera, c'è una probabilità del 7% di estrarre un campione di dati che mi faccia rigettare erroneamente l'ipotesi H_0 .

Dato che la probabilità di rigettare erroneamente l'ipotesi nulla è inferiore al livello di significatività determinato a priori (10%), si potrà rifiutare H_0 in favore dell'ipotesi alternativa H_1 ; si concluderà quindi che il trattamento *scientific* probabilmente ha un effetto significativo sulla comparsa sul *selection bias*.

3.1.2 Variabili di controllo

Per alcune delle analisi seguenti sono state utilizzate delle variabili di controllo, non direttamente correlate con la variabile dipendente ma utili per includere nel modello anche altri aspetti che potrebbero spiegare il comportamento della Y .

Ad esempio, *i.instructor* per includere la differenza tra istruttori o *i.n_interview* per considerare il round a cui avveniva l'intervista.

Alcune delle analisi seguenti potrebbero includere anche il tipo di tecnologia data l'ipotesi secondo cui le startup tecnologiche tendono a manifestare più bias perché si concentrano in misura maggiore sull'*execution* e l'età della startup per vedere come questa influisce sulla manifestazione dei bias.

Infine, per tutte le analisi seguenti si troverà la dicitura `vce(cluster intervention_instructor)` che permette il calcolo degli errori standard in modo correlato tra i gruppi definiti dal numero di interventi dell'istruttore. Senza questa correzione, gli errori standard potrebbero essere sottostimati, portando a test di significatività statistica distorti.

3.2 Le analisi dei dati tramite regressione lineare

3.2.1 Bias e trattamento

Questo primo paragrafo riporta le analisi riguardanti il primo gruppo di ipotesi formulate ovvero:

Il tipo di trattamento è una determinante delle tipologie di bias che gli imprenditori manifestano?

Analisi HIP 1.1

HIP 1.1: seguire un approccio permetterà agli imprenditori di manifestare un numero minore di bias rispetto al campione di controllo, con un effetto maggiore nel tempo;

Analisi Cross Section, approccio-bias

Per prima cosa è stato necessario creare una variabile che riportasse, al round 10, la cumulata dei bias che l'imprenditore aveva manifestato durante i 10 round di interviste. Il codice inserito nel prompt del software STATA è stato quindi il seguente.

```
by id: gen cum_BIASXROUND = 0
by id: replace cum_BIASXROUND = BIASXROUND if n_interview == 1
by id: replace cum_BIASXROUND = cum_BIASXROUND[_n-1] + BIASXROUND[_n] if
n_interview != 1

by id: replace cum_BIASXROUND = cum_BIASXROUND[_n-1] if missing(BIASXROUND)
```

In questo modo, nella riga corrispondente al round 10, nella colonna della nuova variabile cum_BIASXROUND abbiamo il numero totale di bias che l'imprenditore ha manifestato nei 10 round di intervista.

A questo punto effettuiamo la regressione dividendo per tipologia di trattamento e creando dei cluster per tipologia di istruttore di modo da eliminare l'effetto dato dal diverso istruttore.

```
nbreg cum_BIASXROUND i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

cum_BIASXROUND	Robust				
	Coefficient	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
treatment					
2	-.396473	.1349917	-2.94	0.003	-.6610518 -.1318942
3	-.3684702	.1872	-1.97	0.049	-.7353755 -.001565

Notiamo come l'approccio permetta agli imprenditori di manifestare un numero minore di bias per round sia per l'approccio scientific (1) che per l'effectuation (2).

Analisi Panel, approccio-bias

```
xtreg BIASXROUND i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != . &
n_interview > 0 & n_interview < 11, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,289
Number of groups = 185

BIASXROUND	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.5160983	.1620709	-3.18	0.001	-.8337514	-.1984452
3	-.4711225	.2514293	-1.87	0.061	-.9639148	.0216699

Anche nel tempo notiamo una diminuzione del numero totale di bias, con un effetto più pronunciato, se il founder utilizza un approccio imprenditoriale.

Analisi HIP 1.2

HIP 1.2: adottare un approccio *Scientific*, che spinge l'imprenditore ad utilizzare un processo decisionale strutturato e basato su dati, limiterà *confirmation bias*, *anecdotal bias*, *planning fallacy* e *selection bias*;

Analisi Cross Section, scientific-confirmation

```
nbreg cum_confirmation i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 177

cum_confirmation	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0419609	.2211129	-0.19	0.849	-.4753343	.3914125
3	-.2967476	.2893953	-1.03	0.305	-.863952	.2704567

Non si ottengono risultati significativi.

Analisi Panel, scientific-confirmation

```
xtreg confirmation i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != . & n_interview
> 0 & n_interview < 11, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,218
Number of groups = 185

confirmation	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0814683	.0496208	-1.64	0.101	-.1787233	.0157867
3	-.0924916	.0560381	-1.65	0.099	-.2023242	.0173411

Si ottengono risultati significativi per entrambi gli approcci. Seguire un approccio imprenditoriale, dunque, permette la diminuzione del confirmation bias nel tempo rispetto al campione di controllo.

Analisi Cross Section, scientific-anecdotal

```
nbreg cum_Anecdotal i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 176

cum_Anecdotal	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.8934547	.3120729	-2.86	0.004	-1.505106	-.2818031
3	-.0820275	.3710393	-0.22	0.825	-.8092513	.6451962

L'approccio scientific è correlato con una manifestazione minore dell'anecdotal bias.

Analisi Panel, scientific-anecdotal

```
xtreg Anecdotal i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster
intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,226
Number of groups = 185

Anecdotal	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0892656	.0377737	-2.36	0.018	-.1633007	-.0152306
3	-.0217272	.0419559	-0.52	0.605	-.1039594	.0605049

Anche nel tempo l'approccio scientific contribuisce alla diminuzione dell'anecdotal bias.

Analisi Cross Section, scientific-planning

```
nbreg cum_Planningfallacy i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 178

cum_Planningfallacy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-1.032607	.3374541	-3.06	0.002	-1.694004	-.3712087
3	-.7691777	.2378853	-3.23	0.001	-1.235424	-.3029311

Entrambi gli approcci diminuiscono la manifestazione della planning fallacy.

Analisi Panel, scientific-planning

xtreg Planningfallacy i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,229
Number of groups = 185

Planningfa~y	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.1981652	.0415824	-4.77	0.000	-.2796652	-.1166651
3	-.153638	.0264879	-5.80	0.000	-.2055532	-.1017227

Seguire un approccio permette di diminuire la manifestazione di planning fallacy nel tempo.

Analisi Cross Section, scientific-selection

nbreg cum_Selection i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 179

cum_Selection	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.2317383	.3042181	-0.76	0.446	-.8279949	.3645183
3	-.2327224	.1484479	-1.57	0.117	-.523675	.0582302

Non si ottengono risultati significativi.

Analisi Panel, scientific-selection

xtreg Selection i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,230
Number of groups = 186

Selection	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0236387	.0288186	-0.82	0.412	-.0801222	.0328447
3	-.0534778	.0287181	-1.86	0.063	-.1097643	.0028087

L'approccio effectuation permette una diminuzione nel tempo del selection bias.

Analisi HIP 1.3

HIP 1.3: adottare un approccio Effectuation, caratterizzato da sperimentazione continua e utilizzo costante del feedback, limiterà *false uniqueness effect*, *illusion of validity*, ambiguità di prodotto, *additive bias* e *overconfidence*;

Analisi Cross Section, effectuation-false uniqueness

nbreg cum_Falseuniquenesseffect i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 177

cum_Falseuniquenesseffect	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.4265155	.316965	-1.35	0.178	-1.047755	.1947245
3	-.1303132	.197829	-0.66	0.510	-.5180508	.2574245

Non si ottengono risultati significativi.

Analisi Panel, effectuation-false uniqueness

xtreg Falseuniquenesseffect i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,228

Number of groups = 185

Falseuniqu~t	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0242351	.0422393	-0.57	0.566	-.1070227	.0585524
3	.0088319	.0368058	0.24	0.810	-.0633061	.0809699

Non si ottengono risultati significativi.

Analisi Cross Section, effectuation-illusion of validity

nbreg cum_Illusionofvalidity i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 177

cum_Illusionofvalidity	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.4119828	.208603	-1.97	0.048	-.8208372	-.0031285
3	-.2174092	.2183985	-1.00	0.320	-.6454625	.210644

L'approccio scientific permette una diminuzione complessiva dell'illusion of validity.

Analisi Panel, effectuation-illusion of validity

xtreg Illusionofvalidity i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,228

Number of groups = 185

Illusionof~y	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0765241	.0270578	-2.83	0.005	-.1295563	-.0234918
3	-.0612797	.0300439	-2.04	0.041	-.1201646	-.0023947

Entrambi gli approcci permettono una diminuzione del numero di bias di tipo illusion of validity nel tempo.

Analisi Cross Section, effectuation-ambiguità di prodotto

nbreg cum_Ambiguitàprodottofinale i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 178

cum_Ambiguitàprodottofinale	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.2152417	.3203918	-0.67	0.502	-.8431981	.4127147
3	-.8555321	.2282225	-3.75	0.000	-1.30284	-.4082242

L'approccio effectuation permette una diminuzione complessiva del bias dell'ambiguità di prodotto.

Analisi Panel, effectuation-ambiguità di prodotto

xtreg Ambiguitàprodottofinale i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,229

Number of groups = 185

Ambiguità	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0939232	.0430024	-2.18	0.029	-.1782065	-.00964
3	-.1238139	.035853	-3.45	0.001	-.1940845	-.0535432

Seguire un approccio permette una diminuzione nel tempo del bias di ambiguità di prodotto finale.

Analisi Cross Section, effectuation-overconfidence

nbreg cum_Overconfidence i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 178

cum_Overconfidence	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.386771	.2181936	-1.77	0.076	-.8144226	.0408806
3	-.2491084	.2983642	-0.83	0.404	-.8338914	.3356746

Seguire un approccio scientifico permette una diminuzione dell'overconfidence bias.

Analisi Panel, effectuation-overconfidence

xtreg Overconfidence i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster
intervention_instructor)

Number of obs = 1,229

Number of groups = 185

Overconfid	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0845007	.0458266	-1.84	0.065	-.1743192	.0053177
3	-.0751077	.0555184	-1.35	0.176	-.1839217	.0337063

Seguire un approccio scientifico permette una diminuzione nel tempo dell'overconfidence bias.

Per concludere, si svolgono le analisi anche sui bias non inclusi nelle ipotesi: *curse of knowledge*, *bandwagon effect* e *additive bias*.

Analisi Cross section, curse of knowledge

nbreg cum_Curseofknowledge i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 177

cum_Curseofknowledge		Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment							
	2	.1002381	.425768	0.24	0.814	-.7342519	.934728
	3	.487473	.2150296	2.27	0.023	.0660227	.9089233

Notiamo come seguire un approccio effectuation aumenti la *curse of knowledge*.

Analisi Panel, curse of knowledge

```
xtreg Curseofknowledge i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != .,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,225

Number of groups = 185

Curseofknowe		Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment							
	2	-.0171768	.023571	-0.73	0.466	-.0633751	.0290214
	3	.007728	.0202455	0.38	0.703	-.0319524	.0474084

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross section, bandwagon effect

```
nbreg cum_Bandwagoneffect i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 178

cum_Bandwagoneffect		Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment							
	2	.269303	.5253533	0.51	0.608	-.7603706	1.298977
	3	.5486418	.4908975	1.12	0.264	-.4134996	1.510783

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, bandwagon effect

```
xtreg Bandwagoneffect i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster
intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,227

Number of groups = 185

Bandwagon~t	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	.0227291	.0402278	0.57	0.572	-.0561159	.1015741
3	.0281958	.0293041	0.96	0.336	-.0292392	.0856308

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross section, additive bias

nbreg cum_Addittive i.treatment i.instructor cum_termination_idea if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 178

cum_Addittive	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.2114021	.5002594	-0.42	0.673	-1.191892	.7690882
3	-.5031054	.3376725	-1.49	0.136	-1.164931	.1587205

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, additive bias

xtreg Addittive i.treatment i.instructor i.n_interview if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,229

Number of groups = 186

Addittive	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0199787	.045754	-0.44	0.662	-.1096549	.0696975
3	-.0094687	.0252281	-0.38	0.707	-.058915	.0399775

Non si notano effetti significativi.

3.2.2 Team, esperienza e bias

Questo secondo paragrafo contiene le analisi sulle ipotesi riguardanti team e bias cognitivi:

Come possono il team e l'esperienza influenzare la comparsa di certi bias?

Analisi HIP 2.1

HIP 2.1: più un team è numeroso più tenderà a manifestare bias come *confirmation bias*, *bandwagon effect*, *planning fallacy* e *overconfidence*;

Analisi Cross Section, team-confirmation

Nell'analisi in questione verrà valutato anche l'effetto dell'interazione tra il tipo di trattamento e la team size; nel codice di STATA questo comando sarà rappresentato con i doppi asterischi. Questo per rispondere alla domanda: nella manifestazione del *confirmation bias* qual è il contributo dato dalla dimensione del team dato che questo segue un approccio di tipo x?

```
nbreg cum_confirmation i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 173

cum_confirmation	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0111619	.3570676	-0.03	0.975	-.7110015	.6886776
3	-.22059	.4468977	-0.49	0.622	-1.096493	.6553134
teamsize	-.0519878	.0493173	-1.05	0.292	-.1486478	.0446723
treatment#c.teamsize						
2	-.0289769	.0915575	-0.32	0.752	-.2084264	.1504725
3	-.0641172	.0892288	-0.72	0.472	-.2390025	.1107681

Non si osservano effetti significativi.

E' bene precisare che, nel caso in cui il p-value di di teamsize fosse stato superiore a 0,1 non sarebbe stato possibile affermare che la dimensione del team non influenzi la comparsa del confirmation bias. Sarebbe stato infatti necessario effettuare una verifica di ipotesi congiunta per testare se $c.teamsize = 0$, $c.teamsize*2.Treatment = 0$ e $c.teamsize*3.treatment = 0$.

Saltanto qualora questo test avesse restituito un p value superiore a 0,1 avremmo potuto concludere che non possiamo rifiutare l'ipotesi che la teamsize non abbia effetti significativi sulla manifestazione del confirmation bias. Ergo, che la teamsize non influenzi la comparsa del team bias.

Nel caso in cui notiamo con il test `test c.teamsize 2.treatment#c.teamsize 3.treatment#c.teamsize` che il p-value sia inferiore a 0,1 almeno uno dei coefficienti è significativamente diverso da zero.

Analisi Panel, team-confirmation

```
xtreg confirmation i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,198

Number of groups = 181

confirmation	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.1439124	.0727678	-1.98	0.048	-.2865346	-.0012902
3	-.2735698	.0889829	-3.07	0.002	-.4479731	-.0991665
teamsize	-.0176315	.0149333	-1.18	0.238	-.0469003	.0116373
treatment#c.teamsize						
2	.01442	.0187346	0.77	0.441	-.022299	.0511391
3	.0526754	.0375956	1.40	0.161	-.0210107	.1263615

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-bandwagon

```
nbreg cum_Bandwagoneffect i.treatment###c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 174

cum_Bandwagoneffect	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	.4269525	1.347596	0.32	0.751	-2.214288	3.068193
3	1.057873	1.266347	0.84	0.404	-1.424122	3.539867
teamsize	-.0244915	.3065839	-0.08	0.936	-.625385	.5764019
treatment#c.teamsize						
2	-.0720838	.3381709	-0.21	0.831	-.7348865	.590719
3	-.2500237	.3036341	-0.82	0.410	-.8451356	.3450882

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team-bandwagon

```
xtreg Bandwagoneffect i.treatment###c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss !=
., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,205

Number of groups = 181

Bandwagoneffect	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	.0368584	.0542414	0.68	0.497	-.0694528	.1431695
3	.0039311	.0480031	0.08	0.935	-.0901532	.0980153
teamsize	-.0020899	.0030509	-0.69	0.493	-.0080695	.0038896
treatment#c.teamsize						
2	-.0041419	.0070673	-0.59	0.558	-.0179936	.0097098
3	.0076574	.0124168	0.62	0.537	-.0166791	.0319939

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-planning fallacy

```
nbreg cum_Planningfallacy i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 174

cum_Planningfallacy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.807442	.8011502	-1.01	0.314	-2.377668	.7627835
3	-.7119527	.6016329	-1.18	0.237	-1.891132	.4672262
teamsize	-.0932115	.175813	-0.53	0.596	-.4377987	.2513757
treatment#c.teamsize						
2	-.1000637	.2344471	-0.43	0.670	-.5595715	.3594441
3	-.0650301	.1609636	-0.40	0.686	-.380513	.2504527

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team-planning fallacy

```
xtreg Planningfallacy i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != .,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,207

Number of groups = 181

Planningfallacy	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.1880763	.1033691	-1.82	0.069	-.3906761	.0145235
3	-.1545652	.1022484	-1.51	0.131	-.3549683	.0458379
teamsize	-.0015978	.0298717	-0.05	0.957	-.0601453	.0569498
treatment#c.teamsize						
2	-.0017899	.0292342	-0.06	0.951	-.059088	.0555081
3	.0002104	.030038	0.01	0.994	-.058663	.0590838

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-overconfidence

```
nbreg cum_Overconfidence i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 174

cum_Overconfidence	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.820776	.4062625	-2.02	0.043	-1.617036	-.024516
3	-.7869645	.3825769	-2.06	0.040	-1.536801	-.0371276
teamsize	-.1008025	.0914392	-1.10	0.270	-.2800201	.0784152
treatment#c.teamsize						
2	.1262779	.1016711	1.24	0.214	-.0729937	.3255495
3	.1652097	.1277695	1.29	0.196	-.0852138	.4156333

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team-overconfidence

```
xtreg Overconfidence i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != .,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,207

Number of groups = 181

Overconfidence	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.2340982	.0601046	-3.89	0.000	-.3519011	-.1162953
3	-.2472981	.055396	-4.46	0.000	-.3558723	-.1387239
teamsize	-.0332401	.0112874	-2.94	0.003	-.055363	-.0111171
treatment#c.teamsize						
2	.0430302	.0126873	3.39	0.001	.0181634	.0678969
3	.0515371	.0203034	2.54	0.011	.0117433	.091331

La dimensione del team aiuta a ridurre l'overconfidence nel tempo. Però, qualora gli imprenditori seguissero un approccio, l'overconfidence aumenterebbe nel tempo.

Analisi HIP 2.2

HIP 2.2: la numerosità del team diminuirà la tendenza a manifestare bias come curse of knowledge, illusion of validity e selection bias;

Analisi Cross Section, team-course of knowledge

```
nbreg cum_Curseofknowledge i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 173

cum_Curseofknowledge	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	1.173018	.6270969	1.87	0.061	-.0560694	2.402105
3	.8954493	.3589032	2.49	0.013	.1920119	1.598887
teamsize	.1020029	.0371493	2.75	0.006	.0291915	.1748142
treatment#c.teamsize						
2	-.370278	.0865383	-4.28	0.000	-.5398901	-.200666
3	-.1619204	.1415136	-1.14	0.253	-.4392818	.1154411

Concludiamo che, all'aumentare della dimensione del team, qualora questo segua un approccio scientifico, diminuisce il numero complessivo del curse of knowledge. Mentre, nel caso in cui gli imprenditori seguano un approccio effectuation o nessun approccio, il numero di curse of knowledge aumenta.

Analisi Panel, team-course of knowledge

```
xtreg Curseofknowledge i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss
!= ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,203
 Number of groups = 181

Curseofknowledge	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0377097	.0325072	-1.16	0.246	-.1014227	.0260033
3	-.0140435	.0221125	-0.64	0.525	-.0573833	.0292962
teamsize	-.0025371	.0057365	-0.44	0.658	-.0137804	.0087062
treatment#c.teamsize						
2	.0048863	.0065742	0.74	0.457	-.007999	.0177715
3	.005907	.0074705	0.79	0.429	-.0087349	.020549

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-illusion of validity

```
nbreg cum_Illusionofvalidity i.treatment###c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 173

cum_Illusionofvalidity	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.468756	.5958909	-0.79	0.431	-1.636681	.6991687
3	-.5071049	.2029667	-2.50	0.012	-.9049123	-.1092975
teamsize	-.11715	.1121231	-1.04	0.296	-.3369073	.1026073
treatment#c.teamsize						
2	.0107955	.1779136	0.06	0.952	-.3379087	.3594998
3	.0758244	.1066909	0.71	0.477	-.1332859	.2849346

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team-illusion of validity

```
xtreg Illusionofvalidity i.treatment###c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss !=
., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,206
 Number of groups = 181

Illusionofvalidity	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.1155425	.0852292	-1.36	0.175	-.2825888	.0515037
3	-.1039229	.0710156	-1.46	0.143	-.243111	.0352651
teamsize	-.0132498	.0183654	-0.72	0.471	-.0492453	.0227458
treatment#c.teamsize						
2	.0124551	.0206727	0.60	0.547	-.0280626	.0529729
3	.0129467	.018674	0.69	0.488	-.0236537	.049547

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-selection

nbreg cum_Selection i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 175

cum_Selection	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.9382109	.4753687	-1.97	0.048	-1.869916	-.0065052
3	-.08682	.3581787	-0.24	0.808	-.7888374	.6151974
teamsize	-.0613447	.1040001	-0.59	0.555	-.2651812	.1424917
treatment#c.teamsize						
2	.1893324	.1249451	1.52	0.130	-.0555555	.4342203
3	-.0883616	.1519127	-0.58	0.561	-.3861051	.2093819

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team-selection

xtreg Selection i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,208
Number of groups = 182

Selection	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0666977	.0486208	-1.37	0.170	-.1619927	.0285973
3	-.0790641	.0412667	-1.92	0.055	-.1599453	.0018171
teamsize	-.0079407	.0130959	-0.61	0.544	-.0336082	.0177268
treatment#c.teamsize						
2	.0118779	.0174688	0.68	0.497	-.0223604	.0461162
3	.006952	.0137382	0.51	0.613	-.0199742	.0338783

Non si osservano effetti significativi.

Per completezza, analizziamo anche gli altri bias:

Analisi Cross Section, team-Ambiguità di prodotto

```
nbreg cum_Ambiguitàprodottofinale i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 174

cum_Ambiguitàprodottofinale	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0974259	.5286716	-0.18	0.854	-1.133603	.9387513
3	-.6594949	.3931373	-1.68	0.093	-1.43003	.1110402
teamsize	.0207262	.0868419	0.24	0.811	-.1494808	.1909331
treatment#c.teamsize						
2	-.0602473	.1079726	-0.56	0.577	-.2718696	.1513751
3	-.0957005	.140331	-0.68	0.495	-.3707441	.1793431

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team-Ambiguità di prodotto

```
xtreg Ambiguitàprodottofinale i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if
termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,223
Number of groups = 181

Ambiguità prodotto di ve	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0801306	.0671876	-1.19	0.233	-.2118159	.0515547
3	-.1114126	.0514689	-2.16	0.030	-.2122898	-.0105354
teamsize	.008099	.020812	0.39	0.697	-.0326918	.0488898
treatment#c.teamsize						
2	-.0076522	.0226	-0.34	0.735	-.0519474	.0366431
3	-.0073769	.0205738	-0.36	0.720	-.0477009	.0329471

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-Anecdotal

```
nbreg cum_Anecdotal i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

cum_Anecdotal	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.3921889	.6622011	-0.59	0.554	-1.690079	.9057015
3	-.2193323	.7235609	-0.30	0.762	-1.637486	1.198821
teamsize	-.0401247	.1638513	-0.24	0.807	-.3612674	.2810179
treatment#c.teamsize						
2	-.1884891	.1813712	-1.04	0.299	-.5439701	.166992
3	.0147779	.1879577	0.08	0.937	-.3536125	.3831683

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, team- Anecdotal

```
xtreg Anecdotal i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,220

Number of groups = 181

Anecdotal	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.1252207	.0558782	-2.24	0.025	-.2347399	-.0157015
3	-.0752795	.0494914	-1.52	0.128	-.1722809	.0217218
teamsize	-.0128971	.0113788	-1.13	0.257	-.0351992	.009405
treatment#c.teamsize						
2	.0104972	.0114127	0.92	0.358	-.0118713	.0328657
3	.0153447	.013145	1.17	0.243	-.0104192	.0411085

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-False uniqueness

```
nbreg cum_Falseuniquenesseffect i.treatment###c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 173

cum_Falseuniquenesseffect	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	.1868021	.8555725	0.22	0.827	-1.490089	1.863693
3	.5717581	.4905851	1.17	0.244	-.389771	1.533287
teamsize	.1392145	.1197233	1.16	0.245	-.0954389	.3738679
treatment#c.teamsize						
2	-.2072933	.182392	-1.14	0.256	-.564775	.1501884
3	-.2621298	.1324274	-1.98	0.048	-.5216826	-.0025769

Effettuiamo un test di ipotesi congiunta per verificare la significatività dell'approccio effectuation sulla team size.

```
test c.teamsize 2.treatment#c.teamsize 3.treatment#c.teamsize
```

test c.teamsize 2.treatment#c.teamsize 3.treatment#c.teamsize

```
( 1) [cum_Falseuniquenesseffect]teamsize = 0
( 2) [cum_Falseuniquenesseffect]2.treatment#c.teamsize = 0
( 3) [cum_Falseuniquenesseffect]3.treatment#c.teamsize = 0
```

```
      chi2( 3) =      4.34
      Prob > chi2 =      0.2269
```

Possiamo concludere che non notiamo effetti significativi.

Analisi Panel, team-False uniqueness

```
xtreg Falseuniquenesseffect i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if
termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,222
Number of groups = 181

Falseuniquenesseff~t	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.0296064	.0929568	-0.32	0.750	-.2117983	.1525855
3	-.0353012	.0808528	-0.44	0.662	-.1937699	.1231674
teamsize	-.0141288	.0149208	-0.95	0.344	-.043373	.0151154
treatment#c.teamsize						
2	.0034355	.0171868	0.20	0.842	-.03025	.037121
3	.0140489	.0186877	0.75	0.452	-.0225784	.0506762

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, team-Additive

```
nbreg cum_Addittive i.treatment##c.teamsize cum_termination_idea i.instructor if n_interview ==
10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 174

cum_Addittive	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-1.249899	.5459571	-2.29	0.022	-2.319955	-.1798425
3	.1386076	.4335799	0.32	0.749	-.7111935	.9884086
teamsize	.0430454	.0396954	1.08	0.278	-.0347562	.1208469
treatment#c.teamsize						
2	.2393187	.1697687	1.41	0.159	-.0934217	.5720592
3	-.2519455	.1497247	-1.68	0.092	-.5454005	.0415095

Effettuiamo un test di ipotesi congiunta per verificare la significatività dell'approccio *effectuation* sulla team size.

```
. test c.teamsize 2.treatment#c.teamsize 3.treatment#c.teamsize
```

```
( 1) [cum_Addittive]teamsize = 0
( 2) [cum_Addittive]2.treatment#c.teamsize = 0
( 3) [cum_Addittive]3.treatment#c.teamsize = 0
```

```
chi2( 3) = 6.00
Prob > chi2 = 0.1114
```

Possiamo concludere che non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, team-Additive

```
xtreg Addittive i.treatment##c.teamsize i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != .,
vce(cluster intervention_instructor)
```

```
Number of obs      =      1,223
Number of groups   =      182
```

Addittive	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
treatment						
2	-.1137967	.0476323	-2.39	0.017	-.2071544	-.020439
3	-.0411221	.0455088	-0.90	0.366	-.1303177	.0480735
teamsize	-.0113026	.0099489	-1.14	0.256	-.0308021	.0081969
treatment#c.teamsize						
2	.0277219	.0142928	1.94	0.052	-.0002915	.0557353
3	.009826	.0111214	0.88	0.377	-.0119716	.0316235

Effettuiamo un test di ipotesi congiunta per verificare la significatività dell'approccio scientifico sulla team size.

```
test c.teamsize 2.treatment#c.teamsize 3.treatment#c.teamsize
```

```
( 1) teamsize = 0
( 2) 2.treatment#c.teamsize = 0
( 3) 3.treatment#c.teamsize = 0
```

```
chi2( 3) = 3.91
Prob > chi2 = 0.2715
```

Possiamo concludere che non si notano effetti significativi.

Analisi HIP 2.3

HIP 2.3: la presenza di precedenti esperienze manageriali o imprenditoriali del *main founder* diminuisce il numero di bias manifestati.

Analisi Cross Section, esperienza manageriale-bias

Per prima cosa è stato necessario creare una dummy con valore {0, 1} dove 1 sta ad indicare che l'imprenditore ha avuto precedenti esperienze manageriali.

by id: gen dummy_managerial_exp = 0

by id: replace dummy_managerial_exp = 1 if managerial_exp > 0

Si è poi svolta la seguente analisi:

```
nbreg      cum_BIASXROUND      dummy_managerial_exp##i.treatment      i.instructor
cum_termination_idea if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_BIASXROUND						
1.dummy_managerial_exp	.0262632	.160962	0.16	0.870	-.2892164	.3417429
treatment						
2	-.3545012	.1614529	-2.20	0.028	-.6709431	-.0380593
3	-.3874479	.1555937	-2.49	0.013	-.6924059	-.0824899
dummy_managerial_exp#treatment						
1 2	-.1553448	.2429289	-0.64	0.523	-.6314767	.3207871
1 3	.0751304	.3737156	0.20	0.841	-.6573387	.8075994

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, esperienza manageriale-bias

```
xtreg BIASXROUND dummy_managerial_exp##i.treatment i.instructor i.n_interview if
termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,289

Number of groups = 185

	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
BIASXROUND						
1.dummy_managerial_exp	.3862679	.1707722	2.26	0.024	.0515605	.7209753
treatment						
2	-.3737159	.123879	-3.02	0.003	-.6165144	-.1309175
3	-.4242164	.2113613	-2.01	0.045	-.8384768	-.0099559
dummy_managerial_exp#treatment						
1 2	-.4077504	.2969739	-1.37	0.170	-.9898086	.1743078
1 3	-.0670205	.6020929	-0.11	0.911	-1.247101	1.11306

Avere precedente esperienza manageriale aumenta il numero di bias per round.

Analisi Cross Section, esperienza imprenditoriale-bias

Per prima cosa è stato necessario creare una dummy con valore {0, 1} dove 1 sta ad indicare che l'imprenditore ha avuto precedenti esperienze manageriali.

```
sort id n_interview
```

```
by id: gen dummy_prior_startup = 0
```

```
by id: replace dummy_prior_startup = 1 if prior_startup_number > 0
```

```
nbreg cum_BIASXROUND dummy_prior_startup##i.treatment i.instructor cum_termination_idea  
if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

cum_BIASXROUND	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
1.dummy_prior_startup	.002555	.1324161	0.02	0.985	-.2569759	.2620858
treatment						
2	-.4365554	.1975602	-2.21	0.027	-.8237662	-.0493446
3	-.2135543	.2002925	-1.07	0.286	-.6061205	.1790119
dummy_prior_startup#treatment						
1 2	.17637	.4587459	0.38	0.701	-.7227554	1.075495
1 3	-.8375864	.1833088	-4.57	0.000	-1.196865	-.4783077

Possiamo quando l'imprenditore segue un approccio effectuation e ha avuto precedenti esperienze imprenditoriali, diminuisce il numero di bias manifestati.

Analisi Panel, esperienza imprenditoriale-bias

```
xtreg BIASXROUND dummy_prior_startup##i.treatment i.instructor i.n_interview if  
termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,289

Number of groups = 185

BIASXROUND	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
1.dummy_prior_startup	.2741645	.260079	1.05	0.292	-.235581	.78391
treatment						
2	-.5501094	.1817569	-3.03	0.002	-.9063463	-.1938725
3	-.3318114	.285675	-1.16	0.245	-.8917241	.2281013
dummy_prior_startup#treatment						
1 2	.1078482	.4715833	0.23	0.819	-.8164381	1.032135
1 3	-.5993375	.3461036	-1.73	0.083	-1.277688	.0790132

Anche l'analisi panel conferma quanto trovato dall'analisi Cross Section.

3.2.3 Bias e Performance imprenditoriali

Questo terzo paragrafo contiene le analisi sulle ipotesi riguardanti bias e performance imprenditoriali:

Che effetto hanno i bias sulle performance imprenditoriali?

Analisi HIP 3.1

HIP 3.1: il successo imprenditoriale, misurato come il numero di clienti attivati, è favorito dal manifestarsi di bias che aiutano l'imprenditore a superare la paura del fallimento e ad agire in un ambiente di incertezza come *confirmation bias*, *false uniqueness effect*, *overconfidence*, *bandwagon effect*, *planning fallacy* ed *illusion of validity*;

Analisi Cross Section, activation-confirmation

Per prima cosa è stata creata la variabile `cum_hours_work` di modo che indicasse il numero di ore di lavoro cumulate svolte dalla startup fino al round 10.

```
by id: gen cum_hours_work = 0 if treatment != .  
by id: replace cum_hours_work = hours_work if n_interview == 1  
by id: replace cum_hours_work = cum_hours_work[_n-1] + hours_work[_n] if n_interview != 1  
by id: replace cum_hours_work = cum_hours_work[_n-1] if cum_hours_work == . & n_interview != 1
```

Com'è possibile notare dal prompt sottostante, due sono state le variabili di controllo incluse. Tra queste troviamo `cum_termination_idea` per controllare il risultato qualora una startup abbia concluso prematuramente il programma, e infine la stessa `cum_hours_work` dato che il numero di attivazioni, chiaramente, dipende dalla mole di lavoro dedicata allo sviluppo della propria idea imprenditoriale.

Dopo svariate analisi è stato deciso di non includere la variabile `startup_phase` (che avrebbe indicato che il numero di clienti attivati può dipendere dalla fase in cui si trova la startup) perché la fase influenza la Y ma è determinata dalle altre X; inoltre `startup_phase` non è una variabile "pulita" perché la fase è molto flessibile, soprattutto per le startup early stage. Infine, è utile ricordare che l'analisi Cross Section considera solo la fase dell'ultimo round!

```
reg activation_cumulated c.cum_confirmation###i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if  
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 171

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_confirmation	-86.9896	98.44483	-0.88	0.396	-303.6652	129.686
treatment						
2	-351.1713	294.9585	-1.19	0.259	-1000.371	298.0278
3	-336.9342	306.7705	-1.10	0.296	-1012.132	338.2632
treatment#c.cum_confirmation						
2	61.31733	89.69245	0.68	0.508	-136.0944	258.7291
3	70.40494	95.14623	0.74	0.475	-139.0105	279.8204

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-confirmation

```
xtreg activation_flow_interpolate c.confirmation##i.treatment c.hours_work i.n_interview
i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,185
Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
confirmation	-32.43551	27.17954	-1.19	0.233	-85.70643	20.8354
treatment						
2	-41.50658	30.3565	-1.37	0.172	-101.0042	17.99106
3	-35.70061	28.79186	-1.24	0.215	-92.13161	20.7304
treatment#c.confirmation						
2	29.55054	22.03226	1.34	0.180	-13.6319	72.73298
3	27.60184	25.49174	1.08	0.279	-22.36104	77.56473

Nell'analisi panel non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-false uniqueness effect

```
reg activation_cumulated c.cum_Falseuniquenesseffect##i.treatment c.cum_hours_work i.instructor
if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 171

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Falseuniquenesseffect	-127.5177	109.7828	-1.16	0.270	-369.1479	114.1126
treatment						
2	-352.7569	298.8742	-1.18	0.263	-1010.574	305.0607
3	-322.8426	306.9853	-1.05	0.316	-998.5127	352.8274
treatment#c.cum_Falseuniquenesseffect						
2	72.45696	73.3999	0.99	0.345	-89.09514	234.0091
3	88.02636	86.99223	1.01	0.333	-103.4422	279.495

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-false uniqueness effect

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Falseuniquenesseffect###i.treatment c.hours_work i.n_interview
i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,194
Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Falseuniquenesseffect	-50.65371	37.09662	-1.37	0.172	-123.3618	22.05434
treatment						
2	-38.88071	29.54536	-1.32	0.188	-96.78856	19.02714
3	-31.8819	26.83133	-1.19	0.235	-84.47033	20.70654
treatment#c.Falseuniquenesseffect						
2	41.61989	29.6813	1.40	0.161	-16.55439	99.79418
3	31.33985	22.84024	1.37	0.170	-13.4262	76.10591

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-overconfidence

```
reg activation_cumulated c.cum_Overconfidence###i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Overconfidence	-92.95671	83.73276	-1.11	0.291	-277.2513	91.33784
treatment						
2	-309.5322	260.5588	-1.19	0.260	-883.0182	263.9539
3	-347.1637	301.743	-1.15	0.274	-1011.296	316.968
treatment#c.cum_Overconfidence						
2	-2.443636	50.30023	-0.05	0.962	-113.1537	108.2664
3	62.60021	58.25997	1.07	0.306	-65.62913	190.8295

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-overconfidence

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Overconfidence###i.treatment c.hours_work i.n_interview
i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,195
Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Overconfidence	-37.60593	31.03942	-1.21	0.226	-98.44208	23.23021
treatment						
2	-40.1144	30.17412	-1.33	0.184	-99.2546	19.02579
3	-35.20987	29.65996	-1.19	0.235	-93.34233	22.92259
treatment#c.Overconfidence						
2	19.41966	19.92797	0.97	0.330	-19.63846	58.47777
3	23.53178	23.42386	1.00	0.315	-22.37814	69.4417

Non si osservano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-planning fallacy

```
reg activation_cumulated c.cum_Planningfallacy##i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Planningfallacy	148.8097	80.62483	1.85	0.092	-28.64438	326.2637
treatment						
2	52.63717	71.90227	0.73	0.479	-105.6187	210.893
3	91.5229	74.13395	1.23	0.243	-71.64483	254.6906
treatment#c.cum_Planningfallacy						
2	-156.9783	87.09227	-1.80	0.099	-348.6671	34.71053
3	-163.8908	83.12028	-1.97	0.074	-346.8373	19.05565

Manifestare planning fallacy sembra aiuti nell'attivazione dei clienti; inoltre, si nota come seguire un approccio abbia un effetto opposto.

Analisi Panel, activation-planning fallacy

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Planningfallacy##i.treatment c.hours_work i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,195

Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Planningfallacy	-25.08728	17.10922	-1.47	0.143	-58.62074	8.446184
treatment						
2	-41.74369	31.56549	-1.32	0.186	-103.6109	20.12353
3	-36.71287	30.14871	-1.22	0.223	-95.80326	22.37752
treatment#c.Planningfallacy						
2	27.80187	22.82288	1.22	0.223	-16.93016	72.5339
3	27.54743	20.59802	1.34	0.181	-12.82395	67.91881

L'analisi panel mostra come la manifestazione della *planning fallacy* aiuti ad attivare clienti

Analisi Cross Section, activation-illusion of validity

```
reg activation_cumulated c.cum_Illusionofvalidity##i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 171

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Illusionofvalidity	1.991627	34.51363	0.06	0.955	-73.97236	77.95562
treatment						
2	-258.8612	227.5032	-1.14	0.279	-759.5925	241.87
3	-214.0591	220.3537	-0.97	0.352	-699.0543	270.936
treatment#c.cum_Illusionofvalidity						
2	-9.353977	43.74683	-0.21	0.835	-105.6401	86.93215
3	-30.60958	23.77413	-1.29	0.224	-82.93609	21.71693

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-illusion of validity

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Illusionofvalidity##i.treatment c.hours_work i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,194

Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Illusionofvalidity	-38.22595	27.35533	-1.40	0.162	-91.84141	15.38951
treatment						
2	-38.77227	29.42442	-1.32	0.188	-96.44307	18.89852
3	-33.2607	27.75459	-1.20	0.231	-87.6587	21.1373
treatment#c.Illusionofvalidity						
2	30.86515	21.76437	1.42	0.156	-11.79222	73.52253
3	27.16166	21.19271	1.28	0.200	-14.37529	68.69861

Non si notano effetti significativi.

Per completezza, si effettuano le analisi anche sugli altri bias:

Analisi Cross Section, activation- curse of knowledge

```
reg activation_cumulated c.cum_Curseofknowledge##i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 171

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Curseofknowledge	495.4439	343.7921	1.44	0.177	-261.2373	1252.125
treatment						
2	-129.7597	106.4647	-1.22	0.248	-364.0869	104.5674
3	-77.13081	90.83266	-0.85	0.414	-277.0522	122.7905
treatment#c.cum_Curseofknowledge						
2	-454.9436	329.3894	-1.38	0.195	-1179.925	270.0375
3	-534.7296	358.6053	-1.49	0.164	-1324.014	254.5553

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-curse of knowledge

xtreg activation_flow_interpolate c.Curseofknowledge##i.treatment c.hours_work i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,191
Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Curseofknowledge	-50.83693	39.17053	-1.30	0.194	-127.6098	25.93588
treatment						
2	-36.63526	27.61121	-1.33	0.185	-90.75224	17.48171
3	-30.59779	25.54592	-1.20	0.231	-80.66687	19.47128
treatment#c.Curseofknowledge						
2	45.97569	35.47375	1.30	0.195	-23.55159	115.503
3	35.11956	32.38881	1.08	0.278	-28.36135	98.60046

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-Bandwagon

reg activation_cumulated c.cum_Bandwagoneffect##i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 172

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Bandwagoneffect	-133.3585	120.5277	-1.11	0.292	-398.6382	131.9211
treatment						
2	-282.9991	213.5175	-1.33	0.212	-752.9481	186.9498
3	-268.4905	228.3873	-1.18	0.265	-771.1676	234.1866
treatment#c.cum_Bandwagoneffect						
2	73.25433	94.5312	0.77	0.455	-134.8074	281.3161
3	119.1769	125.4258	0.95	0.362	-156.8835	395.2373

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-Bandwagon

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Bandwagoneffect##i.treatment c.hours_work i.n_interview
i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,193
Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Bandwagoneffect	-49.29365	37.14651	-1.33	0.185	-122.0995	23.51217
treatment						
2	-35.86187	26.66049	-1.35	0.179	-88.11547	16.39172
3	-30.7083	25.11959	-1.22	0.222	-79.94179	18.5252
treatment#c.Bandwagoneffect						
2	32.28979	27.87771	1.16	0.247	-22.34951	86.9291
3	39.43199	32.38067	1.22	0.223	-24.03295	102.8969

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-Selection

```
reg activation_cumulated c.cum_Selection##i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 173

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Selection	-133.4416	102.7607	-1.30	0.221	-359.6164	92.7333
treatment						
2	-437.7821	348.0769	-1.26	0.235	-1203.894	328.33
3	-364.291	332.7761	-1.09	0.297	-1096.726	368.1442
treatment#c.cum_Selection						
2	148.2237	109.3554	1.36	0.202	-92.46594	388.9133
3	97.91927	89.32807	1.10	0.296	-98.69048	294.529

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation-Selection

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Selection##i.treatment c.hours_work i.n_interview i.instructor if
termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,196
Number of groups = 181

activation_flow_intve	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Selection	-35.84635	24.20932	-1.48	0.139	-83.29575	11.60305
treatment						
2	-40.83769	30.5275	-1.34	0.181	-100.6705	18.9951
3	-33.71471	27.46252	-1.23	0.220	-87.54025	20.11083
treatment#c.Selection						
2	38.33746	26.84575	1.43	0.153	-14.27925	90.95417
3	23.35583	17.39742	1.34	0.179	-10.74249	57.45414

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-Ambiguità di prodotto

```
reg activation_cumulated c.cum_Ambiguitàprodottofinale##i.treatment c.cum_hours_work
i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Ambiguitàprodottofinale	-227.7897	164.4689	-1.39	0.193	-589.7834	134.204
treatment						
2	-441.0951	311.3942	-1.42	0.184	-1126.469	244.2789
3	-441.4415	330.6907	-1.33	0.209	-1169.287	286.4039
treatment#c.cum_Ambiguitàprodottofinale						
2	172.4434	141.6962	1.22	0.249	-139.4278	484.3146
3	211.39	161.3217	1.31	0.217	-143.6767	566.4567

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation- Ambiguità di prodotto

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Ambiguitàprodottofinale##i.treatment c.hours_work
i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,195

Number of groups = 180

activation_flow_interpolate	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Ambiguitàprodottofinale	-33.00014	26.26676	-1.26	0.209	-84.48205	18.48176
treatment						
2	-38.47526	27.96246	-1.38	0.169	-93.28067	16.33015
3	-33.78296	26.82888	-1.26	0.208	-86.3666	18.80068
treatment#c.Ambiguitàprodottofinale						
2	13.93978	17.3071	0.81	0.421	-19.98151	47.86107
3	18.50723	19.19711	0.96	0.335	-19.11841	56.13287

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation- Anecdotal

```
reg activation_cumulated c.cum_Anecdotal###i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 170

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Anecdotal	-123.5454	97.38789	-1.27	0.231	-337.8946	90.80394
treatment						
2	-358.5292	269.8004	-1.33	0.211	-952.3559	235.2974
3	-308.466	259.0956	-1.19	0.259	-878.7316	261.7996
treatment#c.cum_Anecdotal						
2	71.10575	74.85866	0.95	0.363	-93.65705	235.8686
3	83.19788	81.32581	1.02	0.328	-95.79902	262.1948

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation- Anecdotal

```
xtreg activation_flow_interpolate c.Anecdotal###i.treatment c.hours_work i.n_interview i.instructor
if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,192

Number of groups = 180

activation_flow_intve	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Anecdotal	-27.58392	22.16045	-1.24	0.213	-71.01761	15.84977
treatment						
2	-37.14041	27.8367	-1.33	0.182	-91.69934	17.41853
3	-30.78567	25.26725	-1.22	0.223	-80.30856	18.73722
treatment#c.Anecdotal						
2	17.02958	14.47068	1.18	0.239	-11.33244	45.3916
3	15.53301	15.54653	1.00	0.318	-14.93762	46.00364

Non si notano effetti significativi.

Analisi Cross Section, activation-Additive

```
reg activation_cumulated c.cum_Addittive###i.treatment c.cum_hours_work i.instructor if
n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 172

activation_cumulated	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
cum_Addittive	-111.0009	113.9409	-0.97	0.351	-361.7832	139.7814
treatment						
2	-339.3228	278.9612	-1.22	0.249	-953.3123	274.6666
3	-309.5923	285.8245	-1.08	0.302	-938.6877	319.503
treatment#c.cum_Addittive						
2	103.9913	114.0959	0.91	0.382	-147.1321	355.1147
3	110.3379	123.6678	0.89	0.391	-161.8531	382.529

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, activation- Additive

xreg activation_flow_interpolate c.Addittive##i.treatment c.hours_work i.n_interview i.instructor if termination_all_miss != ., vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,195
Number of groups = 181

activation_flow_intere	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Addittive	-32.09812	23.32957	-1.38	0.169	-77.82323	13.62699
treatment						
2	-36.59988	27.46015	-1.33	0.183	-90.42078	17.22102
3	-31.67153	25.79583	-1.23	0.220	-82.23042	18.88737
treatment#c.Addittive						
2	25.72779	20.4707	1.26	0.209	-14.39404	65.84963
3	30.82907	18.04178	1.71	0.087	-4.532171	66.19032

Non si notano effetti significativi.

Analisi HIP 3.2

HIP 3.2: la probabilità di abbandonare l'idea è minore per gli imprenditori che manifestano overconfidence bias, confirmation bias, planning fallacy, illusion of validity, false uniqueness effect, additive bias e ambiguità di prodotto perché tali bias possono portare ad una minore capacità di riconoscere segnali di fallimento.

Analisi Cross Section, abbandono-overconfidence

Per prima cosa è stato necessario creare una variabile tale da riportare per ogni round 10 l'informazione se la startup avesse abbandonato l'idea o meno.

```

by id: gen cum_termination_idea = 0 if treatment != .
by id: replace cum_termination_idea = termination_idea if n_interview == 1
by id: replace cum_termination_idea = cum_termination_idea[_n-1] if n_interview != 1
by id: replace cum_termination_idea = cum_termination_idea[_n-1] if cum_termination_idea == .
& n_interview != 1

```

Si è poi svolta l'analisi:

```

probit cum_termination_idea c.cum_Overconfidence##i.treatment i.instructor if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)

```

Number of obs = 178

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Overconfidence	-.0507057	.0988232	-0.51	0.608	-.2443955	.1429842
treatment						
2	.1196207	.2345794	0.51	0.610	-.3401465	.5793879
3	-.1426628	.2049098	-0.70	0.486	-.5442787	.258953
treatment#c.cum_Overconfidence						
2	-.2718848	.1255884	-2.16	0.030	-.5180334	-.0257361
3	-.1250803	.0983725	-1.27	0.204	-.3178869	.0677263

Ad un aumento del numero di overconfidence non è associato né un aumento né una diminuzione della probabilità di dropout della startup.

```

test cum_Overconfidence 2.treatment#cum_Overconfidence 3.treatment#cum_Overconfidence

```

```

test cum_Overconfidence 2.treatment#cum_Overconfidence 3.treatment#cum_Overconfidence

```

```

( 1) [cum_termination_idea]cum_Overconfidence = 0
( 2) [cum_termination_idea]2.treatment#c.cum_Overconfidence = 0
( 3) [cum_termination_idea]3.treatment#c.cum_Overconfidence = 0

```

```

chi2( 3) = 24.33
Prob > chi2 = 0.0000

```

Possiamo concludere che l'effetto dell'overconfidence è significativo quando l'imprenditore segue un approccio scientifico. Questo implica una minore probabilità di dropout della startup quantificata in una diminuzione del 2,7% per numero di bias manifestati.

[Analisi Panel, abbandono-overconfidence](#)

```

xtreg termination_idea c.Overconfidence##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster
intervention_instructor)

```

Number of obs = 1,310
Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Overconfidence	-.0344662	.0119953	-2.87	0.004	-.0579765	-.0109559
treatment						
2	-.0474358	.0258484	-1.84	0.066	-.0980977	.003226
3	-.0816735	.0212392	-3.85	0.000	-.1233016	-.0400454
treatment#c.Overconfidence						
2	.0356681	.0134898	2.64	0.008	.0092285	.0621076
3	.040093	.0123719	3.24	0.001	.0158445	.0643415

Una maggiore manifestazione di *overconfidence* spinge le startup ad abbandonare con minor probabilità. Avviene però l'effetto inverso se l'imprenditore segue un approccio, questo aumenta circa del 4% l'abbandono dell'idea se l'imprenditore manifesta *overconfidence*.

Avendo un campione con 130 startup che hanno effettuato dropout su 185 questo risultato suggerisce che, seguire un approccio, porta all'abbandono della propria idea con maggiore probabilità anche qualora si manifesti *overconfidence*.

Analisi Cross Section, abbandono-confirmation

```
probit cum_termination_idea c.cum_confirmation###i.treatment i.instructor if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 177

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_confirmation	-.1551346	.129578	-1.20	0.231	-.4091029	.0988337
treatment						
2	-.1846053	.2115412	-0.87	0.383	-.5992184	.2300079
3	-.3064256	.2393099	-1.28	0.200	-.7754645	.1626132
treatment#c.cum_confirmation						
2	.071484	.1432355	0.50	0.618	-.2092524	.3522203
3	.020297	.1475228	0.14	0.891	-.2688424	.3094365

Non si evidenziano risultati significativi.

Analisi Panel, abbandono-confirmation

```
xtreg termination_idea c.confirmation###i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster
intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,295
Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
confirmation	-.0189813	.0174877	-1.09	0.278	-.0532566	.0152939
treatment						
2	-.0391237	.0252226	-1.55	0.121	-.088559	.0103116
3	-.075256	.021893	-3.44	0.001	-.1181656	-.0323464
treatment#c.confirmation						
2	.0019891	.0259861	0.08	0.939	-.0489428	.052921
3	.0190125	.0157872	1.20	0.228	-.0119299	.0499548

Non si evidenziano risultati significativi.

Analisi Cross Section, abbandono-planning fallacy

probit cum_termination_idea c.cum_Planningfallacy##i.treatment i.instructor if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 178

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Planningfallacy	-.1087394	.0800439	-1.36	0.174	-.2656227	.0481438
treatment						
2	-.1083917	.2075923	-0.52	0.602	-.5152651	.2984816
3	-.4018107	.20473	-1.96	0.050	-.8030741	-.0005473
treatment#c.cum_Planningfallacy						
2	-.3792464	.2316423	-1.64	0.102	-.8332571	.0747642
3	.0368929	.081234	0.45	0.650	-.1223228	.1961087

Analisi Panel, abbandono-planning fallacy

xtreg termination_idea c.Planningfallacy##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster
intervention_instructor)

Number of obs = 1,309

Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Planningfallacy	.0119243	.0212592	0.56	0.575	-.029743	.0535917
treatment						
2	-.0343163	.025501	-1.35	0.178	-.0842973	.0156647
3	-.0689179	.0234622	-2.94	0.003	-.114903	-.0229327
treatment#c.Planningfallacy						
2	-.0272581	.0229781	-1.19	0.236	-.0722944	.0177782
3	-.0336794	.0212658	-1.58	0.113	-.0753596	.0080009

Non si evidenziano risultati significativi.

Analisi Cross Section, abbandono-illusion of validity

probit cum_termination_idea c.cum_Illusionofvalidity###i.treatment i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 177

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Illusionofvalidity	-.1470324	.1400221	-1.05	0.294	-.4214707	.1274059
treatment						
2	-.072046	.2004919	-0.36	0.719	-.465003	.320911
3	-.316649	.208831	-1.52	0.129	-.7259503	.0926523
treatment#c.cum_Illusionofvalidity						
2	-.2082422	.357446	-0.58	0.560	-.9088235	.4923392
3	.0670108	.158549	0.42	0.673	-.2437394	.3777611

Non si evidenziano risultati significativi.

Analisi Panel, abbandono-illusion of validity

xtreg termination_idea c.Illusionofvalidity###i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,309
 Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Illusionofvalidity	-.0113102	.0167035	-0.68	0.498	-.0440485	.0214281
treatment						
2	-.0405459	.0230318	-1.76	0.078	-.0856875	.0045956
3	-.0732328	.0204016	-3.59	0.000	-.1132191	-.0332465
treatment#c.Illusionofvalidity						
2	.019302	.0245609	0.79	0.432	-.0288366	.0674406
3	.0096232	.0178606	0.54	0.590	-.025383	.0446293

Non si evidenziano risultati significativi.

Analisi Cross Section, abbandono-false uniqueness effect

probit cum_termination_idea c.cum_Falseuniquenesseffect###i.treatment i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 177

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Falseuniquenesseffect	-.1131617	.1411316	-0.80	0.423	-.3897745	.1634511
treatment						
2	.0336651	.197737	0.17	0.865	-.3538923	.4212225
3	-.1569913	.2114989	-0.74	0.458	-.5715214	.2575389
treatment#c.cum_Falseuniquenesseffect						
2	-.3457031	.2231434	-1.55	0.121	-.7830561	.0916499
3	-.1317733	.1726608	-0.76	0.445	-.4701823	.2066357

Non si evidenziano risultati significativi.

Analisi Panel, abbandono-false uniqueness effect

xtreg termination_idea c.Falseuniquenesseffect ##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,309
Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Falseuniquenesseffect	.0436524	.0346015	1.26	0.207	-.0241653	.1114701
treatment						
2	-.0295265	.0230695	-1.28	0.201	-.074742	.0156889
3	-.0646023	.0196247	-3.29	0.001	-.1030659	-.0261386
treatment#c.Falseuniquenesseffect						
2	-.0570285	.0343633	-1.66	0.097	-.1243793	.0103224
3	-.0391137	.0331451	-1.18	0.238	-.104077	.0258495

Si evidenzia come, qualora l'imprenditore pensi che la sua idea sia unica, e segua un approccio scientifico, tenda ad abbandonarla con minore probabilità.

Analisi Cross Section, abbandono-additive bias

probit cum_termination_idea c.cum_Addittive##i.treatment i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 178

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Addittive	-.4756532	.1971944	-2.41	0.016	-.8621472	-.0891593
treatment						
2	-.2006923	.2042771	-0.98	0.326	-.601068	.1996835
3	-.2829594	.2415483	-1.17	0.241	-.7563853	.1904665
treatment#c.cum_Addittive						
2	.1344685	.3432606	0.39	0.695	-.5383099	.8072469
3	-.1201014	.3556508	-0.34	0.736	-.8171642	.5769613

Si nota come l'additive bias porti ad una probabilità minore di abbandonare l'idea.

Analisi Panel, abbandono-additive bias

```
xtreg termination_idea c.Additive ##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,310
Number of groups = 186

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Additive	-.0114974	.0032951	-3.49	0.000	-.0179556	-.0050391
treatment						
2	-.0386765	.0228974	-1.69	0.091	-.0835546	.0062016
3	-.0721147	.0194451	-3.71	0.000	-.1102263	-.0340031
treatment#c.Additive						
2	.000384	.0131539	0.03	0.977	-.0253972	.0261652
3	.0032974	.0091198	0.36	0.718	-.0145772	.0211719

L'analisi Panel conferma quanto ricavato dall'analisi Cross Section.

Analisi Cross Section, abbandono-ambiguità di prodotto

```
probit cum_termination_idea c.cum_Ambiguitàprodottofinale##i.treatment i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 178

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Ambiguitàprodottofinale	-.284314	.1683942	-1.69	0.091	-.6143606	.0457326
treatment						
2	-.3445169	.2775662	-1.24	0.215	-.8885366	.1995028
3	-.39959	.2942856	-1.36	0.175	-.9763792	.1771993
treatment#c.cum_Ambiguitàprodottofinale						
2	.2594714	.2134141	1.22	0.224	-.1588125	.6777554
3	-.0012517	.3265528	-0.00	0.997	-.6412835	.63878

Si nota come manifestare ambiguità di prodotto finale diminuisca la probabilità di abbandono dell'idea.

Analisi Panel, abbandono-ambiguità di prodotto

```
xtreg termination_idea c.Ambiguitàprodottofinale ##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,310
Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Ambiguitàprodottofinale	-.0202888	.0098189	-2.07	0.039	-.0395335	-.0010442
treatment						
2	-.0367945	.0237804	-1.55	0.122	-.0834032	.0098142
3	-.0717442	.0191333	-3.75	0.000	-.1092448	-.0342436
treatment#c.Ambiguitàprodottofinale						
2	-.0108857	.0172539	-0.63	0.528	-.0447026	.0229312
3	.0076299	.0103883	0.73	0.463	-.0127308	.0279905

L'analisi Panel conferma quanto ricavato dall'analisi Cross Section, con un effetto minore.

Per completezza si effettuano le analisi anche sugli altri bias non citati nelle ipotesi:

Analisi Cross Section, abbandono-Curse of knowledge

probit cum_termination_idea c.cum_Curseofknowledge##i.treatment i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 177

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Curseofknowledge	-.3627696	.4390896	-0.83	0.409	-1.223369	.4978302
treatment						
2	-.2031483	.1890938	-1.07	0.283	-.5737653	.1674687
3	-.263913	.1835799	-1.44	0.151	-.6237229	.0958969
treatment#c.cum_Curseofknowledge						
2	.3483286	.6723031	0.52	0.604	-.9693612	1.666018
3	.1474676	.4346883	0.34	0.734	-.7045057	.999441

Non si notano effetti significativi.

Analisi Panel, abbandono-Curse of knowledge

xtreg termination_idea c.Curseofknowledge##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,306
Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Curseofknowledge	-.0138549	.0101368	-1.37	0.172	-.0337227	.0060129
treatment						
2	-.0357686	.022823	-1.57	0.117	-.0805008	.0089636
3	-.0707182	.0188262	-3.76	0.000	-.1076168	-.0338196
treatment#c.Curseofknowledge						
2	-.0275919	.0318597	-0.87	0.386	-.0900357	.0348519
3	.0201066	.0095211	2.11	0.035	.0014455	.0387676

Effettuiamo un test di ipotesi congiunte:

test Curseofknowledge 2.treatment#Curseofknowledge 3.treatment#Curseofknowledge

- (1) **Curseofknowledge = 0**
(2) **2.treatment#c.Curseofknowledge = 0**
(3) **3.treatment#c.Curseofknowledge = 0**

chi2(3) = 7.01
Prob > chi2 = 0.0715

Concludiamo che la curse of knowledge ha un effetto sull'abbandono dell'idea qualora l'imprenditore segua un approccio *effectuation*.

Analisi Cross Section, abbandono-Bandwagon

probit cum_termination_idea c.cum_Bandwagoneffect###i.treatment i.instructor if n_interview == 10, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 178

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Bandwagoneffect	-.2508508	.1750819	-1.43	0.152	-.5940051	.0923035
treatment						
2	-.115471	.1855891	-0.62	0.534	-.479219	.248277
3	-.3424762	.2105732	-1.63	0.104	-.7551921	.0702396
treatment#c.cum_Bandwagoneffect						
2	.0191062	.2623723	0.07	0.942	-.4951342	.5333465
3	.268476	.1964907	1.37	0.172	-.1166387	.6535907

Non si evidenziano effetti significativi.

Analisi Panel, abbandono-Bandwagon

xtreg termination_idea c.Bandwagoneffect###i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster intervention_instructor)

Number of obs = 1,308
 Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Bandwagoneffect	-.0253487	.017124	-1.48	0.139	-.0589112	.0082138
treatment						
2	-.0338026	.0231133	-1.46	0.144	-.0791038	.0114986
3	-.0705391	.0186477	-3.78	0.000	-.107088	-.0339902
treatment#c.Bandwagoneffect						
2	-.0453418	.0667486	-0.68	0.497	-.1761666	.0854829
3	.008975	.0200628	0.45	0.655	-.0303474	.0482974

Non si evidenziano effetti significativi.

Analisi Cross Section, abbandono-Selection

```
probit cum_termination_idea c.cum_Selection###i.treatment i.instructor if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 179

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Selection	-.2054093	.1431016	-1.44	0.151	-.4858832	.0750646
treatment						
2	-.328968	.2510657	-1.31	0.190	-.8210476	.1631117
3	-.4174728	.270132	-1.55	0.122	-.9469219	.1119762
treatment#c.cum_Selection						
2	.1803802	.2013403	0.90	0.370	-.2142396	.5749999
3	.1074743	.1683594	0.64	0.523	-.2225041	.4374527

Non si evidenziano effetti significativi.

Analisi Panel, abbandono-Selection

```
xtreg termination_idea c.Selection###i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster
intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,311
 Number of groups = 186

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Selection	-.0258629	.0102466	-2.52	0.012	-.0459459	-.0057798
treatment						
2	-.0401143	.0240407	-1.67	0.095	-.0872332	.0070046
3	-.0788129	.0202629	-3.89	0.000	-.1185276	-.0390983
treatment#c.Selection						
2	.0026482	.0224947	0.12	0.906	-.0414405	.0467369
3	.0349808	.0136488	2.56	0.010	.0082297	.0617319

Contrariamente a quanto ipotizzato, il selection bias sembra correlato con una diminuzione della probabilità di abbandono dell'idea. Inoltre, nel caso in cui l'imprenditore segua un approccio effectuation, la probabilità di abbandono dell'idea aumenta.

Analisi Cross Section, abbandono-Anecdotal

```
probit cum_termination_idea c.cum_Anecdotal##i.treatment i.instructor if n_interview == 10,
vce(cluster intervention_instructor)
```

Number of obs = 176

cum_termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cum_Anecdotal	-.1812013	.1084499	-1.67	0.095	-.3937592	.0313566
treatment						
2	-.1852191	.1710337	-1.08	0.279	-.520439	.1500007
3	-.2610237	.1822461	-1.43	0.152	-.6182196	.0961721
treatment#c.cum_Anecdotal						
2	-.0810244	.409503	-0.20	0.843	-.8836356	.7215867
3	-.0203534	.1003618	-0.20	0.839	-.2170588	.176352

L'analisi mostra come l'anecdotal bias sia correlato con una diminuzione della probabilità di abbandono dell'idea.

Analisi Panel, abbandono-Anecdotal

```
xtreg termination_idea c.Anecdotal##i.treatment i.n_interview i.instructor, vce(cluster
intervention_instructor)
```

Number of obs = 1,307

Number of groups = 185

termination_idea	Coefficient	Robust std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Anecdotal	.0272984	.0208702	1.31	0.191	-.0136065	.0682033
treatment						
2	-.0327017	.0226355	-1.44	0.149	-.0770664	.011663
3	-.0686506	.0199986	-3.43	0.001	-.1078471	-.0294542
treatment#c.Anecdotal						
2	-.0582702	.0366277	-1.59	0.112	-.1300592	.0135188
3	-.0255169	.0215	-1.19	0.235	-.0676561	.0166223

L'analisi Panel non mostra effetti significativi.

Capitolo 4: interpretazione dei risultati e open points

Quest'ultimo capitolo ha l'obiettivo di fornire un'interpretazione dei risultati ottenuti con le analisi precedenti (evidenziandone eventuali limiti), spiegare come queste si possono integrare con la conoscenza pregressa su bias ed imprenditorialità e suggerire direzioni per studi futuri in questo campo.

4.1 Confronto analisi Cross Section e Panel

Nel confronto dei risultati delle due analisi, si deve tenere presente che l'analisi cross-section riflette solo le differenze tra le unità in un determinato periodo, mentre l'analisi panel tiene conto delle variazioni temporali all'interno di ciascuna unità e delle differenze tra le unità stesse.

Esempio pratico: supponiamo di voler analizzare l'effetto dell'approccio *scientific* sul *confirmation bias* nei founder di startup.

- **Analisi cross-section:** se si analizzano i dati in un singolo anno, il coefficiente associato all'approccio *scientific* riflette solo la relazione tra questo approccio e il *confirmation bias* in quel momento specifico. Ad esempio, potrebbe emergere che i founder che seguono questo approccio mostrano un livello di *confirmation bias* maggiore rispetto a quelli che seguono un altro approccio, ma senza informazioni su come questa relazione evolve nel tempo.
- **Analisi panel:** in questo caso i dati includono osservazioni ripetute sugli stessi founder nel tempo. Ciò consente di osservare l'effetto dell'approccio sulla manifestazione di *confirmation bias* nel tempo per ogni founder (ad esempio, come cambia il *confirmation bias* di un founder se questi segue un approccio diverso). Questo tipo di analisi fornisce una visione più completa rispetto a una singola fotografia temporale.

Come si interpretano i risultati?

- **Risultati simili:** se i risultati delle due analisi sono simili, significa che le differenze tra unità sono abbastanza stabili nel tempo e che il modello cross-section è un buon rappresentante delle dinamiche nel panel.
In questo caso si otterrà sia una diminuzione del numero totale di bias sia una diminuzione di questi nel tempo (es su 4 round: 5-4-0-2 vs 4-3-1-0, nella seconda serie i bias sono inferiori di 2 rispetto la prima, inoltre diminuiscono nel tempo).
- **Analisi cross significativa, analisi panel no:** ci sono delle differenze significative tra unità in un singolo momento.
Ad esempio, se si analizza il *confirmation bias* rispetto al trattamento *scientific* si vedrà una diminuzione del numero di bias manifestati complessivamente ma non ci sarà un effetto significativo nel tempo (es su 4 round 3-1-5-4 vs 2-0-3-4, nella prima serie i bias sono 13, nella seconda 9, ma non c'è una chiara diminuzione nel tempo).
- **Analisi panel significativa, analisi cross no:** non ci sono delle differenze significative tra unità in un singolo momento ma ci sono effetti dinamici importanti che l'analisi cross-section

non cattura.

Se si analizza il *confirmation bias* rispetto al trattamento *scientific* questo risultato indica che non c'è una diminuzione complessiva del *confirmation bias* rispetto al campione di controllo ma c'è una diminuzione importante nel tempo rispetto ad altri trattamenti. Non è che se si segue l'approccio *scientific* si manifestano meno *confirmation bias*, ma c'è una diminuzione nel tempo che negli altri trattamenti invece non è presente (5-3-3-1 vs 3-1-3-5, il numero totale di bias delle due serie è uguale ma nel primo caso c'è una diminuzione nel tempo).

Dopo questa premessa sono disponibili tutti gli elementi per analizzare i risultati della analisi.

4.2 Findings HIP 1

Qual è l'effetto dell'approccio sulla manifestazione dei bias?

Bias	Approccio			
	Scientifico		Effectuation	
	Cross Section	Panel	Cross Section	Panel
Planning fallacy	-1,03	-0,2	-0,77	-0,15
Illusion of validity	-0,41	-0,08	-	-0,06
Ambiguità di prodotto	-	-0,09	-0,86	-0,12
Confirmation	-	-0,08	-	-0,09
Overconfidence	-0,39	-0,08	-	-
Anecdotal	-0,89	-0,09	-	-
Selection bias	-	-	-	-0,05
Curse of knowledge	-	-	0,49	-
False uniqueness	-	-	-	-
Bandwagon	-	-	-	-
Additive	-	-	-	-

Figura 17: l'effetto dell'approccio sulla manifestazione dei bias

$$\text{Bias} = \beta_1 * \text{approccio}$$

In prima battuta si nota che la comparsa di alcuni bias è influenzata dall'approccio seguito, ma non per tutti; infatti, per *false uniqueness effect*, *bandwagon* e *additive bias* non otteniamo risultati significativi.

Si osserva poi come alcuni bias siano influenzati solo da uno dei due approcci; infatti, *overconfidence* e *anecdotal* dipendono solo dall'approccio scientifico mentre *selection* e *bandwagon* solo da quello *effectuation*.

Notiamo poi che, in genere, l'intensità del riscontro dovuto al seguire un approccio, viene smorzata dall'analisi panel.

Seguire un approccio quindi porta alla diminuzione dei bias cognitivi con un effetto maggiore per l'approccio *scientific*.

L'unico outlier è rappresentato dall'aumento della *curse of knowledge* per l'approccio *effectuation*.

Possiamo quindi concludere che seguire un approccio scientifico può essere utile per imprenditori alla loro prima esperienza o per aiutare gli imprenditori con la valutazione della propria idea tramite il metodo scientifico in quanto permette di evitare *overconfidence* e *anecdotal bias*.

L'approccio *Effectuation* è invece più indicato per favorire lo stimolo imprenditoriale, non influenzando la comparsa di *overconfidence* e *anecdotal bias*. Comunque, permette di mantenere un buon approccio iniziale evitando *illusion of validity*, *confirmation bias* e *selection bias*.

4.3 Findings HIP 2

Qual è l'effetto della dimensione del team sulla manifestazione dei bias?

Bias	Approccio	Team			
		Teamsize		Treatment##teamsize	
		Cross section	Panel	Cross Section	Panel
Overconfidence	Scientifico	-	-0,03	-	0,04
	Effectuation			-	0,05
Curse of knowledge	Scientifico	0,10	-	-0,37	-
	Effectuation			-	-
Confirmation	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Illusion of validity	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Planning fallacy	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Bandwagon	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Selection bias	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Ambiguità di prodotto	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Anecdotal	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
False uniqueness	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Additive	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-

Figura 18: l'effetto della dimenisone del team sulla manifestazione dei bias

$$\text{Bias} = \beta_1 * \text{teamsize} + \beta_2 * \text{trattamento} + \beta_3 * \text{teamsize} * \text{trattamento}$$

Si nota come gran parte dei bias studiati non siano influenzati dalla dimensione del team.

Gli unici bias con cui otteniamo una correlazione significativa sono **Overconfidence** e **Curse of Knowledge**.

- **Overconfidence**: la dimensione del team tende a ridurre questo bias, ma solo in assenza di un approccio strutturato. Una possibile spiegazione è che un team più numeroso porta a una maggiore diversità di idee e opinioni, mitigando così l'eccessiva sicurezza individuale. Tuttavia, seguire un approccio strutturato potrebbe rafforzare la fiducia degli imprenditori nelle proprie convinzioni, favorendo una maggiore uniformità di pensiero e riducendo il confronto critico.
- **Curse of Knowledge**: all'aumentare delle dimensioni del team, cresce la difficoltà nel comunicare efficacemente l'idea imprenditoriale a persone inesperte, manifestando così questo bias. Tuttavia, questo effetto si attenua quando il team adotta un approccio scientifico, che – come già evidenziato in precedenza – aiuta gli imprenditori a spiegare meglio il proprio prodotto al mercato.

Qual è l'effetto dell'esperienza manageriale e imprenditoriale sulla manifestazione dei bias?

Esperienza Manageriale					
		Managerial_exp		Managerial_exp##treatment	
Approccio		Cross Section	Panel	Cross Section	Panel
Scientifico		-	0,39	-	-
Effectuation		-		-	-
Esperienza Imprenditoriale					
		prior_startup		prior_startup##treatment	
Approccio		Cross Section	Panel	Cross Section	Panel
Scientifico		-	-	-	-
Effectuation		-		-0,84	-0,60

Figura 19: l'effetto dell'esperienza sulla manifestazione dei bias

$$\text{BiasXRound} = \beta_1 * \text{esperienza} + \beta_2 * \text{trattamento} + \beta_3 * \text{esperienza} * \text{trattamento}$$

Si nota come l'**esperienza manageriale** abbia un effetto sulla manifestazione del numero totale di bias per round. In particolare, notiamo come questa favorisca la manifestazione di bias per round indipendentemente dall'approccio seguito.

Notiamo invece come le esperienze imprenditoriali pregressa contribuiscano a mostrare un minor numero di bias qualora l'imprenditore segua un approccio *effectuation*.

4.4 Findings HIP 3

Qual è l'effetto dei bias sull'attivazione dei clienti?

		Numero di clienti attivati			
		Causa bias		Causa bias e approccio	
Bias	Approccio	Cross Section	Panel	Cross Section	Panel
Planning fallacy	Scientifico	149	-	-157	-
	Effectuation			-164	-
Overconfidence	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Curse of knowledge	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Confirmation	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Illusion of validity	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Bandwagon	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Selection bias	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Ambiguità di prodotto	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Anecdotal	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
False uniqueness	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-
Additive	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation			-	-

Figura 20: l'effetto dei bias sull'attivazione dei clienti

$$\text{Numero di clienti attivati} = \beta_1 * \text{bias} + \beta_2 * \text{trattamento} + \beta_3 * \text{bias} * \text{trattamento}$$

Si nota come la maggior parte dei bias analizzati non restituiscano risultati significativi riguardo il loro impatto sull'attivazione di clienti.

L'unico bias correlato con questo aspetto è la *planning fallacy*. In particolare, osserviamo che, guardando al quadro complessivo, senza considerare l'effetto nel tempo, **il numero di clienti attivati aumenta** quando l'imprenditore manifesta *planning fallacy*, mentre notiamo una diminuzione qualora questi segua un approccio.

Una possibile spiegazione di questo fenomeno è che sottostimando il tempo necessario al raggiungimento delle milestone per la propria startup, il founder, riesca ad attivare un maggior numero di clienti.

Qualora però questi segua un approccio, il numero di clienti diminuisce.

Quest'analisi ha un limite: il fatto che non viene tenuto in considerazione la fidelizzazione del cliente. Potremmo quindi osservare clienti attivati momentaneamente che però non hanno generato revenues future e stabili per l'imprenditore.

Qual è l'effetto dei bias sull'abbandono dell'idea imprenditoriale?

		Abbandono dell'idea			
		Causa bias		Causa bias e approccio	
Bias	Approccio	Cross Section	Panel	Cross Section	Panel
Overconfidence	Scientifico	-	-0,03	-0,27	0,04
	Effectuation	-	-	-	0,04
Ambiguità di prodotto	Scientifico	-0,28	-0,02	-	-
	Effectuation	-	-	-	-
Additive	Scientifico	-0,48	-0,01	-	-
	Effectuation	-	-	-	-
Selection bias	Scientifico	-	-0,03	-	-
	Effectuation	-	-	-	0,03
Anecdotal	Scientifico	-0,18	-	-	-
	Effectuation	-	-	-	-
Curse of knowledge	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation	-	-	-	0,02
False uniqueness	Scientifico	-	-	-	-0,06
	Effectuation	-	-	-	-
Planning fallacy	Scientifico	-	-	-0,38	-
	Effectuation	-	-	-	-
Bandwagon	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation	-	-	-	-
Confirmation	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation	-	-	-	-
Illusion of validity	Scientifico	-	-	-	-
	Effectuation	-	-	-	-

Figura 21: l'effetto dei bias sull'abbandono dell'idea imprenditoriale

$$\text{Abbandono dell'idea} = \beta_1 * \text{bias} + \beta_2 * \text{trattamento} + \beta_3 * \text{bias} * \text{trattamento}$$

Si nota come solo otto degli undici bias analizzati siano correlati con l'abbandono dell'idea.

I bias correlati con una diminuzione della probabilità di abbandono sono tutti bias che non hanno a che fare con l'utilizzo di strumenti matematici o statistici a supporto delle proprie idee.

In particolare, si osserva che i bias riducono la probabilità di abbandono dell'idea, mentre l'approccio, in alcuni casi, può ribaltare questo effetto, aumentandola (vedi *overconfidence bias*, *selection bias* e *curse of knowledge*).

Seguire un approccio *effectuation*, dunque, in quanto permette di non ridurre l'*overconfidence bias*, potrebbe aiutare l'imprenditore ad abbandonare l'idea nel caso in cui questa si rivelasse non adatta.

4.5 Conclusioni e open points

A conclusione delle analisi, possiamo sostenere che:

- **Seguire un approccio** diminuisce il numero di bias manifestati, con un effetto maggiore per l'approccio scientifico.
- L'approccio **Scientifico** è quindi più adatto per imprenditori alla prima esperienza imprenditoriale o per valutare idee specifiche.
- L'approccio **Effectuation** è indicato per **favorire lo stimolo imprenditoriale** e per evitare alcuni bias connessi con l'incertezza del panorama imprenditoriale. E' un bias generalmente che permette di ottenere risultati in tempi inferiori grazie a presenza di bias come *anecdotal* e *overconfidence*.
- Più un team è numeroso più l'approccio **Effectuation** permette agli imprenditori di manifestare *overconfidence* bias e quindi favorire lo stimolo imprenditoriale.
- L'approccio **scientifico** aiuta gli imprenditori a spiegare la propria idea e value proposition al mercato, con un effetto maggiore se gli imprenditori sono in un team numeroso.
- L'**esperienza manageriale** pregressa stimola la comparsa di bias cognitivi, potrebbe quindi essere più adatto un **approccio scientifico** in prima battuta.
- L'approccio *effectuation* aiuta gli imprenditori con esperienza imprenditoriale pregressa a manifestare un **numero minore di bias** nel tempo.
- Seguire un approccio *effectuation* o **scientifico** permette di abbandonare l'idea precocemente se fallimentare.
- Non si sono ottenuti risultati rilevanti sul successo imprenditoriale.

Chiaramente la scelta tra approccio scientifico o effectuation non è un *aut aut*. E' stato già dimostrato che gli imprenditori spesso seguono un mix di questi approcci, combinandoli quando necessario.

L'approccio scientifico è quindi più adatto per imprenditori alla prima esperienza imprenditoriale, per valutare idee specifiche e aiuta gli imprenditori a spiegare la propria idea e *value proposition* al mercato. L'approccio *effectuation* invece è più adatto in ambienti imprenditoriali fortemente dinamici, in cui la velocità è un aspetto cruciale, e per imprenditori con esperienza pregressa.

Key Findings Recap

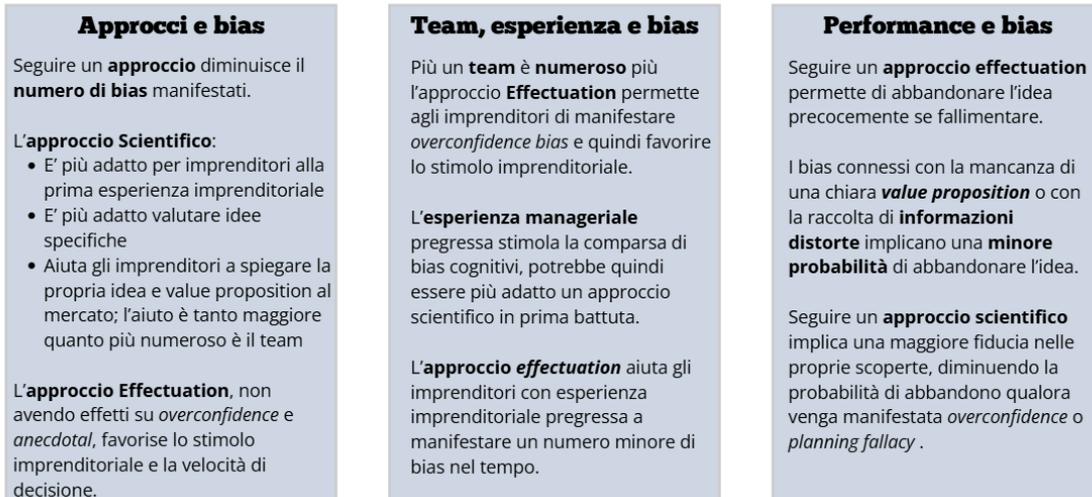


Figura 22: recap dei key findings

4.6 Consigli per sviluppi futuri

I *findings* ottenuti con questo lavoro di ricerca gettano una nuova luce sul ruolo dei bias cognitivi in campo imprenditoriale. Chiaramente, per fare in modo di sviluppare nuove teorie e utilizzare le scoperte in campo pratico, sarà necessario avere una moltitudine di ricerche e analisi empiriche che puntano nella stessa direzione, questo però è il contributo dello scrivente.

Oltre agli aspetti analizzati ce ne sono altri che per svariate ragioni è stato deciso di non approfondire. Questi potranno costituire spunto per ricerche successive in tale ambito.

Si potrebbe infatti approfondire il ruolo dei bias cognitivi nella manifestazione dei pivot. E' stato ipotizzato ad esempio che alcuni bias potranno aumentare la tendenza ad effettuare un radical o incremental pivot. Per ulteriori dettagli consultare la figura seguente.

Sulla destra, inoltre, è riportata la letteratura consultata a tale scopo.

Oltre al rapporto tra bias e pivot potrà anche essere approfondito il ruolo dei bias in relazione al tipo di tecnologia sviluppata dalla startup; durante numerosi confronti con relatore e correlatori è infatti emerso che potrebbe esserci una correlazione tra tipo di tecnologia e bias manifestati. Ad esempio, startup tecnologiche potranno manifestare un numero maggiore di bias perché più concentrate sull'*execution*.

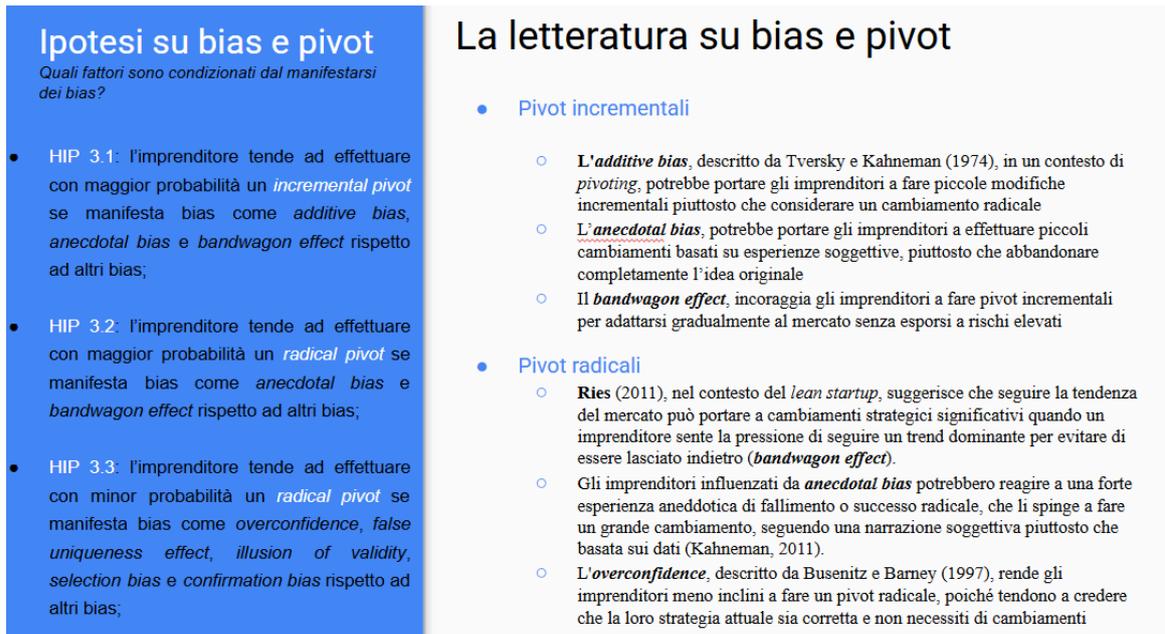


Figura 23: ipotesi e letteratura su bias e pivot

In linea generale però, i prossimi passi del lavoro di ricerca sono rappresentati nella slide seguente:



Figura 24: sviluppi futuri del lavoro di ricerca

Si spera, infine, che studi come quello effettuato in questa sede, potranno migliorare i processi decisionali in campo imprenditoriale in modo da favorire l'innovazione e l'imprenditoria.

Bibliografia

Kahneman, D. (2011). *Pensieri lenti e veloci* (P. Canton, Trad.). Mondadori. (Opera originale pubblicata nel 2011)

Zhang, H., van der Bij, H., & Song, M. (2020). Can cognitive biases be good for entrepreneurs? *International Journal of Entrepreneurial Behaviour and Research*, 26(4), 793-813.

Introductory Econometrics: A Modern Approach" di **Jeffrey M. Wooldridge**

"Econometric Analysis" di **William H. Greene**

"Panel Data Econometrics" di **Badi H. Baltagi**

The Relationship Among Biases, Misperceptions, and the Introduction of Pioneering Products: Examining Differences in Venture Decision Contexts, **Mark Simon, Susan M. Houghton** (2002)

Knowing What to Do and Doing What You Know: Effectuation as a Form of Entrepreneurial Expertise, **Saras D. Sarasvathy, Stuart Read** (2005)

The Ramifications of Effectuation on Biases in Entrepreneurship -Evidence from a Mixed-Method Approach (2021), **Stephen X. Zhang, Maw-Der Foo, Roberto S. Vassolo**

The role of intuition and rationality in the causation-effectuation decision-making puzzle - **Clarice Zimmermann, Silvio Luis de Vasconcellos, Kadigia Faccin, Gerson Tontini, Ronaldo Couto Parente** (2025)

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk.

Simon, M., Houghton, S. M., & Aquino, K. (2000). Cognitive biases, risk perception, and venture formation.

Stephen X. Zhang, Maw-Der Foo, Roberto S. Vassolo (2021), The Ramifications of Effectuation on Biases in Entrepreneurship -Evidence from a Mixed-Method Approach

Kahneman, D., & Lovallo, D. (1993). Timid choices and bold forecasts: A cognitive perspective on risk taking.

Sarasvathy, S. D. (2001). Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency.

Busenitz, L. W., & Barney, J. B. (1997). Differences between entrepreneurs and managers in large organizations: Biases and heuristics in strategic decision-making.

Janis, I. L. (1972). **Victims of Groupthink**. Houghton Mifflin.

Nickerson, R. S. (1998). Confirmation Bias: A Ubiquitous Phenomenon in Many Guises. **Review of General Psychology**, 2(2), 175-220.

Asch, S. E. (1951). Effects of group pressure upon the modification and distortion of judgments. In **Groups, leadership and men**.

Cialdini, R. B., & Goldstein, N. J. (2004). Social Influence: Compliance and Conformity. **Annual Review of Psychology**, 55, 591-621.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. **Econometrica**, 47(2), 263-291.

Buehler, R., Griffin, D., & Ross, M. (1994). Exploring the "Planning Fallacy": Why People Underestimate Their Task Completion Times. **Journal of Personality and Social Psychology**, 67(3), 366-381.

Stasser, G., & Titus, W. (1985). Pooling of Unshared Information in Group Decision Making: Biased Information Sampling During Discussion. **Journal of Personality and Social Psychology**, 48(6), 1467-1478.

Moore, D. A., & Healy, P. J. (2008). The trouble with overconfidence. **Psychological Review**, 115(2), 502-517.

Dougherty, D., Borrelli, L., Munir, K., & O'Sullivan, A. (2000). Systems of organizational sensemaking for sustained product innovation. *Journal of Engineering and Technology Management*, 17(3-4), 321-355.

Janis, I. L. (1982). *Groupthink: Psychological Studies of Policy Decisions and Fiascoes*. Houghton Mifflin.

Page, S. E. (2007). *The Difference: How the Power of Diversity Creates Better Groups, Firms, Schools, and Societies*. Princeton University Press.

From homo economicus to homo agens: Toward a subjective rationality for entrepreneurship, **Mark D. Packard, Per L. Bylund** (2021)

From homo economicus to homo agens: Toward a subjective rationality for entrepreneurship, Mark D. Packard, Per L. Bylund (2021)

Persist or let it go: Do rational entrepreneurs make decisions rationally?, Nidhitha Lin, Ralf Wilden, Francesco Chirico, Elahe Ghasrodashti, Dawn R DeTienne (2022)

Ecological rationality and entrepreneurship: How entrepreneurs fit decision logics to decision content and structure, Sonia Koller, Ute Stephan, Gorkan Ahmetoglu (2022)

Questioning boundedly rational frameworks in practice: The case of women entrepreneurs in Kumasi, Ghana, Arielle Badger Newman, Sharon Alvarez (2022)

Overconfidence and entrepreneurship: A meta-analysis of different types of overconfidence in the entrepreneurial process , Priscilla S. Kraft, Christina Günther, Nadine H. Kammerlander, Jan Lampe(2022)

Busenitz, L. W., & Barney, J. B. (1997). *Differences between entrepreneurs and managers in large organizations: Biases and heuristics in strategic decision-making*. *Journal of Business Venturing*, 12(1), 9-30.

- Palich, L. E., & Bagby, D. R.** (1995). *Using cognitive theory to explain entrepreneurial risk-taking: Challenging conventional wisdom*. *Journal of Business Venturing*, 10(6), 425-438.
- Kaish, S., & Gilad, B.** (1991). *Characteristics of opportunities search of entrepreneurs versus executives: Sources, interests, and general alertness*. *Journal of Business Venturing*, 6(1), 45-61.
- Simon, M., Houghton, S. M., & Aquino, K.** (2000). *Cognitive biases, risk perception, and venture formation: How individuals decide to start companies*. *Journal of Business Venturing*, 15(2), 113-134.
- Salganik, M. J., & Watts, D. J.** (2008). *Leading the herd astray: An experimental study of self-fulfilling prophecies in an artificial cultural market*. *Social Psychology Quarterly*, 71(4), 338-355.
- Kahneman, D., & Tversky, A.** (1979). *Prospect Theory: An analysis of decision under risk*. *Econometrica*, 47(2), 263-291
- Kahneman, D., & Tversky, A.** (1973). *On the psychology of prediction*. *Psychological Review*, 80(4), 237-251

Sitografia

<https://steveblank.com/>

<https://www.sciencedirect.com/journal/journal-of-business-venturing>

<https://journals.sagepub.com/home/etp>

<https://www.andrealetti.com/blog-neuromarketing-psicologia-digitale/appunti/mappa-bias-cognitivi>

https://it.wikipedia.org/wiki/Pensieri_lenti_e_veloci

<https://www.economicomportamentale.it/2021/01/27/organizzazione-gerarchica-vs-impresa-liquida-sfruttare-i-limiti-cognitivi-delluomo-per-costruire-nuovi-modi-di-fare-impresa>

<https://fi.co/insight/entrepreneur-cognitive-bias-7-biases-that-kill-startups>

https://pure.rug.nl/ws/portalfiles/portal/126426204/10_1108_IJEBR_03_2019_0173.pdf

https://www.researchgate.net/publication/260945337_The_Study_of_Bias_in_Entrepreneurship

Ringraziamenti

Anche questo percorso volge al termine. In questi due anni e mezzo, sento di essere cresciuto tantissimo, sia a livello personale che professionale. Ho imparato molto, non solo in aula, ma anche nella mia vita di tutti i giorni.

Ho acquisito molte competenze che sono certo mi saranno preziose in futuro, ho continuato a muovere i primi passi nel mondo del lavoro, comprendendone più a fondo le dinamiche, e mi sono concesso il tempo di coltivare passioni e relazioni al di fuori dell'ambito professionale, favorendo così il mio benessere.

Un ringraziamento speciale ai miei genitori, che hanno reso possibile tutto questo. Senza il vostro costante supporto e il vostro impegno nel garantirmi un ambiente favorevole alla mia crescita non sarei nemmeno la metà della persona che sono oggi.

Grazie alla mia ragazza, con cui ho vissuto un'importante crescita nel nostro rapporto di coppia. Condividere il tempo con te arricchisce la mia vita ogni giorno.

Grazie ai miei amici, sempre presenti nei momenti più intensi, che mi permettono di staccare ogni tanto e trovare il giusto equilibrio.

E grazie a tutte le persone che mi hanno accompagnato in questo viaggio.

Come disse un mio caro professore durante il mio percorso accademico: *“Un conto è avere successo professionale, avere successo nella vita è una partita ben diversa”*. Che questo possa essere il mio augurio per il futuro: una vita ricca di soddisfazioni tanto personali quanto professionali!