

Politecnico di Torino

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

*Intelligenza artificiale e startup in Europa:
l'importanza del background accademico e lavorativo dei
fondatori nella raccolta di capitale sul mercato finanziario*

Relatore:

Prof. Emilio Paolucci

Co-Relatrice:

Dott.ssa Elettra D'Amico

Candidato:

Alessandro Giachino

Anno accademico 2020-2021

Indice

Introduzione	1
1. L'intelligenza Artificiale	3
1.1. Definizioni di Intelligenza Artificiale	3
1.2. Evoluzione dell'Intelligenza Artificiale	4
1.3. Classificazioni dell'Intelligenza Artificiale	7
1.4. Declinazioni dell'Intelligenza Artificiale	15
1.4.1. Machine Learning	15
1.4.2. Deep Learning	17
1.4.3. Natural Language Processing (NLP)	17
1.4.4. Speech Recognition	18
1.5. Startup di Intelligenza Artificiale	18
2. Metodologia	20
2.1. Definizione del campione	20
2.2. Creazione dei database	21
3. Analisi generali	26
3.1. Database "Startups"	26
3.1.1. Collocazione geografica	26
3.1.2. Settori e tipologia	27
3.2. Database "Founders"	31
3.2.1. Dati anagrafici	31
3.2.2. Esperienze accademiche	32
3.2.3. Esperienze lavorative	35

3.3. Database “Investors”	36
3.3.1. Provenienza degli investitori	36
3.3.2. Tipologia di investitori	37
3.3.3. Settori di investimento	38
3.3.4. Tipologia di investimenti	40
4. Approfondimento e confronto tra il background accademico e lavorativo dei fondatori in due differenti settori, Healthcare ed Advertising	41
4.1. L’importanza delle esperienze accademiche e lavorative nella raccolta di capitale sul mercato finanziario	41
4.1.1. Caratteristiche del settore Healthcare	45
4.1.2. Caratteristiche del settore Advertising	46
4.1.3. Domande di ricerca ed ipotesi	47
4.2. Dati e informazioni analizzate	49
4.2.1. Background accademico	49
4.2.2. Background lavorativo	50
4.3. Analisi dei background	51
4.3.1. Settore Healthcare	51
4.3.2. Settore Advertising	74
4.3.3. Confronto tra settori	90
Conclusioni	93
Appendice	95
Bibliografia	103

Introduzione

L'elaborato di tesi si propone come obiettivo quello di effettuare un'analisi sulle startup di Artificial Intelligence (AI) all'interno del panorama europeo, partendo dai dati inerenti ad un campione di 4266 startup, ottenuto dalla piattaforma Crunchbase, relativo all'arco temporale che copre il periodo tra gennaio 2005 e giugno 2020.

In particolare, sono state condotte analisi specifiche sul background accademico e lavorativo dei fondatori di due diversi settori, quali Healthcare ed Advertising. I due settori di interesse sono stati scelti e messi a confronto in quanto appartenenti a due realtà totalmente differenti, ma caratterizzati allo stesso tempo da un numero paritetico di founder.

A livello di background accademico sono stati collezionati dati relativi al titolo di studio conseguito dai founder, l'università frequentata e la relativa posizione geografica. Per quanto riguarda l'esperienza lavorativa è stata considerata quella acquisita precedentemente alla fondazione della startup. È stata quindi analizzata la realtà nella quale è stata fatta l'ultima esperienza, in termini di posizione ricoperta, durata, luogo e settore. Sulla base delle informazioni raccolte in merito ad ogni fondatore, si è cercato di comprendere quali fossero le discrasie, in termini di esperienza accademica e lavorativa dei fondatori, in grado di agevolare le startup nella raccolta di capitale sul mercato finanziario. Dalle analisi e dal confronto tra i due settori emergono differenze sostanziali in termini di background tra i founder in relazione agli investimenti, in considerazione del fatto che l'Healthcare è un settore altamente specializzato, e quindi ad alta intensità di conoscenza, mentre il settore dell'Advertising è un settore più legato all'esperienza ed all'applicazione.

Prima di raggiungere i risultati delle analisi sopra riportate, si sono preventivamente considerate le differenti definizioni relative all'Intelligenza Artificiale ed è stata ripercorsa l'evoluzione nel tempo della disciplina AI. Sono

poi state riportate le diverse classificazioni che la caratterizzano, prestando particolare attenzione alle diverse declinazioni quali Machine Learning, Deep Learning, NLP e Speech Recognition. Osservando il fenomeno attraverso l'approccio innovativo delle startup è stato necessario analizzare le caratteristiche delle startup nel panorama europeo e la loro distribuzione geografica.

L'individuazione dei due settori in analisi è stata possibile grazie ad una classificazione delle startup in relazione al settore di applicazione, adottando la codifica NACE. Le informazioni riguardanti i founder, dati anagrafici, background accademico e lavorativo, sono stati individuati attraverso lo studio dei corrispondenti profili LinkedIn. Sono poi stati analizzati gli investitori in termini di tipologia, round di investimento sostenuti e provenienza geografica.

1. L'Intelligenza Artificiale

1.1. Definizioni di Intelligenza Artificiale

L'Intelligenza Artificiale, o Artificial Intelligence, chiamata anche AI in seguito, rappresenta un elemento chiave a livello di progresso tecnologico e di conseguenza, grazie alla sua versatilità ed applicabilità in ambiti diversi, in grado di contribuire all'evoluzione industriale.

L'AI è una disciplina in continuo sviluppo alla quale è difficile attribuire un'unica definizione capace di racchiudere tutte le sue peculiarità, in quanto copre più materie ed è influenzata da diversi ambiti. Le svariate definizioni che a questa si riferiscono tengono in considerazione quelle che sono le sue peculiari caratteristiche, in particolare la capacità di interpretare ed elaborare i dati di input avendo percezione dell'ambiente circostante e la capacità di decidere e attuare azioni con un elevato livello di autonomia al fine di raggiungere gli obiettivi prefissati.

Nel panorama informatico spicca la definizione riportata da HLEG - High-Level Expert Group, ovvero un team di esperti, eletto dalla Commissione Europea, focalizzato sul tracciare la strada dell'implementazione della strategia europea in ambito AI per quanto riguarda l'aspetto scientifico, socioeconomico, legale ed etico:

“I sistemi di AI sono software (ed eventualmente anche hardware) progettati da umani che, dato un obiettivo complesso, agiscono nella dimensione fisica o digitale percependo l'ambiente circostante attraverso l'acquisizione di dati strutturati e non, interpretando i dati raccolti, ragionando sulla conoscenza, processando le informazioni derivanti da questi dati e decidendo la migliore

azione (o azioni) da eseguire per raggiungere l'obiettivo prefissato.” (Samoili, 2020)

Secondo (Kaplan, 2016), l'Intelligenza Artificiale rappresenta la capacità di un sistema di interpretare in modo corretto i dati di input esterni, di apprendere da tali dati e sulla base dell'apprendimento, raggiungere obiettivi specifici attraverso un adattamento flessibile.

È possibile quindi affermare che un sistema AI è un sistema capace di effettuare azioni che richiedono l'intelligenza umana, attuando quattro fondamentali funzioni: ascolto, comprensione, azione ed approfondimento. Come prima cosa viene percepito l'ambiente esterno, mentre in un secondo momento le informazioni percepite vengono elaborate ed attraverso un processo decisionale vengono raggiunti gli obiettivi.

L'algoritmo apprende in autonomia sulla base dei successi ottenuti e degli errori commessi ed evolve in base alla quantità di dati alla quale può attingere. Più dati di input vengono ricevuti dal sistema, più informazioni avrà a disposizione su cui elaborare i processi decisionali (Corea, 2017).

1.2. Evoluzione dell'Intelligenza Artificiale

A partire dal 1956, anno in cui venne coniato il termine Intelligenza Artificiale dai due ricercatori John McCarthy e Hebert Simon, la storia evolutiva dell'AI può essere studiata dividendola in quattro periodi (Jaakkola 2019).

Come si vede dalla figura sottostante (fig. 1.1), i quattro cicli fondamentali attraverso i quali l'Intelligenza Artificiale si è evoluta sono: il programming (AI In code), i sistemi esperti (Expert Systems), l'architettura dell'AI (AI Architectures) ed infine il self-learning applications (Deep Learning).

Seguendo l'ordine cronologico, si evidenzia come il primo periodo storico fosse fortemente incentrato sul linguaggio di programmazione. Nello specifico, tutta

l'intelligenza era racchiusa negli algoritmi, argomento su cui unicamente i programmatori avevano una conoscenza approfondita. In questa fase, i linguaggi di programmazione rappresentavano uno strumento indipendente dall'applicazione.

Con il secondo ciclo, l'intelligenza è stata integrata nello strumento. Infatti, la conoscenza relativa ai processi era presente tra le specifiche di sistema e quindi disponibile. Inoltre, in questo momento i sistemi esperti erano stati creati col fine ultimo di raggiungere specifici obiettivi.

Durante il terzo ciclo, l'intelligenza veniva costruita all'interno di una piattaforma, la quale era in grado di fornire i propri servizi alle diverse applicazioni.

Il quarto ed ultimo periodo è caratterizzato dalla capacità di apprendimento da parte del sistema, per cui quest'ultimo viene sollecitato da quantità di dati di input sempre più cospicue. I componenti rilevanti, a partire dal quarto periodo, risultano essere gli algoritmi, ma soprattutto i dati.

Il passaggio da un ciclo all'altro è strettamente collegato al verificarsi di due specifiche condizioni necessarie per l'evoluzione nel tempo, inerenti una alla domanda e l'altra alla tecnologia. La compresenza di demand pull e technology push offre l'opportunità di crescita e sviluppo.

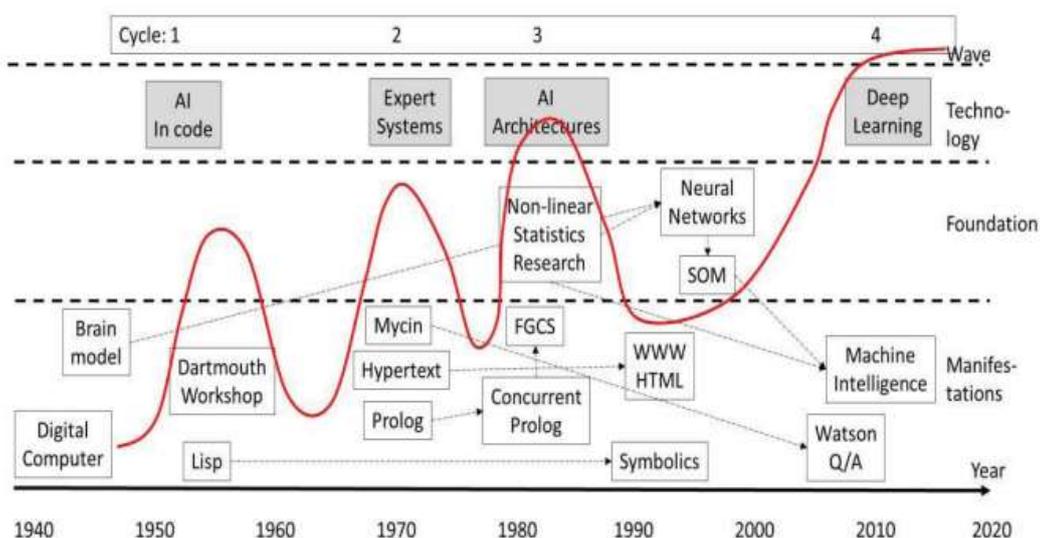


Figura 1.1 – I quattro cicli dell'evoluzione dell'AI

Durante i diversi periodi dell'evoluzione dell'AI si sono presentate e alternate due fasi differenti: la prima è una fase di crescita e di episodi positivi, connotati da una diffusa fiducia, della durata di circa dieci anni, la seconda è, per contro, una fase di discontinuità caratterizzata da errori e problematiche legata ad avvenimenti verificatisi e non previsti. In questa seconda fase vengono definiti nuovamente gli obiettivi sulla base delle evidenze riscontrate.

Nonostante le sue origini risalgano all'inizio della seconda metà del novecento, l'AI è stata riconosciuta a livello mondiale solo nel 2012. A partire da quell'anno, grazie al NIPS, ovvero Neural Information Processing Systems, si è passati ad un potenziamento della classificazione degli algoritmi pari all'85%, partendo da un valore iniziale di circa 72% ed è stata inoltre migliorata l'accuratezza nella classificazione delle immagini arrivando a circa 96%. È anche importante sottolineare come il miglioramento a partire dal 2012 abbia portato ad una precisione relativa alla classificazione delle immagini superiore a quella umana, la quale si attesta intorno al 95%.

Altri due sono gli eventi che hanno rappresentato momenti significativi nella storia dell'AI.

Il primo verificatosi nel 1996, anno in cui ebbe luogo lo scontro a scacchi tra il campione del mondo, Garry Kasparov ed il calcolatore di IBM, Deep Blue. Dopo una prima vittoria dell'uomo, l'anno successivo, nel 1997, a seguito di un aggiornamento, il calcolatore ebbe la meglio, segnando un punto di svolta nello sviluppo dell'Intelligenza Artificiale.

Per quanto riguarda invece il secondo evento di fondamentale rilevanza, questo riguarda l'acquisizione da parte di Google dell'impresa britannica DeepMind, sviluppatrice di Intelligenza Artificiale improntata al videogaming, nel 2014. A seguito di tale acquisizione, nel 2015 DeepMind realizzò il software AlphaGo capace di sconfiggere Lee Seldon il campione mondiale, fino a quel momento imbattuto, del gioco da tavolo Go. Al software AlphaGo vennero date in input le

sole istruzioni e regole del gioco e vennero successivamente mostrate al sistema innumerevoli partite giocate tra essere umani.

A differenza del periodo passato, caratterizzato da un'alternanza tra periodi di entusiasmo e sviluppo e periodi di sfiducia ed incertezza, il futuro dell'Intelligenza Artificiale sembra essere favorito da una serie di fattori. Segnatamente, questi sono da ritrovare nella crescita esponenziale delle quantità di dati, nella scalabilità della potenza computazionale e della memoria ed infine nella riduzione dei costi relativi al mondo tecnologico.

1.3. Classificazioni dell'Intelligenza Artificiale

Alla luce delle considerazioni esposte a proposito dell'evoluzione nel tempo della disciplina dell'Intelligenza Artificiale, è adesso opportuno fare riferimento alle classificazioni che la interessano. La prima classificazione di cui ci occuperemo è scissa in due parti: la *weak AI* e la *strong AI*.

A proposito della *weak AI*, Intelligenza Artificiale debole, si può dire che essa rappresenta la capacità di svolgere e portare a termine azioni e compiti definiti "intelligenti" senza però esser consapevole e aver informazioni di cosa stia accadendo nell'ambiente circostante. Come riporta **(Jaakkola, 2019)**, l'Intelligenza Artificiale debole è stata quella presa in considerazione e sviluppata negli anni passati nella convinzione che questa fosse l'apice raggiungibile in termini di intelligenza a livello di macchina. Di fatto non si pensava che una macchina potesse raggiungere livelli di intelligenza e di problem solving superiori a quelli raggiunti fino a quel momento. Parlando quindi di weak AI si intende un'applicazione oppure un sistema improntato al problem solving ed al prendere decisioni in totale autonomia, fornendo output proporzionalmente migliori in relazione alla quantità di dati in input senza però autoconsapevolezza.

A differenza della weak AI, la *strong AI*, ossia l'Intelligenza Artificiale forte, è in grado di comprendere l'ambiente esterno, sulla base del quale, grazie ad un pensiero in linea con quello umano, è capace di comprendere i fatti e le relazioni degli eventi. Questa capacità di ragionamento e pensiero prende il nome di common sense (Semoli, 2019).

Oltre alla macro classificazione esplicitata precedentemente, è possibile individuare, grazie alla letteratura più recente (Corea, 2019), ulteriori classificazioni:

- **ASI – (Artificial Super Intelligence)**

La ASI rappresenta un'intelligenza superiore a quella umana, in quanto il sistema di interesse è formato dalla connessione di reti differenti sulla base della quale vengono applicati ragionamenti scientifici prendendo in considerazione la sfera emotiva tipica dell'essere umano. Questo sistema risulta però ad oggi non ancora sviluppato (Zhang, 2018).

- **AGI – (Artificial General Intelligence)**

La AGI è in grado di riprodurre un sistema non programmato per la risoluzione di singole azioni, allo stesso tempo però capace di adattarsi a differenti situazioni sulla base di quanto appreso in esperienze precedenti. Si tratta quindi di un'Intelligenza Artificiale capace di risolvere specifiche richieste appoggiandosi sulla base della conoscenza immagazzinata attraverso esperienze pregresse.

- **ANI – (Artificial Narrow Intelligence)**

La Narrow AI, chiamata anche AI ristretta, si può comparare all'AI debole, con la differenza sostanziale che essa è limitata ad un solo campo di applicazione e dispone di un numero limitato di attività che è in grado di portare a termine. Data la sua applicazione ad un solo contesto, per poter

ottenere dati di output privi di errori, o comunque in grado di soddisfare soglie di errore minime, è opportuno specializzarsi nel settore di interesse, in modo tale da ridurre le anomalie sui dati di ingresso.

Osservando le attuali applicazioni degli algoritmi di AI, in accordo con quanto sostenuto da **(Cautela, 2018)**, è possibile individuare cinque diverse classi di soluzioni: intelligent data processing, virtual assistant/chatbot, recommendation, image processing e language processing.

Iniziando dall'esame dell'intelligent data processing, si deve considerare come questo permette di estrarre informazioni da dati grezzi ed inoltre include la pattern discovery e la predictive analysis, attraverso cui vengono prima stabilite la struttura e le connessioni tra i diversi dati, i quali vengono successivamente analizzati per prevedere eventi o fenomeni futuri. Il virtual assistant e la chatbot sono invece software in grado di eseguire comandi o soddisfare richieste attraverso interazioni in linguaggio naturale. Per recommendation si intende un insieme soluzioni orientate a guidare le preferenze e le scelte dell'utente sulla base delle informazioni fornite. Infine, l'image processing ed il language processing offrono soluzioni in relazione all'analisi di singole immagini, video e linguaggio parlato.

Facendo ora riferimento a quanto riportato e sostenuto dalla Commissione Europea in merito alla classificazione dell'AI, nelle pagine successive si pone l'attenzione sulla classificazione dei diversi domini (campi di applicazione) dell'Artificial Intelligence e delle relative attività. A livello macro, la prima classificazione fatta è quella relativa alle competenze, le quali vengono distinte in due categorie, di cui la prima riguarda le competenze core, ovvero tutte quelle attività che risultano fondamentali per l'ottenimento del risultato: Reasoning, Planning, Learning, Communication.

Per quanto riguarda per contro la seconda categoria, questa comprende le attività di supporto che sono utili al conseguimento dei risultati: Perception, Integration and Interaction, Services, Ethics and Philosophy.

Nella classificazione seguente l'intento è quello di legare tutte le informazioni provenienti dai diversi domini, quali la ricerca scientifica, l'industria, la politica e l'istruzione.

Vengono individuati due livelli di dettaglio, ovvero l'AI Domain e l'AI Activities. Il primo (AI Domain) racchiude il dominio all'interno del quale l'Intelligenza Artificiale svolge il proprio ruolo, mentre le attività, AI Activities, sono quelle messe in atto dall'AI al fine di raggiungere i dati di output.

- **Planning**

Dominio inerente alla progettazione ed esecuzione di strategie volte a svolgere attività. Vengono attuate strategie e svolte attività da parte di macchine autonome (tab.1.1).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
PLANNING	Planning and scheduling	Planning through time and cost reduction.
	Searching	Step-by-step procedure used to identify specific data within a data collection.
	Optimisation	Optimization of solutions in multidimensional spaces.

Tabella 1.1: Attività del dominio Planning

- **Learning**

I sistemi imparano, prevedono e decidono in maniera autonoma le azioni da mettere in atto senza essere preventivamente indirizzati da programmazione (tab. 1.2).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
LEARNING	Social behaviour	Prediction of user behavior and profiling through observation.

Tabella 1.2: Attività del dominio Learning

- **Reasoning**

Dominio che specifica come le macchine trasformano i dati in conoscenza, fornendo soluzioni rappresentate in maniera efficiente basate su regole simboliche (tab.1.3).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
REASONING	Knowledge representation	Use of symbolic rules to represent and deduce knowledge.
	Common sense reasoning	Automatic deduction of a sufficiently large class of immediate consequences of what is said and what the algorithm already knows.
	Automated reasoning	Describe the process of justification/reasoning the available data and information, provide solutions and represent them efficiently, based on a set of symbolic rules.

Tabella 1.3: Attività del dominio Reasoning

- **Integration and Interaction**

Combina percezione, ragionamento, azione, apprendimento e interazione con l'ambiente creando un sistema in grado di coordinare, cooperare, integrare ed interagire con l'ecosistema circostante (tab. 1.4).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
INTEGRATION AND INTERACTION	Multi-agent system	ABS provides a framework in which traceable techniques can be implemented that meet various environmental management modeling requirements.
	Robotics and Automation	Activities related to the application and research of intelligent technological tools to assist or replace human activity, or to allow actions that are not humanly possible (e.g. medical robots), to optimize technical limits, labor or production costs.
	Connected and Automated vehicles	Technologies of autonomous vehicles, connected vehicles and driver assistance systems, considering all levels of automation and all communication technologies.

Tabella 1.4: Attività del dominio Integration and Interaction

- **Communication**

Capacità dei sistemi di identificare, comprendere, processare e generare output in linguaggio scritto e parlato comprensibile dall'essere umano (tab.1.5).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
COMMUNICATION	Voice analysis	Analysis of people's voice and language.
	Document analysis	Analysis of documents (written texts), reading and extrapolation of information.
	NLP	Automatic processing of written or spoken information in natural language.
	Topic discovery and modeling	Accurately capture meaning and themes in text collections, and apply advanced analysis to the text, such as optimization and prediction.
	Contextual extraction	Automatically extract structured information from text sources
	Sentiment analysis	Identify subjective mood or opinions within large amounts of text, including average sentiment and opinion mining.
	Speech-to-text and text-to-speech conversion	Turn voice commands into written text and vice versa.
	Document summarization	Automatically generate synopses of large bodies of text.
	Machine translation	Automatic translation of text or speech from one language to another.
	Chat analysis	Analysis of written and oral conversations. Especially used in the realization of chatbots.

Tabella 1.5: Attività del dominio Communication

- **Perception**

Capacità del sistema di comprendere l'ambiente circostante e di tenerlo in considerazione nell'elaborazione dei dati (tab.1.6).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
IMAGE ANALYSIS - PERCEPTION	3D reproduction (3D reconstruction)	Reproduction of objects or spaces in 3D and virtual images.
	Facial scan	Facial scan and identification of particular user characteristics.
	Photo editing	Modification of images/photos, reconstructing realistically the landscape and objects inside.
	Video editing	Creation and modification of videos
	Eye-tracking e mouse tracking	Man-machine interaction able to recognize personalities by tracing their eye movements.
	Audio processing	Artificial intelligence systems that allow the perception or generation (synthesis) of audio signals, including speech, and also other sound material.
	Computer vision	Extrapolation of data from image or video analysis. (Activities that identify human faces and objects in digital images, as part of the detection of the class of objects).

Tabella 1.6: Attività del dominio Perception

- **Services**

Quando si parla di services si intendono piattaforme e strutture software che forniscono servizi ed applicazioni su richiesta. In questo contesto, viene a mancare la componente fisica di archiviazione e si ragiona su cloud disponibili in qualsiasi momento. I servizi cloud di riferimento sul mercato sono Software as a Service (SaaS), Platform as a Service (PaaS) ed Infrastructure as a Service (IaaS). Il SaaS è un servizio che consente agli utenti di connettersi ad app che poggiano sul cloud internet e ad utilizzarle. Inoltre, questo modello offre una soluzione software completa acquistabile da un provider di servizi cloud.

L'IaaS, invece, è un servizio cloud attraverso il quale il vendor fornisce agli utenti clienti l'accesso alle risorse di calcolo, come server, spazi di memoria e connessione di rete. Le organizzazioni sfruttano le loro piattaforme ed applicazioni all'interno dell'infrastruttura di un provider di servizi. Passando alla considerazione dei servizi PaaS, questi si trovano in una posizione intermedia tra i due servizi sopra descritti. Aldilà delle risorse base dell'infrastruttura è possibile affittare componenti e software pre-installati, utilizzabili per lo sviluppo di un prodotto o servizio (tab. 1.7).

AI Domain	AI Activities	Descrizione
SERVICES	Web vulnerability	Study of the attack surfaces of the Web site.
	AI training	AI training through large amounts of data for subsequent adaptation to different areas.
	Sensor monitoring	Monitoring by physical sensors for data collection and further processing. Also includes air condition monitoring, sound monitoring, and mechanical components.
	Consulting	Consulting activities that provide a range of solutions based on artificial intelligence
	Augmented analytics	Data analysis to identify recurring patterns and make predictions.
	Drug design	Combination of characteristics (pathogens) with the aim of creating more effective antibiotics or medicines.
	Predictive machinery maintenance	Predictive maintenance of industrial machinery.

Tabella 1.7: Attività del dominio Services

1.4. Declinazioni dell'Intelligenza Artificiale

Come si evince dalla letteratura a riguardo, non esiste un'unica definizione in grado di esprimere tutte le caratteristiche dell'Intelligenza Artificiale, per cui essa può essere considerata come un insieme di tecnologie che contribuiscono a definirla. L'AI si declina in diversi sottoinsiemi (**Corea, 2019**) e di seguito verranno trattati i più significativi tra questi.

1.4.1. Machine Learning

Una delle definizioni di Machine Learning (ML) afferma: “si dice che un software impari dall'esperienza E rispetto a una classe di compiti T e misura di performance P, se la sua prestazione nei compiti in T, come misurata da P, migliora con l'esperienza E”. Un software si considera quindi istruito se in grado di migliorare le proprie prestazioni nello svolgimento di un compito sulla base dell'esperienza maturata attraverso il compito stesso (**Overgoor, 2019**).

Il ML è un insieme di metodi capaci di individuare schemi ricorrenti all'interno dei dati a disposizione. Utilizzando i modelli identificati vengono quindi effettuate previsioni su dati futuri. L'apprendimento è così automatico, in quanto la macchina apprendere senza alcun tipo di supporto, ma solo grazie alle sequenze identificate all'interno della banca dati a sua disposizione. Alla base dell'apprendimento vi è quindi un processo di trial and error, poiché il sistema impara dai propri errori (**Semoli, 2019**).

Secondo (**Patel 2019**) il punto di forza del Machine Learning risiede nella costruzione di calcoli in grado di ricevere in entrata dati di input ed attraverso test misurabili prevedere dati di output entro un intervallo ritenuto consono ed adeguato.

Il ML (fig. 1.2) è in grado di utilizzare tre diversi algoritmi per sviluppare il proprio apprendimento:

- Supervised learning

Modello secondo il quale vengono già in partenza fornite “risposte etichettate” alla macchina e la macchina impara come riconosce le “risposte etichettate” all’interno dei dati da analizzare.

- Unsupervised learning

Secondo questo modello la presenza delle “risposte etichettate” non viene contemplata, in quanto l’algoritmo non ha aiuti nell’individuare pattern tra i dati. Quest’ultimo è indipendente nell’individuare pattern e somiglianze presenti nel dataset e, nel caso in cui vengano individuati, questi sono raggruppati secondo caratteristiche di similitudine.

- Reinforcement learning

Questo tipo di apprendimento può essere considerato affine a quello presentato precedentemente, ma è caratterizzato dalla presenza di un feedback a seguito dell’esecuzione di un’azione. Lo sviluppatore dichiara lo stato in cui si trova il sistema, l’obiettivo che si vuole raggiungere, le azioni che possono essere intraprese e quelli che invece sono i vincoli. L’algoritmo, rispettando i vincoli imposti, intraprende le azioni ed impara dai propri errori per poi giungere alla soluzione finale.

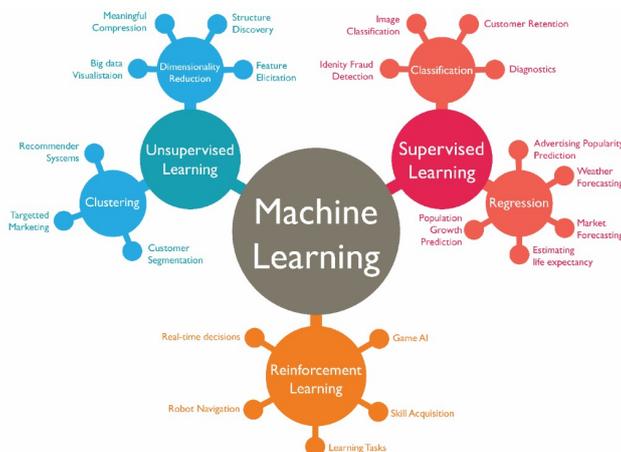


Figura 1.2 – Machine Learning

1.4.2. Deep Learning

Il Deep Learning può essere considerato un sottoinsieme del ML. In particolare, il Deep Learning rappresenta un tipo di apprendimento automatico caratterizzato da reti neurali artificiali con diversi livelli di astrazione, che si basa su algoritmi combinati con modelli matematici particolarmente avanzati. La differenza sostanziale tra ML e DL è che il ML apprende attraverso i dati di input, mentre invece il DL impara attraverso una rete neurale, sostanzialmente simula il metodo di apprendimento dell'uomo. La rete neurale che viene applicata nell'AI (ANN: Artificial Neural Network) funziona in modo paritetico al funzionamento dei neuroni biologici: svariate unità sono interconnesse fra di loro e ricevono input esterni, ognuno dei neuroni presente nella rete processa gli input captati e trasmette agli altri nodi i dati di output elaborati che diventano a loro volta dati di input per altri neuroni.

1.4.3. Natural Language Processing (NLP)

Il NLP, ovvero il Natural Language Processing viene utilizzato nella vita quotidiana per supportare l'essere umano nello svolgimento delle sue attività. Grazie al NLP è infatti possibile derivare un significato dal linguaggio umano attraverso metodi statistici e tecniche del ML (Lu 2017).

Uno dei diversi metodi applicati prende il nome di RNN, Recurrent Neural Network, il quale si basa sulle informazioni consequenziali. Data una sequenza da analizzare, il RNN effettua lo stesso compito per ogni elemento che costituisce la sequenza da analizzare estrapolando un output dipendente dal risultato precedente.

1.4.4. Speech Recognition

L'obiettivo di questa declinazione è quello di percepire e tradurre un dato linguaggio umano in un linguaggio compatibile con quello riconosciuto dalle macchine. In questo ambito, è di rilievo il modello basato sulla catena di Markov (catena di processi in cui gli stati successivi dipendono dagli stati precedenti), ovvero l'HMM, Hidden Markov Model. La catena di interesse sulla quale fa riferimento il modello è composta da n stati non osservabili che forniscono una distribuzione di probabilità per i possibili eventi, i quali risultano essere osservabili.

1.5. Startup di Intelligenza Artificiale

Le startup rappresentano la tipologia di impresa più adatta per lo sviluppo e l'evoluzione dell'Intelligenza Artificiale. Infatti, nonostante le origini dell'Artificial Intelligence siano da ricercare nel secolo scorso, tale disciplina risulta ancora essere nella fase iniziale della sua evoluzione. Tale tecnologia non è ancora del tutto affermata ed è presente tutt'ora incertezza sia a livello tecnologico sia a livello economico. Abbracciare la tecnologia dell'AI, lato impresa, implica un'analisi accurata riguardante investimenti e grado di adozione in relazione al modello di business. La tipologia di impresa più adatta per lo sviluppo e la crescita dell'Intelligenza Artificiale risulta essere la startup, poiché questo tipo di impresa racchiude in sé il concetto di innovazione e si pone come obiettivo quello di trovare soluzione a problemi caratterizzati da risposte non scontate e dove il successo non è garantito. Le startup sono imprese giovani che impongono come obiettivo quello di essere scalabili all'interno del mercato in cui operano. Esse sono caratterizzate dal proporre un modello di business innovativo, proprio questo aspetto di innovazione e avanguardia si può ritrovare anche nell'Intelligenza Artificiale. Conseguentemente, esplorare ed approfondire

il mondo delle startup impegnate nello sviluppo ed implementazione della tecnologia AI risulta essere di particolare interesse.

Realtà innovative come quelle delle startup nascono e si sviluppano in contesti dinamici che ne favoriscono la crescita. Il sistema all'interno del quale le startup possono crescere e svilupparsi è caratterizzato dalla compresenza di diversi elementi. Oltre agli imprenditori, si devono evidenziare anche la presenza di investitori e fattori di supporto che risultano essere indispensabili. Il capitale umano è sicuramente fondamentale, ma è altresì importante la presenza di incubatori ed acceleratori che supportino le idee imprenditoriali dei fondatori. In aggiunta, è bene sottolineare come tali idee nascano spesso nell'ambito di istituti accademici abili nell'ampliare le competenze necessarie per fondare una startup. La possibilità di attuare il business plan sviluppato dipende naturalmente dai finanziamenti che le startup riescono ad ottenere, in modo particolare nelle prime fasi di crescita. L'ecosistema di riferimento a livello mondiale è quello della Silicon Valley negli USA, il quale rappresenta il luogo ideale per il lancio di nuove proposte tecnologiche. Questo ecosistema è caratterizzato da una cultura in cui si verificano quotidianamente interazioni tra talento, idee, opportunità e capitali.

Per quanto riguarda il panorama europeo invece, i legislatori hanno intrapreso progetti indirizzati al supporto dello sviluppo della tecnologia AI. È stato infatti realizzato un piano di investimenti pari a 20 miliardi di euro per il biennio 2018-2020 finalizzato al finanziamento delle startup. In questo panorama, le città di Londra, Parigi e Berlino rappresentano i poli di riferimento.

2. Metodologia

2.1. Definizione del campione

Le startup oggetto di analisi sono state selezionate tramite la piattaforma Crunchbase. Essa è una piattaforma tramite cui si ricercano informazioni aziendali su aziende private e pubbliche, in particolare sulle startup. All'interno del database online si possono trovare informazioni relative a investimenti e finanziamenti, membri fondatori e persone in posizioni di leadership, fusioni ed acquisizioni, notizie e tendenze del settore. Per quanto concerne questo elaborato, sono state raccolte e catalogate informazioni in merito a 4266 startup, le quali hanno formato la base su cui sono state effettuate le specifiche analisi che saranno esposte nei capitoli successivi. Il campione di startup analizzato è stato ottenuto attraverso l'applicazione di filtri al database online di Crunchbase. In particolare, i filtri applicati sono relativi a: data di fondazione della startup, posizione geografica della sede ed infine tipologia di attività svolta.

In primo luogo, sono state considerate le sole startup che svolgono attività in merito all'Intelligenza Artificiale. A livello pratico, sono state selezionate unicamente le startup caratterizzate dall'etichetta "AI" nella sezione "industries" relativa alle parole chiave utili a definire le attività svolte dagli startupper.

Per quanto riguarda la data di fondazione, è stato considerato il lasso temporale che intercorre tra gennaio 2005 ed inizio giugno 2020. Questo arco temporale viene ritenuto sufficientemente ampio per poter avere un quadro generale in merito allo sviluppo e alle tendenze dell'AI negli ultimi anni. Il database analizzato contiene quindi startup con data di fondazione compresa nell'arco temporale sopra riportato.

Relativamente a questo periodo, sono poi state considerate solamente le imprese presenti sul territorio europeo, ricomprendendo sia i paesi appartenenti all'Unione Europa sia i paesi extra UE.

Imponendo i precedenti vincoli nel selezionamento delle startup, è stato conseguentemente ottenuto il database di partenza relativo a 4266 imprese. Da questo database sono stati creati due ulteriori dataset, il primo contenente tutte le informazioni di ogni singolo founder, il secondo dedicato alla raccolta delle informazioni riguardanti gli investitori delle startup considerate. Il lavoro di analisi è stato quindi svolto su tre database: “DB_Startups”; “DB_Founders” e “DB_Investors”. In Appendice è possibile vedere la legenda esplicativa.

2.2. Creazione dei database

In un primo momento, è stato preso in considerazione il database “DB_Startups”, ed oltre alle informazioni ottenute direttamente grazie al download da Crunchbase, sono state effettuate ricerche attraverso la pagina web della startup su Crunchbase, il sito web della startup e la sua pagina LinkedIn.

Per ogni startup presente nel database sono stati assegnati:

- codice NUTS 0;
- codice NUTS 1;
- codice NUTS 2;
- codice NUTS 3;
- codice NACE 1;
- codice NACE 2;
- AI status;
- AI domain;
- AI activity.

Procedendo con ordine, in merito all'area geografica, sono stati assegnati i codici NUTS (Nomenclatura delle Unità Territoriali Statistiche). La classificazione NUTS si riferisce agli Stati appartenenti all'UE, mentre per gli stati extra-UE è stato inserito un valore missing (-). La classificazione NUTS presenta vari livelli in relazione alla suddivisione territoriale:

- NUTS 0: 27 Stati membri dell'UE;
- NUTS 1: aree sovraregionali;
- NUTS 2: aree regionali;
- NUTS 3: aree provinciali.

Successivamente, le startup in esame sono state classificate secondo la codifica NACE (Classificazione statistica delle attività economiche nella Comunità Europea). Tale codifica è utile per rendere uniformi le definizioni delle attività economico/industriali nei Paesi membri dell'UE, puntualmente è stato fatto riferimento ai primi due livelli del sistema di classificazione.

La definizione di ogni codice è riportata nella Tabella A.1 in Appendice. L'attribuzione dei codici NACE 1 e NACE 2 è stata effettuata tramite la descrizione delle attività svolte. Tale descrizione è stata reperita attraverso la pagina online di Crunchbase dedicata alla singola startup, nello specifico facendo riferimento alla descrizione riportata dai founder è stato assegnato il codice di appartenenza ritenuto opportuno. Qualora la descrizione disponibile su Crunchbase non fosse stata esaustiva, ulteriori informazioni sono state cercate online sul sito web dell'impresa.

L'attribuzione dei codici NACE ha presentato a volte delle criticità, in particolare quando la descrizione delle attività risultava ambigua, generale e non dettagliata. Questa generalità descrittiva ha portato all'assegnamento del codice NACE J (Information and Communication) in percentuale superiore al 50%. Essendo J un settore dedicato a tutte quelle attività relativa allo sviluppo di software generici, applicabili in molteplici ambiti, la scarsa precisione descrittiva da parte degli startupper ha fatto sì che tale codice fosse attribuito ad un elevato numero di

startup. Data la stretta similitudine tra le diverse sottocategorie del codice NACE J si è deciso, di comune accordo tra i tesisti, di considerare la categoria J come un'unica classe, senza specificare il codice NACE2. Nel database è stata quindi creata, oltre alle due colonne NACE1 e NACE2, una terza colonna NACE_mod con il codice J generale e non dettagliato. È stato deciso di attribuire al settore J tutte quelle startup che hanno in qualche modo a che fare con lo sviluppo di software applicabile a molteplici contesti, non indirizzato ad un preciso settore; queste sono startup con sviluppo di software generico.

Dopo aver attribuito il codice NACE alle singole startup si è proseguito con l'identificazione dell'AI status e del relativo AI domain. Due sono stati gli status presi in considerazione, lo stato "creator" e lo stato "adopter". Per "creator" si intendono quelle startup che, nella propria descrizione, fanno riferimento esplicito a tecnologie di propria creazione o di creazioni di AI, mentre per "adopter" si intendono quelle startup che fanno uso dell'AI senza però esser creatori e proprietari di determinate tecnologie legate all'AI.

In seguito, per ogni startup sono stati definiti, in ordine, lo stato, il dominio di applicazione ed in fine l'attività. Per svolgere questo lavoro, si è fatto riferimento alla descrizione che i founder forniscono della loro startup. In base quindi alla descrizione, si è stabilito per ogni startup se potesse essere classificata come "creator" oppure come "adopter". Considerando la classificazione del dominio di applicazione e delle attività (vedi cap.1), sono stati individuati l'AI domain e l'AI activity delle startup identificate precedentemente come "creator". Entrambe le caratteristiche attribuite alla startup sono state dedotte, come per l'AI status, dalla descrizione disponibile su Crunchbase.

Una volta terminato il completamento del database in merito alle informazioni generali delle startup, l'esame si è concentrato sulle informazioni relative ai founder di ogni singola startup. Tali informazioni inerenti sono state raccolte nel database "DB_Founders". Nella maggior parte dei casi, facendo riferimento alla

pagina online dedicata alle singole startup su Crunchbase, è stato possibile risalire ad ognuno dei founder poiché esplicitamente indicati. Tuttavia, non è sempre stato possibile risalire alle specifiche informazioni di ognuno di essi in quanto a volte non erano reperibili sulla rete. Per ogni startupper, l'obiettivo è stato quello di catalogare informazioni in merito al sesso, alla nazione di nascita, alla qualifica di studio, all'università frequentata, specificando se fosse STEM oppure no, all'eventuale partecipazione ad un MBA, a quale fosse lo stato degli studi sostenuti, se fossero stati effettuati altri studi, all'esperienza lavorativa precedente, se fossero state sostenute esperienze universitarie extra studio, lavorative o relative ad altre startup. Per reperire tali informazioni si è fatto riferimento alla pagina LinkedIn personale di ognuno dei founder, mentre qualora il founder non presentasse una pagina personale su LinkedIn si è cercato di raccogliere le informazioni personali limitandosi a quanto riportato su Crunchbase. Durante la raccolta di questi dati, sono state incontrate alcune difficoltà, tra cui il definire la nazione di nascita, in quanto non sempre viene esplicitata precisamente ma piuttosto viene riportato il paese di attuale residenza. Nel caso in cui non fosse possibile definire una caratteristica del singolo founder, in merito a tale informazione, si è completato il database con valore missing (-). Durante la ricerca delle informazioni personali, si è constatato come la qualifica degli studi fosse una voce con definizione differenziata nei diversi paesi, seppur di contenuto pressoché simile, pertanto si è deciso di uniformare alcuni titoli indicandoli tutti sotto la stessa voce. Infine, per alcuni founder non è stato possibile reperire informazioni di alcun tipo, mentre in ulteriori casi si è potuta raccogliere solo una parte delle specifiche di nostro interesse.

Dopo aver posto l'attenzione sui founder delle startup, si è proseguito con l'esame degli investors e di conseguenza sui singoli investimenti ricevuti dalle startup. Le informazioni relative agli investitori sono state raccolte nel database "DB_Investors". Per ogni startup, facendo nuovamente riferimento a Crunchbase, sono stati dettagliati tutti gli investimenti sui cui è stato possibile

reperire informazioni. Per ciascun investimento, e relativamente ad ogni startup, sono stati raccolti i dati riguardanti il nome dell'investors, la città e la nazione della sede legale, il tipo di investitore, il tipo di investimento specifico finanziato e l'ammontare della cifra messa a disposizione. Anche in questa ulteriore indagine, non è stato possibile reperire informazioni in merito ad ogni startup e ad ogni investimento. In taluni casi è stato possibile individuare la ragione sociale dell'investitore, senza però poter determinare la tipologia di investimento o l'ammontare della cifra finanziata. Qualora si fosse presentata questa criticità nella raccolta di informazioni specifiche, si è proceduto con il completamento del database attraverso l'utilizzo di valore missing (-) volto ad indicare l'assenza di notizie in merito. Nella catalogazione dei dati all'interno del database, è stato specificato se la cifra del finanziamento relativa ad una determinata startup fosse stata fornita da un unico investitore o se il singolo investitore partecipasse alla somma del round. In conclusione, per quanto concerne l'ammontare degli investimenti, questi sono stati riportati in dollari con la valutazione indicata nel giorno stesso in cui l'informazione veniva inserita all'interno del database.

3. Analisi generali

3.1. Database “Startups”

3.1.1. Collocazione geografica

Concentrandosi sulla collocazione geografica, attraverso la lettura del grafico (fig. 3.1) sotto riportato, si possono notare quali sono i dieci Paesi europei in grado di ospitare il maggior numero di startup in ambito AI. In ordine, troviamo il Regno Unito che ospita il 29% delle imprese fondate tra il 2005 e il 2020, subito dopo la Germania con una percentuale dell’11% e la Francia con il 10%. I top 10 Paesi di fondazione coprono circa il 78% della totalità delle startup considerate, per cui il 22% restante è situato in quei Paesi dove la presenza della tecnologia AI è solo marginale. Risulta quindi evidente come lo sviluppo dell’AI sia concentrato in determinate aree geografiche, in particolare nel Nord Europa, dove centri di ricerca, università e investimenti finanziari agevolano il processo verso l’innovazione.

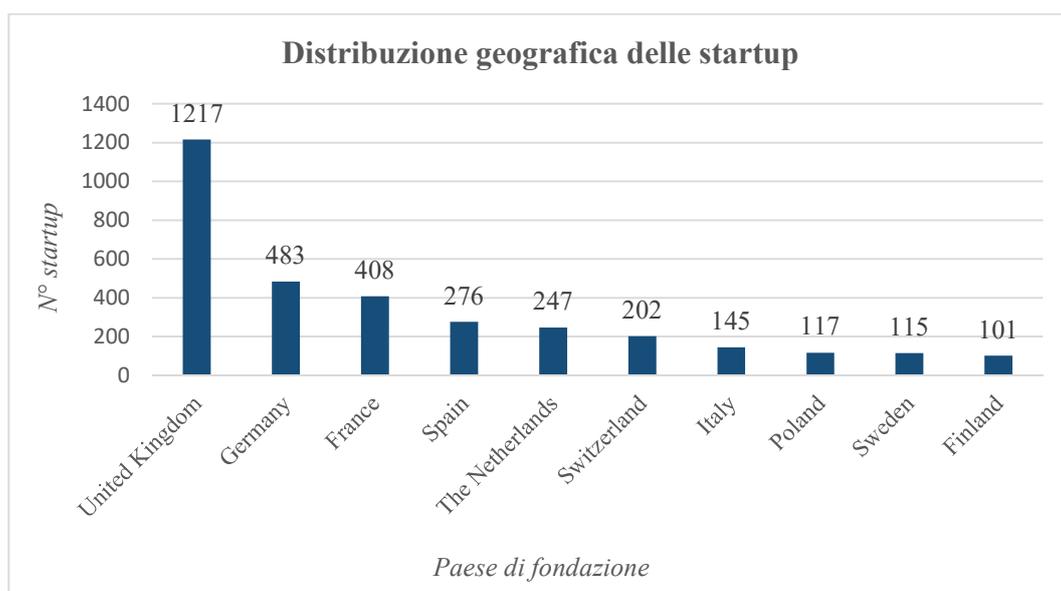


Figura 3.1 – Distribuzione geografica delle startup di AI in Europa

Nella figura sottostante (fig. 3.2) si osserva invece come il 61% delle startup abbia sede all'interno dell'Unione Europea, mentre il 39% delle startup con sede esterna all'Unione Europea, il 70% risiede nel Regno Unito.

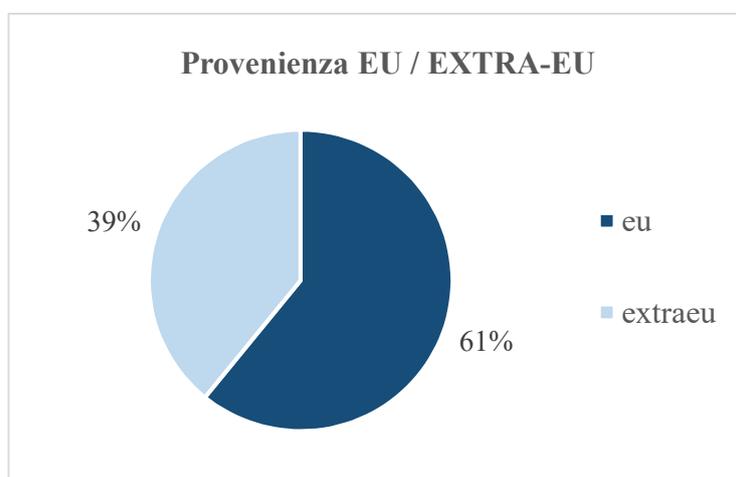


Figura 3.2 - Distribuzione geografica delle startup di AI in zona EU ed EXTRA-EU

3.1.2. Settori e tipologia

Per quanto riguarda i settori di applicazione, determinati in base alla classificazione NACE, si può evidenziare come il settore all'interno del quale vengono fondate più startup sia il settore J, con un totale di 1493 startup su 4266 prese in considerazione (fig. 3.3). Il settore J interessa quindi il 35% delle startup di AI nel panorama europeo, seguono il settore Q86 con 343 startup, M73 con 330, K64 con 224 ed N82 con 222.

L'elevata consistenza del settore J, software generici, è legata ai motivi discussi nel capitolo precedente.

Per quanto riguarda il settore Q86, ovvero l'Healthcare ed il settore M73, ovvero l'Advertising verranno condotte analisi specifiche di settore nell'ultimo capitolo. Tra i settori citati, per N82 si intende il Customer service e l'Office support, mentre per K64 si intende il Financial services.

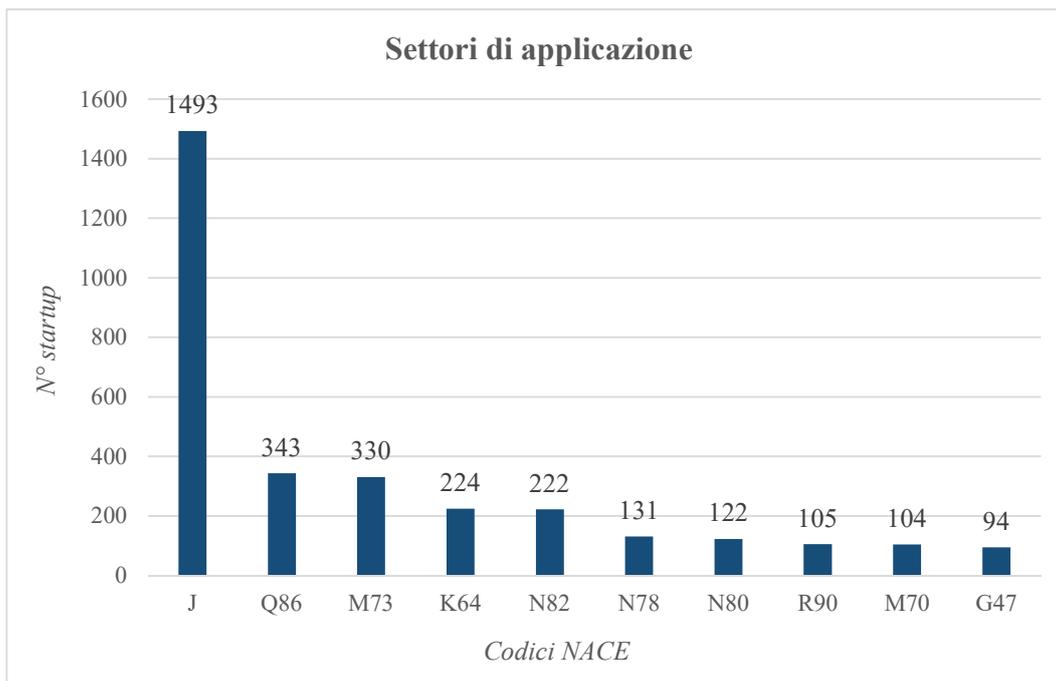


Figura 3.3 – Settori di applicazione (codifica NACE)

Osservando il grafico (fig. 3.4), si nota come le startup considerate “creator”, ossia quelle che sviluppano algoritmi di AI di proprietà, sono il 54% del totale. Il 45% risulta essere composto da startup “adopter” della tecnologia di Artificial Intelligence. Per quanto riguarda l’1% del totale delle startup esaminate, non è stato possibile definire se queste fossero “creator” oppure “adopter”, conseguentemente è stato inserito il valore missing (-) in corrispondenza del relativo campo.

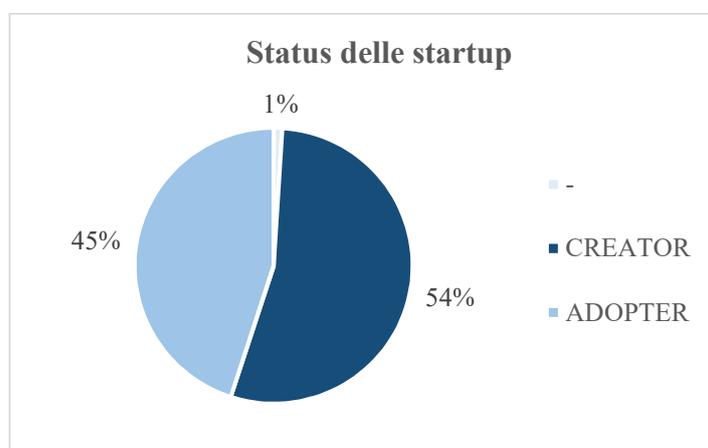


Figura 3.4 – AI Status: creator vs adopter

Se si considerano le sole startup “creator” di Intelligenza Artificiale (2323 startup), si può osservare come il dominio di applicazione più diffuso sia quello dei services (fig. 3.5). Delle 2323 startup definite “creator” invece, 1080 (47%) svolgono attività relative al dominio services.

Le principali attività svolte da queste 1080 startup sono:

- l’augmented analytics (371 startup);
- l’AI training (262 startup);
- il consulting (251 imprese);
- il sensor monitoring (116 startup),
- il web vulnerability (28 startup);
- il predictive machinery maintenance (27 startup);
- il drug design (25 startup).

All’interno del dominio perception, l’attività di maggior interesse risulta essere la computer vision (234 startup), seguita dalla 3D reproduction (42 startup). L’attività principale della communication è invece il NLP (119 startup).

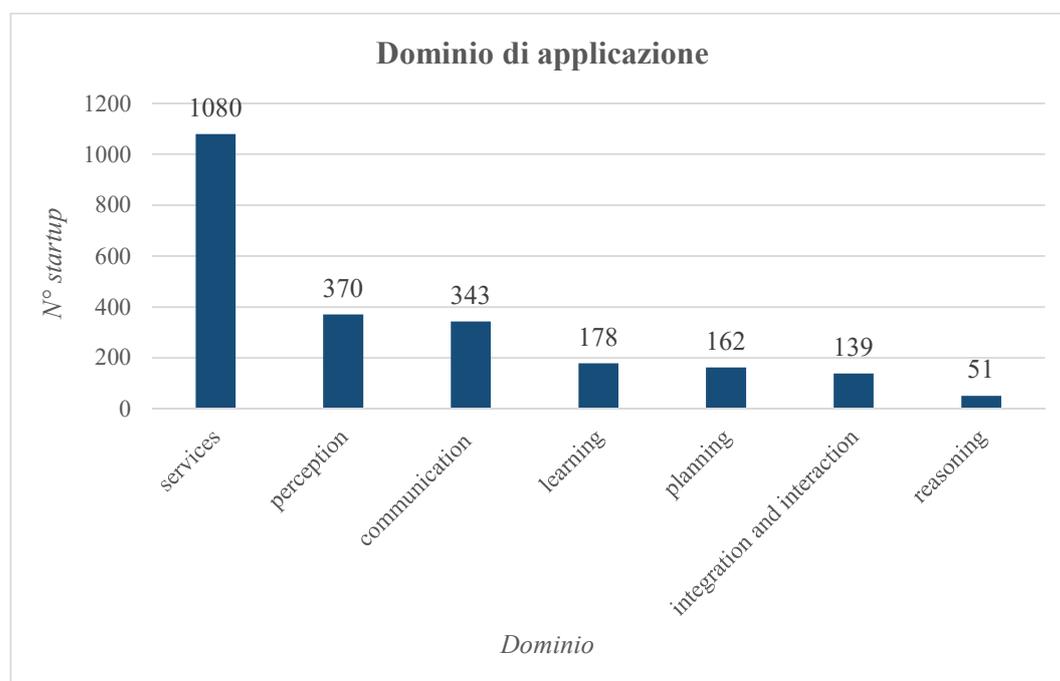


Figura 3.5 – AI Domain

Esaminando altre caratteristiche generali delle startup di AI in Europa, è agevole scoprire come il 98% delle 4266 startup siano attive, mentre solo il 2% risultano essere “non attivo” e quindi chiuse (fig. 3.6).

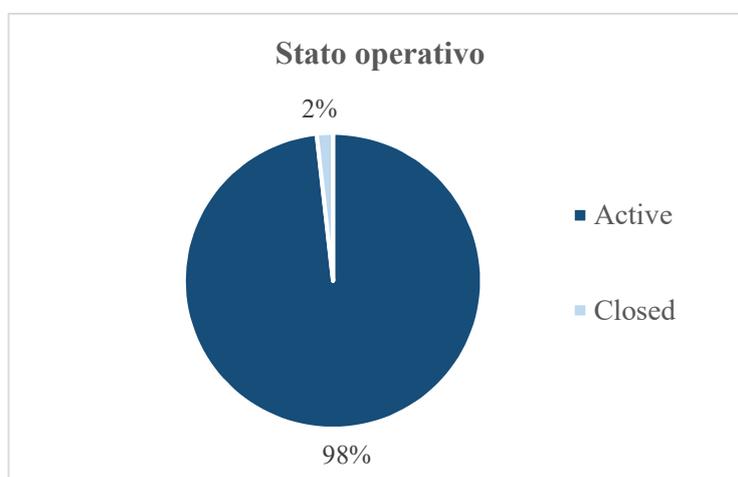


Figura 3.6 – Stato operativo delle startup

Nel grafico (fig. 3.7) è invece riportato l’andamento temporale del numero di startup nate anno per anno. Si può notare come, nell’arco temporale considerato (2005-2020), il numero di startup fondate di anno in anno presenta una crescita esponenziale fino al 2017, anno in cui si è raggiunto il picco massimo con la fondazione di 763 nuove startup. Dal 2017 in avanti si evidenzia un calo netto nel numero di imprese create.

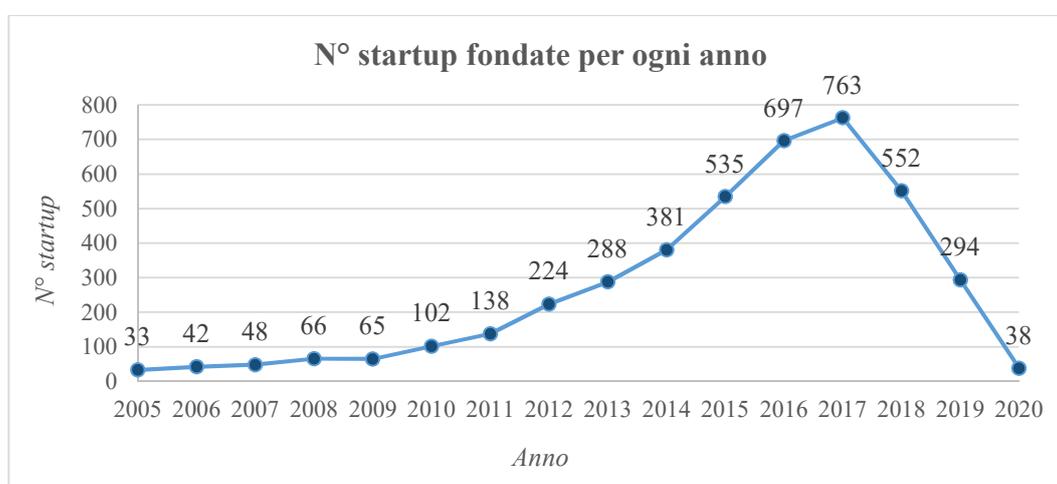


Figura 3.7 – Andamento temporale della nascita delle startup

L'Intelligenza Artificiale non ha ancora raggiunto il massimo grado di sviluppo e valorizzazione, senza contare che rimane ancora irrisolto il quesito relativo al considerevole calo della nascita di startup di AI verificatosi dal 2018. Solamente con una successiva analisi che si dovrà protrarre per diversi anni si potrà effettivamente valutare se si sia trattato di un recesso momentaneo o se invece sia legato alle aspettative create negli agenti di tale settore nei confronti della tecnologia.

3.2. Database “Founders”

Il database “DB_Founders” raccoglie tutte le informazioni di dettaglio in considerazione di ciascun founder. In particolare, sono stati raccolti i dati di 6033 fondatori.

3.2.1. Dati anagrafici

Per quanto riguarda il genere, come si può osservare dal grafico (fig. 3.8), il sesso maschile rappresenta la quasi totalità dei founder, coprendo il 92% del totale. È stato possibile determinare il genere di 6022 founder e di questi, solo l'8% appartiene al genere femminile, dato che ci permette di affermare che allo stato attuale delle cose il mondo dell'AI appare essere dominato dal genere maschile.

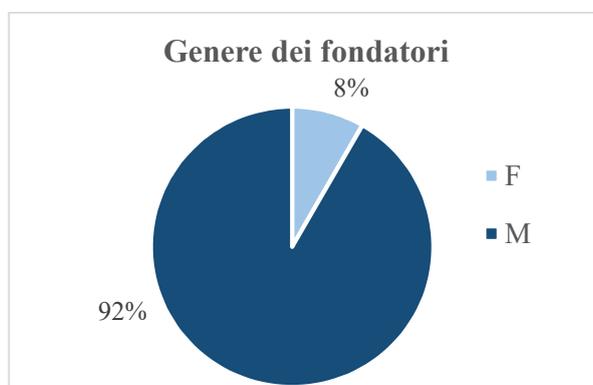


Figura 3.8 – Genere dei fondatori

Le origini dei founder sono da ricercare su tutto il territorio europeo, ma si può notare come la maggioranza dei founder sia effettivamente di provenienza francese e britannica (fig. 3.9). Al fine di fare queste considerazioni e le successive, è stato possibile raccogliere informazioni relative al luogo di nascita di 4191 founder. In particolare, i founder francesi sono il 14% e i founder di origine inglese vanno a formare una percentuale del 13%. La Francia e l'UK, assieme alla Germania (11%), rappresentano circa il 37% dei paesi di origine dei founder. Sono stati individuati 77 diversi paesi di provenienza e nel grafico sono stati riportati i primi 14 in ordine di importanza.

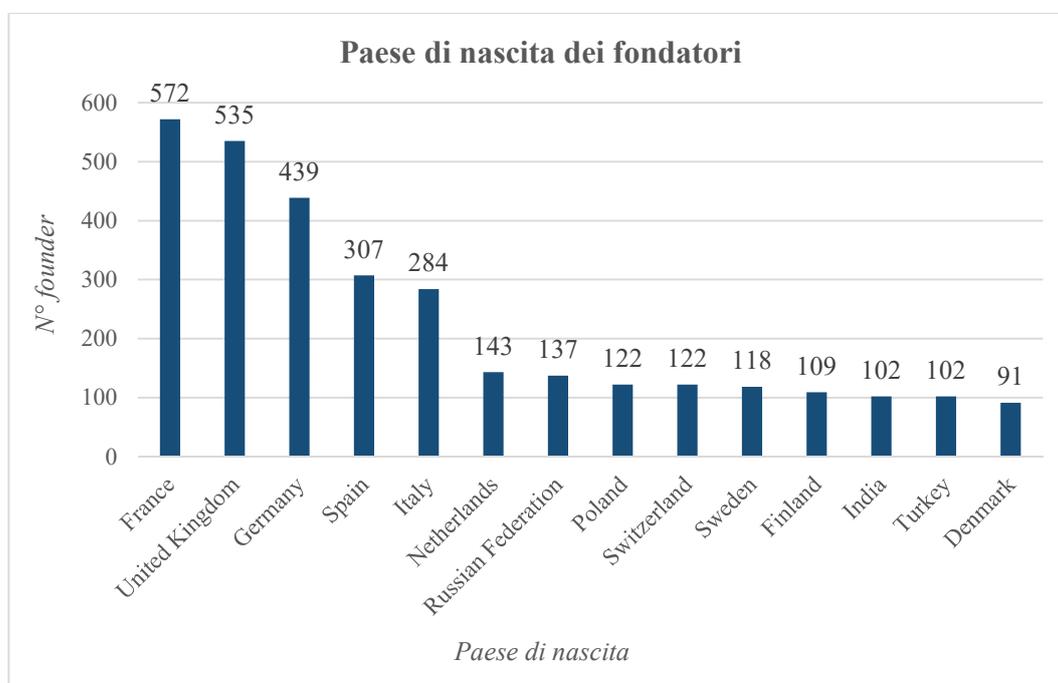


Figura 3.9 – Paesi di provenienza dei founder

3.2.2. Esperienze accademiche

Il trend emerso in relazione alle nazioni di provenienza dei founder, si ripropone in maniera assimilabile anche per quanto riguarda gli stati in cui i founder hanno condotto i loro studi, con la differenza che in quest'ultimo caso la Gran Bretagna dimostra di essere la meta preferita per il conseguimento dei titoli accademici.

Il paese degli studi è stato possibile da individuare in relazione a 4846 fondatori, facendo emergere che circa il 22% di questi ha studiato in Inghilterra (fig. 3.10), con a seguito la Francia con una percentuale che si attesta all'11%.

Le cinque destinazioni preferite per il compimento del proprio percorso di studi risultano essere il UK, la Francia, la Germania, la Spagna e gli Stati Uniti. Queste cinque nazioni ospitano o hanno ospitato circa il 60% del totale dei fondatori per i loro studi. La Gran Bretagna risulta essere lo stato più ambito in questo senso, grazie agli elevati standard qualitativi di insegnamento offerti a livello universitario.

Il Golden Triangle, composto da Londra, Oxford e Cambridge, ospita tre tra le prime dieci più eminenti università al mondo: University College London, University of Oxford e University of Cambridge.

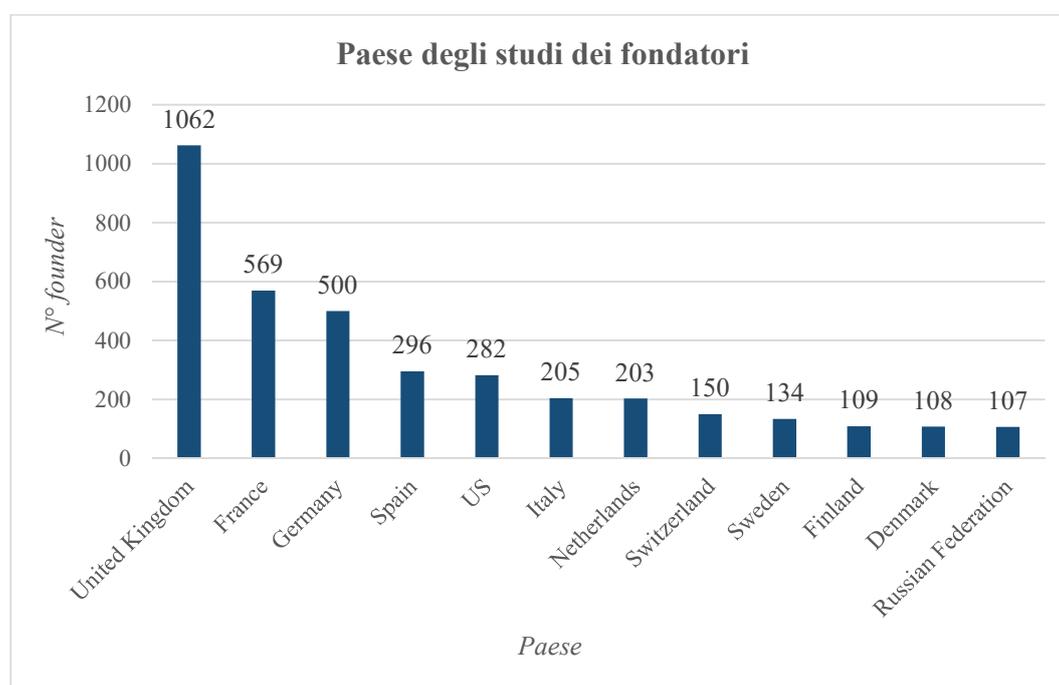


Figura 3.10 – Paesi degli studi dei fondatori

Considerando successivamente il titolo di studio conseguito dai founder, è possibile evidenziare (fig. 3.11) come quasi il 48% dei fondatori sulla totalità del campione esaminato sia in possesso di una laurea magistrale, o anche detta

Master's Degree. A formare il 22% del totale concorrono i fondatori che hanno effettuato un dottorato di ricerca o PhD. A seguire, i percorsi di studi più inflazionati risultano essere il Bachelor's Degree ed il Master.

I dati analizzati confermano quanto riportato dal (**Global Startup Ecosystem Report, 2018**), ossia che i fondatori nell'ambito dell'AI sono generalmente in possesso di un livello medio di conoscenza accademica superiore rispetto agli imprenditori di altre startup in altri settori. Per corroborare ulteriormente quanto appena espresso, è rilevante considerare come il 70% del totale dei founder facenti parte del campione selezionato ha effettuato un percorso di studi universitario di durata non inferiore ai cinque anni.

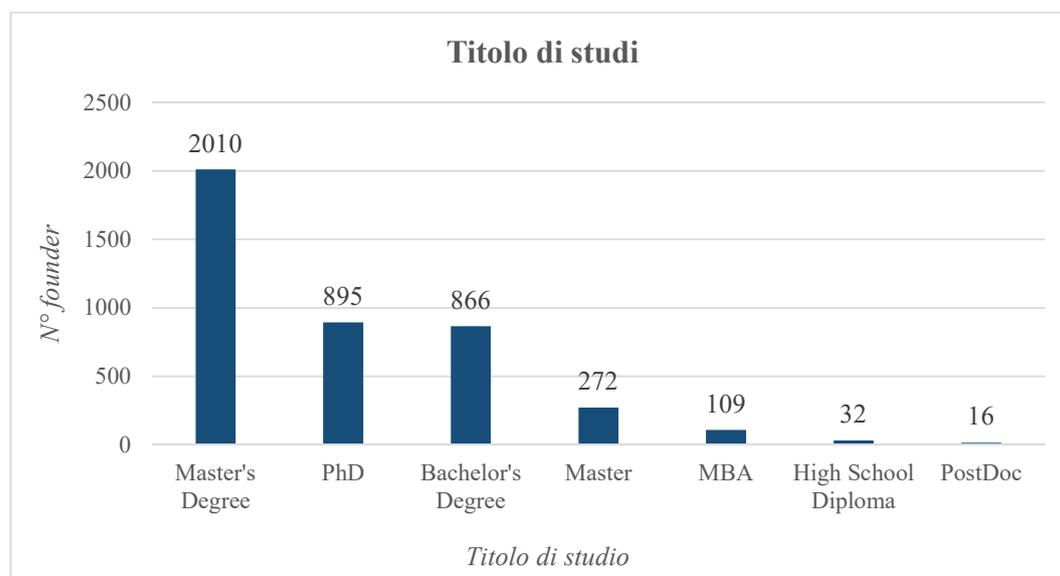


Figura 3.11 – Titolo di studi dei fondatori

Svolgendo ulteriori analisi, si può notare come i titoli di studio conseguiti risultano essere per il 65% di tipo STEM (fig. 3.12), ovvero titoli in ambito tecnico/scientifico. Questo dato conferma l'importanza di possedere una conoscenza matematica e scientifica per intraprendere una carriera imprenditoriale nel mondo dell'Intelligenza Artificiale.

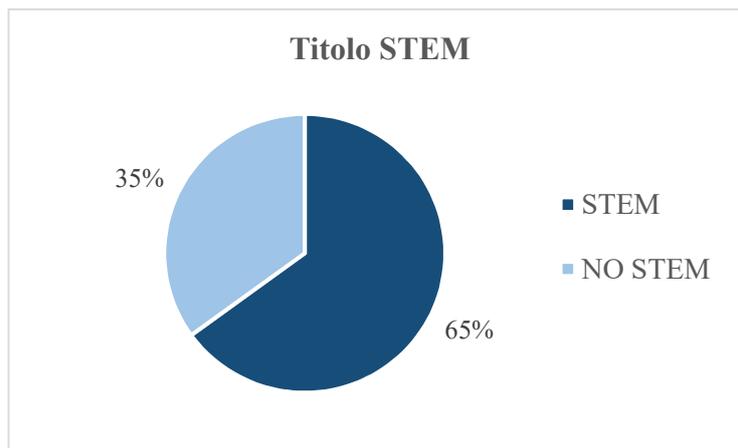


Figura 3.12 – Tipologia di qualifica STEM

Infine, l'aver frequentato un MBA non risulta essere un elemento di fondamentale importanza nel mondo dell'AI. Infatti, solo il 10% del totale è in possesso di un titolo MBA (fig. 3.13).

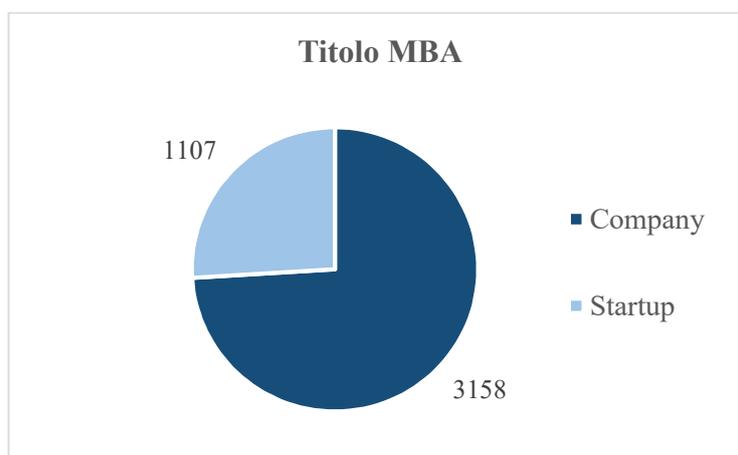


Figura 3.13 – Titolo MBA

3.2.3. Esperienze lavorative

Dal punto di vista lavorativo, i founders precedentemente alla creazione della propria startup hanno, nel 62% dei casi, effettuato un'esperienza pregressa in azienda (fig. 3.14). Mentre il 22% fonda gravitando già nel mondo delle startup,

la restante parte di fondatori analizzata va a comporre in ordine di consistenza, le categorie dei ricercatori, professori e studenti universitari.

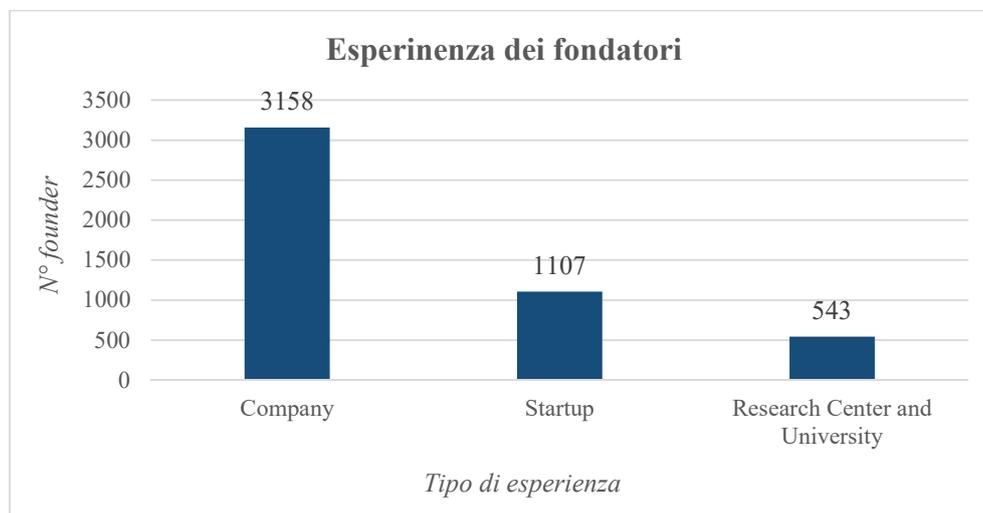


Figura 3.14 – Esperienza lavorativa pregressa

Nell'ultimo capitolo verrà esposta un'analisi approfondita del background accademico e lavorativo dei fondatori operanti nei due differenti settori di nostro interesse, Healthcare e Advertising.

3.3. Database “Investors”

Gli investitori dei quali sono state raccolte informazioni sono in totale 2401, andando nello specifico ad evidenziarne la provenienza geografica, la tipologia, i settori di maggior interesse e quindi maggiormente finanziati ed in fine la tipologia degli investimenti effettuati.

3.3.1. Provenienza degli investitori

Su 2067 investitori sui quali è stato possibile reperire informazioni (fig. 3.15), il 20% proviene dal Regno Unito, in modo particolare da Londra, la quale risulta

essere la città di riferimento per la maggior parte degli investitori britannici. Circa il 18% degli investitori ha invece sede negli Stati Uniti, dove i due poli maggiormente attrattivi sono San Francisco e New York. Seguono la Francia con un bacino di investitori pari a circa il 9% e la Germania con l'8%. In ordine, Parigi rappresenta naturalmente il punto di riferimento sul territorio francese, mentre invece Berlino è il polo tedesco ospitante il maggior numero di investors.

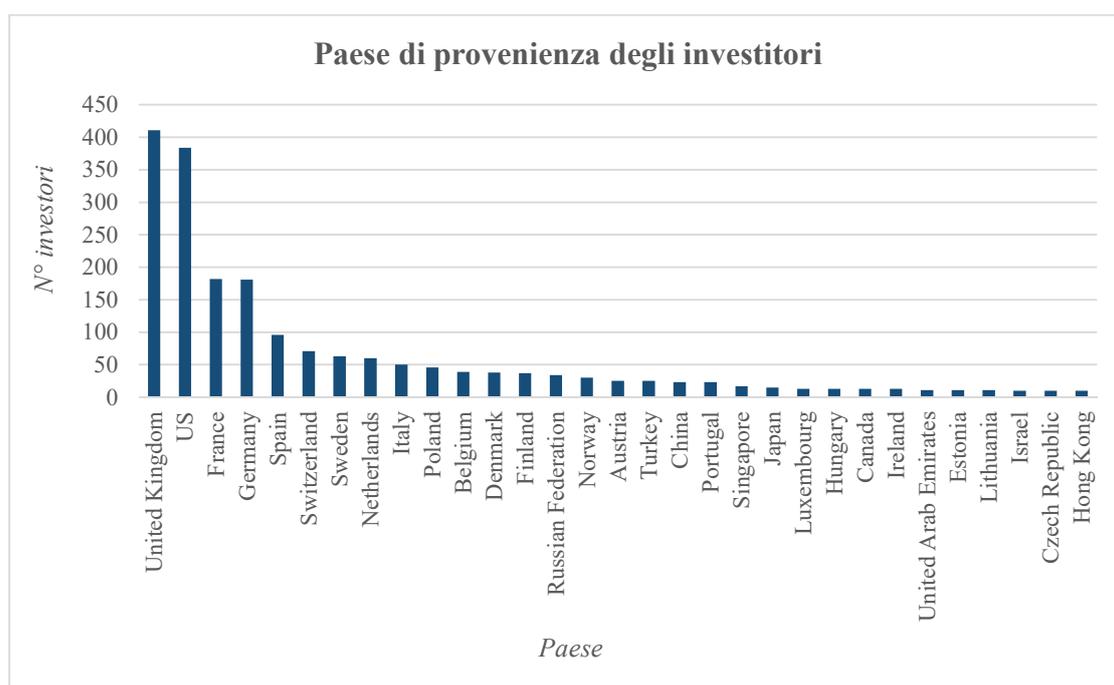


Figura 3.15 – Paesi di provenienza degli investitori

3.3.2. Tipologia di investitori

Gli investitori legati alle startup prese in esame risultano essere per la maggior parte riconducibili alla categoria dei Venture Capitalist, puntualmente il 40% di essi (fig. 3.16). Con una percentuale pari al 23% si trovano poi i Business Angel, seguiti dalle altre tipologie di investitori come rappresentato nel grafico sottostante, in particolare Accelerators e MicroVCs. Questi quattro tipi di investitori rappresentano l'80% delle diverse tipologie emerse, anche se in totale sono state individuate 27 tipologie di investors differenti. Il grafico considera

unicamente quelle tipologie in grado di raccogliere un numero di investitori pari o superiore a cinquanta.



Figura 3.16 – Tipologia di investitori

3.3.3. Settori di investimento

Allo stato attuale della trattazione è opportuno analizzare i diversi settori che attraggono investimenti per finanziare le relative startup. Come si osserva dal grafico (fig. 3.17), il settore J (IoT e software di general purpose) raccoglie investimenti per un totale di circa 3 miliardi, ovvero il 24% dei 10 miliardi investiti nei top 5 settori (J, Q, M, K, N). I settori che raccolgono più capitale dal mercato finanziario, dopo il settore J, risultano essere: il settore Q, codice NACE2 Q86, in grado di attrarre il 18% dei 10 miliardi di dollari di capitale, il settore M che totalizza il 14%, il settore N con il 13% ed infine il settore K con il 12%.

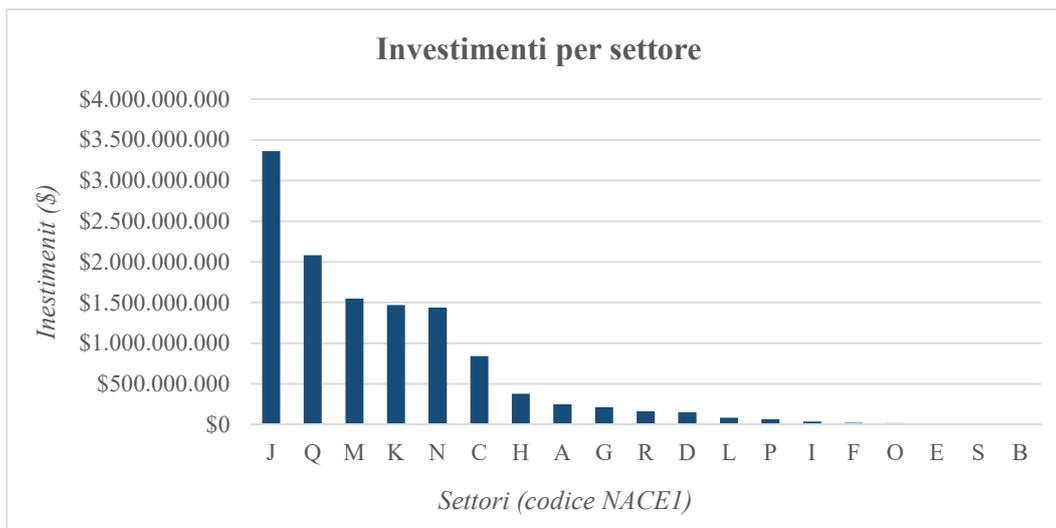


Figura 3.17 – Investimenti totali per settore

Considerando i top dieci settori NACE2 (fig. 3.18), i valori massimi relativi alla media ed alla mediana degli investimenti ottenuti vengono raggiunti con il settore della robotica, nel grafico segnato con il codice C27.

I valori di media e di mediana sono ampiamente inferiori se confrontati con gli investimenti aggregati. Motivo per cui, in tutti i settori sono presenti numerose startup in grado di reperire capitale per cifre relativamente basse, mentre risultano essere poche le realtà capaci di ottenere investimenti di ammontare cospicui.

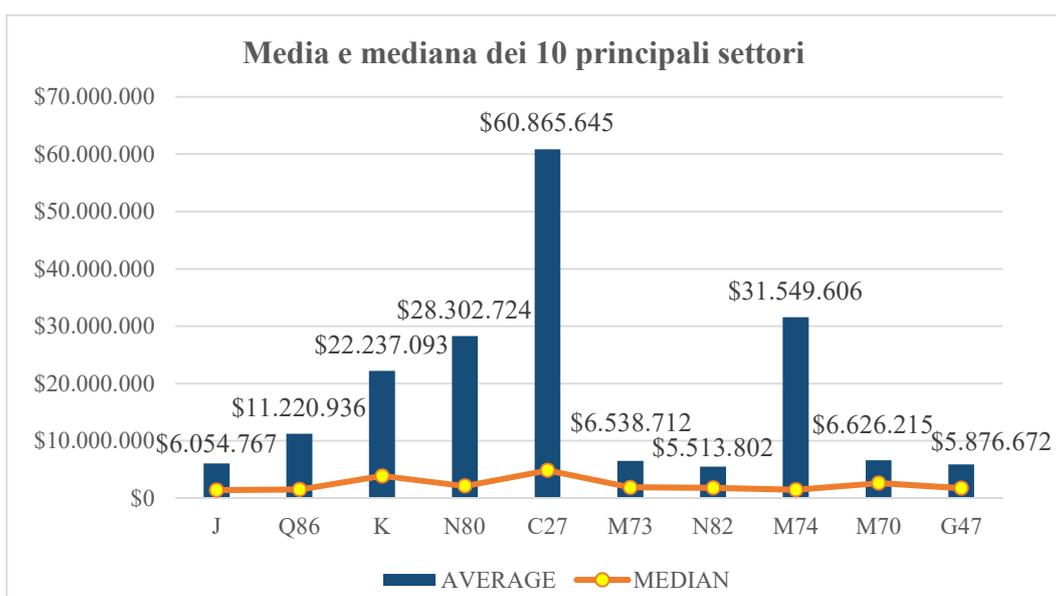


Figura 3.18 – Media e Mediana dei dieci principali settori di interesse

3.3.4. Tipologia di investimenti

Su un totale di 5633 investimenti ottenuti dalle 4266 startup considerate, il 44% del totale è dato da round di tipo “Seed”, il 14% da round di tipo “A” e il 5% da round di tipo “B”. Dal grafico (fig. 3.19), si possono vedere quelli che sono i round più comuni. In particolare:

- Grant: finanziamento proveniente da un'entità governativa, la quale non acquisisce partecipazioni dell'impresa finanziata;
- Angel Round: piccolo round di investimento, tipicamente fino ad un massimo di 100 K\$, effettuato da Business Angels e da coloro che possono essere conoscenti degli imprenditori;
- Pre-Seed Round: round di investimento portato a termine da investitori di provenienza non istituzionale;
- Seed Round: è il round più frequente nella fase iniziale della vita di una startup. Le cifre in considerazione possono variare da poche migliaia di dollari a milioni di dollari. Negli ultimi anni la tendenza è quella di Seed Round da valori superiori ai 3.000.000\$;
- Round A-F: sono round che si presentano lungo il processo di crescita della startup. I round A e B sono i primi round che solitamente seguono un Seed Round, con cifre che variano da pochi milioni ad oltre i 30 ML\$.

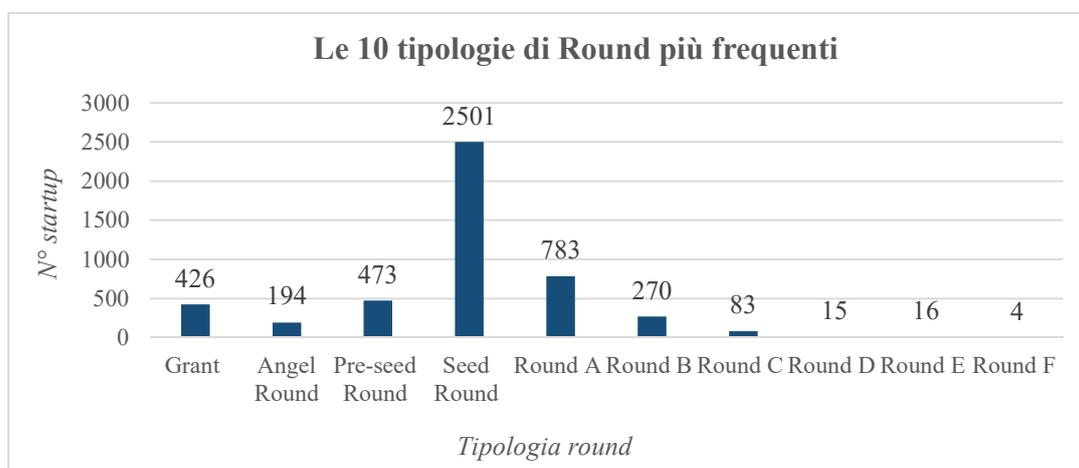


Figura 3.19 – Tipologia di round di investimento

4. Approfondimento e confronto tra il background accademico e lavorativo dei fondatori in due differenti settori, Healthcare ed Advertising

4.1. L'importanza delle esperienze accademiche e lavorative nella raccolta di capitale sul mercato finanziario

Come viene sottolineato da **(Colombo, 2004)**, le conoscenze e le competenze dei fondatori sono strettamente legate alla crescita della startup e alla raccolta di capitale. Nelle prime tappe di sviluppo dell'impresa, il capitale umano rappresenta il principale, se non unico, asset aziendale. L'assenza di risorse su cui basare la propria espansione implica un grande effort iniziale da parte degli imprenditori nell'essere credibili agli occhi degli investors al fine di ottenere finanziamenti. I business plan sviluppati non possono aver luogo se non sostenuti da capitale. La composizione del team ricopre quindi un ruolo centrale nella possibilità di raccogliere il capitale sul mercato finanziario.

Alla luce di queste considerazioni, si può dedurre come i fondatori e le loro caratteristiche siano estremamente importanti per il successo di una startup. Ogni fondatore è caratterizzato da background accademici e lavorativi differenti e porta con sé esperienze che determinano diverse capacità imprenditoriali. Un team bilanciato, e quindi eterogeneo nella sua composizione, rappresenta un punto di forza per la crescita e lo sviluppo dell'impresa. Risulta quindi fondamentale capire quali siano le caratteristiche dei fondatori in grado di

raccogliere capitale sul mercato finanziario ed osservare conseguentemente quali siano stati i percorsi accademici e lavorativi intrapresi prima di fondare la startup. Come riporta **(Corea, 2017)**, investire nell'Intelligenza Artificiale non risulta di semplice realizzazione. Infatti, l'elevato livello di complessità tecnica e tecnologica supera il mero lato commerciale, e si deve anche tener conto del fatto che non tutti gli investors possiedono le conoscenze e la capacità di cogliere le opportunità di business offerte dall'AI.

Sulla base di quanto appena riportato, risulta fondamentale analizzare e comprendere quali siano le variabili che influenzano la capacità di accesso alle risorse finanziarie delle startup di AI, in modo particolare nella fase iniziale, quando l'unico asset a disposizione è appunto il solo capitale umano.

Partendo dai fattori anagrafici, alcuni studiosi sostengono che la propensione all'imprenditorialità e la capacità di individuare opportunità di business diminuisca con l'età. Secondo alcune ricerche **(Zacher, 2011)** i giovani dimostrano una maggiore propensione e un più esteso interesse nei confronti delle nuove opportunità di mercato. Allo stesso tempo risulta cruciale, ai fini di riconoscere un'opportunità imprenditoriale, essere in possesso di un'ampia conoscenza specifica del settore di interesse.

A tal proposito **(Mac Millan, 1986)** evidenzia come per i Venture Capitalist sia determinante, al fine di investire in una startup piuttosto che un'altra, la conoscenza che i founder hanno del mercato in cui essi si trovano ed in particolare di come questo si evolve nel tempo. L'esperienza risulta quindi essere un aspetto determinante per lo sviluppo di un'impresa, sia quella maturata in ambito lavorativo che quella maturata in ambito accademico **(Hall e Hofer, 1993)**.

Quanto appena riportato viene ulteriormente confermato da altri studiosi, in particolare **(Roure e Maidique, 1986)** e **(Shepherd, 2000)**, i quali sottolineano come le startup di maggior successo, quelle che sono in grado di attrarre una maggior attenzione da parte degli investitori e quindi capaci di crescere nel breve periodo, sono caratterizzate da fondatori che possiedono un vasto know-how in un determinato settore grazie alle loro esperienze pregresse.

Dalla letteratura (**Clarisse e Moray, 2004**) si evince come, in media, sia più facile attirare l'attenzione degli investitori se all'interno del team vi sono founder con esperienze passate in altre startup di successo.

In aggiunta, vi sono ulteriori studi che danno rilevanza a quanto appena riportato, confermando che l'esperienza imprenditoriale o l'esperienza all'interno di una grande company, aumentano la probabilità di successo anche grazie alle conoscenze ed alla rete di contatti costruita nel tempo, rendendo più semplice l'accesso a finanziamenti (**Marco Talaia, 2015**).

In accordo con quanto sostenuto da (**Rauch, 2013**), l'istruzione accademica risulta essere, in determinati settori, un elemento imprescindibile. Si può evidenziare come un elevato livello di istruzione possa essere considerato uno strumento importante per colmare le eventuali lacune pratiche ed applicative dei fondatori prima che questi intraprendano la strada dell'imprenditorialità. Inoltre, l'esperienza accademica e l'ottenimento di titoli di studi di alto livello forniscono tutta una serie di competenze cognitive utili per la capacità di adattamento ai cambiamenti del sistema in cui si opera.

Naturalmente, ogni fondatore è caratterizzato da un personalissimo bagaglio esperienziale, motivo per cui non tutti i founder hanno maturato sia l'esperienza universitaria sia l'esperienza lavorativa all'interno di una company precedentemente alla fondazione della startup. Proprio in relazione a ciò, è importante sottolineare come coloro che possiedono una formazione legata unicamente al mondo universitario, come studenti, ricercatori, professori, senza aver quindi svolto esperienze lavorative all'interno di un'azienda, vengono chiamati fondatori accademici. Essi possiedono conoscenze scientifiche recenti e sono aggiornati sui risultati della ricerca, anche grazie alla generale facilità di accesso alle strumentazioni e attrezzature scientifiche a questi garantita. Costoro tendono di conseguenza a sviluppare ed implementare tecnologie innovative presso gli studi di ricerca universitari (**Colombo, 2012**). Per contro, i founder di provenienza universitaria presentano spesso delle mancanze in relazione alle funzioni commerciali e manageriali, nonché a quelle legate all'amministrazione

ed alle funzioni normative. Per poter arginare queste lacune è quindi fondamentale la presenza all'interno del team di figure che provengono dall'ambiente lavorativo, e che quindi hanno fatto un'esperienza in azienda che gli ha permesso di approcciare al lato pratico ed applicativo della realtà aziendale. Pertanto, i fondatori che hanno avuto come ultima esperienza pregressa, prima di fondare la startup, un'occupazione lavorativa all'interno di un'impresa sono tendenzialmente in grado di accorciare il time to market e di velocizzare la commercializzazione **(Hahn, 2018)**.

Come si potrà verificare in seguito, la mancanza di un'esperienza lavorativa pregressa non implica necessariamente una scarsa attrattività nei confronti del mercato finanziario, in quanto vi sono settori in cui la provenienza diretta dal mondo universitario risulta essere un elemento favorevole al reperimento di capitale sul mercato.

Infine, facendo riferimento all'elaborato di **(Corea, 2017)** in merito agli investimenti in AI, è possibile identificare il profilo indicativo di una startup ipoteticamente in grado di essere una buona opportunità di investimento per i Venture Capitalist. Tra le differenti caratteristiche individuate, due sono strettamente legate al background dei founder. In particolare, risulta essere fondamentale la conoscenza e la competenza tecnica dei fondatori, per cui un giusto equilibrio tra comprensione tecnica, esposizione tecnologica, accesso ad una vasta rete di contatti e una visione di lungo periodo. Inoltre, la multidisciplinarietà del team rappresenta uno degli elementi più importanti per il successo dell'impresa.

Unire punti di vista differenti offre l'opportunità di analizzare il problema in modo più approfondito e di individuare soluzioni più complete ed efficaci.

Data l'importanza dei founder nel successo di una startup, di seguito verrà riportata un'analisi di dettaglio in merito alla diversa formazione accademica e

lavorativa dei fondatori di due settori ampiamente differenti, quali il settore dell'Healthcare e quello dell'Advertising.

4.1.1. Caratteristiche del settore Healthcare

L'Intelligenza Artificiale sta diventando sempre più importante per la cura del paziente e per il management sanitario. La sua applicazione in ambito sanitario permette il passaggio dal puro trattamento delle malattie (reazione al problema) ad un approccio predittivo in modo da diagnosticare le malattie in fase precoce o prima che si manifestino. L'obiettivo dell'AI in ambito Healthcare è quindi quello di velocizzare e rendere più accurato e preciso il processo della diagnostica. Le principali applicazioni in tal senso risultano essere: medical image processing, decision support, physiological signal processing and analysis e healthcare operation (**Mehtaa, 2019**).

Come riporta (**Garbuino, 2018**), l'AI viene applicata in tre diversi modi:

- Assisted Intelligence: aiuta a migliorare le attività inerenti al medical image processing;
- Augmented Intelligence: svolge un ruolo cruciale nel passare da assistenza sanitaria a prevenzione sanitaria;
- Autonomous Intelligence: questa applicazione è ancora poco presente e visionaria, in quanto racchiude in sé il concetto di creare ospedali e strutture sanitarie potenzialmente prive di medici.

Oltre alle applicazioni appena riportate, l'AI supporta la creazione di terapie e farmaci personalizzati in base alle peculiarità del paziente, in relazione alla sua cartella clinica attuale e di quelle passate, nonché al suo patrimonio genetico. Grazie alla sua applicazione è inoltre possibile monitorare i pazienti da remoto

ed automatizzare le operations all'interno delle strutture ospedaliere (**McKinsey, 2017**).

Il Computer vision ed il Machine Learning risultano essere le tecnologie AI più utilizzate in questo ambito. Il primo è utile per la diagnosi, il secondo ricopre un ruolo fondamentale per l'effettuazione di previsioni in base ai patterns ottenuti tramite l'analisi di numerosi database. Vengono per ultimo applicati agenti virtuali quali chatbot o strumenti di speech recognition per interagire con i pazienti.

4.1.2. Caratteristiche del settore Advertising

L'obiettivo dell'Intelligenza Artificiale nel settore del Marketing e Advertising è quello di prevedere, automatizzare e personalizzare. Tramite il Machine Learning è possibile identificare il profilo dei propri clienti, effettuando così delle previsioni sui loro possibili acquisti futuri e realizzando una customer experience personalizzata. Più in generale, la presenza dell'AI in questo settore aiuta il processamento di informazioni relative a clienti, competitors e mercato di riferimento. La sua applicazione permette l'elaborazione di innumerevoli dati in tempo reale. Inoltre, l'utilizzo di chatbot permette di fornire un miglior servizio di assistenza ai clienti ed il NLP consente il monitoraggio delle opinioni dei clienti in relazione al brand e all'immagine dell'impresa. Negli ultimi anni il NLG, Natural Language Generation, permette la creazione di contenuti digitali quali post sui social network e e-mail customizzate. L'AI, applicata in questo settore, consente quindi di interagire con i clienti, migliorare la comprensione del mercato e dell'ecosistema in cui si trova l'impresa, nonché suggerire, più velocemente dell'essere umano, le possibili azioni da attuare per attirare potenziali clienti (**Semoli, 2019**).

4.1.3. Domande di ricerca ed ipotesi

Sulla base delle considerazioni fatte nei paragrafi precedenti, le analisi riportate in seguito hanno l'intento di analizzare ed estrapolare informazioni in merito ai background dei fondatori. In particolare, sono state condotte analisi specifiche sul background accademico e lavorativo dei fondatori di due diversi settori, quali Healthcare ed Advertising.

I due settori di interesse sono stati scelti e messi a confronto in quanto appartenenti a due realtà totalmente differenti, ma caratterizzati allo stesso tempo da un numero paritetico di founder.

Sulla base delle informazioni raccolte in merito ad ogni fondatore, si è cercato di comprendere quali fossero le discrasie, in termini di esperienza accademica e lavorativa dei fondatori, in grado di agevolare le startup nella raccolta di capitale sul mercato finanziario.

L'obiettivo è quindi quello di capire quale sia il livello di preparazione accademica dei founder, di quale titolo di studi sono in possesso e quali università hanno frequentato. In relazione a quest'ultimo punto, si deve considerare in particolare qual è la distanza tra la città dove il singolo founder ha svolto i suoi studi e la città in cui è stata poi fondata la startup, ed inoltre in quanti casi la startup ha sede in prossimità della città in cui i founder hanno precedentemente studiato.

Comprendere se le startup vengono fondate sulla base dell'esperienza accademica o sulla base dell'esperienza lavorativa in azienda. Considerare se i founder conoscono i problemi oppure gli algoritmi per risolverli. Contemporaneamente, è altrettanto rilevante considerare il luogo dove hanno lavorato coloro che hanno operato all'interno delle imprese, ed inoltre quali sono le posizioni ricoperte, le dimensioni e la sede delle company e quali sono i settori in cui esse operano.

In sintesi, il punto focale della trattazione è quello di conoscere e analizzare le diverse storie pregresse degli imprenditori nei due diversi settori e di tracciare i

due profili di imprenditore di successo, ossia coloro che riescono a reperire capitale sul mercato finanziario.

Sulla base delle domande di ricerca appena esposte, data la mancanza di conoscenza specifica sull'imprenditorialità nei due specifici settori, le seguenti ipotesi che formano il sostrato delle successive analisi sono di carattere generale. In primo luogo, si ipotizza che l'alto livello di istruzione degli imprenditori possa essere considerato come una deroga all'acquisizione delle conoscenze pratiche acquisibili dall'imprenditore prima di avviare una startup. Inoltre, si vuole provare che il titolo di studi e l'università frequentata siano un elemento fondamentale per la raccolta di finanziamenti.

In secondo luogo, si vuole considerare come le startup di successo, cioè quelle con maggiore crescita relativa e più ampia attenzione degli investitori, siano quelle fondate da soggetti che hanno acquisito un vasto know-how di settore.

Un'ulteriore ipotesi che si vuole sostenere afferma che il fatto che i founder provenienti dal mondo accademico tendano a fondare la propria startup in prossimità dell'università significa che l'università ricopre un ruolo fondamentale nello sviluppo e nella crescita della startup.

Si vuole anche affermare la rilevanza dell'attrarre talenti nella fase di sviluppo per il successo della startup.

In aggiunta, si vuole provare che se le caratteristiche del team sono di alto profilo, dunque se i founder hanno ampio background accademico e lavorativo nel settore in cui operano, l'interesse da parte degli investitori nella startup è maggiore.

Infine, l'ultima ipotesi prevede che i settori che sono più ad alta intensità di conoscenza, come il settore Healthcare, hanno una preferenza verso un'imprenditorialità più di origine universitaria o molto affine al mondo della ricerca, contrariamente rispetto ai settori che sono invece più legati all'esperienza ed all'applicazione, come il settore dell'Advertising.

4.2. Dati e informazioni analizzate

Le analisi compiute nel presente capitolo sono state effettuate grazie ai dati ottenuti tramite il database “DB_Founder”, al quale sono state aggiunte informazioni specifiche per ognuno dei founder appartenenti ai due settori in esame. Il database è stato quindi filtrato in base al codice NACE 2, considerando i soli founder appartenenti ai settori Q86 (Healthcare) e M73 (Advertising). I dati raccolti sono stati individuati attraverso i profili LinkedIn di ciascun founder.

Le informazioni che sono state collezionate si riferiscono in totale a 1061 founder, creatori di 496 diverse startup.

4.2.1. Background accademico

Per quanto concerne l’esperienza accademica, oltre alle informazioni raccolte ed argomentate nel capitolo 2, per ognuno dei founder in esame sono stati individuati: il settore degli studi, l’anno in cui il titolo è stato conseguito, la città in cui si trova l’università frequentata e la posizione dell’università nelle due classifiche di riferimento a livello mondiale, QS World University Rankings (QS) e Academic Ranking of World Universities (ARWU).

La QS World University Rankings è una classifica globale di università pubblicata ogni anno dall’azienda britannica Quacquarelli Symonds specializzata in educazione e studio accademico.

La Academic Ranking of World Universities è una classifica stilata dall’università Jiao Tong di Shanghai per valutare i principali istituti di educazione terziaria nel mondo (in Europa, America, Asia ed Oceania).

Entrambe le classifiche raccolgono le migliori 1000 università a livello mondiale.

4.2.2. Background lavorativo

A proposito del background lavorativo sono state raccolte informazioni in merito all'ultima esperienza lavorativa di ogni singolo founder. In questo contesto, è stato importante individuare l'ambito in cui è stata effettuata l'ultima esperienza, la posizione lavorativa ricoperta, la durata del periodo in cui è stata occupata tale posizione, il nome della company o della struttura, la dimensione della stessa ed infine il settore in cui essa opera. Come per le esperienze accademiche, le esperienze lavorative sono state osservate tramite il profilo LinkedIn di ogni imprenditore. LinkedIn è stato inoltre il mezzo attraverso il quale è stato possibile definire il nome della company, la sua dimensione ed il settore in cui essa opera. Qualora non fosse stato possibile reperire tali informazioni attraverso la piattaforma, è stato visitato il sito ufficiale delle imprese. L'occupazione lavorativa all'interno della company è stata classificata in base a quattro categorie: C-level, Manager, Engineer e Analyst. Queste categorie sono state individuate attraverso la piattaforma LinkedIn e ricerche sul web.

4.3. Analisi dei background

4.3.1. Settore Healthcare

All'interno del database di partenza inerente alle 4266 startup di Intelligenza Artificiale in Europa, 345 di queste sono appartenenti al settore dell'Healthcare. In particolare si parla di 630 fondatori che sono stati in grado di raccogliere un totale complessivo di 2.081.303.205\$ di capitale.

Dei 630 founder totali, è stato possibile collezionare le informazioni in merito alle esperienze pregresse di circa l'85% di essi. Sono quindi state effettuate le analisi su 528 fondatori di 243 startup in grado di totalizzare 2.000.689.284\$ di finanziamenti complessivi. Di queste 243 startup, 73 non hanno ottenuto finanziamenti, mentre 170 hanno ricevuto capitale. Di queste 170 startup, l'81% ha partecipato a 2 round di investimento, indipendentemente dalla cifra totalizzata.

Prima ancora di addentrarsi nelle analisi delle esperienze, risulta essere rilevante riportare alcune considerazioni generali riguardanti il settore.

In primo luogo, prendendo in considerazione i primi dieci paesi in cui sono state fondate le startup si evince come il 27% delle sedi sono state stabilite nel UK (fig. 4.1). Seguono la Francia con il 12% e la Germania con il 9%, mentre l'Italia ricopre invece la settima posizione, con il 4% delle startup totali che vengono fondate nelle diverse città italiane.



Figura 4.1 – Headquarters delle startup nel settore Healthcare

Relativamente alle top dieci città predilette per stabilire la sede delle startup, al primo posto si trova Londra con il 16%, seguita da Parigi e Berlino, rispettivamente con percentuali pari a 6% e 4%. Londra dimostra di essere il polo di riferimento per le startup di AI relativamente all'ambito Healthcare (fig. 4.2).

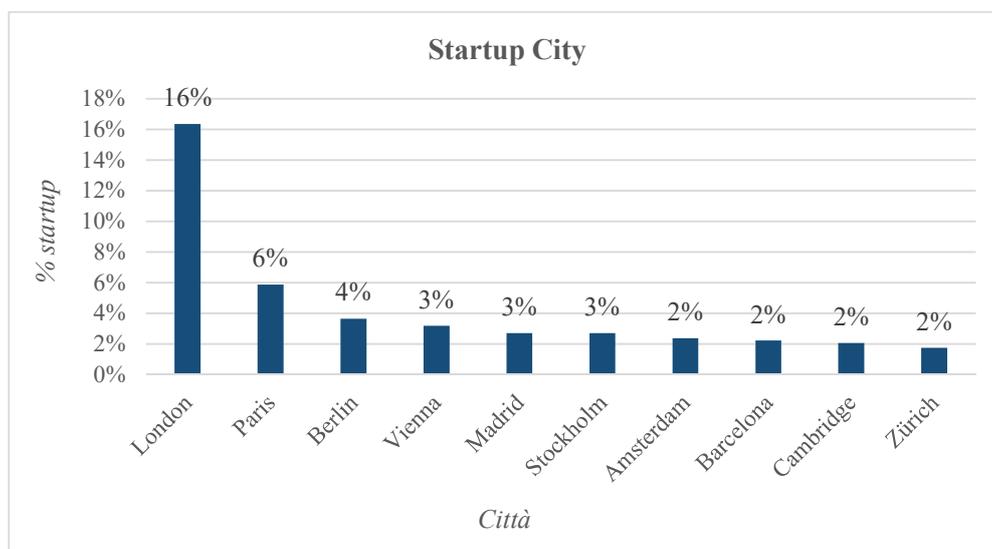


Figura 4.2 – Città sede delle startup nel settore Healthcare

A livello di investimenti totali, lo scenario precedente non si ripresenta con le stesse percentuali e nemmeno con lo stesso ordine, fatta eccezione per l'UK che copre sempre la prima posizione (fig. 4.3). Il 68% degli investimenti totali infatti è raccolto da startup con sede nel Regno Unito, segue poi la Svizzera che raccoglie il 13% ed infine la Francia con il 9%.



Figura 4.3 – Investimenti nel settore Healthcare

Il Regno Unito, in particolare Londra, rivela di essere il polo di riferimento per lo sviluppo e la crescita relativamente al mondo AI applicato al settore Healthcare. Infatti, il 27% delle startup con sede nel Regno Unito raccoglie il 68% degli investimenti totali nella tecnologia AI in questo ambito.

A seguito di una panoramica generale di settore si mettono in luce le caratteristiche e le esperienze dei fondatori.

4.3.1.1. Background accademico

In merito alle esperienze accademiche, il focus inizialmente consiste nell'esame delle università frequentate dai founder, in particolare vengono presi in considerazione il livello qualitativo e la posizione in classifica a livello mondiale delle stesse.

Inoltre, sono state individuate diverse fasce di finanziamento all'interno delle quali, per quegli imprenditori che sono stati capaci di ottenere tali finanziamenti, è stata calcolata la mediana delle posizioni occupate dalle università frequentate. Nella tabella seguente (tab. 4.1) vengono riportati i range di finanziamento ed il numero di startup, nonché di founder che hanno raccolto capitale per una cifra totale compresa in quel determinato range. In relazione al numero di round ai quali le startup hanno partecipato, siccome l'81% di quelle che hanno raccolto capitale ha partecipato a 2 round di investimento, indipendentemente dalla cifra totalizzata, le analisi sono state effettuate sulla base del capitale totale raccolto dalle singole startup.

Range di finanziamento [\$]	Founder		Startup	
	[n°]	[%]	[n°]	[%]
0\$	133	25%	72	30%
1\$ - 50.000\$	18	3%	9	4%
50.000\$ - 150.000\$	37	7%	18	7%
150.000\$ - 250.000\$	25	5%	13	5%
250.000\$ - 500.000\$	34	6%	16	7%
500.000\$ - 1.000.000\$	38	7%	18	7%
1.000.000\$ - 2.000.000\$	57	11%	22	9%
2.000.000\$ - 5.000.000\$	94	18%	34	14%
5.000.000\$ - 10.000.000\$	33	6%	17	7%
10.000.000\$ - 25.000.000\$	31	6%	11	5%
25.000.000\$ - 50.000.000\$	10	2%	4	2%
> 50.000.000\$	18	3%	9	4%
Totale	528	100%	243	100%

Tabella 4.1: Founder che hanno raccolto capitale per una cifra compresa nello specifico range

Per quanto riguarda il primo ranking, QS, la percentuale di chi non ha studiato nelle migliori mille università a livello mondiale (+1000) risulta essere nettamente maggiore nel gruppo di founder che non hanno reperito capitale sul mercato finanziario. All'aumentare dei finanziamenti ottenuti, la mediana delle posizioni di classifica delle università diminuisce, ossia la qualità delle università risulta essere via a via crescente. Allo stesso tempo, la percentuale di coloro che hanno studiato in università escluse dalle migliori mille posizioni diminuisce all'aumentare degli investimenti.

In accordo di ciò che viene presentato dal grafico sottostante (fig. 4.4), al crescere del capitale raccolto la percentuale di chi non ha studiato nelle migliori università decresce.

Le colonne di color rosso indicano la percentuale di coloro che hanno frequentato università non presenti nella classifica delle migliori al mondo (+1000 sta ad indicare che la posizione è oltre la millesima). Per contro, le colonne di color azzurro indicano la percentuale di coloro che hanno studiato nelle migliori università al mondo e il valore posto sull'asse delle ascisse, alla base di ogni colonna, indica la posizione mediana di classifica delle università frequentate dai founder che hanno raccolto quello specifico range di finanziamento.

Nel dettaglio, è possibile evidenziare come si passi da una percentuale pari al 30% di founder che hanno studiato presso università non ricoprenti le prime 1000 posizioni delle classifiche mondiali, fino a raggiungere il 7% nei range in cui i founder hanno raccolto tra i 5 e i 10 milioni di dollari. In aggiunta, si può notare come la percentuale assume il valore di 0% in corrispondenza di chi ha ottenuto più di 10 milioni di dollari.

Al contrario, la percentuale di chi ha studiato nelle migliori università aumenta, passando da una percentuale pari al 70% con una posizione mediana in classifica di 190 su 1000, fino ad arrivare al 100% con posizione mediana uguale a 8 su 1000, all'aumentare della somma di denaro ottenuta con i finanziamenti.

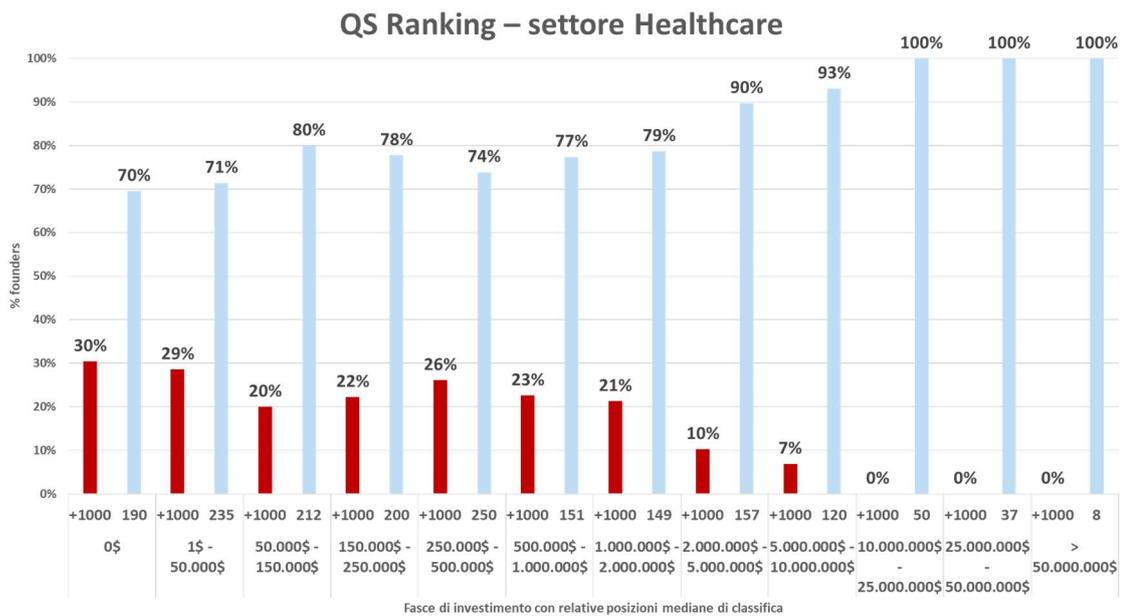


Figura 4.4 – Qualità dell'università (QS) in relazione agli investimenti ottenuti

Quanto descritto e verificatosi in considerazione del ranking di Quacquarelli Sydmonds si ripete in modo essenzialmente analogo considerando la classifica ARWU (fig. 4.5).

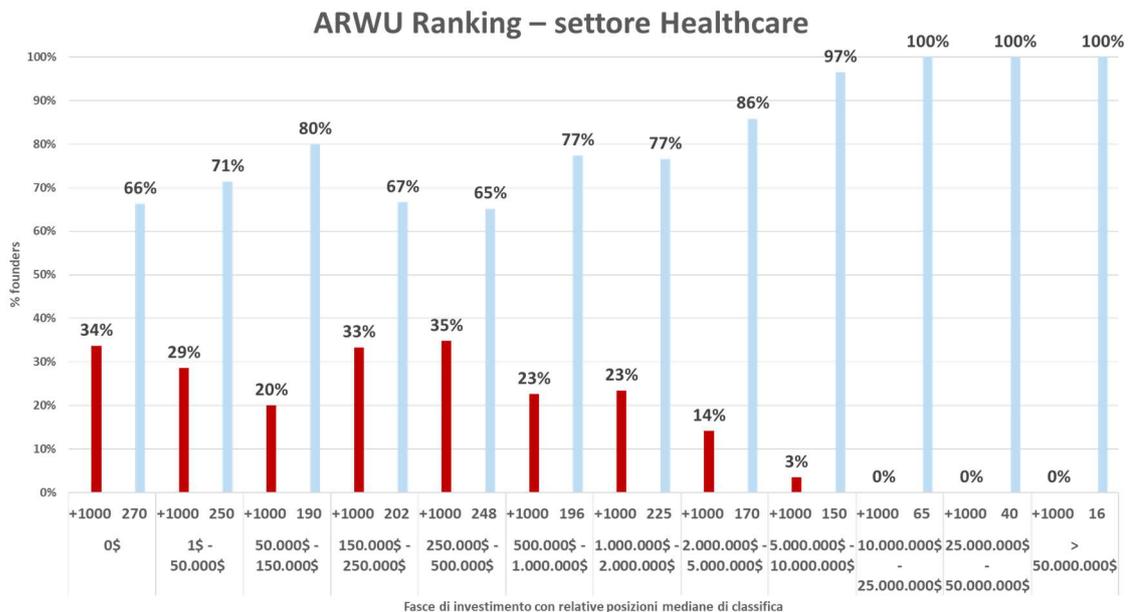


Figura 4.5 – Qualità dell'università (ARWU) in relazione agli investimenti ottenuti

Anche in questo caso, si osserva come la percentuale di chi non ha studiato nelle migliori università diminuisce all'aumentare degli investimenti ricevuti, con uno spostamento dal 34% al 3%, fino ad ottenere un valore dello 0% per coloro che hanno ottenuto investimenti maggiori di 10 milioni. Analizzando la popolazione che ha studiato nei principali poli accademici, il valore percentuale parte da un valore di 66% con mediana 270 e raggiunge il 100% relativamente ad investimenti superiori ai 50 milioni con mediana 16.

Per rendere più chiaro il confronto tra chi è stato in grado di raccogliere capitale sul mercato finanziario e chi invece non è riuscito ad avere credibilità nei confronti degli investitori, i range di investimento sono stati uniti in sole tre fasce, il numero di round, come riportato ad inizio paragrafo, non influenza la suddivisione. Si potranno quindi osservare le differenze tra i founder che non hanno ricevuto finanziamenti, coloro che hanno ricevuto fino a 3 milioni di dollari e gli imprenditori che hanno raccolto più di 3 milioni di dollari. La soglia dei 3 milioni di dollari è stata quindi individuata in relazione al numero di fondatori. Perché il confronto tra le due code, in termini di livello di investimento (investimenti pari a 0\$ contro investimenti superiori a 3.000.000\$), avesse valenza empirica, è stato opportuno paragonare due gruppi di fondatori simili a livello numerico.

Nella (tab. 4.2) vengono esplicitate le 3 fasce di finanziamento aggregate e per ognuna vengono a sua volta indicati il numero di founder e le relative startup capaci di raccogliere tali cifre.

Range di finanziamento [\$]	Founder		Startup	
	[n°]	[%]	[n°]	[%]
0\$	133	25%	72	30%
1\$-3.000.000\$	257	49%	110	45%
> 3.000.000\$	138	26%	61	25%
Totale	528	100%	243	100%

Tabella 4.2: Founder che hanno raccolto capitale per una cifra compresa nello specifico range

In riferimento a questi valori di finanziamento, tra i founder che non hanno ricevuto finanziamenti, solo il 20% (di 133 founder) ha studiato nelle migliori 200 università al mondo. Tra coloro che invece hanno percepito fino ad un massimo di 3 ML\$, puntualmente tra 257 founder, il 48% ha studiato nei migliori 200 istituti accademici. Dei 138 founder che hanno raccolto più di 3 ML\$, il 65% ha frequentato le 200 università più quotate a livello mondiale.

Rivolgendo ora lo sguardo all'analisi dei titoli di studio ottenuti dai diversi soggetti considerati, è interessante notare come tutti i fondatori, sia coloro che non sono stati in grado di raccogliere capitale sia coloro invece lo sono stati, hanno frequentato almeno un corso di studi in ambito universitario. I titoli accademici, in ordine di grado di preparazione, sono: Bachelor's Degree, Master's Degree, Master e PhD. Il grafico sottostante (fig. 4.6) mostra come la maggior parte dei fondatori in ambito Healthcare sia in possesso di un Master's Degree (40%), corrispondente ad un percorso universitario di circa 4/5 anni. A seguire, con il 28%, si trovano founder con un'esperienza accademica di circa 8/9 anni, ossia studenti che hanno intrapreso un percorso di dottorato, detto anche PhD. Completano il quadro percentuale il titolo Bachelor's Degree, percorso di circa 3 anni, con il 19%, ed infine il Master, carriera accademica di circa 6/7 anni, con il 13%.

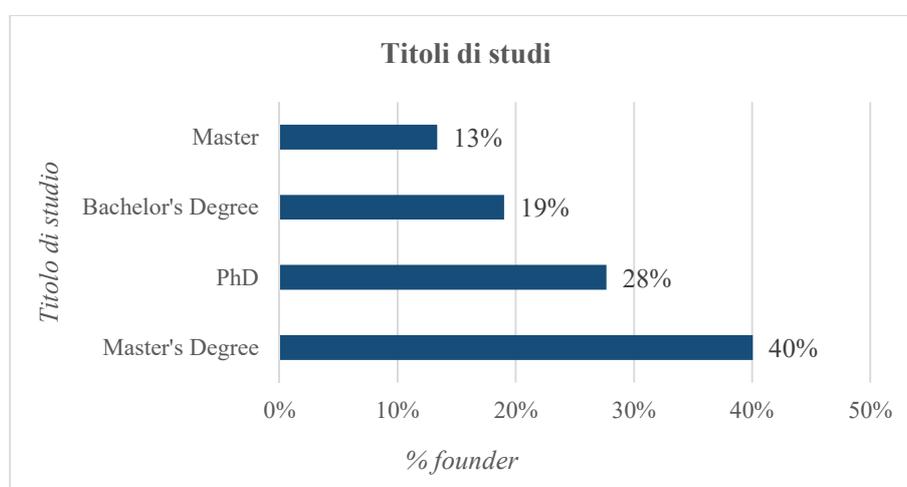


Figura 4.6 – Titoli di studi

Un'ulteriore analisi rilevante in relazione ai titoli di studio è anche la distribuzione di questi ultimi in relazione alle diverse fasce di finanziamento ottenuti dagli imprenditori. Prendono in considerazione i precedenti range di investimento, come riportato nel grafico seguente (fig. 4.7), è possibile notare come, all'aumentare del capitale raccolto, la percentuale dei fondatori in possesso di Master e PhD aumenta.

La percentuale di coloro che hanno effettuato un percorso di tipo Master's Degree resta pressoché costante, mentre i fondatori con una carriera accademica di soli tre anni decrescono all'aumentare dei finanziamenti.

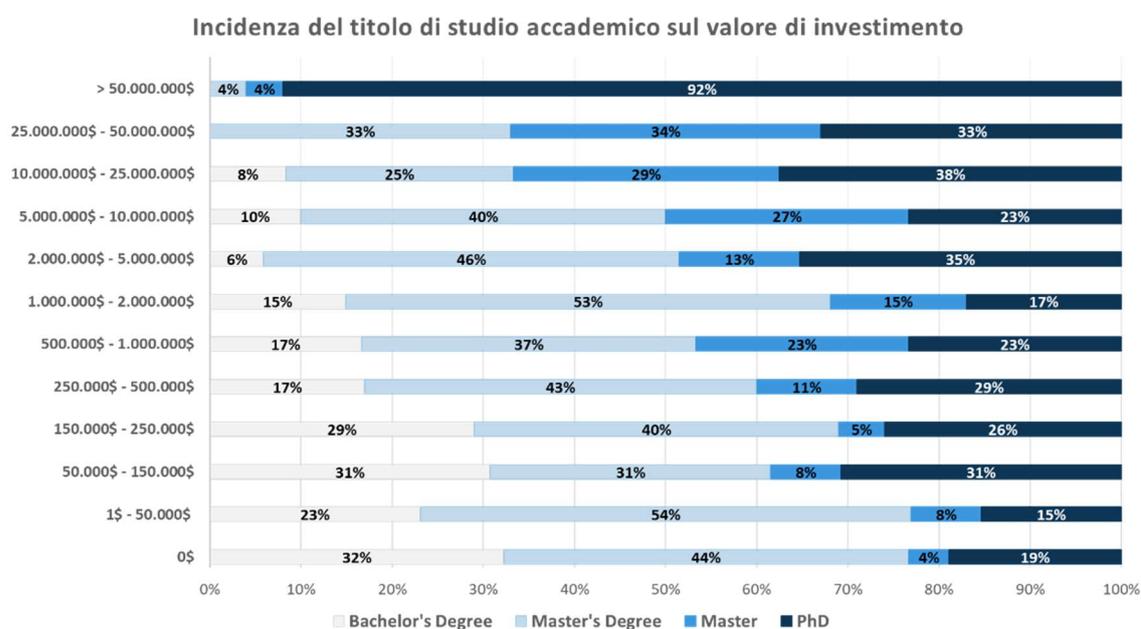


Figura 4.7 – Incidenza del titolo di studio accademico sul valore di investimento

Dopo essersi concentrati sulle università frequentate e sul titolo di studio conseguito, l'attenzione è stata posta sul settore di studi dei fondatori.

In primo luogo, si è osservata la percentuale di qualifiche STEM (Science, Technology, Engineering and Mathematics) e non STEM. Nel grafico sotto riportato (fig. 4.8) è stato considerato l'intero campione di founder del settore, indipendentemente dal capitale raccolto, facendo emergere che la percentuale di

discipline STEM è nettamente superiore rispetto a quella delle discipline non STEM.

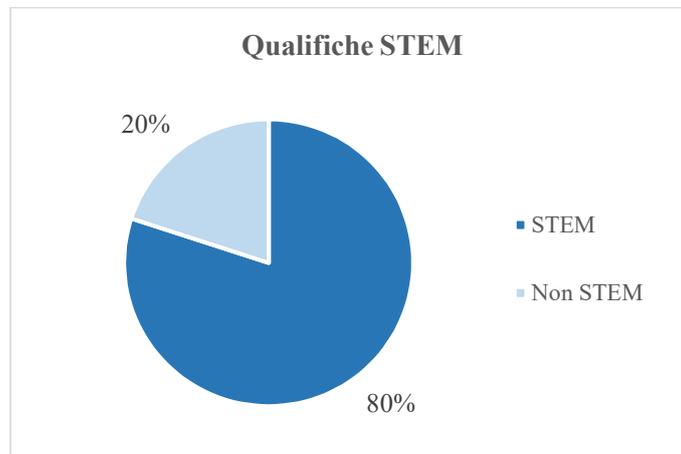


Figura 4.8 – Qualifiche STEM

Successivamente, sono così stati messi a confronto i 133 founder delle 73 startup incapaci di reperire finanziamenti con i 138 imprenditori delle 50 startup che hanno ottenuto la fiducia dei Venture Capitalist che hanno investito nei loro progetti.

Analizzando i 133 founder che non hanno ricevuti investimenti, il settore di specializzazione dell'ambito in cui è stata fondata la startup, ovvero le scienze mediche, copre solo il 16% (fig. 4.9). Il 22% è composto da coloro che hanno svolto studi in relazione al Business Management, mentre gli imprenditori che hanno conoscenze approfondite nella Computer Science, quindi nel campo dell'AI, sono il 17%.

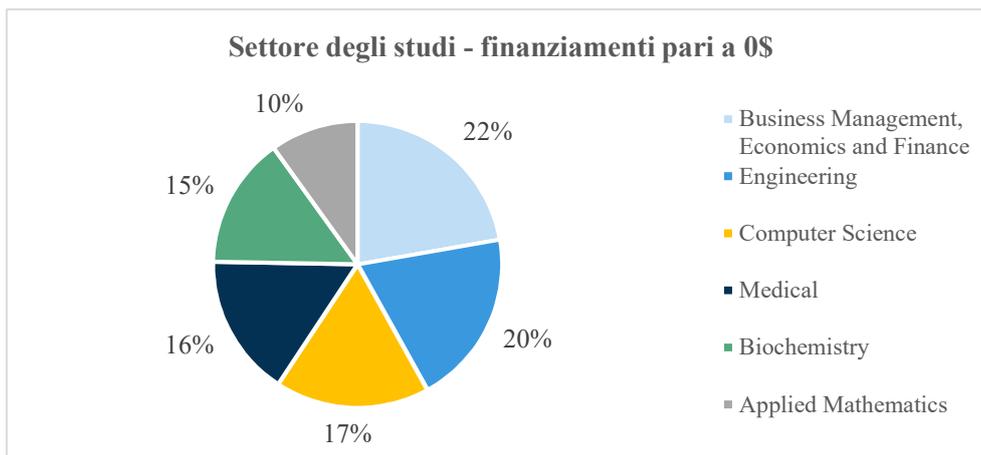


Figura 4.9 – Settore degli studi dei founder che non hanno ottenuto finanziamenti

Tra i 257 founder che hanno ottenuto capitale fino a 3 milioni di dollari, la percentuale degli studenti in ambito medico aumenta e passa dal 16% al 23%, a discapito del settore Business Management che scende dal 23% al 17% (fig. 4.10).

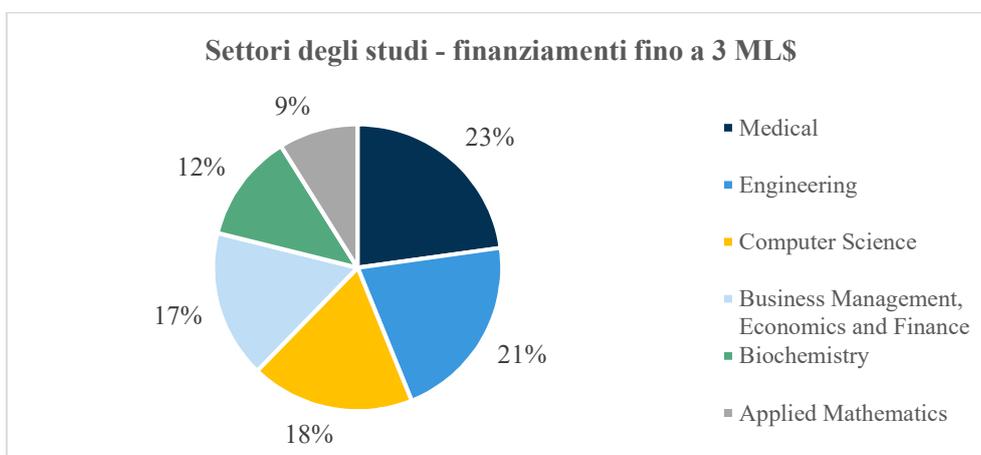


Figura 4.10 – Settore degli studi dei founder che hanno ottenuto fino a 3 ML\$

I 138 fondatori che hanno invece ricevuto più di 3.000.000 \$ sono specializzati per il 40% in scienze mediche e solo per il 15% in Business e Management. Lo studio nel settore del computer science si attesta intorno al 19% (fig. 4.11).

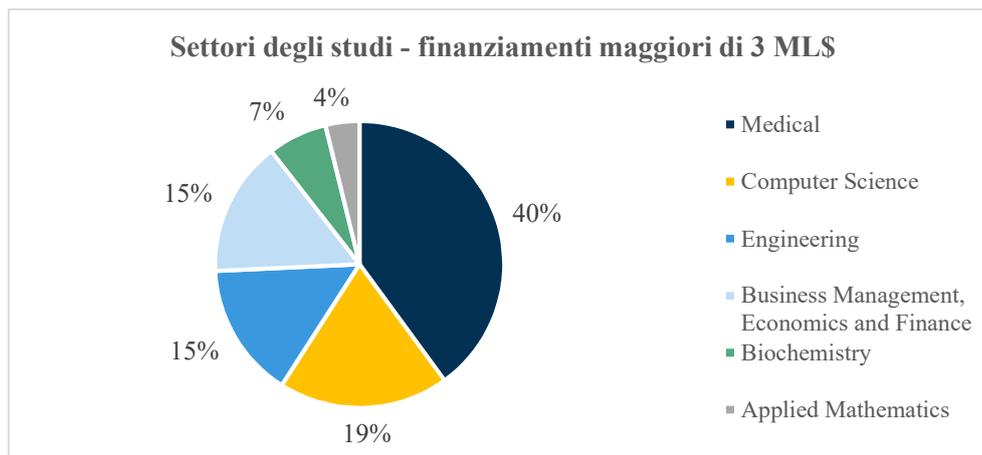


Figura 4.11 – Settore degli studi dei founder che hanno ottenuto più di 3 MLS

Osservando in sequenza i tre grafici suesposti, si registra come l'unica percentuale che aumenta significativamente all'aumentare dei finanziamenti è quella relativa al settore delle scienze mediche.

Verranno ora analizzate, per i tre range di investimento considerati, le cinque città che hanno ospitato il maggior numero di studenti. Questo al fine di osservare in un secondo momento la distanza tra la città degli studi e la città in cui ha sede la startup di riferimento.

Dei 133 founder che non hanno ricevuto investimenti, circa l'8% ha studiato a Parigi, frequentando università con posizione mediana nel QS ranking, indicativamente alla 177esima. Il 5% ha invece studiato a Barcellona, puntualmente in un'università con posizione mediana corrispondente alla 232esima. Seguono Madrid con il 4% e mediana 457, Londra con il 3% e mediana 349 ed infine Dublino con il 3% del totale.

Di questi 133 imprenditori solo il 15% ha studiato nel 100 migliori università al mondo.

A proposito della popolazione intermedia di imprenditori, cioè coloro che hanno ricevuto fino a 3 milioni di dollari in finanziamenti, il 7% di 257 ha studiato a Londra, in università che si collocano in mediana alla 75esima posizione. Segue Parigi, la quale ha ospitato il 5% di questa categoria di imprenditori, presentando

una posizione mediana nel ranking intorno alla 192esima. In ordine decrescente a livello percentuale si trovano la città di Madrid con mediana 369, Cambridge con mediana 7 e Oxford con mediana 4.

Dei 257 fondatori appartenenti a questa fascia, il 26% ha studiato nelle migliori 100 università del mondo.

Considerando ora coloro che hanno reperito sul mercato cifre di investimento superiori ai 3.000.000 \$, è opportuno sottolineare come dei 138 founder totali il 25% ha studiato nelle migliori università europee, tutte situate nel Regno Unito. In particolare, si tratta dell'University College London di Londra che ricopre l'ottava posizione, della University of Cambridge che si posiziona al settimo posto e della University of Oxford in quarta posizione. Il 40% dei 138 imprenditori ha effettuato un percorso accademico nelle 100 università migliori al mondo. In particolare, il 25% ha frequentato il contesto universitario del Golden Triangle: Londra, Oxford e Cambridge.

In seguito alle considerazioni esposte precedentemente in relazione a dove hanno studiato i fondatori, è interessante osservare come 113 dei 528 founder totali che hanno fondato una startup in ambito Healthcare, circa 50 startup delle 243 totali esaminate, proviene direttamente dal mondo universitario, ossia professori, ricercatori o studenti. Di questi 113 imprenditori, il 56% fonda la propria startup entro 100 km dall'università nella quale ha studiato. Il grafico seguente (fig. 4.12) mostra nel dettaglio la distanza tra la città universitaria e la città ospitante la sede dell'impresa.

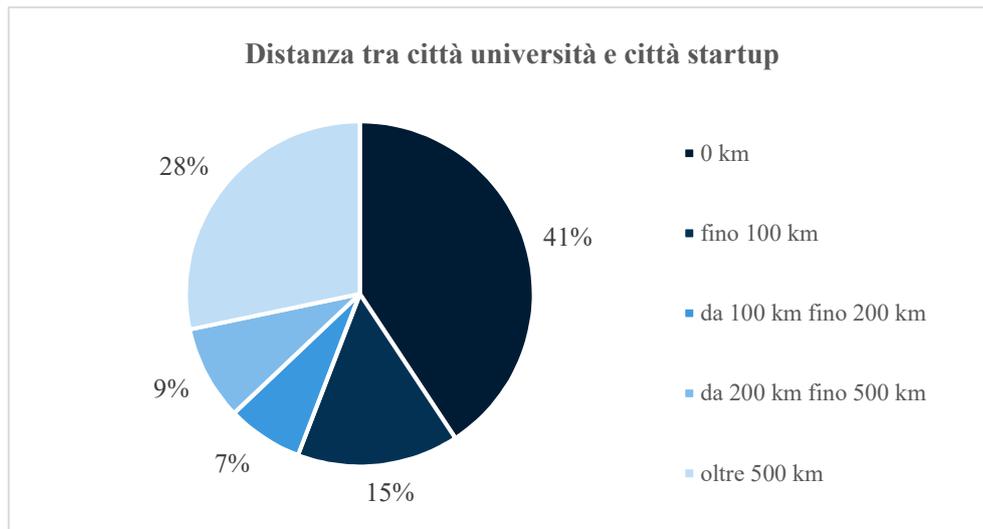


Figura 4.12 – Distanza tra città universitaria e città sede della startup

Come mostra la tabella (tab. 4.3), chi studia nelle tre città ospitanti le migliori università europee (Golden Triangle – UK), fonda la propria startup in prossimità dell’ateneo.

Nel dettaglio, l’88% di chi studia a Londra fonda a Londra, mentre solo nel 12% dei casi si sposta, sempre restando entro i 100 km di distanza. Il 43% di chi studia a Cambridge fonda la propria impresa a Londra ed il 29% a Cambridge. La situazione è simile per coloro che intraprendono un percorso di studi ad Oxford, essi intraprendono la loro carriera imprenditoriale nel 43% dei casi stabilendosi a Londra e nel 29% dei restanti casi ad Oxford, quindi nelle immediate vicinanze di dove hanno conseguito il titolo di studio.

Fondatori dall'università		Headquarters università (61 città)											Totale complessivo			
		London	Cambridge	Oxford	Paris	San Francisco	Budapest	Madrid	Kongens Lyngby	Barcelona	Helsinki	...		Lausanne		
Headquarters startup (45 città)	London	88% 0 km	43% 66 km	43% 56 km	20% 471 km											21%
	Paris				60% 0 km	25% 8892 km										5%
	Barcelona								100% 0 km							4%
	Budapest								100% 0 km							4%
	Stockholm					25% 8629 km										4%
	Lausanne		14% 623 km			25% 9352 km								100% 0 km		4%
	Cambridge		29% 0 km													4%
	Oxford	12% 56 km		29% 0 km												3%
	Poznan			14% 891 km												3%
	Helsinki									100% 0 km						3%

	Glasgow		14% 355 km													1%
Totale complessivo		100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	...	100%	100%	100%	

Tabella 4.3 – Distanza tra città universitaria e città sede della startup

4.3.1.2. Background lavorativo

Dopo aver analizzato nello specifico le esperienze a livello accademico degli imprenditori del settore in esame, l'attenzione è stata spostata sul background lavorativo, in particolare sull'ultima esperienza lavorativa maturata prima di avviare la startup.

Il 51% dei 528 fondatori totali deriva dal mondo delle company (fig. 4.13), mentre il 28% fonda la startup quando ancora opera nel mondo accademico. Il 21% rimanente si divide tra chi ha collezionato un'esperienza nello sviluppo di un'altra startup (16%), chi esercita nel mondo dell'Hospital and Health facilities (4%) e chi fa parte di centri di ricerca (1%).

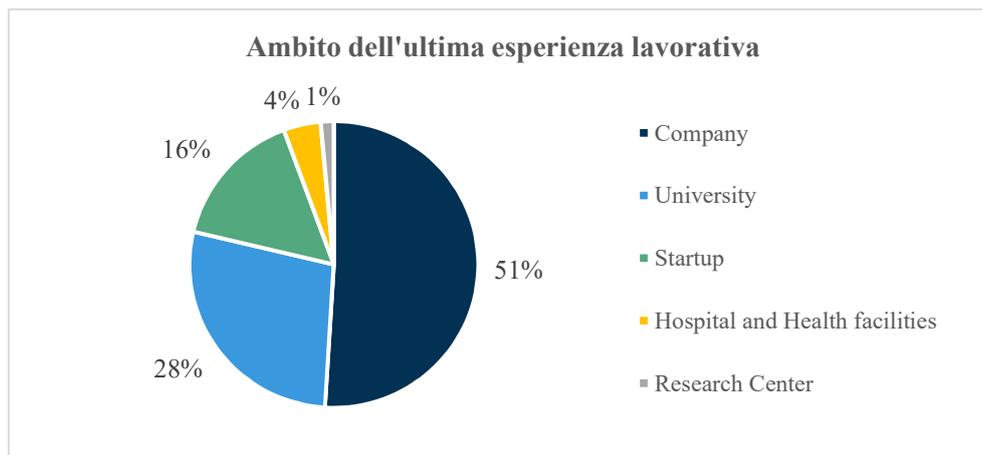


Figura 4.13 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa

Considerando i soli founder che arrivano dal mondo delle company, dieci sono i Paesi nei quali ha lavorato il 77% del sotto campione. In (fig. 4.14) è possibile osservare i dieci stati ospitanti le imprese dalle quali proviene il 51% dei founder totali del settore esaminato.

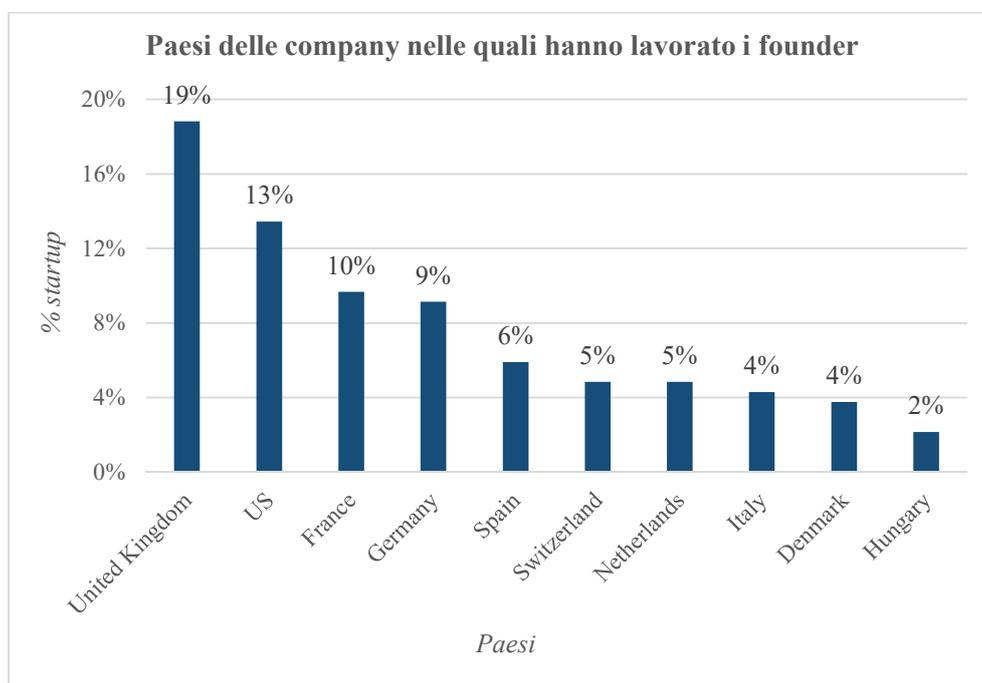


Figura 4.14 – Paesi ospitanti le imprese nelle quali hanno lavorato i founder prima di fondare la propria startup

Come nel paragrafo precedente, anche in questo caso si mettono a confronto i fondatori appartenenti ai tre range di finanziamento precedentemente esplicitati. Procedendo in ordine di investimento, tra coloro che hanno ottenuto 0\$ di finanziamento, la percentuale di founder provenienti da una company è pari al 64%, mentre solo il 19% fonda l'impresa arrivando dal mondo accademico. Il 14% fonda la propria startup dopo la maturazione di un'esperienza in un'altra startup (fig. 4.15).

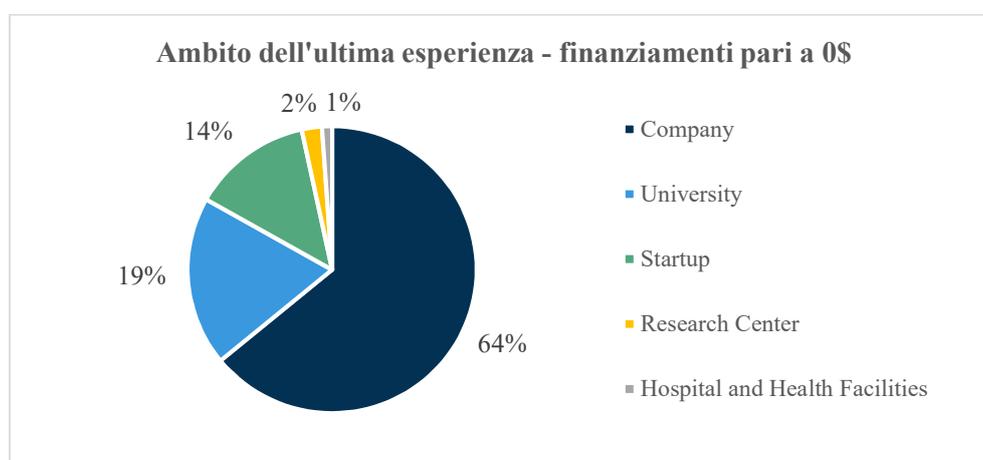


Figura 4.15 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa (0\$)

Al crescere dei finanziamenti la percentuale che aumenta in maniera significativa è quella dei fondatori che provengono direttamente dal mondo accademico. Infatti, fino ai 3 milioni la percentuale cresce dal 19% al 28%, oltre i 3.000.000\$ raggiunge quota 32%. L'aumento di percentuale relativa di coloro che provengono dall'accademia avviene a discapito del quantitativo di imprenditori che fondano provenendo da un impiego in altre imprese. Nei due grafici seguenti (fig. 4.16 – 4.17) si possono osservare nello specifico le percentuali di ogni singolo ambito.

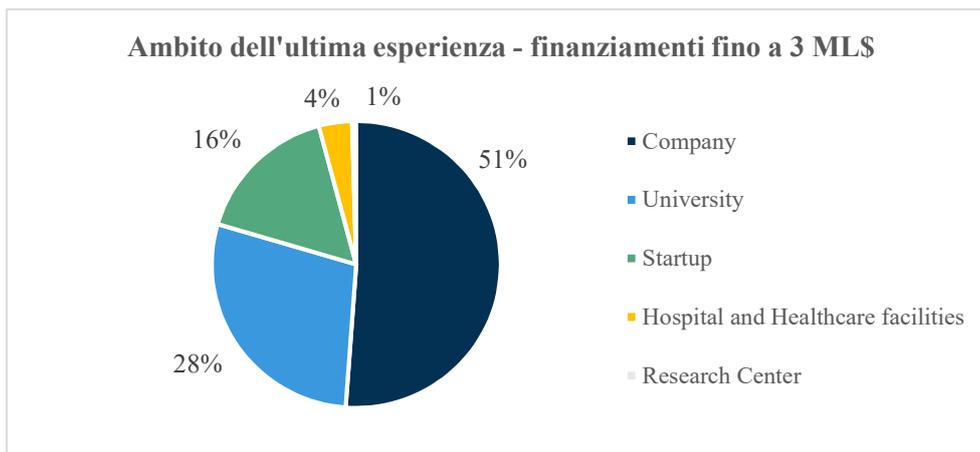


Figura 4.16 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa (fino a 3 ML\$)

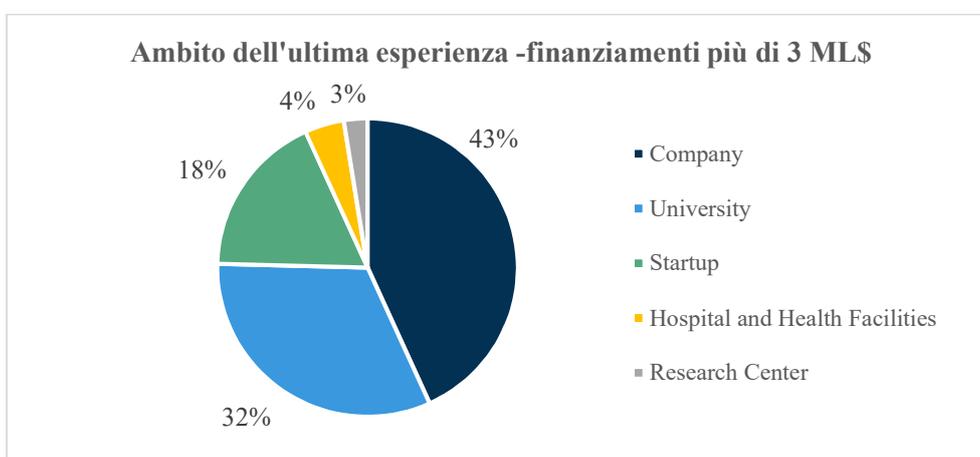


Figura 4.17 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa (superiori ai 3 ML\$)

Appurati gli ambiti in cui sono state maturate le esperienze lavorative prodromiche all'inizio della carriera imprenditoriale, sono stati investigati i settori specifici in cui si sono acquisiti tali esperienze. Il settore di principale interesse è quello del Medical, Pharmaceutical and Health Care. Tra i fondatori provenienti da questo settore, si possono osservare soggetti che hanno lavorato in aziende di rilevanza globale come Pfizer, Jonshon and Jonshon e Philips Healthcare. Vi sono poi altri, come medici e ricercatori, che svolgono la propria attività all'interno dei migliori centri ospedalieri, tra cui l'NHS e il Sunnybrook. Infine, non si deve dimenticare la categoria dei ricercatori, i quali spesso

esercitano nel contesto delle migliori università di ricerca nelle scienze mediche come quella di Cambridge.

Nel grafico sottostante (fig. 4.18) si osserva come al crescere degli investimenti ottenuti, i founder che lavorano nel settore di principale interesse aumentano in percentuale dell'11%, variando dal 16% di chi ha ricevuto 0\$ di capitale al 27% di chi ha collezionato più di 3 ML\$ in investimenti. Cresce inoltre del 6% la percentuale di chi opera nel mondo del biotech, mentre decresce dell'11% la percentuale relativa ai founder provenienti dal settore IT.

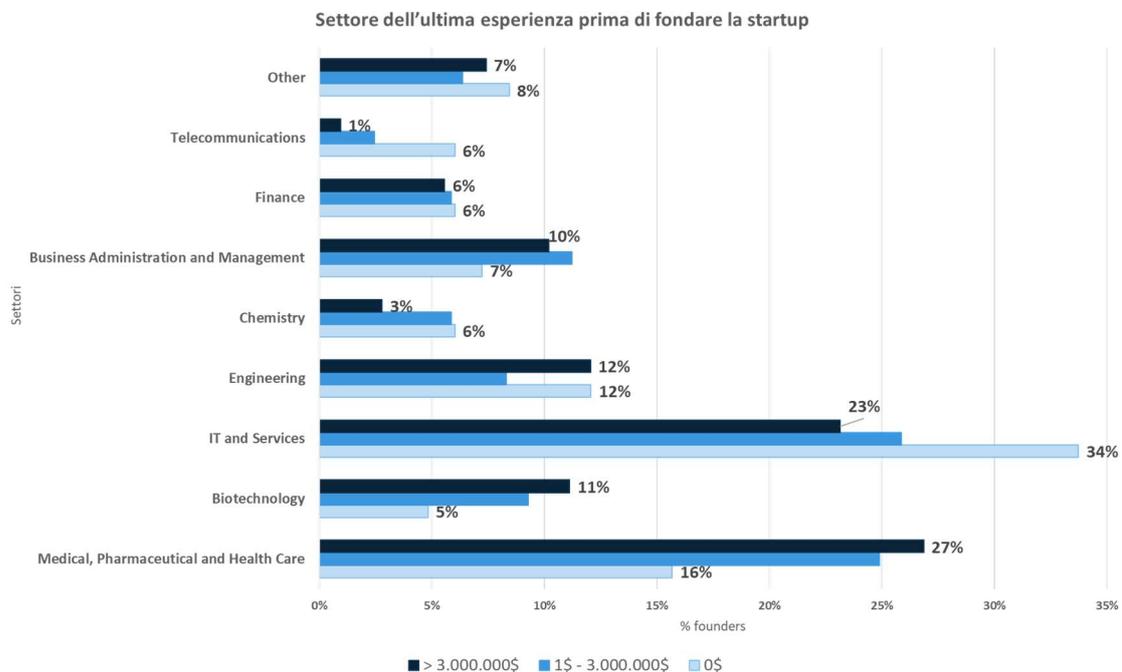


Figura 4.18 – Settore dell'ultima esperienza lavorativa prima di fondare la startup

Successivamente, sono state esaminati i dati correlati alle dimensioni delle imprese all'interno delle quali i founder hanno intrapreso un percorso lavorativo. Restringendo quindi il campo di analisi ai soli imprenditori provenienti dalle aziende, è stato possibile osservare come all'aumentare dei fondi raccolti dalla startup, la percentuale di coloro che hanno lavorato in grandi gruppi aumenta. Il numero di founder che hanno fatto o fanno parte di una company con più di 10.000 dipendenti cresce all'aumentare degli investimenti

ottenuti, nello specifico vi è uno spostamento considerevole dal 27% di chi non ha ottenuto investimenti alla quota del 57% di chi ha invece ottenuto più di 3 milioni (fig. 4.19).

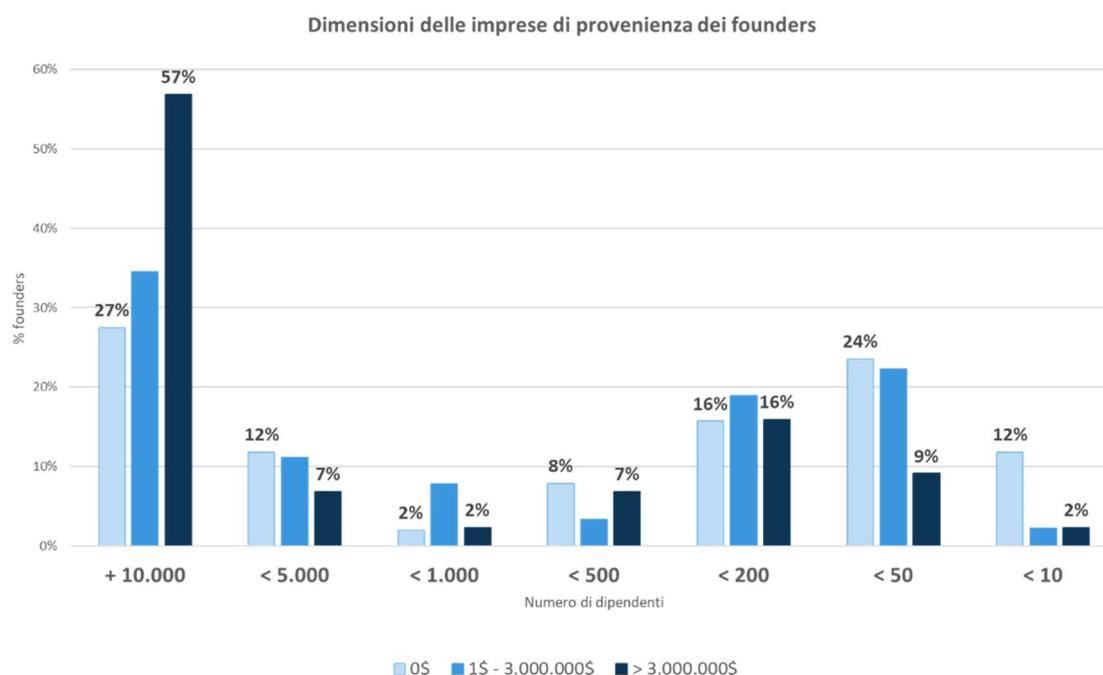


Figura 4.19 – Dimensioni delle imprese di provenienza dei founder

Si può ulteriormente notare come i founder che non hanno avuto successo nel reperimento di capitale hanno maturato un'esperienza lavorativa con sede nel 13% dei casi a Parigi, nel 10% dei casi a Londra e per l'8% a Zurigo (questi sono i tre poli di riferimento).

Gli imprenditori che hanno invece ottenuto più di 3 ML\$ generalmente sono parte dell'organico di company con sede a Londra nel 22% dei casi, nonché a Cambridge ed Amsterdam con percentuale pari al 7%. Nella comparazione tra coloro che sono riusciti ad ottenere consistenti investimenti e coloro che non ne hanno ricevuti, un elemento da sottolineare è l'aumento sostanziale di coloro che hanno maturato esperienze lavorativa all'interno di company con sede adiacente ai tre poli accademici più eminenti, ossia Londra, Cambridge e Oxford. Tra coloro che non hanno ricevuto finanziamenti, solo il 13 % proviene da company

con sede all'interno del Golden Triangle, mentre invece, il 29% dei founder che hanno ricevuto denaro si è formato in una delle tre città appena citate.

Nel continuare l'analisi dei soli founder che hanno maturato un'esperienza in azienda (77%), è stata considerata la posizione lavorativa all'interno della stessa. In aggiunta, da ulteriori analisi è emerso come, al crescere dell'ammontare dei finanziamenti ottenuti dalla startup, la percentuale dei c-level e dei manager aumenta. Per contro diminuiscono gli analyst, così come gli ingegneri.

Nei grafici sotto riportati (fig. 4.20 – 4.21 – 4.22) si possono osservare nel dettaglio le percentuali di interesse.

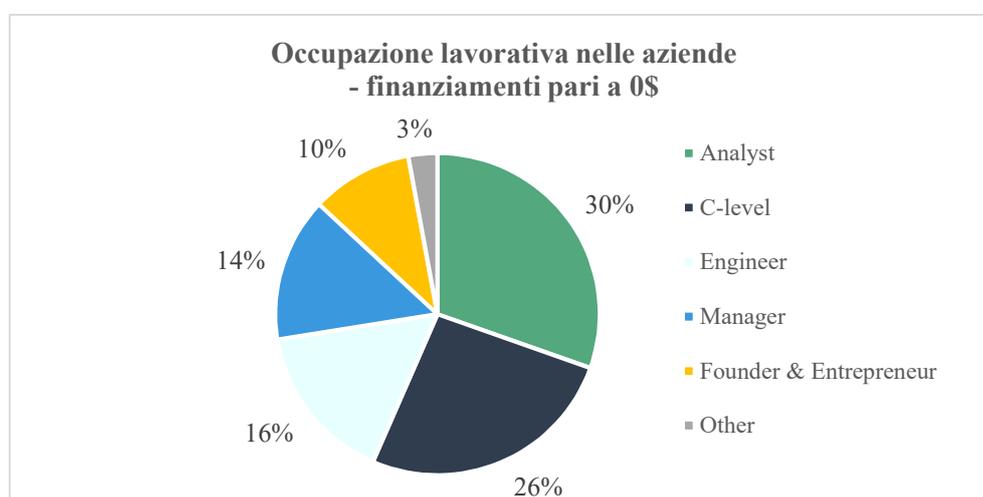


Figura 4.20 – Occupazione lavorativa dei founder nelle aziende (0\$)

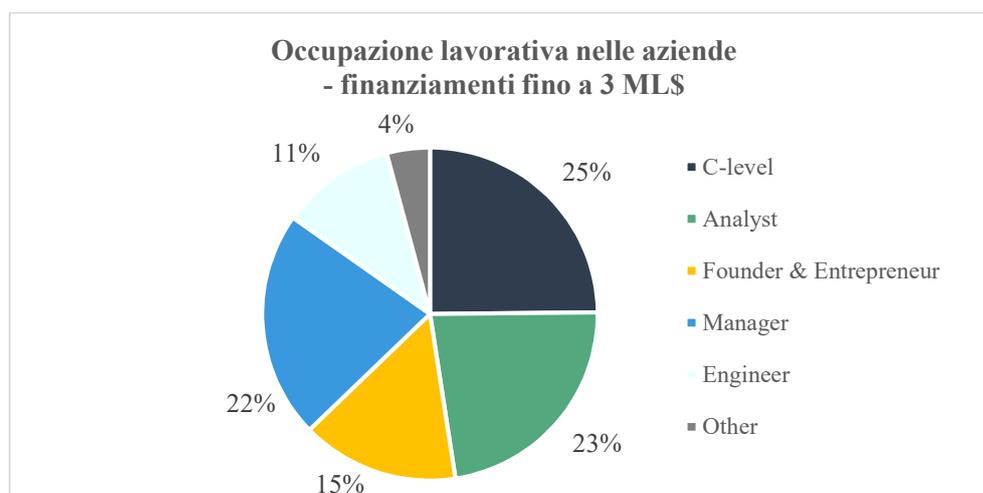


Figura 4.21 – Occupazione lavorativa dei founder nelle aziende (fino a 3 ML\$)

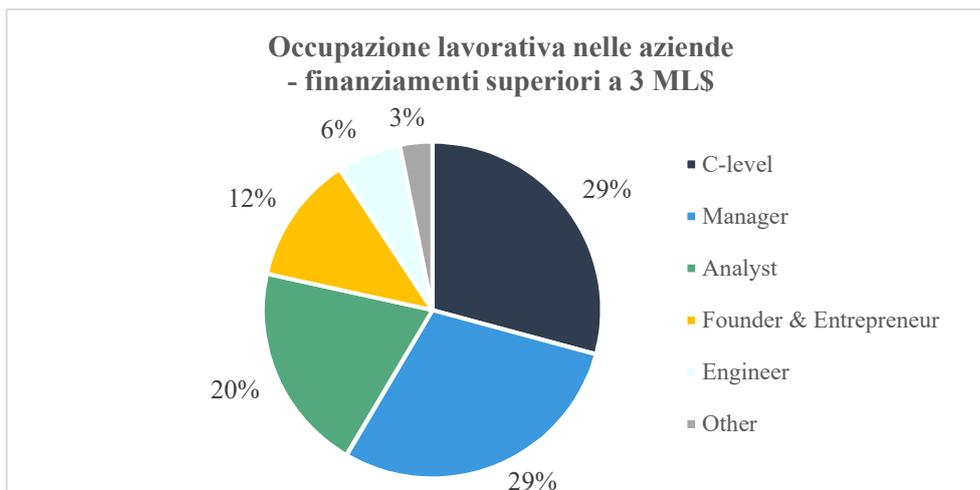


Figura 4.22 – Occupazione lavorativa dei founder nelle aziende (superiori a 3 ML\$)

La trattazione si sposta poi sul rimanente 33% dei founder composto da coloro che non hanno sperimentato il lavoro in azienda, e che al momento della fondazione della startup operavano o in un contesto universitario con il ruolo di ricercatore, professore o studente, oppure lavoratori ma in ambito ospedaliero quali medici. Dei 30 founder che hanno fallito nel reperimento del capitale, il 39% sono ricercatori universitari, il 33% studenti, il 22% professori e solo il 6% medici chirurghi (fig. 4.23).

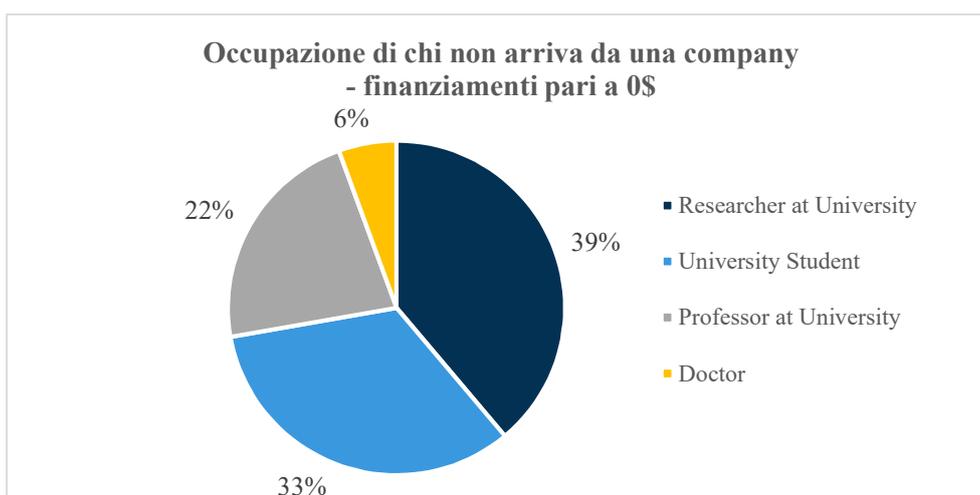


Figura 4.23 – Occupazione di chi non arriva da una company (0\$)

La differenza sostanziale che si riscontra tra gli imprenditori che hanno attratto fino a 3 milioni di dollari di investimenti e coloro che non ne hanno attratto alcuno, è che la percentuale di medici aumenta dal 6% al 10% (fig. 4.24).

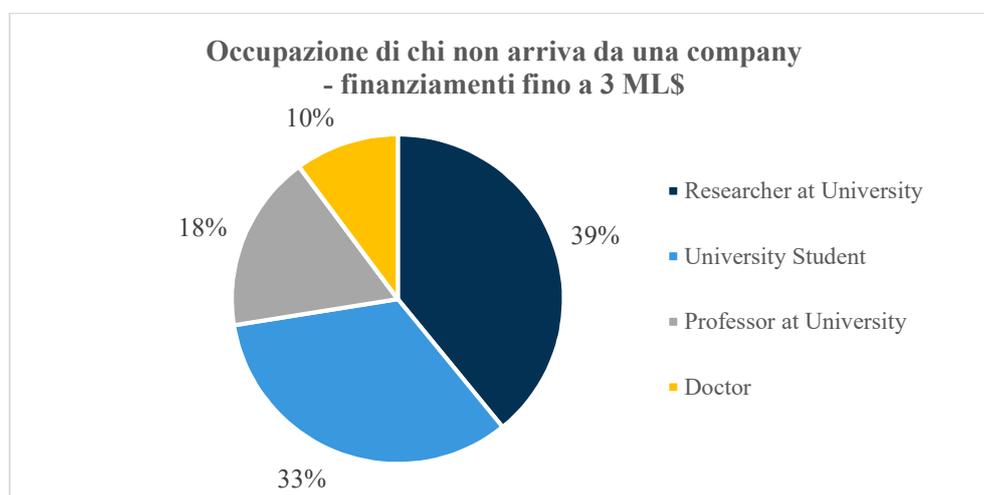


Figura 4.24 – Occupazione di chi non arriva da una company (fino a 3 ML\$)

Dei 53 founder che sono riusciti ad ottenere un capitale superiore ai 3 milioni di dollari, il 17% sono medici chirurghi (fig. 4.25).

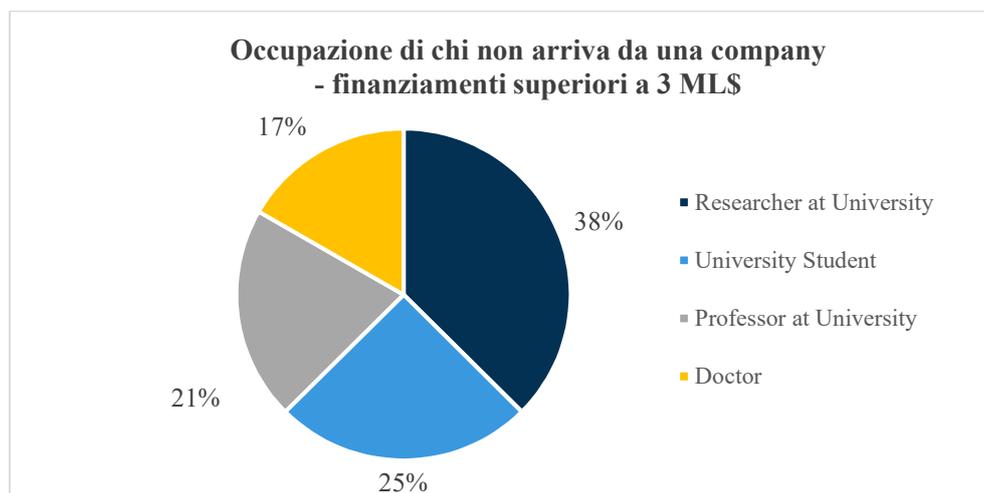


Figura 4.25 – Occupazione di chi non arriva da una company (superiori a 3 ML\$)

4.3.2. Settore Advertising

All'interno del database di partenza inerente alle 4266 startup di Intelligenza Artificiale in Europa, 329 sono appartenenti al settore dell'Advertising. In particolare, sono di interesse 612 fondatori, i quali sono stati in grado di raccogliere un totale complessivo di 751.029.065\$ raccolta di capitale.

Dei 612 founder totali si è riuscito a raccogliere informazioni in merito alle esperienze pregresse di circa l'87%. Sono quindi state effettuate le analisi su 533 fondatori di 253 startup in grado di totalizzare 746.625.862\$ di finanziamenti complessivi. Di queste 253 startup, 86 non hanno ottenuto finanziamenti, mentre 167 hanno ricevuto capitale partecipando, nell'85% dei casi a 2 round, indipendentemente dalla cifra totalizzata.

In primo luogo, prendendo in considerazione i primi 8 paesi in cui sono state fondate le startup, si evince come il 29% abbia stabilito la propria sede nel Regno Unito (fig. 4.26).



Figura 4.26 – Headquarters delle startup nel settore Advertising

Seguono la Francia con il 13% e la Germania con il 10%. L'Italia copre invece l'ottava posizione con il 3% delle startup totali che fondano nelle diverse città italiane.

Relativamente alle top dieci città preferite come sede delle startup, si trova al primo posto Londra con il 25%, seguita da Parigi e Barcellona, rispettivamente con percentuali pari al 12% e 4%. Conseguentemente, è importante rimarcare come Londra prova di essere il polo di riferimento per la creazione di startup nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale, sia per il settore Healthcare che per quello dell'Advertising (fig. 4.27).

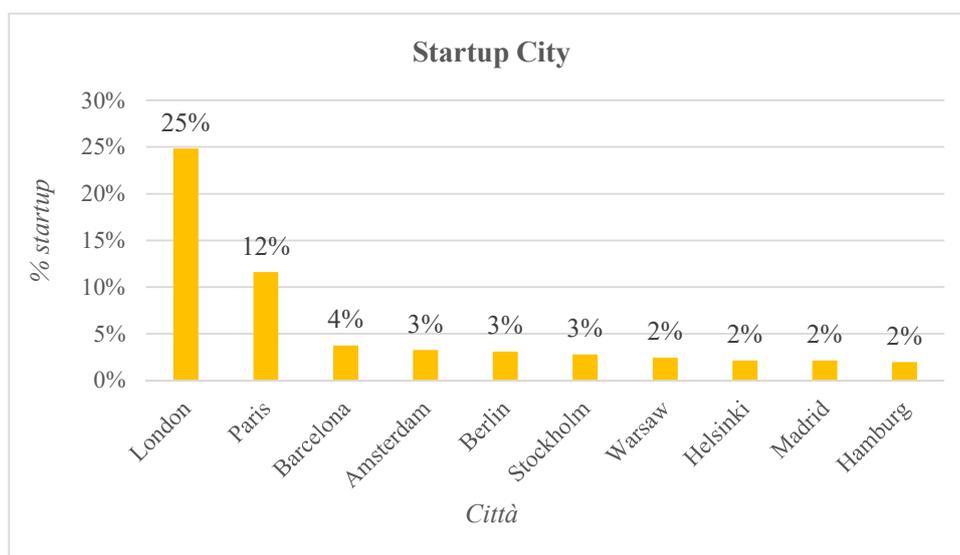


Figura 4.27 – Città sede delle startup nel settore Advertising

Ponendo ora il focus sull'esame degli investimenti totali (fig. 4.28), il 46% degli investimenti complessivi è stato raccolto da startup con sede nel Regno Unito, con il 19% subito dopo si posiziona la Francia ed infine la Spagna con l'8%. Come per il settore Healthcare, l'UK risulta essere il punto di riferimento anche per l'applicazione dell'AI nel mondo Marketing ed Advertising. In accordo con quanto appena affermato, si deve quindi sottolineare come il 29% delle startup con sede nel Regno Unito raccoglie il 46% degli investimenti totali nel settore.



Figura 4.28 – Investimenti nel settore Advertising

Dopo aver delineato una panoramica generale delle startup nel settore dell'Advertising, è ora necessario mettere in luce le caratteristiche e le esperienze peculiari dei fondatori. Le analisi che seguono sono state eseguite con lo stesso approccio e ordine logico di quelle precedentemente esplicitate in merito al settore Healthcare.

4.3.2.1. Background accademico

Per quanto concerne il settore dell'Advertising, il livello di prestigio ricoperto dalle università frequentate dai founder nei ranking di rilevanza mondiale in relazione alla capacità o meno di reperire capitale sul mercato finanziario, presenta un andamento differente rispetto a ciò che si è evinto per il settore dell'Healthcare.

I range crescenti di finanziamento utilizzati per i confronti sono gli stessi utilizzati per il settore Healthcare. Nella (tab. 4.4) vengono riportati i range di

finanziamento ed il numero di startup e quindi di founder che hanno raccolto capitale, per una cifra totale compresa in quel determinato range.

In relazione al numero di round ai quali le startup hanno partecipato, siccome l'85% di quelle che ha raccolto capitale ha partecipato a 2 round di investimento, indipendentemente dalla cifra totalizzata, le analisi sono state effettuate sulla base del capitale totale raccolto dalle singole startup.

Range di finanziamento [\$]	Founder		Startup	
	[n°]	[%]	[n°]	[%]
0\$	134	25%	85	34%
1\$ - 50.000\$	14	3%	7	3%
50.000\$ - 150.000\$	25	5%	14	6%
150.000\$ - 250.000\$	20	4%	8	3%
250.000\$ - 500.000\$	43	8%	15	6%
500.000\$ - 1.000.000\$	55	10%	24	9%
1.000.000\$ - 2.000.000\$	70	13%	29	11%
2.000.000\$ - 5.000.000\$	73	14%	32	13%
5.000.000\$ - 10.000.000\$	42	8%	15	6%
10.000.000\$ - 25.000.000\$	23	4%	11	4%
25.000.000\$ - 50.000.000\$	26	5%	10	4%
> 50.000.000\$	8	2%	3	1%
Totale	533	100%	253	100%

Tabella 4.4: Founder che hanno raccolto capitale per una cifra compresa nello specifico range

Tenendo in considerazione questi range, si osserva come l'andamento percentuale di coloro che non hanno studiato nelle migliori mille università non segue un andamento decrescente all'aumentare dei range di investimento.

Non si possono identificare andamenti netti, sia decrescenti che crescenti, in relazione alle percentuali di coloro che hanno o non hanno studiato nelle migliori università del mondo. I due grafici seguenti (fig. 4.29 – 4.30), il primo facente riferimento alla classifica QS ed il secondo relativo al ranking ARWU, mostrano nel dettaglio la situazione in riferimento al variare del livello universitario nelle differenti fasce di finanziamento.

Per ogni fascia di investimento, le colonne di color rosso indicano la percentuale di founder che ha studiato in università non rientranti nella classifica delle mille

migliori a livello mondiale. Le colonne color giallo indicano la percentuale di coloro che hanno studiato in università posizionate dalla millesima posizione in avanti.

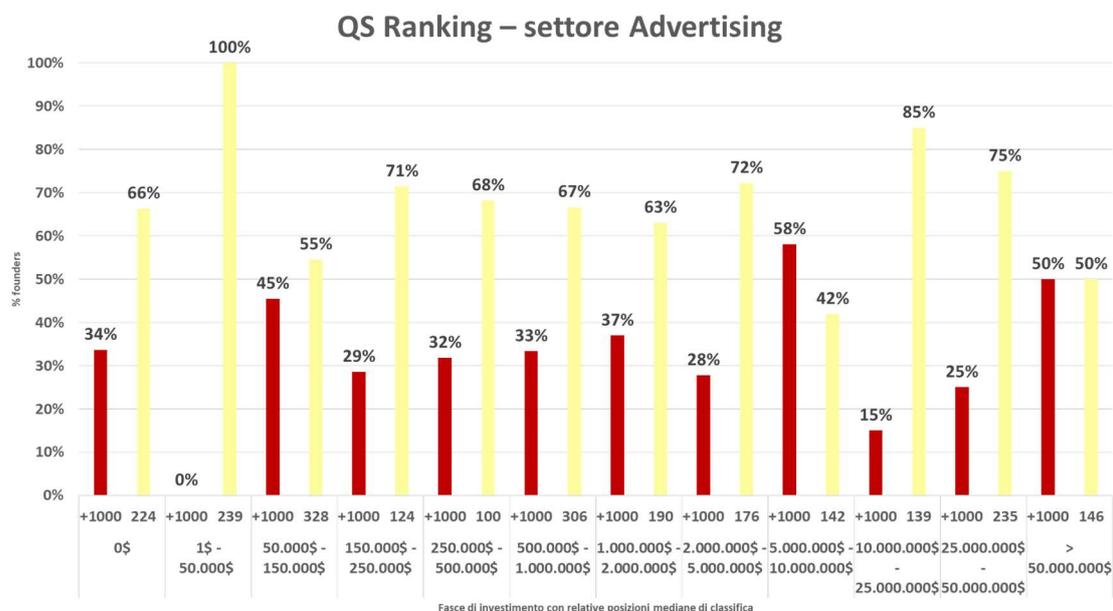


Figura 4.29 – Qualità dell'università (QS) in relazione agli investimenti ottenuti

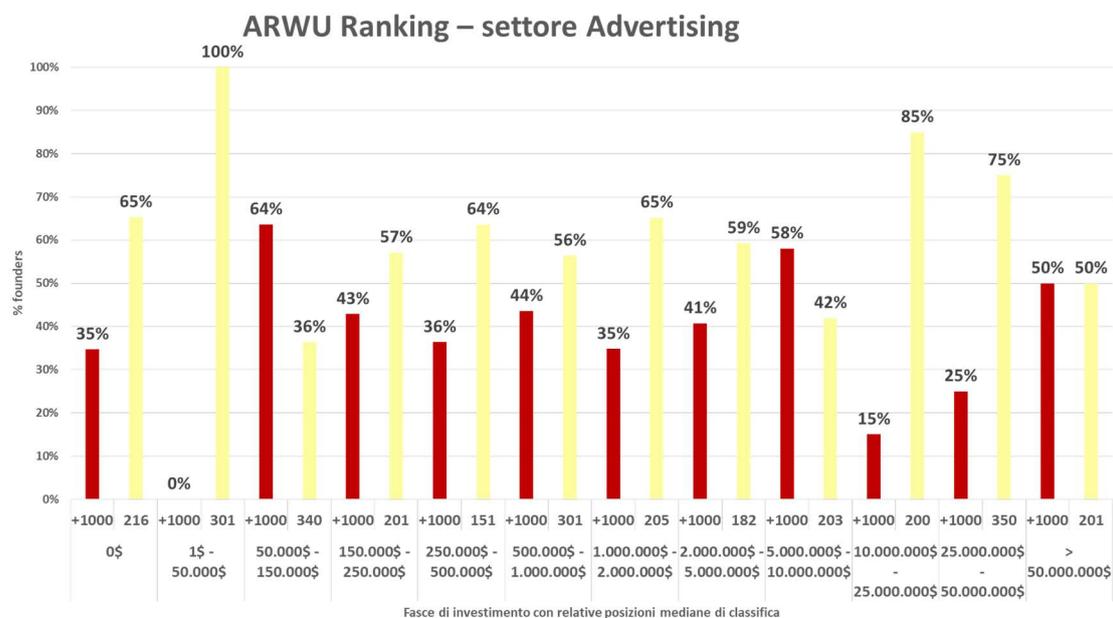


Figura 4.30 – Qualità dell'università (ARWU) in relazione agli investimenti ottenuti

Come per il settore esaminato in precedenza, anche in questo caso sono state aggregate le precedenti fasce di finanziamento in soli tre range (tab. 4.5).

Range di finanziamento [\$]	Founder		Startup	
	[n°]	[%]	[n°]	[%]
0\$	134	25%	85	34%
1\$-3.000.000\$	283	53%	111	44%
> 3.000.000\$	116	22%	57	23%
Totale	533	100%	253	100%

Tabella 4.5: Founder che hanno raccolto capitale per una cifra compresa nello specifico range

Tra i founder che non hanno ricevuto finanziamenti, solo il 20% (di 134 founder) ha studiato nelle migliori 200 università al mondo. Tra coloro che invece hanno percepito fino ad un massimo di 3 ML\$, ovvero tra 283 founder, il 27% ha studiato nei migliori 200 centri accademici. Dei 116 founder che hanno raccolto più di 3 ML\$, il 33% ha frequentato le 200 università più quotate a livello mondiale.

Per quanto riguarda il grado di titoli di studio ottenuti dai founder, tutti i 533 soggetti considerati per il settore Advertising sono in possesso di un titolo accademico. Come si evince dal grafico (fig. 4.31), le percentuali dominanti sono composte da coloro che hanno ottenuto un titolo di Master's Degree (53%) e Bachelor's Degree (30%). Per la restante parte, solo il 9% dei fondatori ha invece sostenuto un percorso di dottorato e unicamente l'8% ha acquisito un Master.

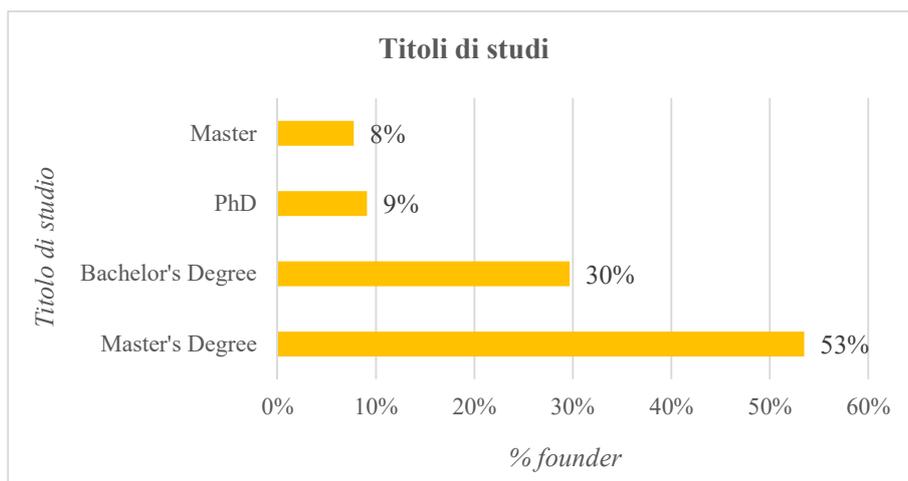


Figura 4.31 – Titoli di studi

Nel grafico sottostante (fig. 4.32), si può osservare la distribuzione dei titoli di studio conseguiti dai founder in correlazione ai diversi range di finanziamento ottenuti dalle singole startup.

Il titolo di studio che prevale in quasi tutte le fasce di investimento è il Master's Degree, la relativa percentuale infatti non si spinge mai al di sotto del 43%. Inoltre, si può notare come al crescere della somma di capitale ottenuto non si evidenzia un aumento significativo di alcun titolo di studio.

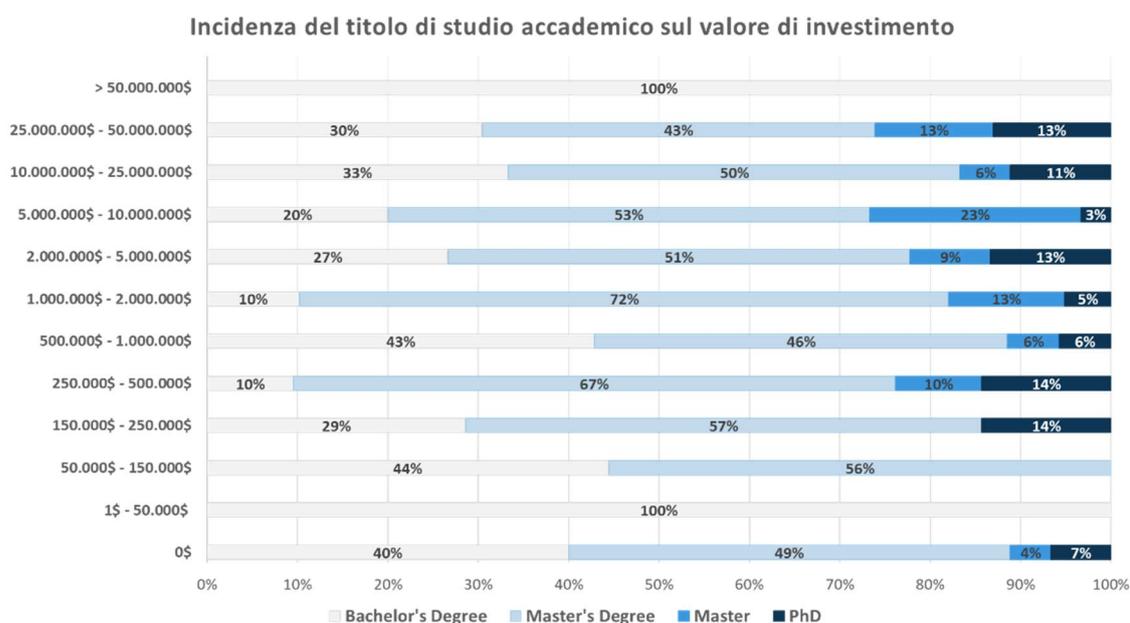


Figura 4.32 – Incidenza del titolo di studio accademico sul valore di investimento

Il grafico (fig. 4.33) mostra come la percentuale di qualifiche non STEM (57%) supera quella delle qualifiche STEM.

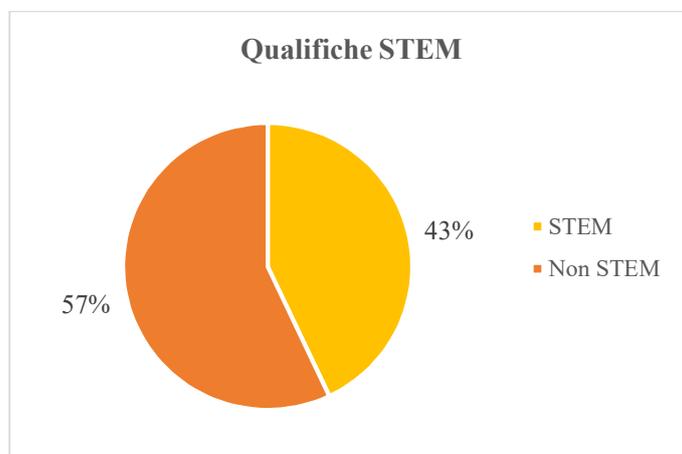


Figura 4.33 – Qualifiche STEM

I settori di studio in cui si sono specializzati i founder sono principalmente quattro, in particolare la Computer Science, il Marketing, Communication and Media, il Business Management, Economics and Finance e l'Engineering. Come si può notare dai tre grafici seguenti (fig. 4.34 – 4.35 – 4.36), le percentuali dei diversi settori presentano un andamento pressoché costante. I primi tre rami di specializzazione sopra citati sono quelli che effettivamente dominano il settore dell'Advertising, raggiungendo percentuali assimilabili che si aggirano intorno al 30%, mentre l'ambito dell'Engineering si attesta sempre intorno al 15%.

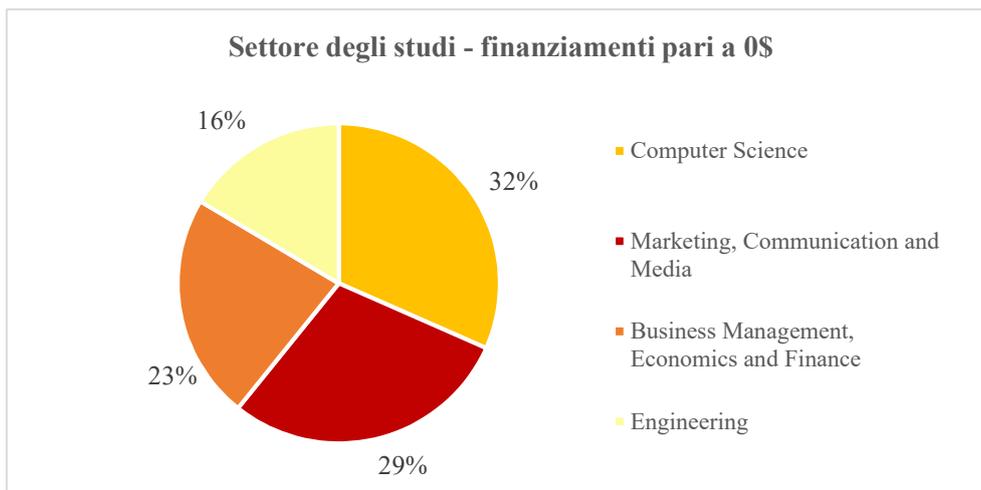


Figura 4.34 – Settore degli studi dei founder che non hanno ottenuto finanziamenti

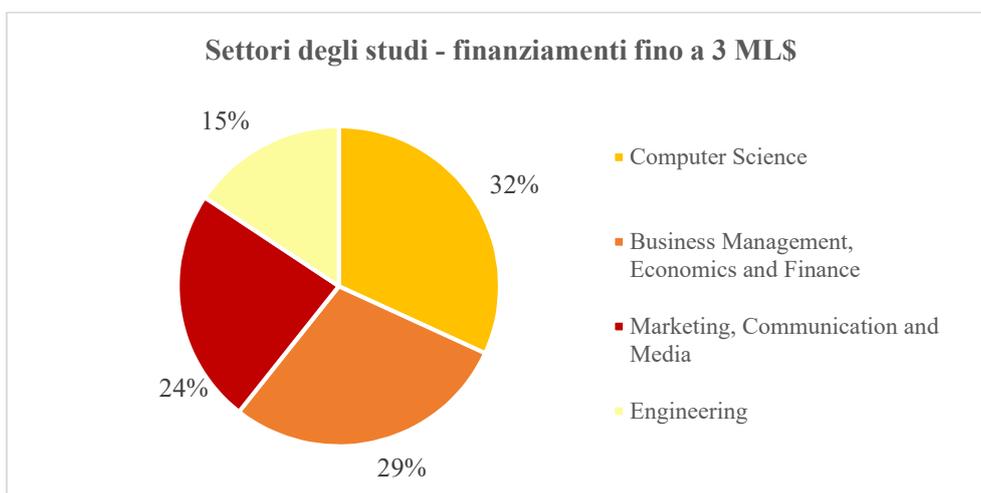


Figura 4.35 – Settore degli studi dei founder che hanno ottenuto fino a 3 ML\$

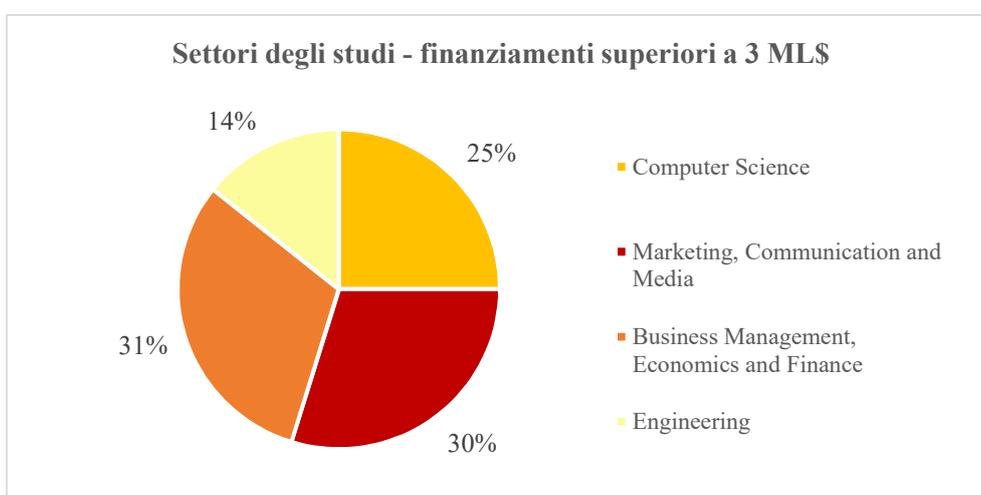


Figura 4.36 – Settore degli studi dei founder che hanno ottenuto più di 3 ML\$

Verranno ora analizzate, per i tre range di investimento considerati, le cinque città che hanno ospitato il maggior numero di studenti. Dei 134 founder che non hanno ricevuto investimenti, circa l'11% ha studiato a Parigi, frequentando università con posizione mediana nel QS ranking pari alla 382esima. Il 5% ha invece frequentato università con posizione mediana pari alla 125esima, nello specifico a Leuven. Seguono Madrid con il 4% e mediana 323, Londra con il 3% e mediana 257 ed infine Manchester con il 2% del totale.

Di questi 134 imprenditori solo il 21% ha studiato nelle 100 migliori università al mondo.

Considerando ora solo la popolazione intermedia di imprenditori, composta da coloro che hanno raccolto fino a 3 ML\$ di capitale, l'8% dei 283 founder considerati si è formato a Londra in università che occupano in mediana la 125esima posizione. Nel gradino subito sottostante troviamo Parigi, la quale ha ospitato il 6% di questa categoria di imprenditori e la posizione mediana nel ranking dell'ateneo frequentato si attesta intorno alla 224 posizione. In ordine decrescente a livello percentuale si trovano poi la città di Barcellona con il 4% e mediana 252, Kiev al 3% e San Pietroburgo con un esiguo 2%.

Dei 283 fondatori appartenenti a questa fascia, il 21% ha studiato nelle migliori 100 università del mondo.

Infine, è necessario ancora analizzare l'insieme di coloro che hanno totalizzato cifre di investimento superiore ai 3.000.000 \$. Dei 116 founder totali il 25% di questi ha studiato a Parigi, mentre solamente il 5% ha studiato a Londra, allo stesso modo un ulteriore 5% ha studiato a Cambridge. Sul totale, il 23% dei founder ha frequentato una tra le 100 migliori università al mondo.

4.3.2.2. Background lavorativo

L'analisi delle esperienze pregresse continua con lo studio del background lavorativo dei founder operanti nel settore dell'Advertising. 533 sono i founder considerati per quanto riguarda questo settore. In particolare, il 75% di questi

fonda la propria startup avendo già maturato un'esperienza internamente ad una company, il 23% ha già partecipato alla creazione di un'altra startup e solo il 2% diventa imprenditore avendo unicamente operato in ambito accademico universitario (fig. 4.37).

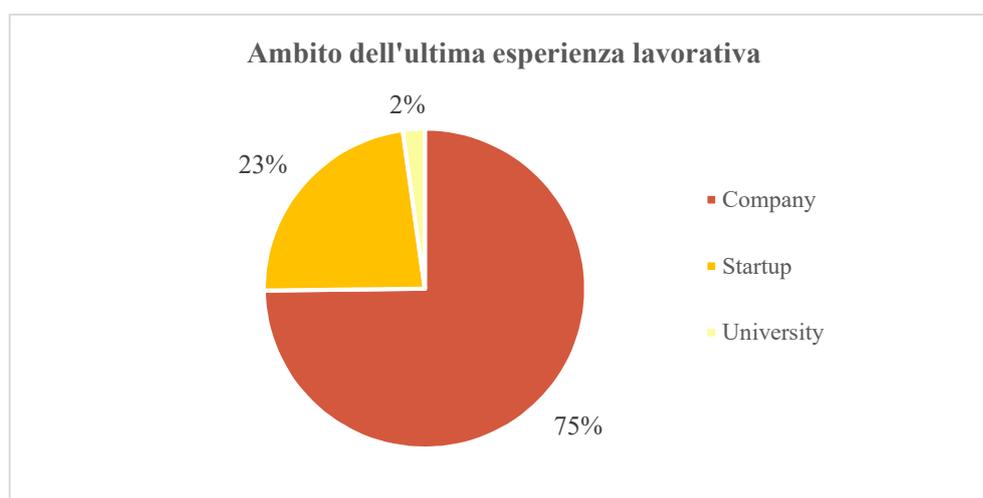


Figura 4.37 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa

Considerando i soli founder che arrivano dal mondo delle company, dieci sono i Paesi nei quali ha lavorato il 76% del sotto campione. In (fig. 4.38) è possibile osservare i dieci stati ospitanti le imprese dalle quali proviene il 75% dei founder totali del settore esaminato.

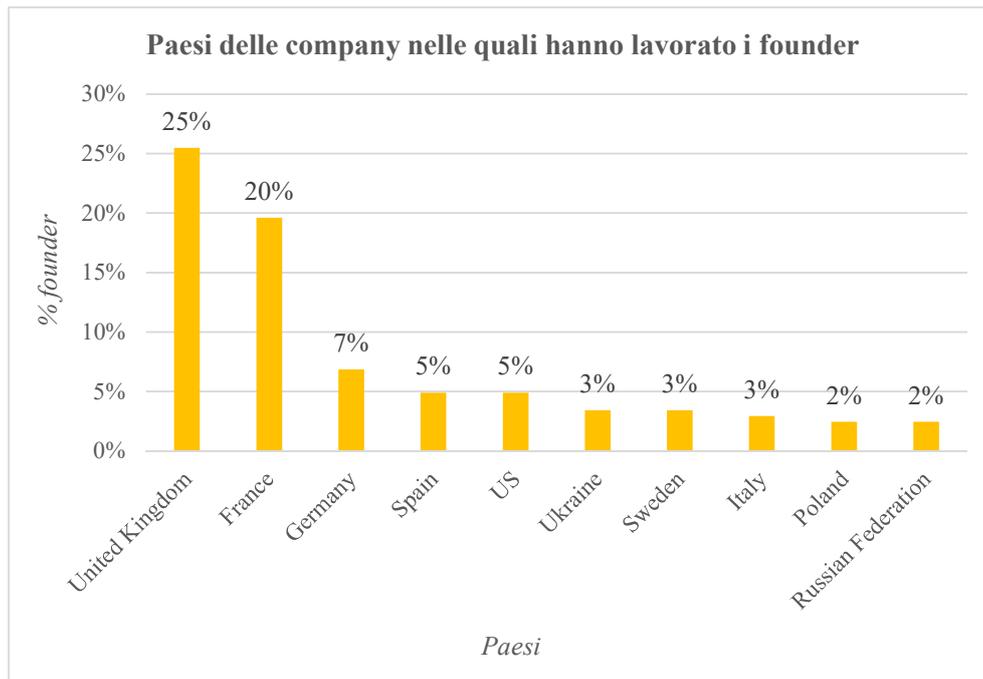


Figura 4.38 – Paesi ospitanti le imprese nelle quali hanno lavorato i founder prima di fondare la propria startup

Come nel paragrafo precedente, anche nella trattazione presente si vogliono mettere a confronto i fondatori che sono riusciti o meno ad ottenere investimenti secondo i tre range di investimento precedentemente esplicitati.

Partendo dai 134 founder che non hanno raccolto capitale, la percentuale di coloro che agiscono od hanno agito nel contesto di una company è pari al 78%, mentre solo il 22% dei soggetti considerati fonda la nuova impresa dopo aver preso parte alla fondazione di una precedente startup (fig. 4.39).

Le percentuali appena considerate, restano pressoché invariate andando ad analizzare l'insieme di coloro che hanno attratto finanziamenti. In accordo a quanto appena detto, si può evidenziare come la percentuale di founder provenienti direttamente dall'ambiente universitario si attesti intorno al 3% (fig. 4.40 – 4.41).

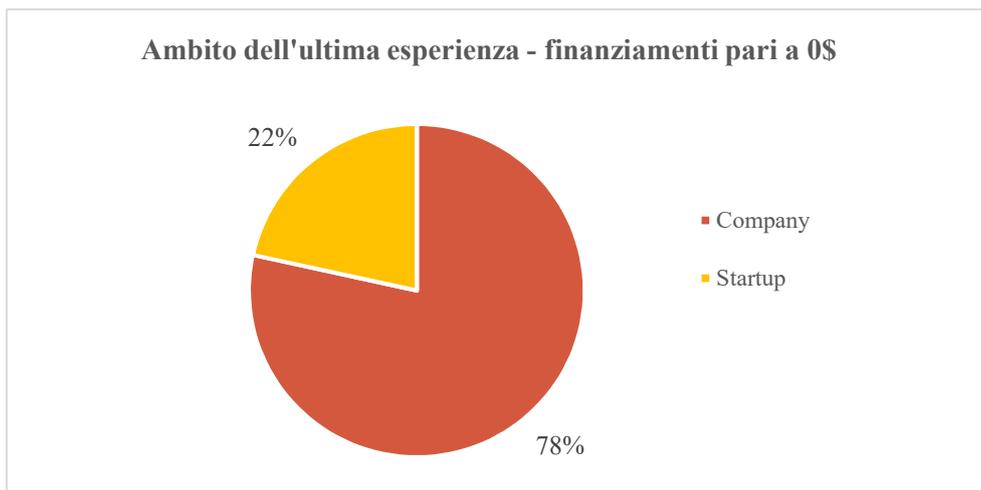


Figura 4.39 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa (0\$)

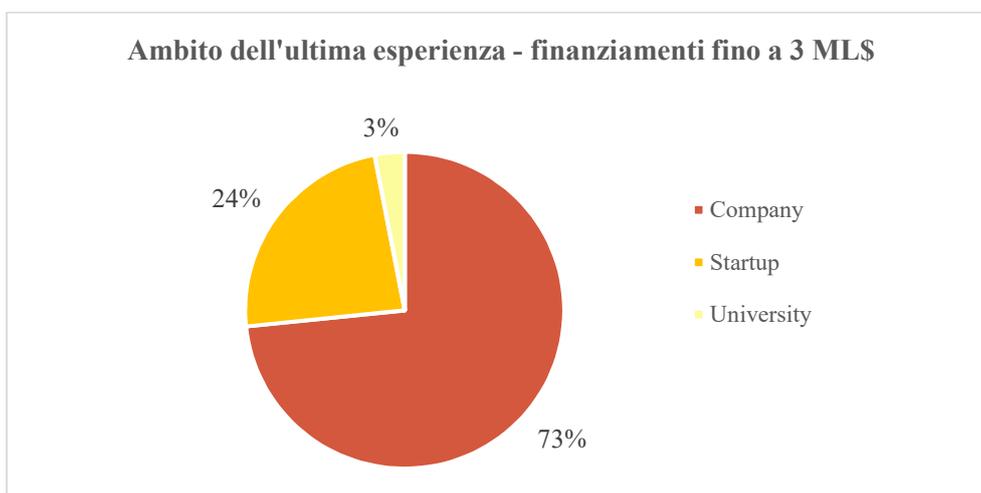


Figura 4.40 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa (fino a 3 ML\$)

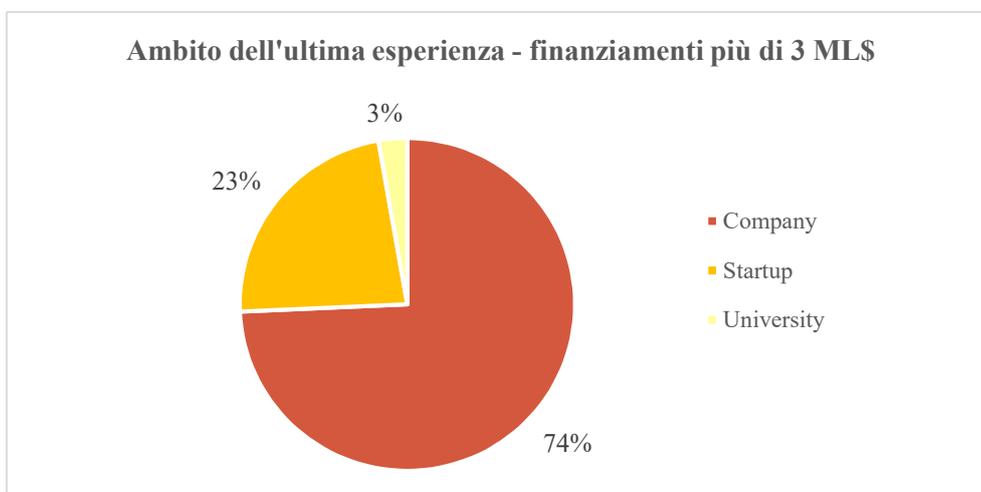


Figura 4.41 – Ambito dell'ultima esperienza lavorativa (superiori ai 3 ML\$)

Focalizzandosi ora sui settori in cui i founder hanno maturato esperienza lavorativa, i due ambiti dai quali provengono il maggior numero di imprenditori sono IT e Services da un lato e Marketing e Media dall'altro. All'aumentare del capitale raccolto, come si può osservare nel grafico (fig. 4.42), la percentuale di founder specializzati nell'IT diminuisce, a favore del settore Marketing e Media e Business Administration e Management.

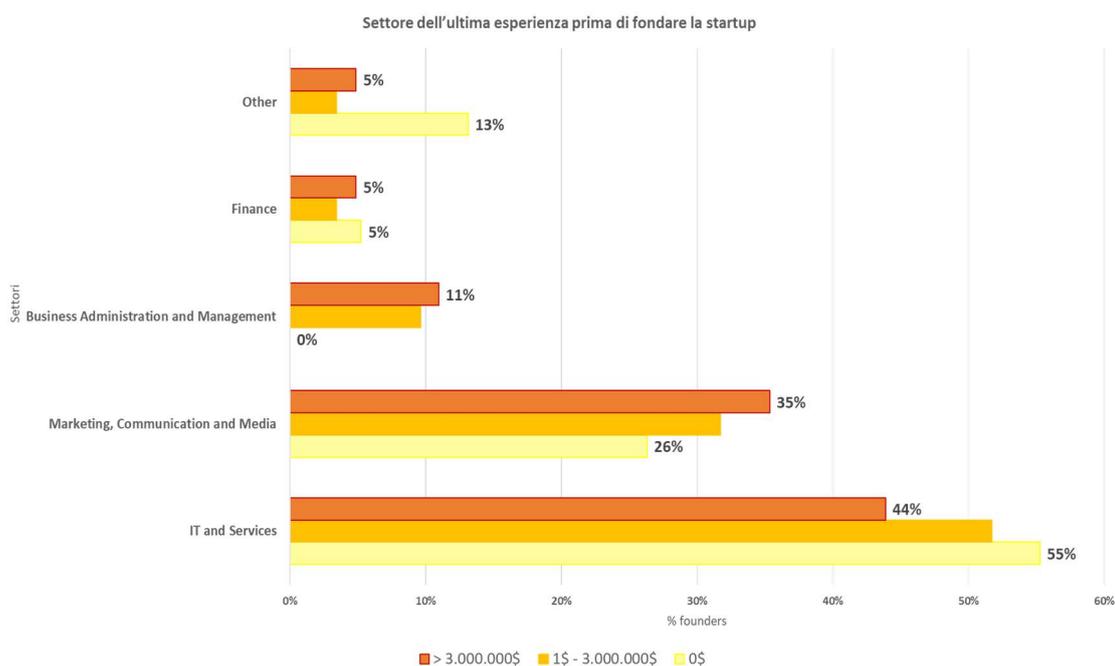


Figura 4.42 – Settore dell'ultima esperienza lavorativa prima di fondare la startup

Come per il settore Healthcare, all'aumentare dei finanziamenti ottenuti, la percentuale di founder derivanti da company con più di 10.000 dipendenti aumenta. Dal 18% si raggiunge il 30% ed il 12% proviene da imprese con più di 5.000 dipendenti. Il grafico (fig. 4.43) mostra le percentuali nel dettaglio rispetto alle diverse dimensioni delle company.

I founder che hanno avuto più successo nella raccolta di capitale provengono da company di rilevanza mondiale come Google, Orange, Deloitte, Microsoft, Pwc e McKinsey & Company.

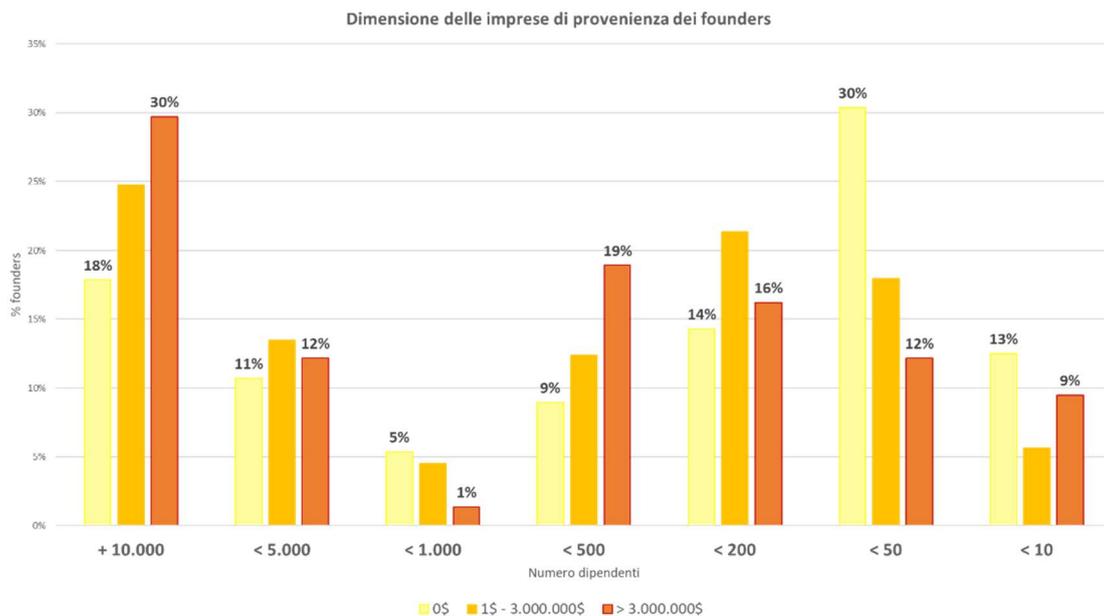


Figura 4.43 – Dimensioni delle imprese di provenienza dei founder

Nel continuare l'analisi del background lavorativo, è stata considerata la posizione lavorativa ricoperta dai founder all'interno delle aziende. Dall'analisi è emerso come, al crescere dei finanziamenti, la percentuale dei c-level e dei manager aumenta. In particolare, lo spostamento positivo più significativo è quello di coloro che ricoprono la posizione di c-level, i quali passano dal 27% al 38%. Nei grafici sotto riportati (fig. 4.44 – 4.45 – 4.46) si possono osservare nel dettaglio le percentuali di interesse.

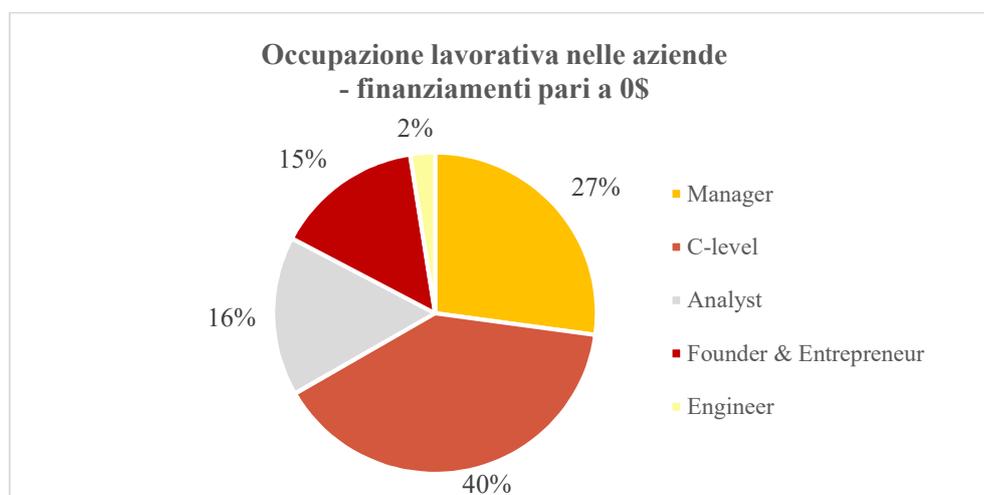


Figura 4.44 – Occupazione lavorativa dei founder nelle aziende (0\$)

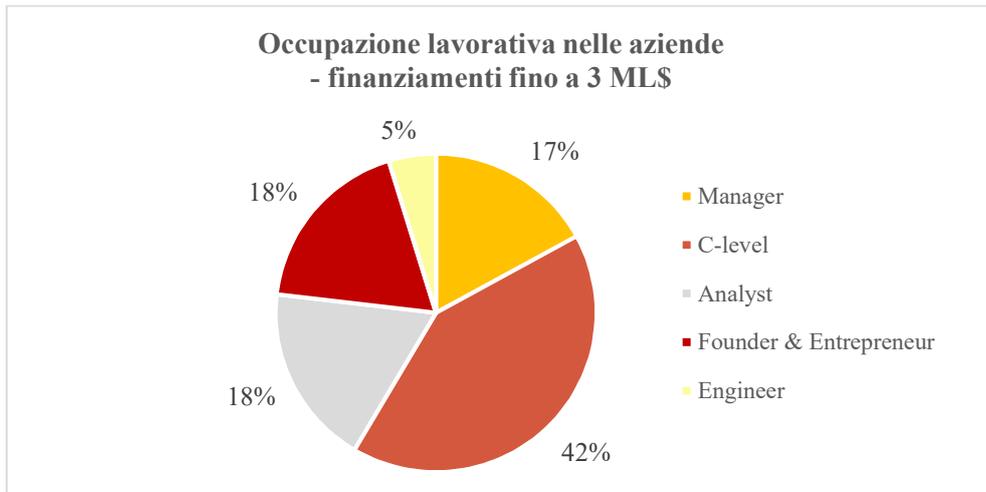


Figura 4.45 – Occupazione lavorativa dei founder nelle aziende (fino a 3 ML\$)

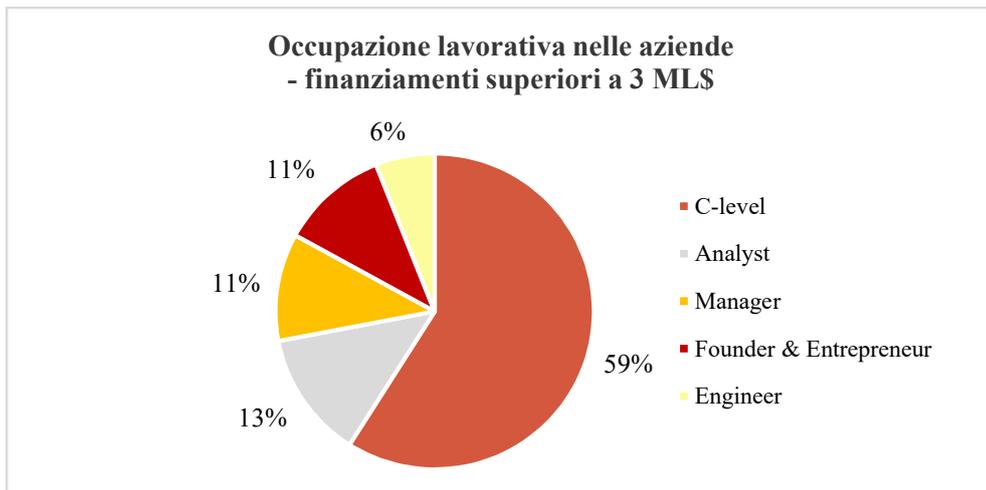


Figura 4.46 – Occupazione lavorativa dei founder nelle aziende (superiori a 3 ML\$)

4.3.3. Confronto tra settori

Una volta raccolti ed esaminati individualmente i dati relativi al settore dell'Healthcare e dell'Advertising, si può adesso svolgere un'analisi di comparazione tra i due.

Per entrambi i settori analizzati, il Regno Unito risulta essere il paese che ospita il maggior numero di startup di Artificial Intelligence. Delle 243 startup del mondo Healthcare, il 27% ha sede nel Regno Unito, mentre delle 253 del mondo Advertising, il 29% risiede sul suolo britannico. Francia e Germania, invece, risultano essere per entrambi i settori i due stati di riferimento per lo sviluppo della tecnologia AI.

Per quanto riguarda gli investimenti totali, le startup del settore Healthcare risultano essere maggiormente abili nella raccolta di capitale. Nello specifico, il Regno Unito raccoglie nel caso dell'Healthcare il 68% degli investimenti totali, mentre nel caso dell'Advertising il 46%.

Concentrandosi ora sulle analisi condotte a proposito del background accademico e lavorativo, sono state esaminate le esperienze pregresse degli 528 imprenditori del settore Healthcare e dei 533 fondatori del settore Advertising.

A livello di background accademico, i founder del settore Healthcare hanno alle spalle una preparazione accademica ed universitaria di qualità superiore rispetto ai founder del settore Advertising. Infatti, confrontando gli imprenditori capaci di raccogliere capitale per più di 3 ML\$, tra i 138 fondatori del mondo Healthcare solo il 6% ha studiato in università fuori dal ranking delle mille università migliori al mondo ed il 65% ha invece studiato nelle prime duecento università riconosciute a livello mondiale, con una posizione mediana pari alla nona posizione in classifica. Tra i 116 imprenditori che hanno invece fondato la propria startup nel settore dell'Advertising, solo il 33% ha studiato nelle migliori duecento università e la posizione mediana si trova in corrispondenza della settantesima posizione. Ad inasprire il divario tra la qualità delle università frequentate nei differenti ambiti, si deve notare come il 25% dei founder capaci

di totalizzare più di 3 ML\$ nel settore Healthcare ha portato a termine i suoi studi universitari in una delle università all'interno del Golden Triangle. Per quanto riguarda il settore Advertising, solo il 10% ha studiato in uno degli atenei con sede nelle città di Londra, Cambridge e Oxford.

Concentrandosi successivamente sulla conoscenza teorica maturata grazie gli studi universitari, il settore dell'Healthcare risulta essere caratterizzato da un quantitativo maggiore di founder in possesso del titolo Phd. Il 28% dell'intero campione ha infatti intrapreso il percorso del dottorato, contro il 9% della popolazione relativa all'Advertising.

All'aumentare dei finanziamenti ricevuti, la percentuale di PhD e Master aumenta per quanto concerne il settore Healthcare, per contro nell'altro settore la percentuale di Master's Degree e Bachelor's Degree non scende mai sotto il 73%. I settori di studi comuni ai due ambiti risultano essere: il Computer Science, il Business Management, Economics and Finance e l'Engineering. Questo aspetto, insieme all'ambiente in cui sono state effettuate le esperienze lavorative, conferma quanto riportato in letteratura da **(Mac Millan, 1986)** e **(Vanaelst, 2006)**. La provenienza da settori differenti prova di essere la base per la costruzione di un team bilanciato e quindi eterogeneo nella sua composizione, questo perché la compresenza di conoscenze inerenti a svariati ambiti rappresenta un elemento propulsore per la crescita e lo sviluppo dell'impresa. Comparando poi le percentuali di chi esercita nel mondo della computer science, si nota come nel settore dell'Healthcare tale percentuale sia inferiore rispetto alla percentuale medesima nel settore Advertising.

Ponendo ora l'attenzione sul confronto tra i diversi background lavorativi, ed in particolare sui founder facenti parte dell'ambito Healthcare, circa il 30% degli stessi fonda una startup facendo ancora parte del mondo accademico senza aver avuto esperienze lavorative in aziende private o pubbliche. La differenza rispetto ai founder operanti nell'Advertising risulta netta, in quanto solo il 2% di costoro non ha avuto esperienze pregresse in azienda.

Per entrambi i settori, considerati i soggetti che hanno maturato esperienze lavorative pregresse in ambito aziendale, la percentuale di coloro che hanno ricoperto posizioni lavorative in ambito IT e services risulta essere significativa. In accordo con quanto sostenuto da **(Roure e Maidique, 1986)** e **(Shepherd, 2000)**, all'aumentare del capitale raccolto dalle startup, la percentuale di founder che ha lavorato nello specifico settore di interesse in cui la startup è stata fondata, rispettivamente Medical, Pharmaceutical and Healthcare e Marketing, Communication and Media, aumenta progressivamente. La letteratura appena citata sostiene infatti che le startup di maggior successo, quelle con maggior attenzione da parte degli investitori e quindi capaci di crescere nel breve periodo, sono caratterizzate da fondatori con un vasto know-how in un determinato ambito specifico date le loro esperienze passate.

Le analisi effettuate confermano inoltre quanto espresso da **(Talaia, 2015)**, ovvero che l'esperienza lavorativa all'interno di un grande gruppo aumenta la probabilità di successo anche grazie alle conoscenze ed alla rete di contatti costruita nel tempo, rendendo più semplice l'accesso a finanziamenti.

Infine, in relazione all'occupazione lavorativa in azienda, tra gli imprenditori di maggior successo nel settore Advertising, il 59% ha ricoperto posizioni di vertice, mentre tra quelli del settore Healthcare la percentuale dei c-level scende al 29%.

Conclusioni

L'obiettivo del presente elaborato di tesi è stato quello di considerare il grado di importanza del background accademico e lavorativo dei fondatori di ogni singola startup nella raccolta di capitale sul mercato finanziario. In particolare, sono state confrontate le esperienze pregresse maturate dagli imprenditori appartenenti a due differenti settori, l'Healthcare e l'Advertising.

A seguito delle analisi eseguite, un aspetto che accomuna entrambi i settori, risiede nel fatto che questi sono caratterizzati da un pool di fondatori che possiede le competenze e le abilità per poter sviluppare tecnologie di AI. Infatti, è rilevante sottolineare come la maggioranza di questi soggetti abbia studiato nell'ambito computer science ed abbia maturato esperienze lavorative nel contesto dell'IT.

Per contro, è possibile affermare come nei settori che sono a più alta intensità di conoscenza, come il settore Healthcare, i fondatori dimostrino un'inclinazione a fondare una startup operando all'interno dell'ambiente della ricerca, propendendo quindi per un'imprenditorialità più di origine universitaria ed in generale molto vicina all'esplorazione scientifica. All'opposto, nei settori che sono invece più legati all'esperienza ed all'applicazione, come il settore dell'Advertising, i founder hanno nella maggior parte dei casi maturato un'esperienza in posizioni di vertice all'interno di grandi aziende, fornendogli conseguentemente una ampia conoscenza dei problemi legati al mercato, abilità che prova quindi di essere fondamentale per operare in tali settori.

Gli imprenditori di successo, all'interno dei due settori esaminati, hanno storie e background differenti. Il founder in grado di raccogliere capitale sul mercato finanziario, nel settore Healthcare, è un imprenditore che ha studiato nei migliori centri accademici al mondo, ha intrapreso un percorso di studi universitari superiore ai cinque anni, ha spesso fatto ricerca in un ateneo prestigioso e nel caso in cui abbia acquisito un'esperienza lavorativa, questa si è svolta nelle migliori company al mondo in ambito medical e pharmaceutical. Inoltre, il

fondatore nel mondo dell'Healthcare crea la propria startup in prossimità del centro accademico in cui ha studiato e cerca di far entrare nel team i migliori talenti offerti dal mondo della ricerca. Per contro, il profilo dell'imprenditore tipo nel settore dell'Advertising è caratterizzato da un percorso di studi più breve, e da quanto è risultato, senza che l'aver frequentato le migliori università al mondo consista in un tassello indispensabile per il futuro successo della startup. La capacità imprenditoriale è in questo caso maggiormente guidata dall'esperienza pratica del lavoro e dalla conoscenza del mercato in cui è stata maturata tale esperienza. In aggiunta, in questo contesto, l'aver ricoperto posizioni da c-level permette una conoscenza più approfondita del cliente e del mercato, offrendo così una preziosa opportunità al founder di avviare la propria carriera imprenditoriale avendo ben chiaro il modello di business dell'impresa di successo in cui ha lavorato, aumentando anche le probabilità di crescita del suo nuovo piano aziendale.

In conclusione, è importante evidenziare come le analisi presentate nel corso di tutto l'elaborato abbiano quindi definito due modalità di imprenditorialità diverse. Nel mondo dell'Healthcare la conoscenza tecnica e scientifica rappresenta la chiave per il successo, mentre nel campo dell'Advertising sono l'esperienza e la conoscenza del mercato a far la differenza nel reperimento di capitale sul mercato finanziario.

Appendice

Tabella A.1 – Codici NACE

NACE1	NACE1 Description	NACE2	NACE2 Description
A	AGRICULTURE, FORESTRY AND FISHING	A1	Crop and animal production, hunting and related service activities
		A2	Forestry and logging
		A3	Fishing and aquaculture
B	MINING AND QUARRYING	B6	Extraction of crude petroleum and natural gas
		B8	Other mining and quarrying
C	MANUFACTURING	C10	Manufacture of food products
		C11	Manufacture of beverages
		C14	Manufacture of wearing apparel
		C16	Manufacture of wood and of products of wood and cork, except furniture; manufacture of articles of straw and plaiting materials
		C18	Printing and reproduction of recorded media
		C20	Manufacture of chemicals and chemical products
		C21	Manufacture of basic pharmaceutical products and pharmaceutical preparations
		C24	Manufacture of basic metals
		C26	Manufacture of computer, electronic and optical products
		C27	Manufacture of electrical equipment
		C28	Manufacture of machinery and equipment n.e.c.
		C29	Manufacture of motor vehicles, trailers and semi-trailers
		C30	Manufacture of other transport equipment
		C32	Other manufacturing
C33	Repair and installation of machinery and equipment		

NACE1	NACE1 Description	NACE2	NACE2 Description
D	ELECTRICITY, GAS, STEAM AND AIR CONDITIONING SUPPLY	D35	Electricity, gas, steam and air conditioning supply
E	WATER SUPPLY; SEWERAGE; WASTE MANAGEMENT AND REMEDIATION ACTIVITIES	E36	Water collection, treatment and supply
		E37	Sewerage
		E38	Waste collection, treatment and disposal activities; materials recovery
F	CONSTRUCTION	F41	Construction of buildings
		F42	Civil engineering
		F43	Specialised construction activities
G	WHOLESALE AND RETAIL TRADE	G45	Wholesale and retail trade and repair of motor vehicles and motorcycles
		G46	Other specialized wholesale
		G47	Retail trade, except of motor vehicles and motorcycles
H	TRANSPORTING AND STORAGE	H49	Land transport and transport via pipelines
		H50	Water transport
		H51	Air transport
		H52	Warehousing and support activities for transportation
		H53	Postal and courier activities
I	ACCOMMODATION AND FOOD SERVICE ACTIVITIES	I55	Accommodation
		I56	Food and beverage service activities
J	INFORMATION AND COMMUNICATION	J58	Other software publishing
		J59	Motion picture, video and television programme production, sound recording and music publishing activities
		J60	Programming and broadcasting activities
		J61	Telecommunications
		J62	Computer programming, consultancy and related activities
		J63	Information service activities

NACE1	NACE1 Description	NACE2	NACE2 Description
K	FINANCIAL AND INSURANCE ACTIVITIES	K64	Financial service activities, except insurance and pension funding
		K65	Insurance, reinsurance and pension funding, except compulsory social security
		K66	Activities auxiliary to financial services and insurance activities
L	REAL ESTATE ACTIVITIES	L68	Real estate activities
M	PROFESSIONAL, SCIENTIFIC AND TECHNICAL ACTIVITIES	M69	Legal and accounting activities
		M70	Activities of head offices; management consultancy activities
		M71	Architectural and engineering activities; technical testing and analysis
		M72	Scientific research and development
		M73	Advertising and market research
		M74	Other professional, scientific and technical activities
N	ADMINISTRATIVE AND SUPPORT SERVICE ACTIVITIES	N77	Rental and leasing activities
		N78	Employment activities
		N79	Travel agency, tour operator and other reservation service and related activities
		N80	Security and investigation activities
		N81	Services to buildings and landscape activities
		N82	Office administrative, office support and other business support activities
O	PUBLIC ADMINISTRATION AND DEFENCE; COMPULSORY SOCIAL SECURITY	O84	Public administration and defence; compulsory social security
P	EDUCATION	P85	Education
Q	HUMAN HEALTH AND SOCIAL WORK ACTIVITIES	Q86	Human health activities
		Q87	Residential care activities
		Q88	Social work activities without accommodation

NACE1	NACE1 Description	NACE2	NACE2 Description
R	ARTS, ENTERTAINMENT AND RECREATION	R90	Creative, arts and entertainment activities
		R91	Libraries, archives, museums and other cultural activities
		R92	Gambling and betting activities
		R93	Sports activities and amusement and recreation activities
S	OTHER SERVICES ACTIVITIES	S94	Activities of membership organisations
		S96	Other personal service activities

Tabella A.2 – Legenda DB Startups

DB_STARTUPS		
ID_startup	Startup Identification code	
NACE_code1	NACE code level 1 of the startup's industry	
NACE_code2	NACE code level 2 of the startup's industry	
NACE_mod	NACE code modified: level 1 for J, level 2 for other code	
Country	Headquarters country	
NUTS_code0	NUTS code level 0: Country	
NUTS_code1	NUTS code level 1	
NUTS_code2	NUTS code level 2	
NUTS_code3	NUTS code level 3	
Headquarters Regions	Headquarters region	EU EXTRA EU
AI_status	State of use of AI by the startup	Creator Adopter
AI_sold	If the startup has been sold (1) or not (0)	
AI_domain	Main domain in wich the AI works	
AI_activity	Activities performed by AI	
Total Funding Amount Currency (in USD)	Amount of total funding rounds in USD	
Acquired by	Name of the acquirer of the startup	
IPO Status	IPO actual status of the startup	Private Public Delisted
Exit Date	Date when the startup made the exit	
Exit Date_year	Exit year	
Hub Tags	Other characteristics of the startup	
Operating Status	Actual status of the startup	Active Closed
Founded Date	The date when the startup was founded	
Founded Date_year	Foundation year	
Closed Date	Date in which the startup closed	
Closed Date_year	Closing year	
Company Type	Startup purpose	For profit Non-profit
Number of Founder	Number of founder of the startup	
Founder	Names of the startup's founder	

DB_STARTUPS		
Number of Employees	Number of the startup's employees	
Number of Funding Rounds	Number of Funding Rounds	
Funding Status	Actual funding status of the startup	SEED
		EARLY STAGE
		LATE STAGE
		M&A
		IPO
		PRIVATE EQUITY
Last Funding Date	Date of the last funding round	
Last Funding Date_year	Last funding year	
Last Funding Amount Currency (in USD)	Amount in USD of the last funding round	
Last Funding Type	Round type of the last funding round	
Top 5 Investors	Names of the lead investors	
Number of Lead Investors	Number of lead Investors	
Number of Investors	Number of the investors of the startup	

Tabella A.3 – Legenda DB Founders

DB_FOUNDERS	
ID_Startup	Identification code of the startup
ID_Founder	Identification code of the startup's founder
Founder_Name	First name and surname of the founder
Gender	Gender of the founder (M;F)
Country_birth	Country of birth of the founder
Qualification_study	Highest qualification of the founder
University	University where the founder got the (highest) qualification
STEM	STEM qualification (0 = NO; 1 = YES)
MBA	MBA qualification (0 = NO; 1 = YES)
Country_study	Country where the University is located
Other_study	Other qualifications
Working_experience_imm_prec	Last working experience of the founder
University_activities	University activities carried out by the founder (not study)
Company_experience_prev	Previous working experiences
Startup_experience_prev	Previous startup experiences

Tabella A.4 – Legenda DB Investors

DB_INVESTORS		
ID_Startup	Identification code of the startup	
ID_Investor	Identification code of the startup's investor	
Investor_Name	Name of the investor	
Location_City	Headquarters location of the investor	
Location_Country	Country of the headquarters	
Investor_Type	Type of investor	Accelerator Angel Group Corporate Venture Capital Co-Working Space Entrepreneurship Program Family Investment Office Fund of Funds Government Office Hedge Fund Incubator Investment Bank Micro VC Pension Fund Private Equity Firm Secondary Purchaser Startup Competition Syndicate University Program Venture Capital Venture Debt

DB_INVESTORS			
Round Type	Type of the round (NO=0; YES=1)	Angel Round Pre-Seed Round Seed Round Venture Round If Venture Round = 1: "-" from Round A to Round F; 0 elsewhere Round A Round B Round C Round D Round E Round F Equity crowdfunding Private Equity Round Convertible Note Debt financing Grant Corporate Round Initial Coin Offering Post-IPO Debt Non Equity Assistance	
Investor Amount [USD]	Amount in USD provided by the individual investor in the Investment Round	-	Missing value: Information is only about the total amount of the investment made by a group of investors; the part provided by the individual investor is unknown
		[\$]	Amount of the individual investor: conversion to-dollar if necessary, according to real time data
Amount round [USD]	Total Amount in USD of the Investment Round	-	Missing value: the total amount of the Investment Round is unknown
		[\$]	Total amount of the Investment round

Bibliografia

A. Stipic, T. Bronzin, B. Prole e K. Pap - *Deep learning advancements: closing the gap.* (2019)

Bin Yang, Zhenyu Li, Weifeng Hu, Enguo Cao - *A Median Filtering Forensics Approach Based on Machine Learning.* (2017)

Cautela C., Mortati M., Dell'Era C. and Gastaldi L. - *The impact of artificial intelligence on design thinking practice: Insights from the ecosystem of startup.* (2018)

Clarysse, Bart, and Nathalie Moray - *A process study of entrepreneurial team formation: the case of a research-based spin-off.* (2004)

Colombo, M. G. - *Entrepreneurs' human capital and the start-up size of new technology based firms. International Journal of Industrial Organization.* (2004)

Cooney, T.M. - *What is an Entrepreneurial Team? Dublin Institute of Technology, Ireland. International Small Business Journal.* (2005)

Corea, F. - *Artificial Intelligence and Exponential Technologies: Business Models Evolution and New Investment Opportunities.* (2017)

Chen Wang, Pan Xu, Luyu Zhang, Jing Huang, Kongkai Zhu, Cheng Luo - *Current Strategies and Applications for Precision Drug Design.* (2018)

Delmar F., Shane S. - *Does experience matter? The effect of funding team experience on the survival and sales of newly funded ventures.* (2006)

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

Guo B., Pang X., Li W. - *The role of top management team diversity in shaping the performance of business model innovation: a threshold effect, Technology Analysis & Strategic Management.* (2018)

Hall, John, and Charles W. Hofer - *Venture capitalists' decision criteria in new venture evaluation. Journal of Business Venturing.* (1993)

Hahn, M. T - *How do scientists contribute to the performance of innovative start-ups? An imprinting perspective on open innovation.* (2018)

Huimin Lu, Yujie Li, Min Chen, Hyoungseop Kim, Seiichi Serikawa - *Brain Intelligence: Go Beyond Artificial Intelligence*. (2017)

H. Jaakkola - *Artificial Intelligence Yesterday, Today and Tomorrow*. (2019)

Jaehun Lee, Taewon Suh, Daniel Roy, Melissa Baucus - *Emerging Technology and Business Model Innovation: The Case of Artificial Intelligence*. (2019)

Jakhar D., Kaur I. - *Artificial intelligence, machine learning & deep learning: definitions and differences*. (2019)

Kaplan, J. - *Artificial Intelligence: What everyone needs to know*. (2016)

MacMillan - *Criteria used by venture capitalists to evaluate new venture proposals*. *Journal of Business venturing*. (1986)

Marco Talaia - *Factors influencing the fund raising process for innovative new ventures: an empirical study*. (2015)

Maria P. Roche, A. C. - *Different founder, different venture outcomes: A comparative analysis of academic and non-academic startup*. (2019)

Massimo Garbuino; Nidhida Lin - *Artificial Intelligence as a Growth Engine for Health Care Startup: EmErging BusinEss models*. (2018)

McKinsey Global Institute - *Artificial intelligence: the next digital frontiers*. (2017)

Nishita Mehtaa; Anil Panditb; Sharvari Shuklac - *Transforming healthcare with big data analytics and artificial intelligence: A systematic mapping study*. (2019)

Overgoor G., Chica M., Rand W. and Weishampel A., *Letting the Computers - Take Over: Using AI to Solve Marketing Problems*, *California management review*. (2019)

Patel - *The upsurge of deep learning for computer vision applications*. (2019)

Rauch, A. - *The effects of general and specific human capital on longterm growth and failure of newly founded businesses*. *Entrepreneurship Theory and Practice*. (2013)

Roure, Juan B., and Modesto A. Maidique - *Linking prefunding factors and hightechnology venture success: An exploratory study*. (1986)

Samoili, López Cobo M., Gómez E., De Prato G., Martínez-Plumed F., and Delipetrev B. - *I Watch. Defining Artificial Intelligence. Towards an operational definition and taxonomy of artificial intelligence*, Publications Office of the European Union, Luxembourg. (2020)

Semoli - *AI marketing. Capire l'Intelligenza Artificiale per coglierne le opportunità*. (2019)

Shepherd, Dean A., Richard Ettenson, and Andrew Crouch - *New venture strategy and profitability: a venture capitalist's assessment*. (2000)

Stephen J. Andriole; Thomas G. Labrecque - *Artificial Intelligence, Machine Learning, and Augmented Analytics*. (2019)

Vanaelst - *Entrepreneurial team development in academic spinouts: An examination of team heterogeneity*. (2006)

Yann LeCun; Yoshua Bengio; Geoffrey Hinton - *Deep Learning*. (2015)

Zacher - *Maintaining a focus on opportunities at work: the interplay between age, job complexity, and the use of selection, optimization, and compensation strategies*. *Journal of Organizational Behavior*. (2011)

Zhang - *A reference framework and overall planning of industrial artificial intelligence (I-AI) for new application scenarios*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. (2018)