

POLITECNICO DI TORINO

FACOLTÀ DI INGEGNERIA



CORSO DI STUDI DI SECONDO LIVELLO

INGEGNERIA GESTIONALE

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA GESTIONALE

TESI DI LAUREA MAGISTRALE

**INTELLIGENZA ARTIFICIALE E STARTUP IN EUROPA: UNO STUDIO SULLA
RILEVANZA DELLA COMPOSIZIONE DEI TEAM DI FONDAZIONE NELLA
RACCOLTA DI CAPITALE SUL MERCATO FINANZIARIO**

Relatore:

Prof. Emilio Paolucci

Co-relatrice:

Dott.ssa Elettra D'Amico

Candidato:

Lorenzo D'Amico

Matr. 254363

ANNO ACCADEMICO 2019-2020

Sommario

1. Introduzione all'Intelligenza Artificiale	4
1.1. Storia	4
1.2. Sviluppo e crescita dell'AI: fattori critici di successo	6
1.3. Definizioni di Intelligenza Artificiale (AI)	8
1.4. Classificazione	12
1.4.1. Perception	12
1.4.2. Learning	14
1.4.3. Services	14
1.4.4. Communication	15
1.4.5. Reasoning	17
1.4.6. Planning	17
1.4.7. Integration and Interaction	18
1.5. Startup e AI: il panorama europeo	19
2. Metodologia	23
2.1. Costruzione del database “Startup”	23
2.2. Costruzione del database “Founder”	25
2.3. Costruzione del database “Investor”	28
3. Analisi generali	30
3.1. Analisi del database “Startup”	30
3.1.1. Geografia e settori di fondazione	30
3.1.2. Tipologia di startup	33
3.2. Analisi del database “Founder”	35
3.2.1. Caratteristiche generali	35
3.2.2. Background accademico	36
3.2.3. Background lavorativo	39
3.3. Analisi del database “Investor”	40
3.3.1. Tipologia e provenienza degli investitori	40
3.3.2. Settori di investimento	41
3.3.3. Startup e investimenti	45
3.3.4. Tipologie di investimenti	46
3.3.5. I 10 investimenti più alti in AI	48

4. Investimenti e startup: quanto incide la composizione dei team nella raccolta di capitale sul mercato finanziario	50
4.1. Introduzione.....	50
4.1.1. Investimenti in AI: i fattori che ne influenzano la raccolta.....	51
4.1.2. Investimenti in AI: l'importanza del team	52
4.2. Metodologia	55
4.2.1. Costruzione del database	55
4.2.2. Costruzione delle tabelle operative.....	58
4.3. Analisi dei team e degli investimenti	61
4.3.1. Numerosità dei team	61
4.3.2. Tipologia di team	70
4.3.2.1. Team NON ACCADEMICI.....	72
4.3.2.2. Team ACCADEMICI	74
4.3.2.3. Team PREVALENTEMENTE ACCADEMICI	77
4.3.2.4. Team PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI.....	79
4.3.2.5. Team con MIX al 50%	81
4.3.3. Confronto tra tipologie di Team	83
4.3.4. Focus: Creator vs Adopter.....	88
5. Conclusioni e sviluppi futuri.....	95
Appendice.....	99
Bibliografia.....	103

1. Introduzione all'Intelligenza Artificiale

1.1. Storia

Il termine “Artificial Intelligence (AI)” è stato coniato da John McCarthy nel 1955; lui, oltre ad essere l'inventore del *Lisp programming language*, è la persona chiave per l'organizzazione di un workshop tenutosi nel campus del Dartmouth College durante l'estate del 1956.

Proprio questo workshop è stato il punto di partenza per le ricerche nel campo dell'AI (H. Jaakkola, 2019).

L'evoluzione dell'AI, dal 1943 ad oggi, può essere divisa in 4 periodi storici. Il primo periodo, quello compreso tra il 1943 e il 1969, è dovuto al fatto che i “principi matematici” di Russell sono tutti provati dall'algoritmo (Xianyu Zhang, 2019). È caratterizzato dallo sviluppo delle prime tecnologie riguardanti i linguaggi di programmazione. In questo momento, la conoscenza necessaria per risolvere un problema è contenuta nell'algoritmo del programma ed è conosciuta soltanto dal programmatore (H. Jaakkola, 2019).

Il secondo periodo, dal 1970 al 1985, fa riferimento a “sistemi esperti”, ossia applicazioni per computer che ragionano usando la conoscenza per risolvere problemi complessi specifici (H. Jaakkola, 2019). Importante secondo (Xianyu Zhang, 2019), in questa seconda fase, è lo sviluppo della quinta generazione di computer, grazie a cui inizia a crescere gradualmente anche la potenza di calcolo, fondamentale per un progressivo sviluppo dell'AI.

Il terzo periodo, che va approssimativamente dal 1985 al 2015, è caratterizzato dallo sviluppo del deep learning, dall'avvento di internet e quindi dalla conseguente creazione dei big data (Xianyu Zhang, 2019). Tuttavia, la causa principale del non così rapido sviluppo dell'AI in questo periodo è la scarsa adeguatezza delle architetture hardware e software e la conseguente limitazione della potenza di calcolo dei computer. Uno dei motivi alla base di questo rallentamento è stato sicuramente la scarsa domanda, da parte del mercato, di sistemi hardware e software con capacità di calcolo avanzate.

Nell'ultimo periodo, invece, l'attenzione sull'AI è cresciuta di nuovo esponenzialmente, grazie soprattutto alla spinta della domanda di dispositivi sempre più potenti dal punto di vista tecnologico. Oggi l'elemento chiave è diventato la capacità di apprendimento del sistema, il quale viene costantemente addestrato attraverso un'enorme quantità di dati. Fondamentale, quindi, diventa la velocità di processamento dei dati a disposizione e contemporaneamente la loro disponibilità in grandi quantità. Per questo motivo secondo

(H. Jaakkola, 2019), un ruolo centrale lo svolgono due tipi di tecnologie: *Neural network* e *Deep learning*. La prima, si basa sull'idea di costruire un modello che assomigli il più possibile ad un cervello umano, sia per struttura che per calcolo, utilizzando il concetto di “*what-if*” come regola base. La seconda, invece, si basa sul concetto di apprendimento indipendente di masse di dati utilizzando algoritmi di apprendimento basati sull'uso di statistica non lineare.

Alla luce di ciò, possiamo sintetizzare i quattro cicli (fig.1.1) appena descritti in questo modo (H. Jaakkola, 2019):

- Primo ciclo- “**programming**”: lo strumento di implementazione era il linguaggio di programmazione; l'intelligenza costruita nel sistema era presente negli algoritmi e solo i programmatori ne avevano una profonda conoscenza; i linguaggi di programmazione erano uno strumento indipendente dall'applicazione e potevano essere usati per lo sviluppo di diverse applicazioni;
- Secondo ciclo- “**expert system**”: l'intelligenza è stata costruita nello strumento e la conoscenza delle sue operazioni era apertamente disponibile nelle specifiche di sistema; sono stati costruiti sistemi esperti solo per scopi specifici;
- Terzo ciclo- “**AI architectures**”: l'intelligenza era costruita nella piattaforma che forniva i suoi servizi alle diverse applicazioni in maniera efficace; in questo modo la piattaforma non ha limitato il suo utilizzo dal punto di vista delle applicazioni;
- Quarto ciclo- “**self-learning applications**”: l'apprendimento profondo e l'apprendimento delle macchine forniscono i mezzi per l'uso dell'AI in un'ampia varietà di contesti; i componenti chiave diventano algoritmi e dati.

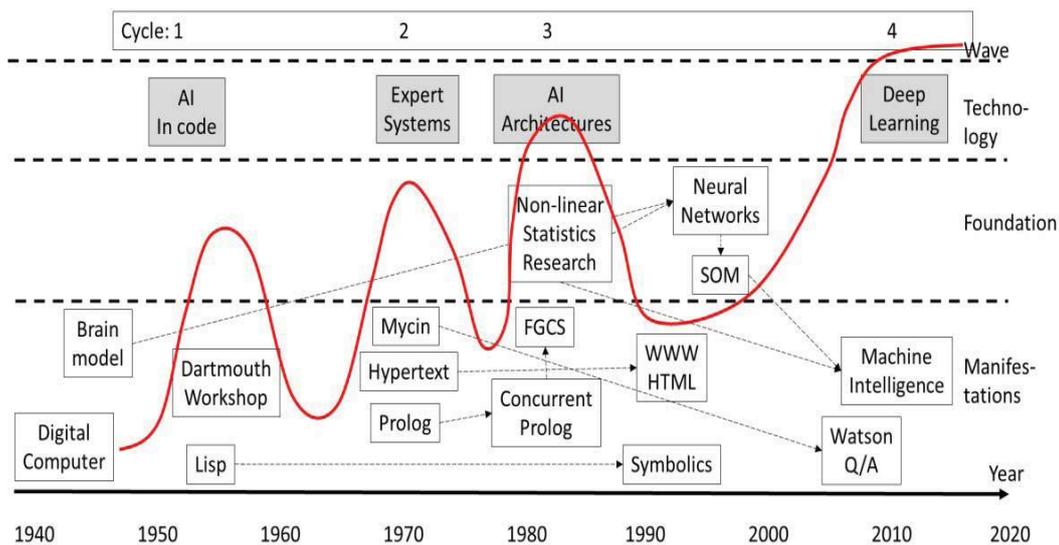


Figura 1.1: 4 cicli dell'AI

1.2. Sviluppo e crescita dell'AI: fattori critici di successo

A valle di questa prima analisi storico-temporale sull'evoluzione dell'intelligenza artificiale, emergono tre elementi chiave che risultano essere indispensabili per la sua continua crescita:

- La capacità e la velocità di processamento di grandi quantità di dati;
- La capacità di stoccaggio dei dati;
- La velocità di trasmissione dei dati.

Possiamo definire quindi la gestione dei dati come uno dei fattori critici di successo per l'intelligenza artificiale. Per questo le diverse politiche governative avranno un forte impatto sul tasso di miglioramento dell'IA, sulla velocità di diffusione e sulla natura della tecnologia. Ovviamente, come con altre tecnologie, è probabile che le politiche che forniscono supporto alla ricerca per l'intelligenza artificiale accelerino il processo tecnologico così come le politiche che raggiungono il giusto equilibrio rispetto alla proprietà intellettuale (Williams, 2016).

Tra gli articoli presenti in letteratura (Ajay Agrawal, 2018) pone l'attenzione su tre diverse tipologie di politiche che influenzeranno in qualche modo la diffusione dell'AI:

1. Politiche riguardo la Privacy;
2. Politiche riguardo il Commercio;
3. Politiche riguardo le Responsabilità giudiziarie.

Per quanto riguarda la privacy, il problema è dovuto al fatto che l'apprendimento automatico utilizza i dati per fare previsioni su ciò che gli individui possono desiderare, o essere influenzati a fare. (Goldfarb, 2012) sottolinea che nelle industrie basate sui dati, la normativa sulla privacy influisce sul tasso e sulla direzione dell'innovazione. Una protezione della privacy troppo scarsa significa che i consumatori potrebbero non essere disposti a partecipare alle transazioni di mercato in cui i loro dati sono vulnerabili. Troppa regolamentazione della privacy significa che le aziende non possono utilizzare i dati per innovare. Per esempio, ci sono studi che suggeriscono che le normative europee sull'uso delle tecnologie di tracciamento online hanno ridotto l'efficacia dei banner pubblicitari europei del 65% rispetto a quelli americani. I risultati suggeriscono che ciò è dovuto alla ridotta capacità degli inserzionisti europei di utilizzare i dati per indirizzare la pubblicità.

In termini di politica commerciale, invece, gli accordi commerciali potrebbero mitigare le corse al ribasso, intraprese dagli Stati che vogliono crearsi un vantaggio competitivo nel campo dell'intelligenza artificiale, specificando gli standard internazionali sulla privacy, così come gli accordi commerciali a volte specificano gli standard lavorativi e ambientali. Per esempio, nella misura in cui l'Europa continua ad avere politiche sulla privacy più severe rispetto agli Stati Uniti e gli Stati Uniti più severe rispetto alla Cina, si potrebbero creare degli svantaggi, per le imprese europee rispetto a quelle americane e cinesi, riguardo l'accesso ai dati necessari per costruire molti tipi di intelligenza artificiale. Standard internazionali sulla privacy influenzerebbero comunque il tasso e la direzione dell'innovazione, ma in un modo che non darebbe un vantaggio a nessun paese in particolare.

Infine, per ciò che concerne la responsabilità giudiziaria, (Galasso, 2018) sottolinea che i rapidi progressi nel campo dell'intelligenza artificiale e della robotica hanno portato a vivaci dibattiti sull'applicazione della legge sulla responsabilità civile a queste tecnologie. In mancanza di regole chiare sulla responsabilità per i prodotti di intelligenza artificiale che coinvolgono molti produttori, le aziende non possono investire nella tecnologia. Emblematico può essere il caso dei veicoli a guida autonoma: la produzione e l'uso autonomo dei veicoli dipenderà probabilmente da molte aziende diverse, tra cui produttori

di sensori, fornitori di telecomunicazioni, costruttori di veicoli e sviluppatori di software AI. Senza la chiara assegnazione di chi è responsabile per le prestazioni difettose dell'auto, tutti possono esitare a investire nella tecnologia. Inoltre, con meno spazio per le precauzioni da prendere da parte dei consumatori, la responsabilità si trasferirà ai produttori.

1.3. Definizioni di Intelligenza Artificiale (AI)

Prima di dare alcune definizioni di intelligenza artificiale, è bene sottolineare che non esiste una definizione univoca che risponde in modo chiaro ed esaustivo alla domanda “che cos’è l’intelligenza artificiale”.

Si deve pensare all’AI come un campo interdisciplinare che copre (e richiede) lo studio di molteplici sotto-discipline, come ad esempio i processi del linguaggio naturale, la visione artificiale, l’IoT e la robotica. Da questo punto di vista, si può dire che con il termine “intelligenza artificiale” si racchiudono diversi aspetti. Possiamo in qualche modo guardare all’AI come ad un essere vivente pienamente funzionale, e possiamo stabilire dei confronti per capire il grado di relazione tra l’AI e altri (sotto)campi (Corea, 2017).

In accordo con (Bostrom, 2014) l’AI oggi è percepita in tre modi diversi: è qualcosa che potrebbe rispondere a tutte le esigenze con un grado di accuratezza crescente ("l’Oracolo"), potrebbe fare tutto ciò che gli viene comandato di fare ("il Genio"), o potrebbe agire autonomamente per perseguire un certo obiettivo a lungo termine ("il Sovrano"). Tuttavia, l’AI non dovrebbe essere definita da ciò che può o non può fare, e quindi è opportuna una definizione più ampia.

L’intelligenza artificiale è stata descritta da alcuni approcci in relazione all’intelligenza umana, o all’intelligenza in generale. Molte definizioni si riferiscono a macchine che si comportano come esseri umani o sono capaci di azioni che richiedono intelligenza. Poiché anche l’intelligenza umana è difficile da definire e misurare, e sebbene ci siano stati diversi tentativi di quantificazione ((Gardner, 1987); (Neisser, 1996)), la definizione oggettiva di qualcosa di così soggettivo e astratto come l’intelligenza (Kaplan, 2016) dà falsamente l’impressione di una precisione che non può essere ottenuta. Di conseguenza, la maggior parte delle definizioni che si trovano nella ricerca, nella politica o nei rapporti di mercato sono vaghe e propongono un obiettivo ideale piuttosto che un concetto di ricerca misurabile.

Nonostante le molteplici sfaccettature dell'AI, e di conseguenza la mancanza di una definizione comune, nelle definizioni analizzate ci sono una serie di punti in comune. Questa espressione degli aspetti comuni suggerisce che essi possono essere considerati come le caratteristiche principali dell'AI (Joint Research Centre of European Commission, 2020):

- **Percezione dell'ambiente**, compresa la considerazione della complessità del mondo reale;
- **Elaborazione delle informazioni**: raccolta e interpretazione degli input (sotto forma di dati);
- **Processo decisionale** (compreso il ragionamento e l'apprendimento): intraprendere azioni, svolgere compiti (tra cui adattamento, reazione ai cambiamenti dell'ambiente) con un certo livello di autonomia;
- **Raggiungimento di obiettivi specifici**: questo è considerato il motivo ultimo dei sistemi di intelligenza artificiale.

A valle di quanto appena descritto, è evidente la necessità di prendere in considerazione, come madre delle definizioni, quella più generale e allo stesso tempo completa presente in letteratura. Per questo motivo è stata scelta come punto di partenza la definizione di intelligenza artificiale data da (High Level Expert Group on Artificial Intelligence , 2019) che recita:

➤ *I sistemi di intelligenza artificiale (AI) sono sistemi software (ed eventualmente anche hardware) progettati dall'uomo che, dato un obiettivo complesso, agiscono nella dimensione fisica o digitale percependo il loro ambiente attraverso l'acquisizione dei dati, l'interpretazione dei dati strutturati o non strutturati raccolti, il ragionamento sulla conoscenza, o l'elaborazione delle informazioni, derivate da questi dati e la decisione della migliore o delle migliori azioni da intraprendere per raggiungere l'obiettivo prefissato. I sistemi di intelligenza artificiale possono utilizzare regole simboliche o imparare un modello numerico, e possono anche adattare il loro comportamento, analizzando come l'ambiente è influenzato dalle loro azioni precedenti.*

Sebbene possa essere considerata altamente tecnica per diversi pubblici e obiettivi, si tratta di una definizione molto completa che incorpora gli aspetti della percezione, della comprensione, dell'interpretazione, dell'interazione, del processo decisionale,

dell'adattamento al comportamento e del raggiungimento degli obiettivi, aspetti che altre definizioni non affrontano nella loro interezza.

Quindi, al fine di raggiungere un'intesa comune sul concetto di AI, è importante che il punto di partenza sia una definizione inclusiva, che copra quindi tutti gli sviluppi tecnologici e le attività svolte da tutti i tipi di attori che compongono l'ecosistema dell'AI, siano essi industriali, di ricerca o di iniziative governative.

Considerando che la definizione del HLEG è completa, quindi altamente tecnica e dettagliata, si possono adottare definizioni meno specializzate per studi di obiettivi e ambiti diversi (Tab.1.1). Per la costruzione della tabella 1.1 si è presa, per ogni ambito, la definizione più recente tra le tante presenti in letteratura perché si crede che sia più attinente alla realtà attuale, visto e considerato il rapido sviluppo dell'AI negli ultimi anni.

FONTE	AMBITO	DEFINIZIONE
(EC Communication, 2018)	Commissione Europea	<i>Intelligenza artificiale (AI) si riferisce a sistemi che mostrano un comportamento intelligente analizzando il loro ambiente e intraprendendo azioni - con un certo grado di autonomia - per raggiungere obiettivi specifici.</i>
(OECD, 2019)	Organizzazioni internazionali	<i>Un sistema di intelligenza artificiale è un sistema basato su una macchina che può, per un dato insieme di obiettivi definiti dall'uomo, fare previsioni, raccomandazioni o decisioni che influenzano gli ambienti reali o virtuali. I sistemi di AI sono progettati per operare con diversi livelli di autonomia.</i>
(Kaplan A., 2018)	Ricerca	<i>L'intelligenza artificiale (AI) è definita come la capacità di un sistema di interpretare correttamente i dati esterni, di imparare da tali dati e di utilizzare tali apprendimenti per raggiungere obiettivi e compiti specifici attraverso un adattamento flessibile.</i>
(Statista, 2017)	Mercato	<i>L'Intelligenza Artificiale (AI) si riferisce essenzialmente a tecnologie informatiche che si ispirano ai modi in cui le persone usano il loro cervello e il loro sistema nervoso per ragionare e prendere decisioni, ma che tipicamente operano in modo del tutto diverso.</i>

Tabella 1.1: Raccolta delle principali definizioni di Intelligenza Artificiale

1.4. Classificazione

Tenendo conto di quanto descritto fino ad ora riguardo la trasversalità e le infinite sfaccettature relative ai diversi campi di applicazione dell'intelligenza artificiale, e della letteratura presente sull'argomento, sulla base di quanto riportato nel report della Commissione Europea sulle definizioni e le classificazioni dell'AI (Joint Research Centre of European Commission, 2020) si è voluto effettuare una classificazione di quelli che sono i diversi domini (o campi di applicazione) dell'intelligenza artificiale e delle attività che ciascun dominio abbraccia.

Questa classificazione (che per motivi di chiarezza mostreremo divisa in sezioni) mira a coprire e classificare il paesaggio dell'AI, che consiste di agenti economici con attività di R&S o di AI-industriale.

Essa è in grado di rilevare in modo corrispondente un'ampia gamma di sottodomini scientifici di base relativi all'AI (ad esempio, rappresentazione e ragionamento della conoscenza, apprendimento automatico) e argomenti trasversali quali applicazioni dei primi (ad es. robot, veicoli automatici, ecc.).

La classificazione proposta viene presentata come un elenco ridotto di domini/campi di applicazione astratti di alto livello e dei relativi sottodomini (o attività).

Questi sono destinati a comprendere i principali rami teorici dell'AI, così come i problemi correlati ai settori non tecnologici dell'intelligenza artificiale.

Prendendo in considerazione la letteratura, nello specifico (Joint Research Centre of European Commission, 2020), andiamo a descrivere più nel dettaglio ciascun campo di applicazione e le sue relative attività.

1.4.1. Perception

Si riferisce alla capacità dei sistemi di diventare consapevoli del proprio ambiente attraverso i sensi: visione, udito, manipolazione. ecc., essendo la visione e l'udito le aree più sviluppate dell'AI. In tabella 1.2 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
3D REPRODUCTION - RECONSTRUCTION	Riproduzione di oggetti o spazi in 3D e immagini virtuali.	<i>Jaakkola 2019.</i>
FACIAL SCAN	Scansione facciale e identificazione di particolari caratteristiche dell'utente	<i>Jaakkola 2019; Bessen 2018; Tsinghua University 2018.</i>
PHOTO EDITING	Modifica delle immagini/foto, ricostruendo in modo realistico il paesaggio e gli oggetti presenti all'interno.	<i>Vinuesa et al. 2020.</i>
EYE-TRACKING E MOUSE TRACKING	Sistemi di interazione uomo-macchina in grado di riconoscere la personalità di un soggetto tracciando il movimento degli occhi (eye-tracking) oppure la posizione del cursore del mouse degli utenti sul computer (mouse-tracking).	<i>Samoili et al. 2020.</i>
AUDIO PROCESSING	Sistemi di intelligenza artificiale che permettono la percezione o la generazione (sintesi) di segnali audio, compreso il parlato, e anche altro materiale sonoro.	<i>Vinuesa et al. 2020; Samoili et al. 2020.</i>
COMPUTER VISION	Estrapolazione di dati da analisi di immagini o video. (Attività che identificano volti e oggetti umani in immagini digitali, come parte del rilevamento della classe di oggetti.)	<i>Cautela 2019; Patel 2020; Bessen 2018; Tsinghua University 2018; Stone et al. 2016; Samoili et al. 2020; De Prato 2019.</i>

Tabella 1.2: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Perception"

1.4.2. Learning

Ci riferiamo alla capacità dei sistemi di apprendere, decidere, prevedere, adattare e reagire automaticamente a cambiamenti, migliorando in base all'esperienza, senza essere esplicitamente programmati. In tabella 1.3 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
SOCIAL BEHAVIOUR	Previsione del comportamento utente e profilazione attraverso l'osservazione delle sue attività su piattaforme web, social network ed ambienti reali.	<i>Jaakkola 2019;</i> <i>Overgoor 2019;</i> <i>Bessen 2018;</i> <i>Tsinghua University, 2018;</i> <i>Stone et.al, 2016.</i>

Tabella 1.3: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Learning"

1.4.3. Services

Questo dominio, il più trasversale, si riferisce a qualsiasi infrastruttura, software e piattaforma (ad es. computing, framework ML, bot e assistenti virtuali, ecc.) forniti come servizi o applicazioni (senza server), possibilmente nel cloud, che sono disponibili su richiesta, riducendo la gestione di infrastrutture complesse. In tabella 1.4 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
WEB VULNERABILITY	Studio delle superfici di attacco dei siti Web.	<i>Hosomi 2018;</i> <i>Samoili et al. 2020.</i>
AI TRAINING	Addestramento dell'IA attraverso grandi quantità di dati per un successivo adattamento a diversi settori.	<i>Jaakkola 2019;</i> <i>Samoili et al. 2020.</i>
SENSOR MONITORING	Monitoraggio mediante sensori fisici per la raccolta e l'ulteriore elaborazione dei dati. Include anche il monitoraggio delle condizioni dell'aria, il monitoraggio dei suoni e componenti meccanici.	<i>Hu 2017;</i> <i>Che 2019;</i> <i>Tsinghua University, 2018;</i> <i>Samoili et al. 2020;</i>
CONSULTING	Attività di consulenza che forniscono una serie di soluzioni basate sull'intelligenza artificiale.	<i>Avdeenko 2017;</i> <i>Tsinghua University, 2018.</i>
AUGMENTED ANALYTICS	Analisi dei dati per identificare schemi ricorrenti e fare previsioni.	<i>Cautela 2019;</i> <i>Jaakkola 2019;</i> <i>Andriole 2019;</i> <i>Prat 2019;</i> <i>Tsinghua University, 2018.</i>
DRUG DESIGN	Combinazione di caratteristiche (agenti patogeni) con lo scopo di creare antibiotici o medicine più efficaci.	<i>Wang 2018.</i>
PREDICTIVE MACHINERY MAINTANANCE	Manutenzione predittiva di macchinari industriali.	<i>Mou 2019;</i> <i>Vinuesa et al. 2020;</i>

Tabella 1.4: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Services"

1.4.4. Communication

Si riferisce alla capacità della macchina di identificare, elaborare, comprendere e/o generare informazioni nelle comunicazioni umane scritte e parlate. In tabella 1.5 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
VOICE ANALYSIS	Analisi della voce e del linguaggio delle persone.	<i>Jaakkola 2019;</i> <i>Tsinghua University 2018;</i> <i>Stone et al. 2016.</i>
DOCUMENT ANALYSIS	Analisi di documenti (testi scritti), lettura ed estrapolazione di informazioni.	<i>Cautela 2019;</i> <i>Mehta 2019;</i> <i>Bessen 2018;</i> <i>Stone et al. 2016;</i> <i>McCarthy 2007.</i>
NLP	Trattamento automatico di informazioni scritte o parlate in lingua naturale	<i>Peek et al. 2015;</i> <i>Samoili et al. 2020;</i> <i>Lu 2017;</i> <i>De Prato 2019.</i>
TOPIC DISCOVERY AND MODELING	Catturare con precisione il significato e i temi nelle raccolte di testo, e applicare l'analisi avanzata al testo, come l'ottimizzazione e la previsione.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
CONTEXTUAL EXTRACTION	Estrarre automaticamente informazioni strutturate da fonti testuali.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
SENTIMENT ANALYSIS	Identificare l'umore o le opinioni soggettive all'interno di grandi quantità di testo, compresi il sentimento medio e l'opinion mining.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
SPEECH-TO-TEXT AND TEXT-TO-SPEECH CONVERSION	Trasformare i comandi vocali in testo scritto e viceversa.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html <i>Graves et al. 2013</i> <i>Lu 2017</i>
DOCUMENT SUMMARIZATION	Generazione automatica di riassunti di grandi corpi di testo.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
MACHINE TRANSLATION	Traduzione automatica del testo o del parlato da una lingua all'altra.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
CHAT ANALYSIS	Analisi di conversazioni scritte e orali. Utilizzato specialmente nella realizzazione di chatbot.	<i>Cautela 2019;</i> <i>Jaakkola 2019.</i>

Tabella 1.5: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Communication"

1.4.5. Reasoning

Questo dominio affronta il modo in cui le macchine trasformano i dati in conoscenza, o deducono i fatti dai dati. In tabella 1.6 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
<i>KNOWLEDGE REPRESENTATION</i>	Utilizzo di regole simboliche per rappresentare e dedurre la conoscenza.	<i>Samoili et al. 2020.</i>
<i>COMMON SENSE REASONING</i>	Deduzione automatica una classe sufficientemente ampia di conseguenze immediate di tutto ciò che gli viene detto e di ciò che già l'algoritmo conosce.	<i>McCarthy 1959;</i> <i>Samoili et al. 2020.</i>
<i>AUTOMATED REASONING</i>	Descrivere il processo di giustificazione /ragionamento dei dati e delle informazioni disponibili, fornire soluzioni e rappresentarle in modo efficiente, sulla base di un insieme di regole simboliche.	<i>Vinuesa et al. 2020;</i> <i>Samoili et al. 2020.</i>

Tabella 1.6: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Reasoning"

1.4.6. Planning

Riguarda la progettazione e l'esecuzione di strategie (ad es. insieme di azioni) per svolgere alcune attività, tipicamente eseguite da agenti intelligenti o robot autonomi. In tabella 1.7 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
<i>PLANNING AND SCHEDULING</i>	Pianificazione attraverso la riduzione di tempi e costi.	<i>Peek et al. 2015;</i> <i>Samoili et al. 2020.</i>
<i>SEARCHING</i>	Procedura passo-passo utilizzata per individuare dati specifici all'interno di una raccolta di dati.	<i>Samoili et al. 2020.</i>
<i>OPTIMISATION</i>	Ottimizzazione della progettazione ed esecuzione di strategie a livello aziendale.	<i>Samoili et al. 2020.</i>

Tabella 1.7: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Planning"

1.4.7. Integration and Interaction

Si occupa della combinazione di percezione, ragionamento, azione, apprendimento e interazione con l'ambiente, nonché di caratteristiche come distribuzione, coordinamento, cooperazione, autonomia, interazione e integrazione. In tabella 1.8 sono presenti le attività, con relativa descrizione, che caratterizzano il campo in analisi:

AI-activities	Descrizione	Riferimenti bibliografici
<i>MULTI-AGENT SYSTEM</i>	Insieme di agenti, ossia entità caratterizzate dal fatto di essere autonome, almeno parzialmente, situati in un certo ambiente ed interagenti tra loro mediante un'opportuna organizzazione; tra essi rientrano i CAVs e i droni.	<i>Spanish RDI Strategy in Artificial Intelligence;</i> <i>Samoili et al. 2020.</i>
<i>ROBOTICS AND AUTOMATION</i>	Attività legate all'applicazione e alla ricerca di strumenti tecnologici intelligenti per assistere o sostituire l'attività umana, o per consentire azioni che non sono umanamente possibili (ad es. robot medici), per ottimizzare i limiti tecnici, i costi di manodopera o di produzione.	<i>Webb 2020;</i> <i>Samoili et al. 2020;</i> <i>De Prato 2019.</i>
<i>CONNECTED AND AUTOMATED VEHICLES</i>	Tecnologie dei veicoli autonomi, dei veicoli collegati e dei sistemi di assistenza alla guida, considerando tutti i livelli di automazione e tutte le tecnologie di comunicazione.	<i>Samoili et al. 2020;</i> <i>De Prato 2019.</i>

Tabella 1.8: Raccolta delle attività comprese nel dominio "Integration e Interaction"

1.5. Startup e AI: il panorama europeo

Negli ultimi anni, come risulta da un'analisi condotta da (McKinsey & Company, 2020), l'ecosistema delle start-up in Europa ha visto un'impennata nel numero di "unicorni" (si definisce unicorno una startup che arriva alla valutazione di 1 mld\$) e una crescita del ritmo con cui questi vengono creati. Nonostante ciò, le start-up europee sono ancora in ritardo nel raggiungere risultati di successo in fase avanzata se confrontate con altri ecosistemi. Anche se il cambiamento sta avvenendo rapidamente, secondo l'analisi sopra citata, le start-up europee sono ancora meno in numero, raccolgono meno soldi e hanno una minore probabilità di successo se confrontate con il panorama statunitense. Per esempio, tenuto conto di popolazione e PIL, il numero di start-up in fase di "seed" che l'Europa genera è solo il 40% di quello generato dagli Stati Uniti.

Le cause di questo ritardo europeo sono molteplici. Tra tutte, il fatto che l'Europa non è un unico mercato, per esempio, comporta numerose problematiche ad una startup nelle prime fasi di vita. Essa deve tener conto del fatto che i comportamenti dei consumatori variano da paese a paese e ciò crea, contemporaneamente, problematiche di marketing e distribuzione. Da non sottovalutare inoltre sono gli aspetti legati alle diverse lingue parlate e, soprattutto, al panorama normativo europeo che, sebbene sia più snello di quello statunitense, risulta essere più rigoroso e allo stesso tempo frammentato.

In questo contesto, focalizzando l'attenzione sulle startup che si occupano di intelligenza artificiale, uno degli indicatori che segnala il dinamismo di un ecosistema che supporta l'imprenditorialità, attrae investimenti e realizza politiche pubbliche a favore delle startup è il numero delle startup finanziate.

Secondo un'analisi condotta da (Roland Berger; France Digital, 2019), i primi tre paesi in Europa per numero di startup di intelligenza artificiale finanziate sono, in ordine, Regno Unito, Francia e Germania con 590, 235 e 218 startup finanziate. Insieme, attraggono quasi l'80% del totale degli investimenti raccolti in questo settore nel periodo che va dal 2009 al 2019.

In questo periodo, il Regno Unito e la Francia hanno ricevuto anche il maggior flusso di investimenti (rispettivamente 3,5 e 2,1 miliardi di dollari).

Dalla stessa analisi, emerge un dato molto interessante: in varia misura, gli ecosistemi dei paesi su citati contano molto sui loro investitori nazionali.

In Francia gli investitori francesi che investono in startup di intelligenza artificiale sono il 73% del totale, nel Regno Unito gli investitori britannici sono il 65% e in Germania quelli tedeschi il 64% (fig.1.2).

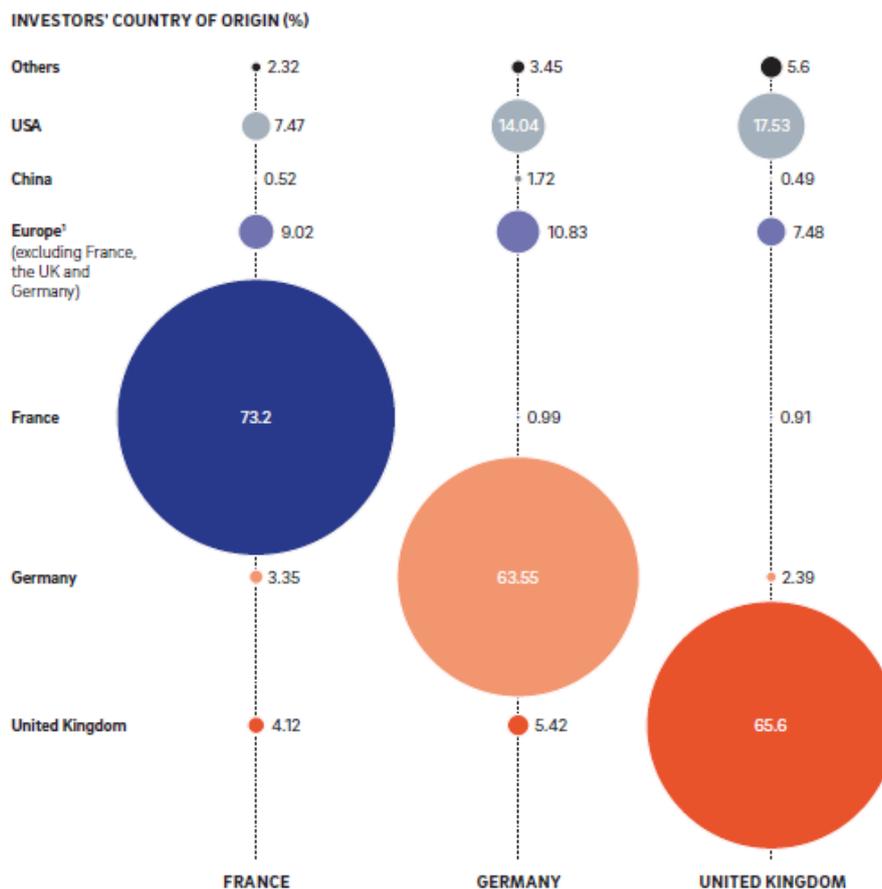


Figura 1.2: Paese di origine degli investitori in AI [Fonte: Letteratura]

Altro aspetto che vale la pena sottolineare riguarda la tipologia di investimenti raccolti dalle startup del settore. Se nella prima fase di sviluppo erano privilegiati gli investimenti di tipo “seed” (nel 2015 rappresentavano il 27% del totale degli investimenti del settore), ora vengono preferiti round di finanziamento di tipo A, B e C (questi ultimi due rappresentano insieme il 68% degli investimenti in AI). Questo cambio di strategia d’investimento, dimostra come il settore dell’intelligenza artificiale in Europa, negli ultimi anni, sia diventato più maturo e ben consolidato (fig.1.3).

Spotlight on Series B and C startups

Funding maturity evolution 2015-2019 [USD million]

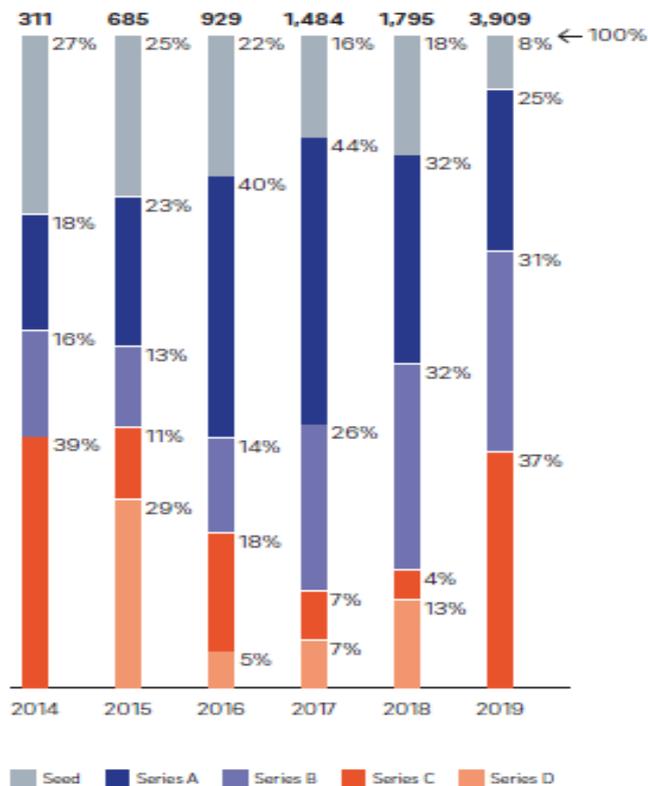


Figura 1.3: Tipologia dei round di investimento in AI [Fonte: Letteratura]

Infine, dalla letteratura emerge l'importanza del capitale umano e del network di relazioni che permettono ad una startup di qualunque settore di perseguire gli obiettivi prefissati.

Analizzando ciò più nello specifico, (Turkina, 2018) indentifica tre fattori di successo (collegati al concetto di network) per una startup ad alta tecnologia:

1. **Il network interno alla startup:** si riferisce all'insieme di relazioni che si creano all'interno dei gruppi di lavoro tra persone con competenze diverse. Ciò contribuisce a generare idee innovative;
2. **Il network esterno alla startup:** si riferisce alle relazioni che la startup ha con il mondo esterno. Diversi studi considerano di fondamentale importanza la posizione geografica di una impresa. Infatti, la collocazione e l'interazione efficace tra imprese, istituti di ricerca e università facilitano lo sfruttamento delle economie di localizzazione o di agglomerazione. Questo fenomeno è anche conosciuto come "cluster";

3. L'integrazione nelle reti internazionali: i collegamenti con gli attori internazionali nonché la presenza nelle comunità internazionali contribuiscono allo sviluppo di nuove idee e sono importanti per la continua innovazione. Non è importante il numero delle connessioni, ma la qualità delle stesse.

Nel capitolo successivo andremo ad illustrare la metodologia utilizzata per la costruzione dei tre database relativi alle startup europee, ai loro fondatori e agli investitori del settore.

2. Metodologia

2.1. Costruzione del database “Startup”

Come molti lavori trovati in letteratura, abbiamo costruito il database “Startup” utilizzando come principale sito di ricerca Crunchbase, il cui vantaggio principale è dato dal fatto che fornisce una copertura informativa più ampia riguardo alle startup tecnologiche rispetto ai database tradizionali come, per esempio, VentureXpert e VentureSource, entrambi focalizzati su startup finanziate solo da capitale di rischio (Block, 2009).

Abbiamo scelto di concentrare la nostra ricerca sulle startup fondate nel continente europeo in un periodo che va da gennaio 2005 a giugno 2020. La parola chiave utilizzata per la ricerca è stata “Artificial Intelligence”, in modo tale da prendere in considerazione tutte le startup che alla voce “Industries” presentassero questa definizione, autonomamente inserita.

Si è partiti quindi da un database, denominato “DBstartupAI”, contenente 4266 startup, ognuna con 92 colonne contenenti un certo tipo di informazioni, riguardanti la startup, più o meno rilevanti, e per questo si è deciso di effettuare una prima pulizia eliminando le informazioni di scarso interesse ai fini della nostra analisi e, contemporaneamente, procedere con l’aggiunta di un’altra tipologia di informazioni reperite, sulla base della letteratura, più funzionali per le nostre analisi. Si è arrivati ad un database finale per quanto riguarda le startup in generale, rinominato “DB_startup”, contenente 41 diversi tipi di informazione sulle startup di intelligenza artificiale (tab.1 in appendice).

Le colonne informative aggiunte al “DB_startup” sono state:

- **NACE_code1**
- **NACE_code2**
- **NACE_mod**
- **NUTS_code0**
- **NUTS_code1**
- **NUTS_code2**
- **NUTS_code3**
- **AI_status (creator, adopter)**
- **AI_domain**
- **AI_activity**

- **Exit Date_year**
- **Founded Date_year**
- **Closed Date_year**

La sigla NACE sta per “*Nomenclature statistique des activités économiques dans la Communauté européenne*”. È un sistema di classificazione generale utilizzato per sistematizzare ed uniformare le definizioni delle attività economico/industriali negli Stati membri dell'Unione europea. Quindi le colonne NACE_code1 e NACE_code2 sono state inserite allo scopo di definire, secondo un sistema di classificazione standardizzato, i vari macrosettori di applicazione (tab.2 in appendice) delle startup analizzate effettuando le ricerche necessarie attraverso Crunchbase e, quando necessario, i siti web delle startup in questione. La colonna NACE_mod invece nasce da una criticità riscontrata durante questa fase di ricerca informazioni: la categoria “J-information and communication”.

Premesso che l’assegnazione di un determinato codice NACE piuttosto che un altro è avvenuta in maniera arbitraria dopo un’attenta lettura della descrizione che la startup dava di sé e delle attività da lei svolte, ci si è accorti che molte startup finivano in questa categoria. Questo perché la categoria J (NACE_code1), insieme alle sue sottocategorie (NACE_code2), racchiude molti campi di applicazione trasversali riguardanti, tra gli altri, la consulenza, l’IoT e il software.

Per questo motivo, considerando la similarità e la trasversalità delle sottocategorie (NACE_code2) riguardanti la categoria J e, contemporaneamente, la poca chiarezza descrittiva delle startup, si è optato per la creazione della colonna NACE_mod nel quale le startup appartenenti alle diverse sottocategorie di J sono state classificate come appartenenti ad un’unica macrocategoria J.

Le colonne NUTS_code0, NUTS_code1, NUTS_code2, NUTS_code3, sono state inserite per conoscere esattamente in quale area geografica del continente europeo la startup era collocata. La «nomenclatura delle unità territoriali per la statistica» (NUTS) è stata elaborata dall’Ufficio statistico dell’Unione europea (Eurostat) al fine di adottare uno standard statistico comune in tutta l’UE. I livelli NUTS rappresentano, appunto, aree geografiche utilizzate per raccogliere dati armonizzati nell’UE (European Commission, s.d.).

Per quanto riguarda la colonna AI_status (creator, adopter), è stata inserita per avere una distinzione chiara tra le startup che creano algoritmi di intelligenza artificiale e, quindi, ne detengono la proprietà intellettuale (classificate come Creator) e le startup che, invece, sfruttano algoritmi di intelligenza artificiale già presenti sul mercato per lo sviluppo delle loro applicazioni (classificate come Adopter). Anche in questo caso la definizione dello “status” della startup è avvenuta in maniera arbitraria, sulla base delle informazioni presenti nelle descrizioni su Crunchbase e sul sito web della startup. Per questo motivo, classificate con lo status di “adopter”, potrebbero esserci startup che, nella loro descrizione, non hanno reso chiaro l’utilizzo che fanno dell’intelligenza artificiale.

Le colonne AI_domain e AI_activity riguardano esclusivamente le startup classificate come “creator” e indicano, rispettivamente, il dominio e le attività in cui la startup è coinvolta (vedi cap. 1). Come in precedenza, la definizione di “domain” e “activity” della startup è avvenuta in maniera arbitraria, sulla base delle informazioni presenti nelle descrizioni su Crunchbase e sul sito web della startup.

Infine, le colonne Exit Date_year, Founding Date_year e Closed Date_year indicano, rispettivamente, l’anno in cui la startup ha fatto una exit, è stata fondata, è stata chiusa. Le informazioni riguardanti le date di fondazione, chiusura ed exit sono state prese da Crunchbase.

2.2. Costruzione del database “Founder”

Dal database di partenza, scaricato da Crunchbase (DBstartupAI), le uniche informazioni disponibili riguardanti i fondatori della startup erano nome e numero dei fondatori della startup. Questo set di informazioni sui fondatori è stato considerato carente, anche alla luce dei numerosi articoli scientifici presenti in letteratura sull’argomento.

Per esempio, alcuni studi dimostrano che le occupazioni che gli individui svolgono contribuiscono allo sviluppo di modelli mentali, capacità, abilità e competenze che riflettono le caratteristiche dell’ambiente di lavoro (Burton, 2007). Una ricerca precedente condotta sulle startup ad alta tecnologia della Silicon Valley ha documentato come i modelli mentali e le decisioni iniziali dei fondatori durante la genesi di nuove imprese persistono nel tempo e quindi influenzano le prestazioni organizzative successive (Baron,

1999). Lavori più recenti hanno fornito la prova che questo “imprinting” persiste anche quando gli individui passano a nuove occupazioni o iniziano nuove imprese (Colombo M. P., 2012).

Importante, secondo alcuni articoli presenti in letteratura, è anche il livello di educazione dei fondatori. Secondo (Bates, 1990) il capitale raccolto da una startup è correlato positivamente al livello di educazione dei suoi fondatori.

Alla luce di ciò, si è ritenuto di fondamentale importanza per le nostre analisi strutturare un database, denominato “DB_founders”, per raccogliere, in maniera chiara e completa, più informazioni riguardo il background dei fondatori (fig.2.1).

Il database è composto da 15 colonne informative; tralasciando le prime due, ID_startup e ID_founder, costruite per identificare univocamente il singolo fondatore di una determinata startup, le restanti 13 contengono le informazioni che si è ritenuto necessario registrare per ciascun fondatore.

Nello specifico: le colonne Founder_Name, Gender e Country_birth sono di carattere generale e servono a registrare il nome, il sesso e la nazione di nascita del fondatore; le colonne Qualification_study, University, STEM (0,1), MBA (0,1), Country_study, Other_study, servono a tracciare quello che è il background accademico di ciascun fondatore e quindi, per conoscere il titolo di studio, l’università frequentata, il tipo di corso di studi secondo la classificazione STEM, se possiede un MBA, il paese dove ha conseguito gli studi e se ha fatto altri studi (es. master); infine con le colonne Working_experience_imm_prec, University_activities (0,1), Working_experience_prev (0,1) e Startup_experience_prev (0,1) servono, invece, a definire quelle che sono le esperienze lavorative e accademiche avute da ciascun founder e quindi l’ultima esperienza lavorativa prima di fondare la startup, eventuali esperienze universitarie di alto livello, esperienze di lavoro in azienda e esperienze di lavoro in startup fondate precedentemente a quella considerata.

DB_FOUNDERS	
COLUMNS	DESCRIPTIONS
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 (0,1)	STEM qualification (0 = NO; 1 = YES)
MBA (0,1)	MBA qualification (0 = NO; 1 = YES)
Country_study	Country where the University is located
Other_study (0,1)	Other qualifications
Working_experience_imm_prec	Last working experience of the founder
University_activities (0,1)	University activities carried out by the founder (not study)
Working_experience_prev (0,1)	Previous working experiences
Startup_experience_prev (0,1)	Previous startup experiences

Figura 2. 1: Legenda Database Founders

Tutti i dati riguardanti i fondatori sono stati cercati utilizzando Crunchbase e LinkedIn. Per quanto riguarda la nazione di nascita dei fondatori, spesso non è stato possibile risalirvi con assoluta precisione per mancanza di informazioni. In questi casi si è optato per andare ad inserire nella colonna **Country_birth** la nazione in cui il fondatore aveva frequentato le scuole primarie o secondarie. Tutto ciò quando questo genere di informazioni era presente sul suo profilo social; in alternativa si riempiva la colonna con un “missing”.

Un'altra criticità che vale la pena segnalare è stata la raccolta di informazioni riguardanti i titoli di studio dichiarati dai fondatori. La criticità nasce dal fatto che ogni Paese ha diversi standard di istruzione e differenti nomenclature per i titoli di studio. Si è cercato di uniformare alcuni titoli con altri che, a valle di diverse ricerche sul web, apparivano ai nostri occhi molto simili per grado di istruzione fornito e tipologia di studio, e, quindi, registrarli con lo stesso nome.

2.3. Costruzione del database “Investor”

Come per i fondatori, anche per gli investitori il set di informazioni fornito dal database iniziale (DBstartupAI) è stato considerato carente, in quanto le informazioni fornite indicavano quali erano stati, fino a quel momento, i top cinque investitori per la startup e il loro numero totale. Su di loro nessuna informazione e, contemporaneamente, erano poco chiare le informazioni riguardanti le diverse tipologie di investimenti nonché il valore di questi ultimi.

In letteratura sono presenti molti articoli che analizzano l’impatto che la scelta di determinate tipologie di investitori piuttosto che altri ha sulla vita della startup, tra tutti (Guillaume Andrieu, 2017) per esempio sostiene che un imprenditore è chiamato a prendere una decisione di carattere finanziario nelle prime fasi di vita della sua impresa. La scelta tra due tipologie di investitore (generalisti o specialisti) ha un impatto a lungo termine sull’impresa, sia in termini di successo economico che di ricchezza personale dell’imprenditore.

Da una ricerca effettuata dalla Roland Berger Tech Ventures (Roland Berger; France Digital, 2019), in collaborazione con l’associazione France Digitale, è emersa l’importanza di definire la geografia degli investimenti in startup europee di intelligenza artificiale nonché la diversa tipologia dei round di investimento fatti dai diversi investitori, come indice di un’eventuale maturazione della tecnologia.

Per questo motivo, si è ritenuto necessario per le nostre analisi strutturare un database, denominato “DB_Investor” (tabella 3 in appendice), con lo scopo di raccogliere più informazioni sulla tipologia e la provenienza degli investitori e, ancora, definire le diverse tipologie di round di investimento effettuate per ciascuna startup.

Il database è composto da 27 colonne informative: tralasciando le prime due, “ID_startup” e “ID_investor”, costruite per identificare univocamente il singolo investitore di una determinata startup, le restanti 25 contengono le informazioni che si è ritenuto necessario registrare per ciascun investitore.

In particolare: le colonne “Investor_Name”, “Investor_city”, “Investor_country” e “Investor_type” servono per identificare il tipo di investitore e la sua provenienza; le successive, invece, identificano la tipologia di investimento che l’investitore ha effettuato per una determinata startup.

La colonna “Investor Amount” serve, invece, a identificare il valore preciso, espresso in dollari statunitensi, della quota di partecipazione dell’investitore al round di finanziamento;

infine l'ultima colonna, "Amount round", esprime il valore totale, espresso in dollari statunitensi, del round di investimento ricevuto dalla startup.

Tutti i dati riguardanti le tipologie e il valore degli investimenti ricevuti dalle startup sono stati cercati usando Crunchbase. Se non direttamente espresso in dollari, il valore degli investimenti registrati nel database è stato convertito utilizzando il tasso di cambio fornito da Google. La criticità maggiore riscontrata durante questa fase di ricerca è stata quella relativa al valore degli investimenti. Spesso Crunchbase forniva soltanto il valore totale del round di investimento al quale partecipavano più investitori, senza fornire però la quota relativa a ciascun investitore. In questo caso si è scelto di riempire con un missing la colonna Investor Amount, relativa alla quota precisa dell'investitore, e inserire nella colonna Amount round il valore totale del round di investimento a cui l'investitore aveva partecipato.

3. Analisi generali

3.1. Analisi del database “Startup”

3.1.1. Geografia e settori di fondazione

Analizzando la geografia di fondazione delle startup in Europa emerge che i tre Paesi europei dove vengono fondate più startup sono, in ordine, Regno Unito, Germania e Francia. Nel grafico (fig.3.1) vengono riportati i primi dieci Paesi europei per numero di startup fondate tra il 2005 e il 2020. Insieme, rappresentano circa l'80% di tutte le startup fondate in Europa. Tra tutti i Paesi spicca il dato relativo al Regno Unito, dove il numero di startup fondate, 1217, è il maggiore in assoluto rappresentando circa il 36% del totale, considerando la top 10. A seguire, ma con meno della metà delle startup rispetto al Regno Unito, ci sono la Germania, con 483 startup (14,6%), e la Francia con 408 startup (12,3%).

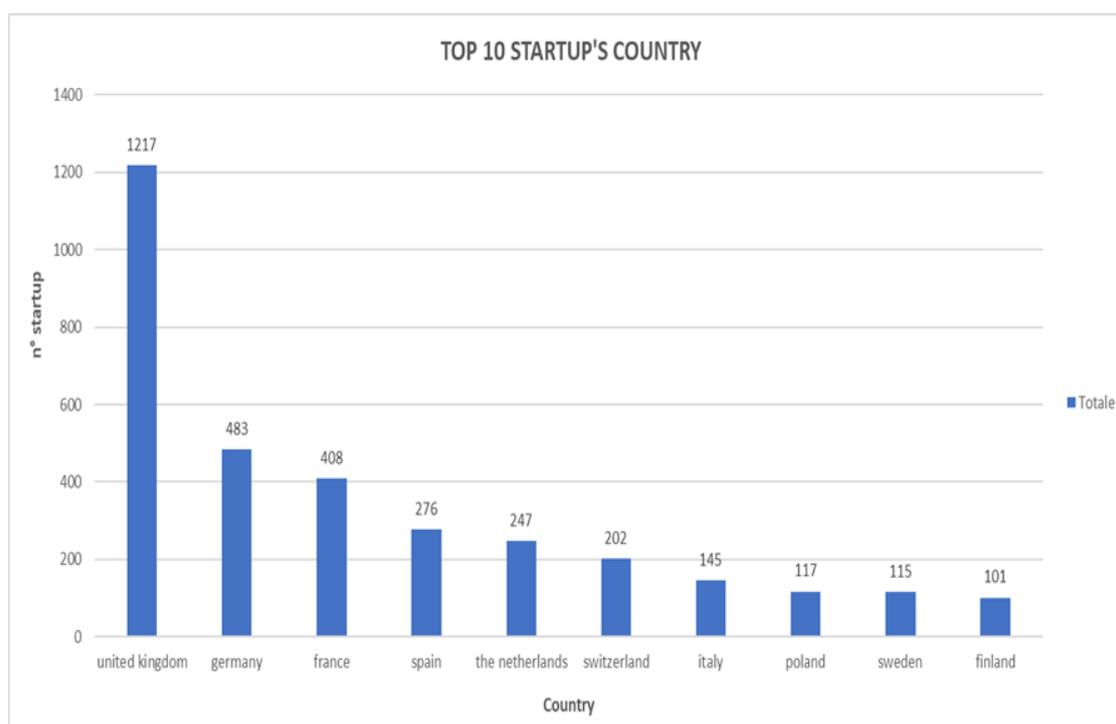


Figura 3. 1: Provenienza degli investitori (top 10 country)

Considerando, per motivi di chiarezza, i primi cinque paesi per numero di startup fondate, il grafico (fig.3.2) mostra il trend temporale di fondazione. Emerge una crescita netta che interessa il Regno Unito nel periodo compreso tra il 2011 e il 2017, dove il numero delle

startup fondate nell'anno aumenta di circa 6 volte (nel 2011 le startup fondate sono 36 mentre nel 2017 sono 206). Una crescita, anche se in toni minori, la si può evidenziare nello stesso periodo in Germania e Francia.

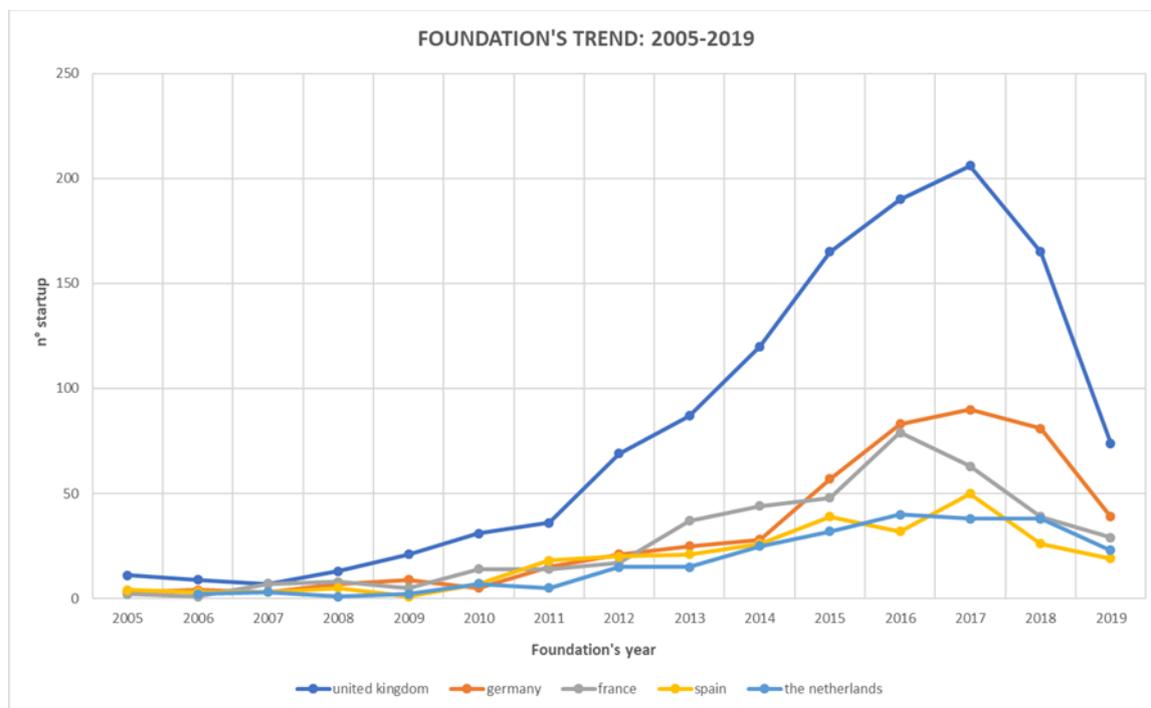


Figura 3. 2: Trend temporale di fondazione [periodo 2005-2019]

Analizzando i settori (risultati dalla standardizzazione NACE) nei quali le startup vengono fondate, dal grafico (fig.3.3) risulta che la categoria J, con 1493 startup su 4266 startup analizzate, è quella maggiormente presente (35%). Questo è dovuto probabilmente sia al fatto che l'AI viene impiegata molto nel campo dei software e dell'IoT, sia alla mancanza di informazioni precise riguardo al settore in cui le startup la impiegano. Seguono le categorie M con 628 startup (14,72%), N con 525 (12,31%), Q con 355 (8,32%) e K con 286 (6,7%). In queste categorie appena elencate, definite come la top 5 delle categorie, sono presenti il 77% di tutte le startup analizzate.

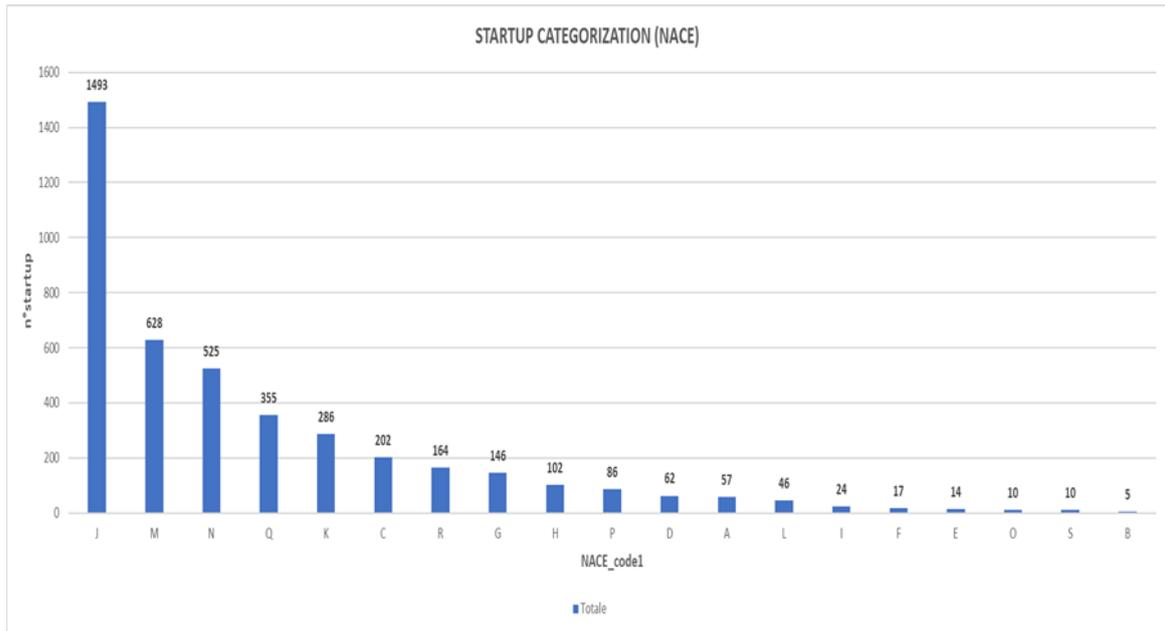


Figura 3. 3: Settori di fondazione [cat. NACE1]

Infine, il grafico (fig.3.4) indica in quali settori, considerando esclusivamente la top5, le startup vengono maggiormente fondate in ogni Paese. Il settore J risulta essere il più gettonato, con il 44,8% delle startup fondate. Seguono i settori M (19,2%), N (15,6%), Q (11,1%) e K (9,2%).

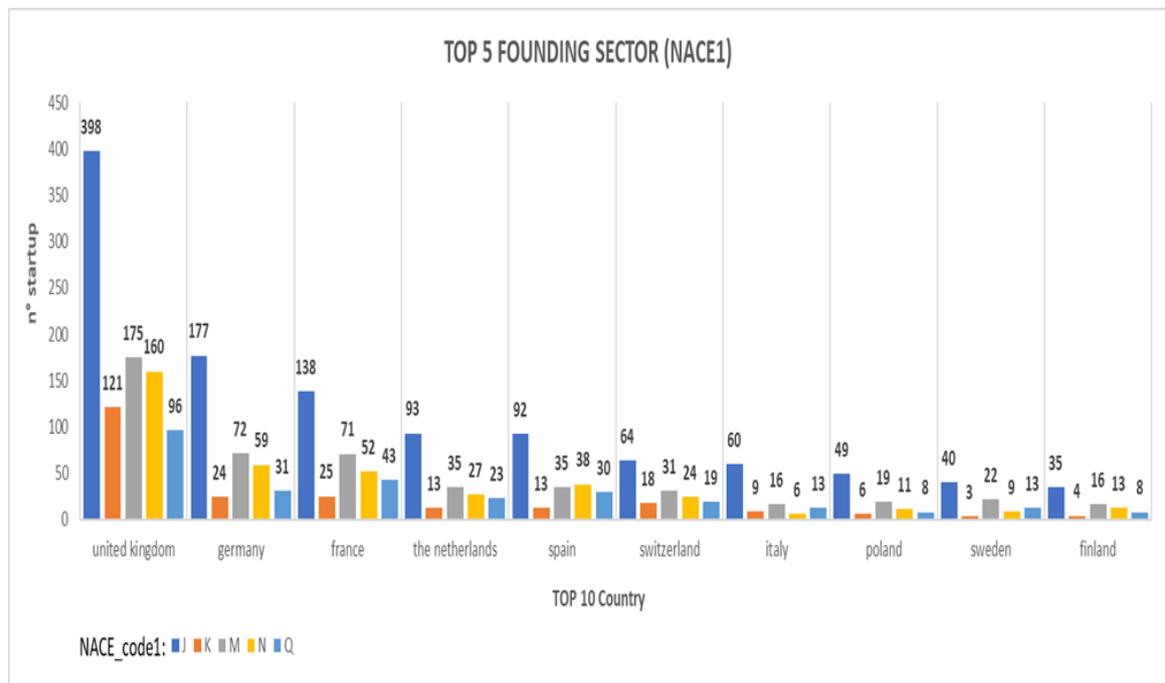


Figura 3. 4: Top 10 paesi di fondazione considerando i top5 settori [cat.NACE1]

3.1.2. Tipologia di startup

In generale, riguardo la tipologia di startup fondate, dalle analisi è emerso che:

- ❖ su 4266 startup 2323 (54%) sono state classificate come “Creator” di AI mentre 1914 (45%) sono state classificate come “Adopter” di AI. La restante parte (1%) non è stata classificata per mancanza di informazioni (fig.3.5);

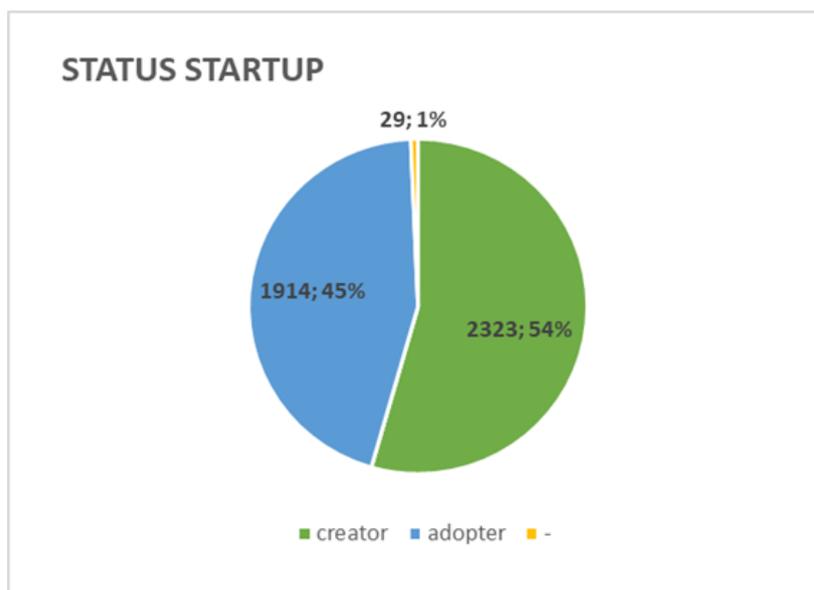


Figura 3. 5: Startup status

- ❖ prendendo in considerazione solo le startup “Creator” di AI, in quanto sono le uniche ad essere caratterizzate da un dominio (o campo) di applicazione, appare evidente come il dominio più gettonato sia quello dei "services" (fig.3.6), con 1080 startup (46,5%) su 2323. A seguire ci sono i domini "perception" con 370 startup (15,93%) e "communication" con 343 startup (14,77%);

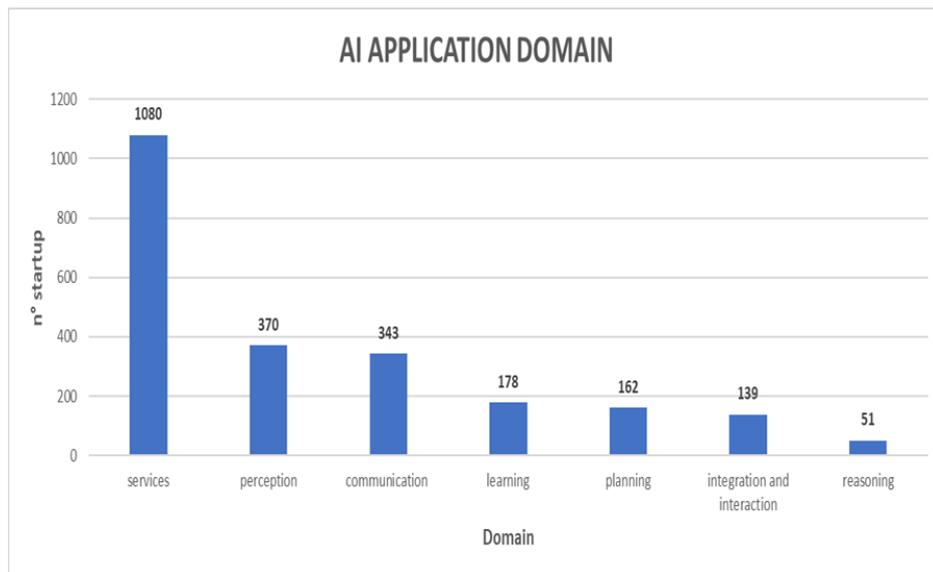


Figura 3. 6: Startup creator di AI [campi di applicazione]

❖ su 4266 startup analizzate il 98% è “attivo” mentre solo il 2% risulta essere “non attivo” (chiuso) (fig.3.7);

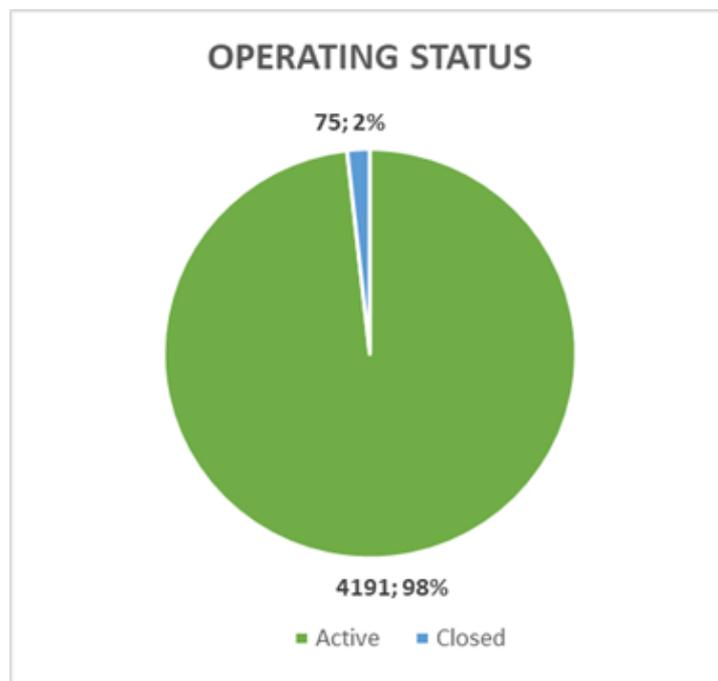


Figura 3. 7: Stato operativo delle startup

❖ infine, risultano essere vendute solo 152 startup (4%) (fig.3.8).

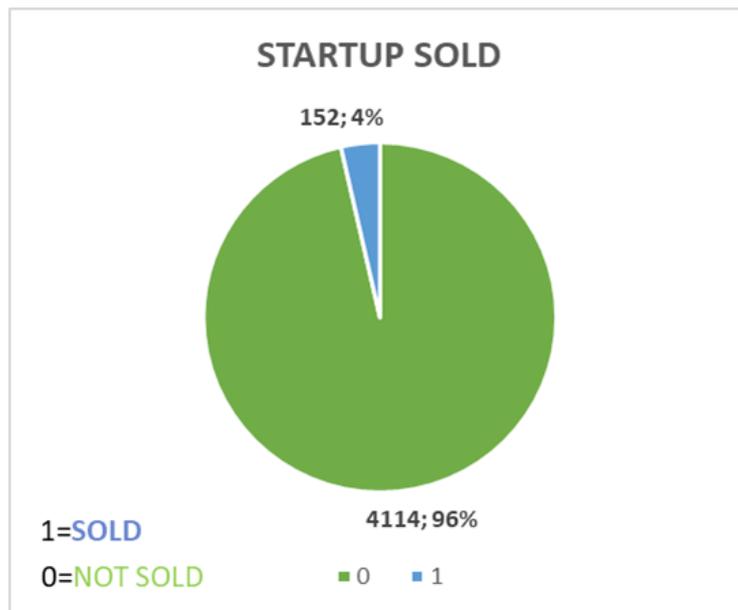


Figura 3. 8: Startup vendute

3.2. Analisi del database “Founder”

Le analisi del database relativo ai fondatori delle startup di intelligenza artificiale hanno l’obiettivo di individuare alcune caratteristiche generali (come il sesso e la nazione di nascita) ed altre più specifiche relative al loro background accademico e lavorativo.

3.2.1. Caratteristiche generali

In generale, su 6170 fondatori identificati, il 92% risulta essere di sesso maschile mentre solo l’8% risulta essere di sesso femminile (fig.3.9).

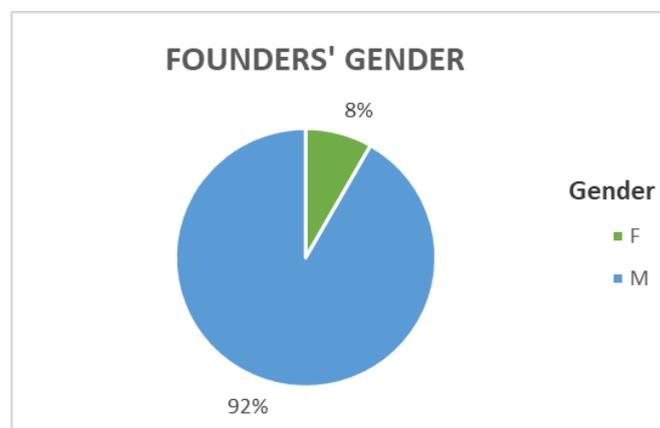


Figura 3. 9: Sesso dei fondatori

Per quanto riguarda la Nazione di nascita, invece, è stato possibile individuarla solo per 4191 fondatori. Dal grafico (fig.3.10) emerge come Francia e Regno Unito siano le due nazioni di origine più frequenti, con, rispettivamente, 572 (13,65%) e 535 (12,8%) fondatori. A seguire c'è la Germania con 439 fondatori (10,5%). Insieme questi tre Paesi rappresentano circa il 37% dei paesi di origine di tutti i fondatori. Per motivi di chiarezza sono stati presi in considerazione soltanto i Paesi di origine con almeno 100 fondatori (durante la ricerca sono stati inseriti 77 paesi diversi).

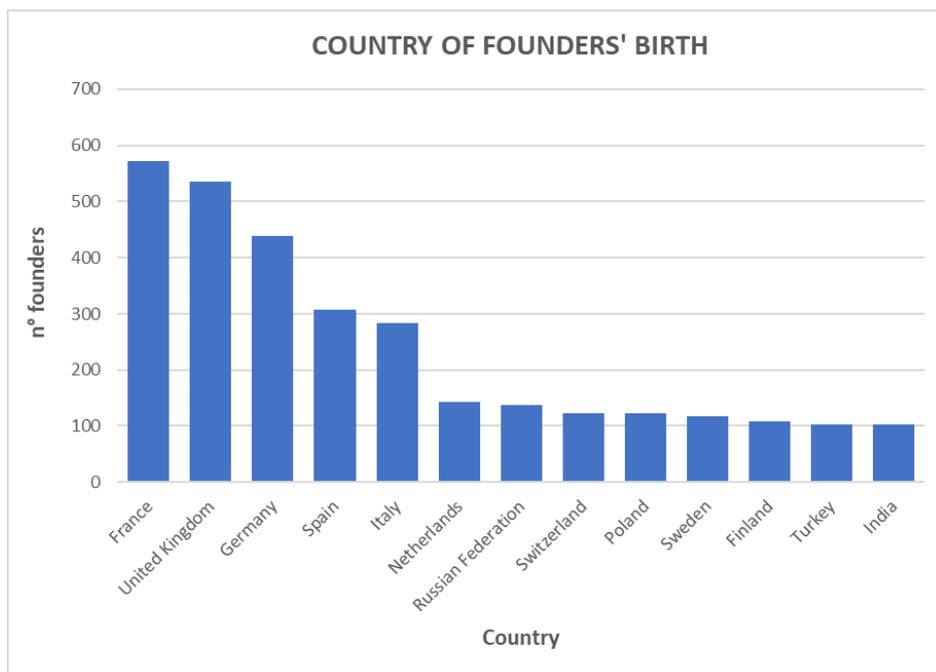


Figura 3. 10: Nazione di nascita dei fondatori

3.2.2. Background accademico

Per quanto riguarda il loro background accademico si è scelto di analizzare dove hanno studiato, che titolo di studio hanno conseguito e quale tipologia di studi (secondo la classificazione STEM) hanno scelto. Inoltre, si è voluto valutare anche l'eventuale possesso del certificato MBA, considerato come un "plus" al titolo di studio.

Dalla ricerca è stato possibile individuare la Nazione di studio di 4846 fondatori. Dal grafico (fig.3.11) emerge come Regno Unito e Francia siano le due nazioni di studio più frequenti, con, rispettivamente, 1062 (21,9%) e 569 (11,75%) fondatori che hanno scelto loro come luogo di studio. A seguire c'è la Germania con 500 fondatori (10,3%). Insieme questi tre Paesi rappresentano circa il 44% dei paesi nei quali i fondatori hanno scelto di

studiare. Nel grafico è stato scelto di inserire soltanto i Paesi scelti come luogo di studio da almeno cento fondatori.

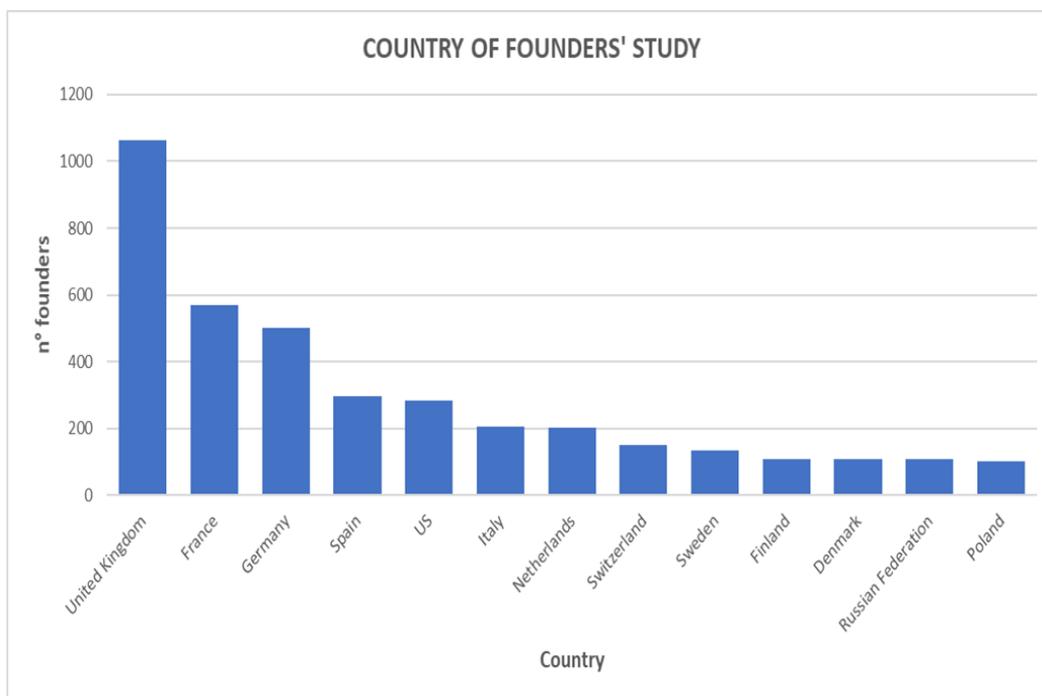


Figura 3. 11: Nazione di studio dei fondatori

Per quanto riguarda il titolo di studio più alto conseguito, è stato possibile individuarlo per 4230 fondatori. Dal grafico (fig.3.12) emerge come il "Master's degree" (laurea magistrale) sia il titolo maggiormente presente nel background accademico dei fondatori. Infatti, a possederlo sono il 47,5% di essi. A seguire abbiamo: il PhD (dottorato di ricerca) conseguito dal 21,16% dei fondatori e la "Bachelor's degree" (laurea triennale) conseguita dal 20,5%. Infine, solo il 6,4% dichiara di avere un "Master" e il 2,6% un MBA. Da notare che durante le ricerche sono stati inseriti, in totale, sedici titoli di studio diversi; nel grafico sono stati considerati i più importanti raggiunti da almeno cento fondatori.

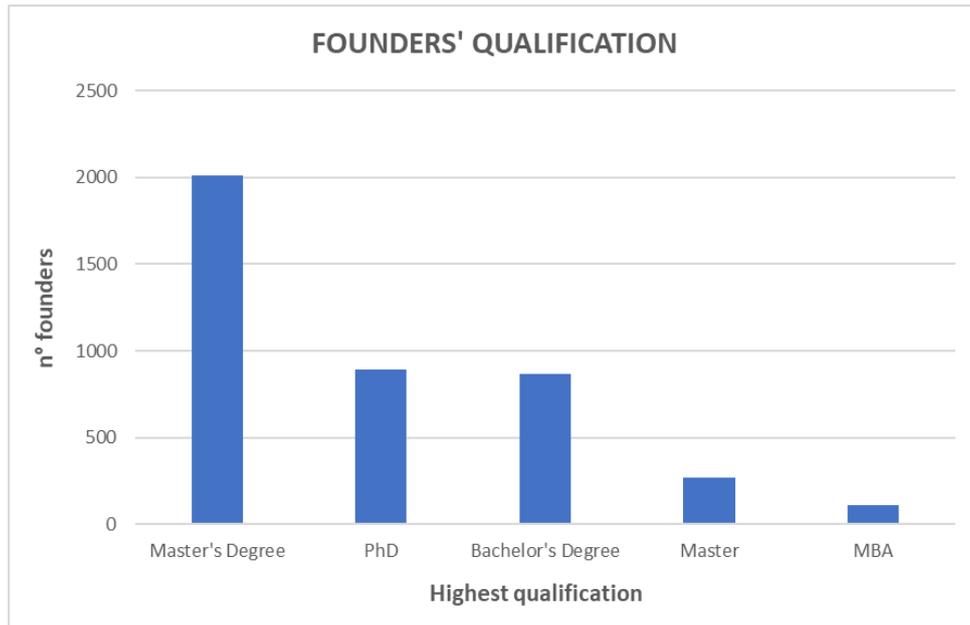


Figura 3. 12: Titolo di studio di grado più alto conseguito dai fondatori

Il 65% dei fondatori dei quali abbiamo informazioni sugli studi effettuati, ha un titolo di studio di tipo STEM (fig.3.13), a dimostrazione di quanto le competenze scientifico-matematiche e tecnologiche siano importanti nel campo dell'intelligenza artificiale, mentre solo il 10% possiede un MBA (fig.3.14).

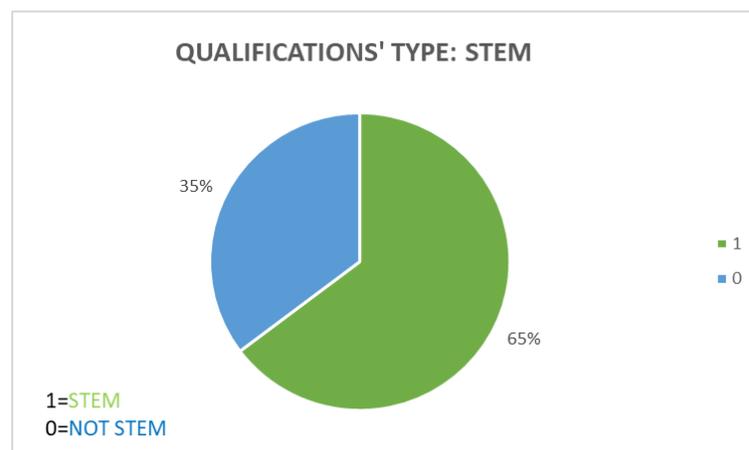


Figura 3. 13: Tipologia di studio effettuato [cat. STEM]

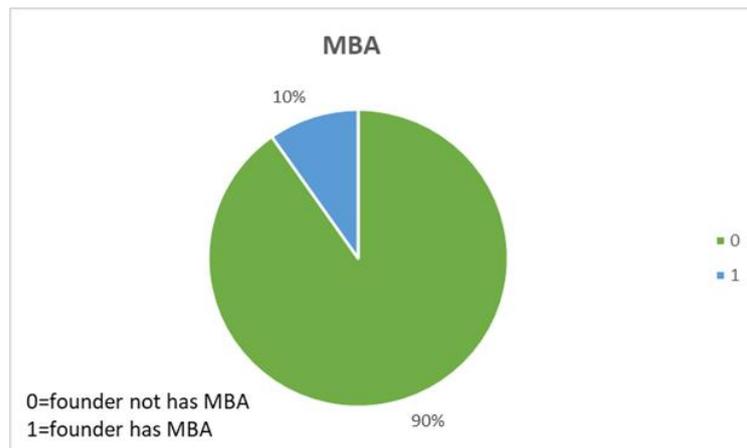


Figura 3. 14: Fondatori che hanno conseguito un MBA

3.2.3. Background lavorativo

Per quanto riguarda il background lavorativo, su 5086 fondatori dei quali è stato possibile trovare informazioni riguardo l'ultima esperienza di lavoro, in ordine di tempo, prima di fondare la startup (fig.3.15): 3158 (62%) è risultato lavorassero in azienda; 1107 (21,76%) risultavano aver fondato una startup; 296 (5,8%) erano impiegati come ricercatori e 140 (2,75%) come professori nel mondo universitario. Solo 107 (2,1%) sono risultati essere studenti.

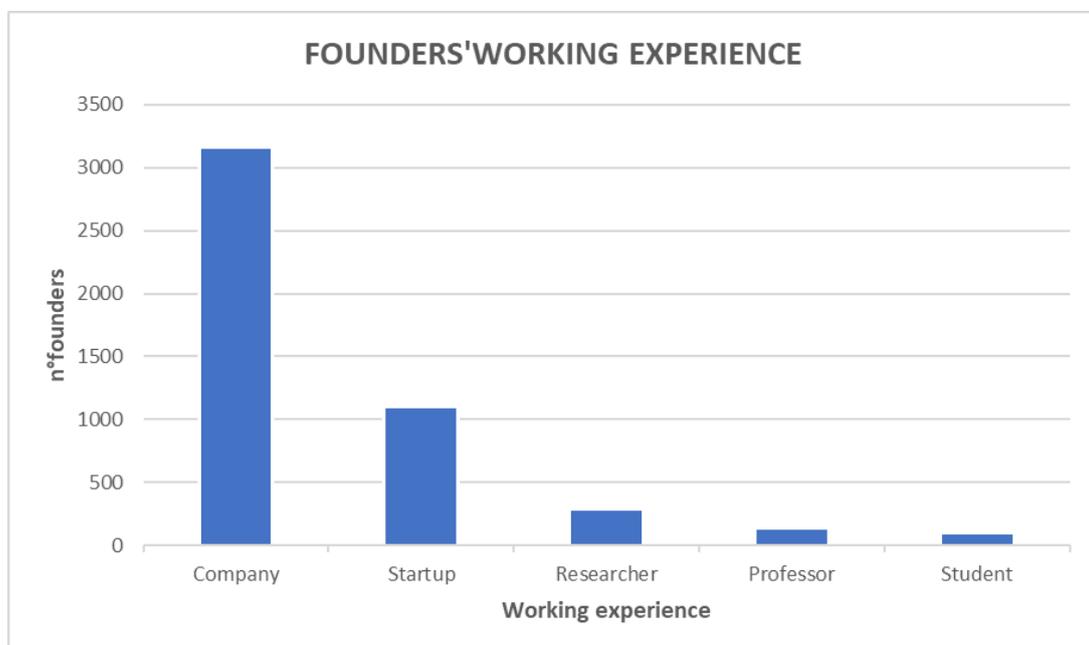


Figura 3. 15: Ultima esperienza lavorativa avuta dai fondatori prima di fondare la startup

3.3. Analisi del database “Investor”

Le analisi sugli investitori sono state condotte con l’obiettivo di rispondere a tre domande di ricerca molto generali:

1. Chi sono e da dove vengono gli investitori che finanziano le startup europee di intelligenza artificiale?
2. In quali settori e in quali startup investono maggiormente?
3. In quali paesi le startup ricevono più finanziamenti?
4. Quali sono le tipologie di investimento più frequenti?

3.3.1. Tipologia e provenienza degli investitori

Procediamo con ordine. Su 2051 investitori dei quali si conosceva la tipologia, 774 (37,74%) sono risultati essere Venture Capital, 467 (22,77%) dei Business Angel, 215 (10,48%) degli Accelerator e 186 (9,1%) Micro VC. Insieme, queste prime quattro tipologie elencate raccolgono l'80% degli investitori oggetto delle nostre analisi. Durante le ricerche sono state individuate 27 tipologie di investitori diversi, nel grafico (fig.3.16) è stato scelto di inserire le più significative, ossia quelle che raccogliessero almeno 50 investitori al suo interno.

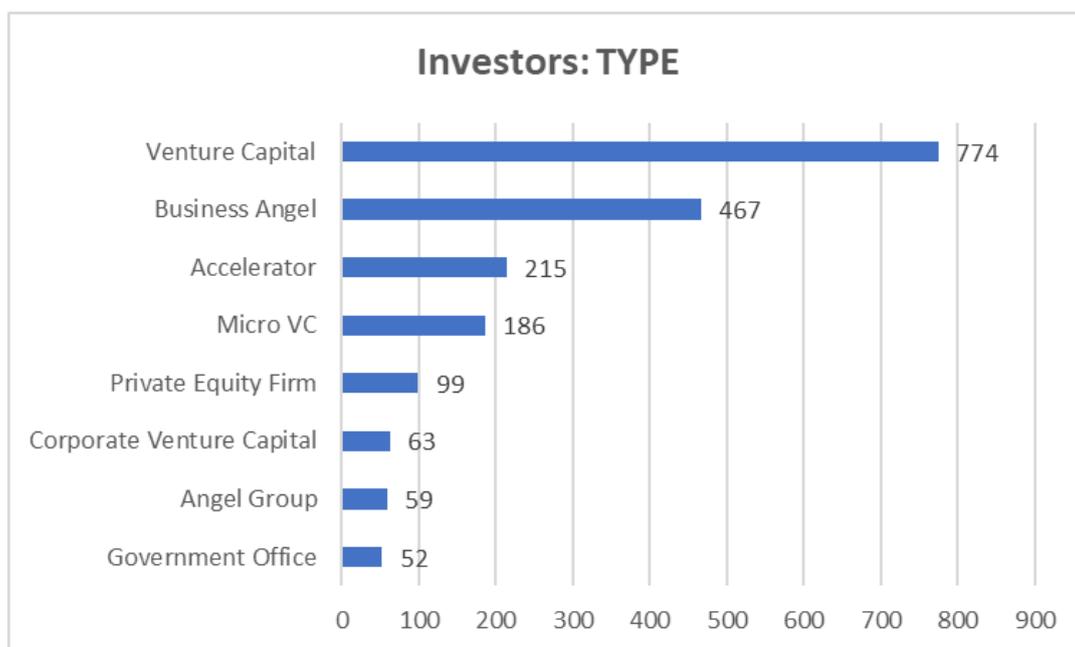


Figura 3. 16: Tipologia di investitori in ambito AI

Per quanto riguarda la provenienza geografica, su 2067 investitori dei quali si conosceva il Paese di provenienza, 411 (20%) sono risultati essere provenienti dal Regno Unito (Londra risulta la città dove sono collocati la maggior parte degli investitori), 384(18,6%) dagli Stati Uniti (con San Francisco e New York), 182 (8,8%) dalla Francia (Parigi) e 181 (8,7%) dalla Germania (Berlino). Quindi il 56% degli investitori è collocato in uno di questi quattro Paesi. Durante le ricerche sono stati individuati 68 Paesi di provenienza diversi, nel grafico (fig.3.17) è stato scelto di inserire i Paesi di provenienza con almeno 10 investitori.

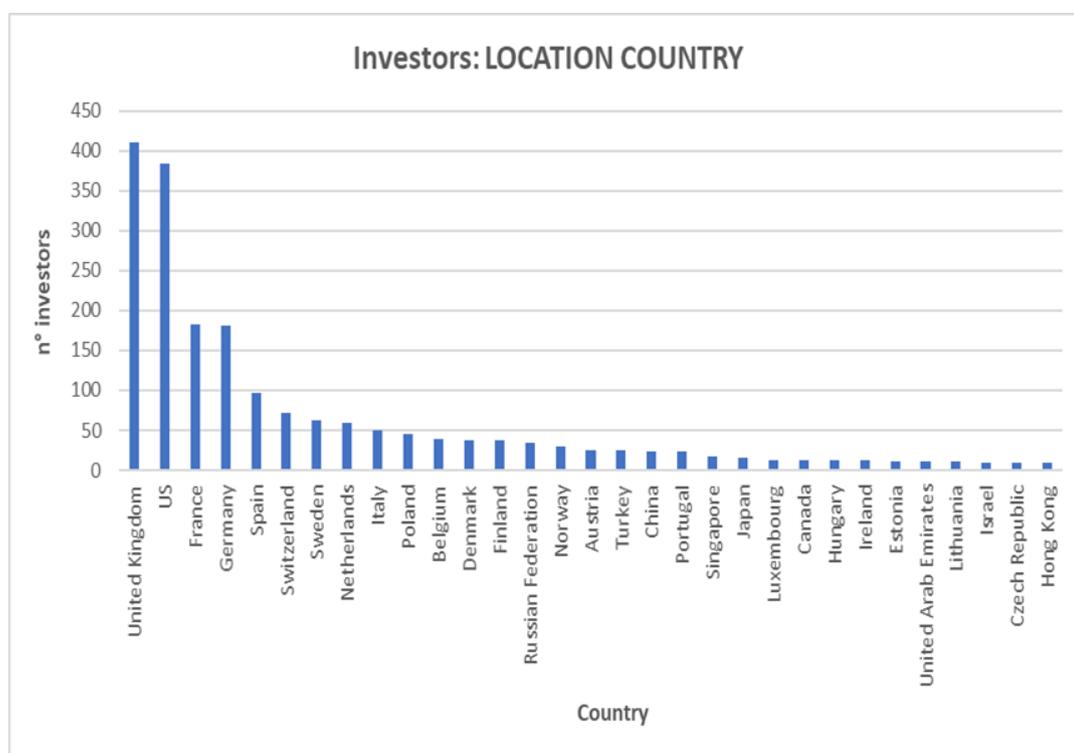


Figura 3. 17: Nazione di provenienza degli investitori [sede legale]

3.3.2. Settori di investimento

Sono stati analizzati i flussi di investimento nei diversi settori identificati secondo gli standard NACE (fig.3.18). Su 12,2 mld \$, 9,7 miliardi (79,5%) sono investiti in solo 5 settori. Precisamente: il 23,5% è investito nel settore J, relativo all'IoT e al software in generale; il 17,8% è investito nel settore Q, quello relativo alle attività collegate alla salute

e ai lavori sociali; il 13,43% è investito nel settore M relativo alle attività tecniche, scientifiche e professionali; il 12,94% è investito nel settore N, relativo alle attività amministrative e di supporto e, infine, il 12,2% è investito nel settore K relativo alle attività finanziarie e assicurative.

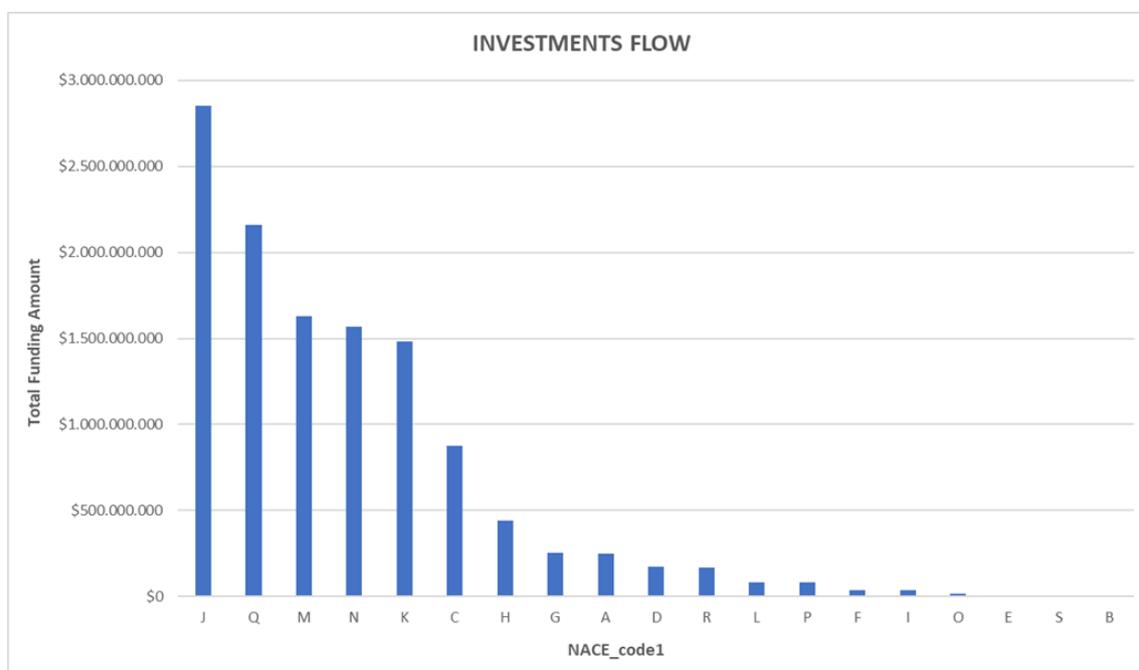


Figura 3. 18: Flusso investimenti per settore [cat. NACE1]

Dei 9,7 miliardi investiti nelle cinque categorie appena citate, il grafico (fig.3.19) mostra nello specifico le sottocategorie che hanno ricevuto più investimenti. Tralasciando la categoria J di cui è stato scelto di non scendere nello specifico (vedi paragrafo 2.1), il dato più importante è relativo alla categoria Q86, che rappresenta le attività collegate alla salute della persona, con il 27,53% degli investimenti raccolti. A seguire abbiamo la categoria K64 relativa alle attività finanziarie con il 14,6%. Le categorie N80 e M73 con, rispettivamente, il 10,55% e il 9,51% sono quelle relative alle attività di sicurezza (cybersecurity) e a quelle di marketing, pubblicità e ricerche di mercato.

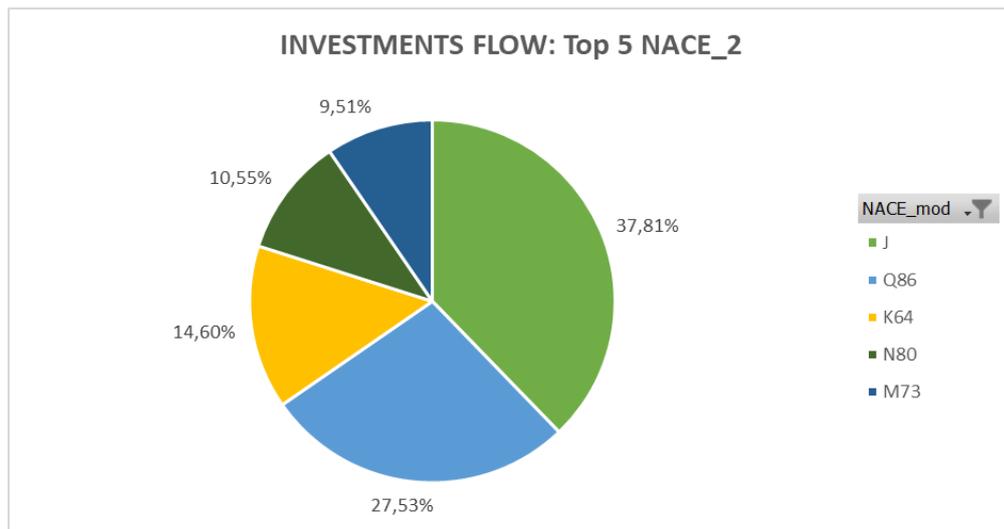


Figura 3. 19: Flusso investimenti nella top5 dei settori [cat. NACE2]

Andando più nello specifico, sono stati analizzati i flussi di investimento collegati alle startup che creano intelligenza artificiale, in quanto dalle analisi risultano raccogliere il doppio dei finanziamenti (circa 8 mld\$ contro 4mld\$) sul mercato rispetto alle startup che sono state definite "adopter" della tecnologia. Il grafico (fig.3.20) mostra quali sono i campi di applicazione (o domini) dell'AI dove il flusso di investimenti è maggiore. Emerge, rispetto e tutti gli altri, il dominio definito come "services" che raccoglie il 53% degli investimenti. A seguire, ma decisamente più staccati, ci sono i domini "perception", che riesce a raccogliere il 16,61%, e "planning" che raccoglie l'11,56%.

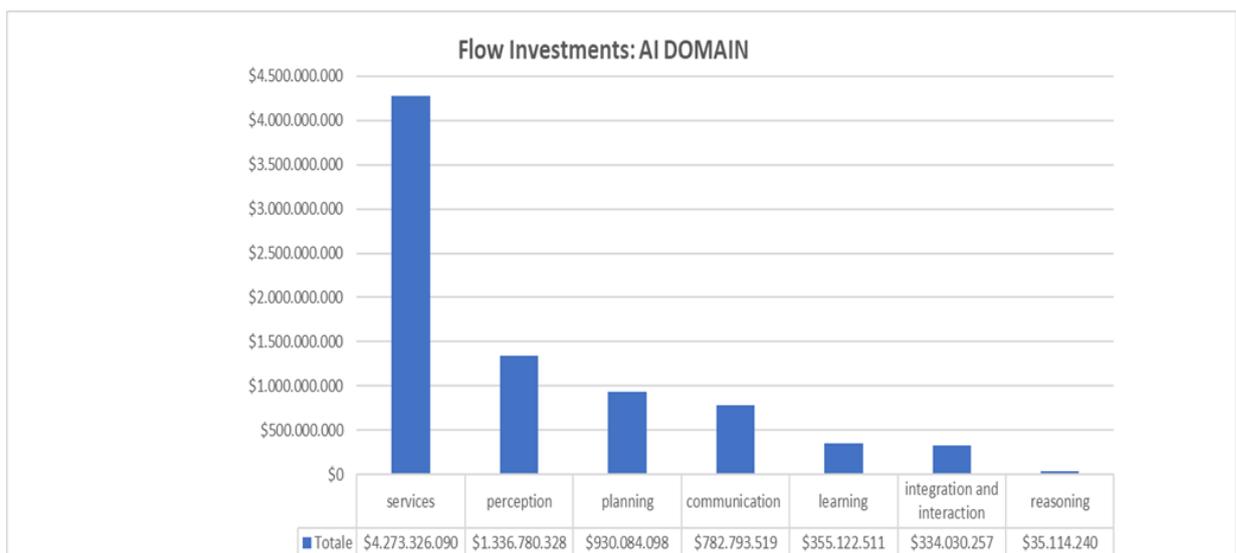


Figura 3. 20: Flusso di investimento relativo ai diversi campi di applicazione delle startup Creator di AI

Essendo i domini “services” e “perception” gli unici ad avere flussi di investimento per oltre un miliardo di dollari, si è voluto capire quali attività comprese all’interno di questi due domini avessero il ruolo di “calamita” per gli investimenti.

È emerso che, su 4,27 miliardi di dollari investiti nel campo di applicazione denominato “services”, circa il 71% è stato investito in startup che si occupano di "Augmented analytics" (36,1%) e di "ai training" (34,7%) (fig.3.21). Mentre su 1,34 miliardi di dollari investiti nel campo “perception”, circa l'84% è stato investito in startup che si occupano di "Computer vision" (43,11%), "photo editing" (25,85%) e "facial scan" (15%) (fig.3.22).

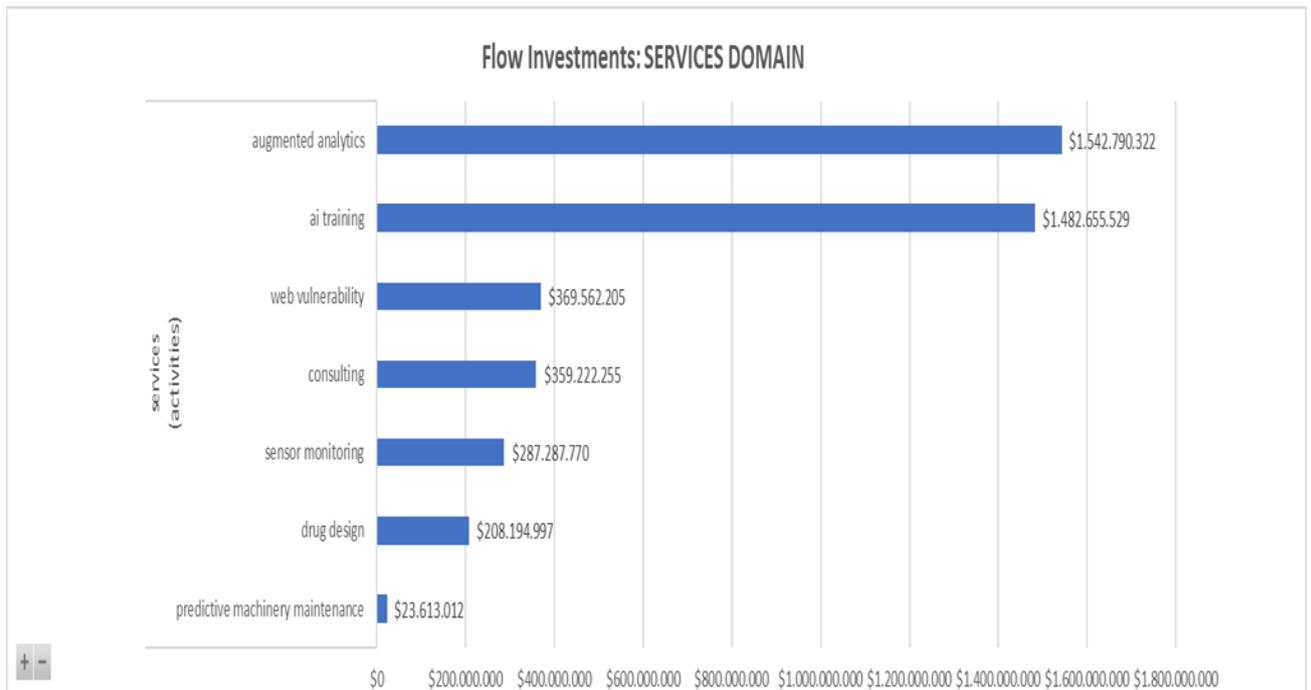


Figura 3. 21: Flusso di investimenti relativo alle attività del dominio "Services"

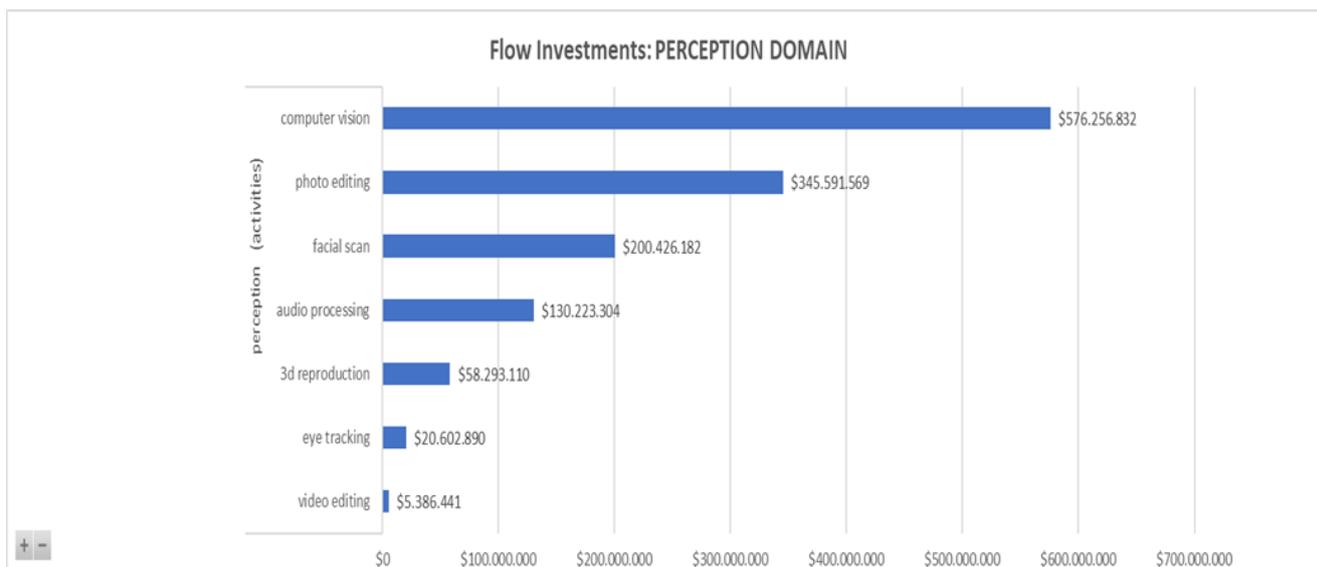


Figura 3. 22: Flusso di investimenti relativo alle attività del dominio "Perception"

3.3.3. Startup e investimenti

Interessante è stato anche capire dove venissero fondate le startup in grado di raccogliere maggiori investimenti in aggregato. A tal fine, il grafico (fig.3.23) evidenzia i primi dieci Paesi del continente europeo per flusso di investimenti ricevuto dalle sue startup di intelligenza artificiale. Spicca su tutti il Regno Unito con un flusso di investimenti di circa 5,5 mld\$ (50,6%). A seguire, ma decisamente più staccate, Francia e Germania con, rispettivamente, 1,6mld\$ (14,7%) e 1,5mld\$ (13,6%).

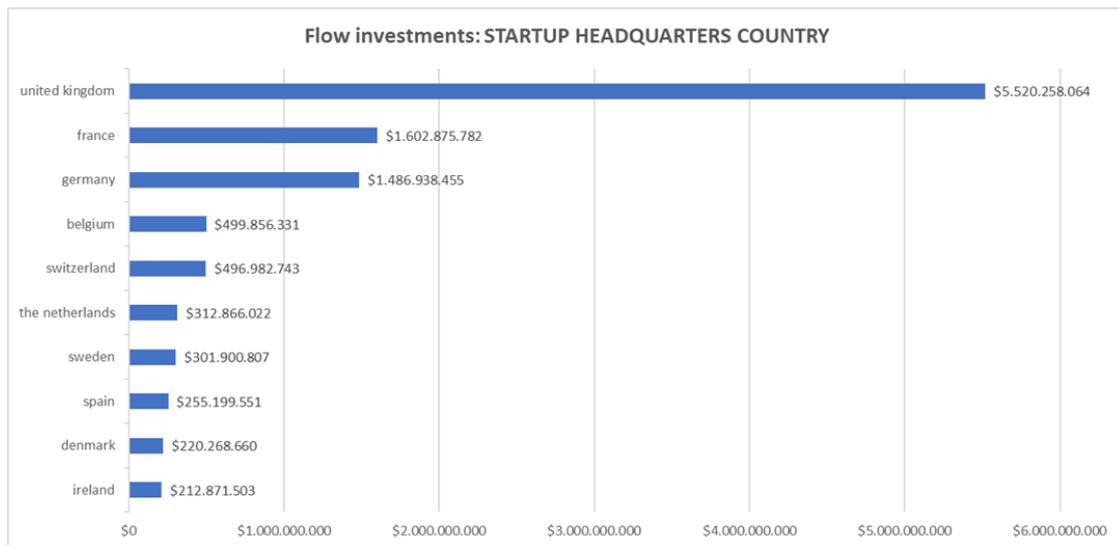


Figura 3. 23: Nazione di fondazione delle startup che hanno ricevuto più investimenti

3.3.4. Tipologie di investimenti

Infine, sono state classificate tutte le tipologie di round di investimento ricevute dalle startup in analisi.

È emerso che su 5633 investimenti tracciati durante le ricerche, 2486 (44,1%) sono risultati essere dei "Seed", 780 (13,8%) dei "round A" di investimento, 572 (10,2%) sono stati classificati semplicemente come "Venture round" e 270 (4,8%) sono stati i "round B". Durante le ricerche sono stati individuate 19 tipologie di round diverse, nel grafico (fig.3.24) è stato scelto di inserire quelle più comuni avendo presente di ciò che è stato trovato in letteratura.

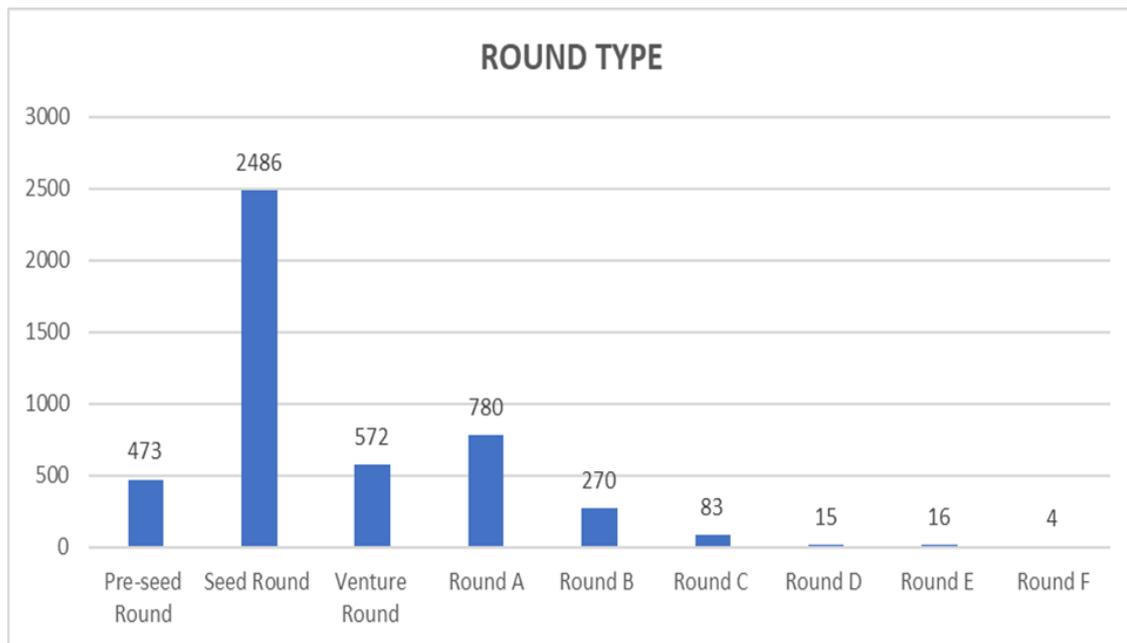


Figura 3. 24: Tipologia di round di investimento

Inoltre, è stato importante capire come la tipologia e il valore degli investimenti nel campo dell'intelligenza artificiale siano cambiati nel tempo.

Prendendo in considerazione il periodo 2010-2019, si può osservare, nel grafico in figura (fig.3.25), una crescita sia del numero che del valore dei finanziamenti. Interessante è il periodo relativo agli ultimi cinque anni 2014-2019: vediamo come crescono gli investimenti in generale, e contemporaneamente, cambia anche la loro tipologia (round B, C, etc.). Questo fenomeno può lasciar dedurre una maggiore consapevolezza degli investitori nelle potenzialità dell'AI e, quindi, una maturazione della stessa tecnologia. Per effettuare questo tipo di analisi è stato preso in considerazione il valore e la tipologia dell'ultimo finanziamento ricevuto dalla startup in un determinato anno.

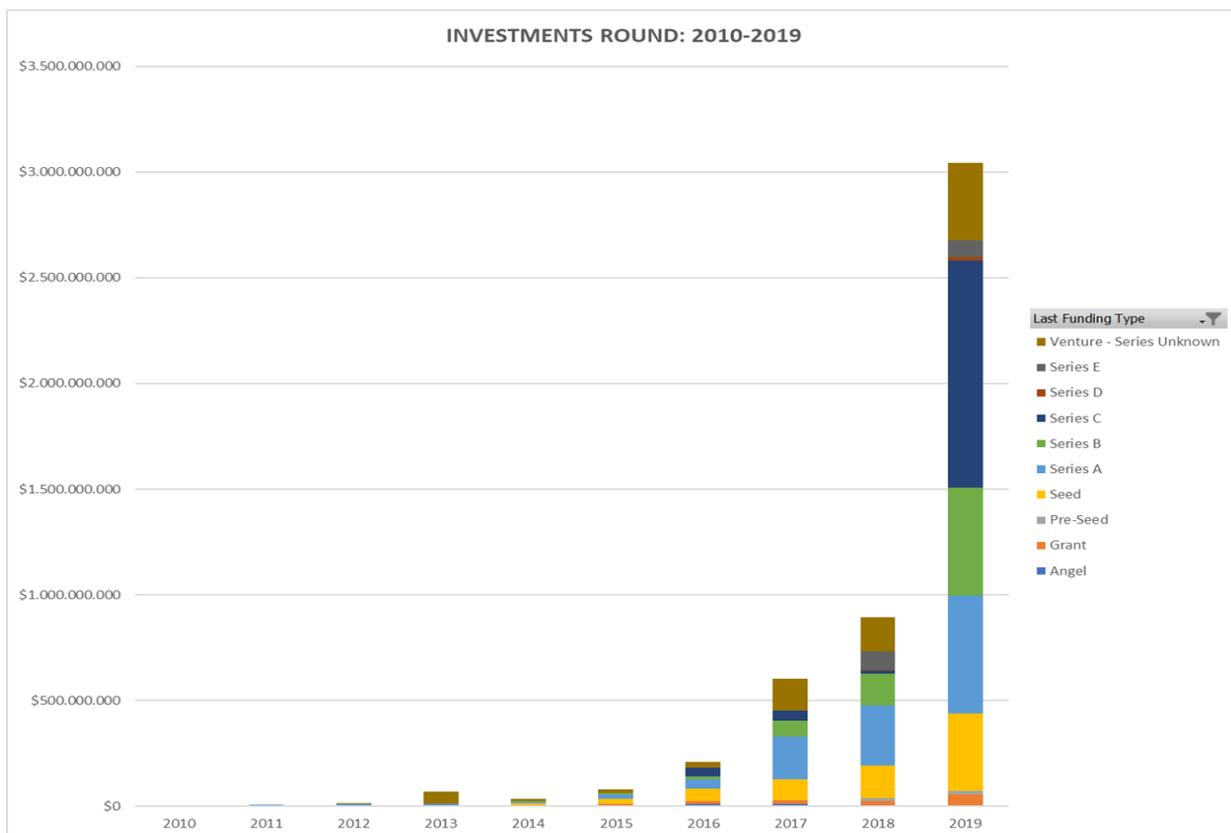


Figura 3. 25: Trend temporale della tipologia e del valore degli investimenti

3.3.5. I 10 investimenti più alti in AI

Infine, sono stati registrati i dieci investimenti più alti fatti in un singolo round da un singolo investitore. Dal grafico 3.26 emerge che l'investimento più alto è stato fatto da un gruppo di investimento con sede in India, ed è stato pari ad un valore di cento milioni di dollari.

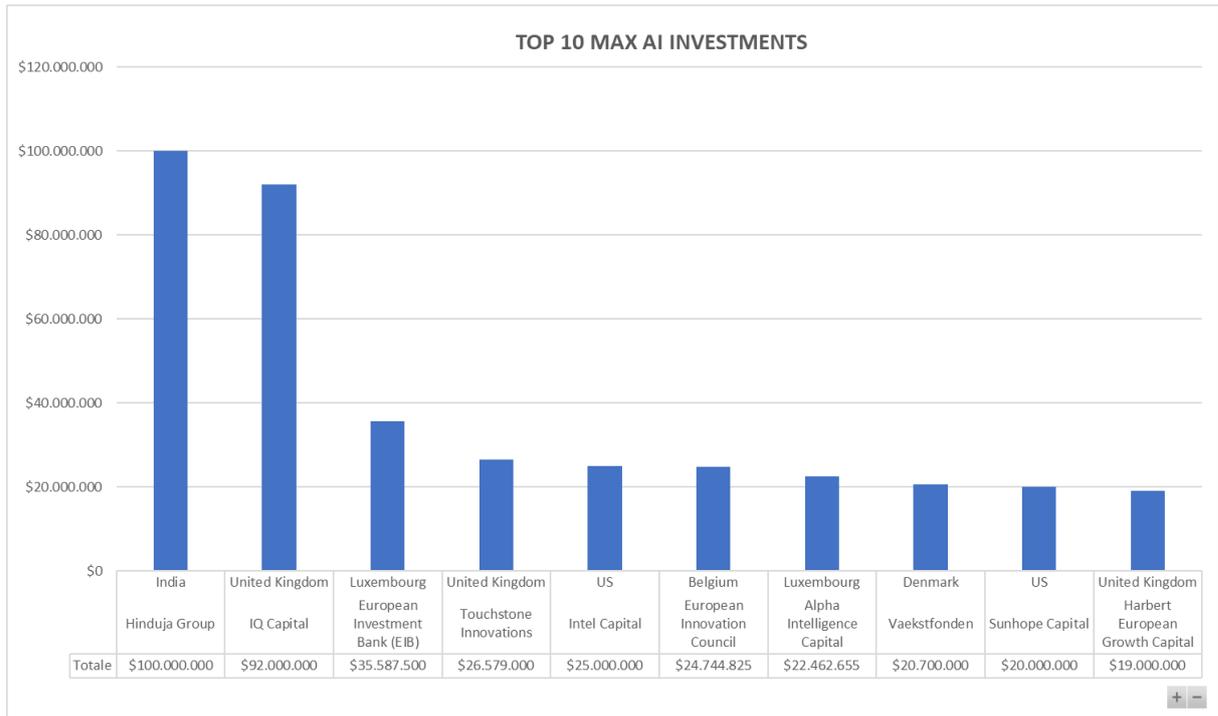


Figura 3. 26: Top 10 degli investimenti fatti in un singolo round di investimento

4. Investimenti e startup: quanto incide la composizione dei team nella raccolta di capitale sul mercato finanziario

4.1. Introduzione

Il capitale umano è un elemento chiave del progresso tecnologico in quanto non solo favorisce lo sviluppo e l'adozione di nuove tecnologie ma contribuisce anche al miglioramento di quelle esistenti. Esso è particolarmente cruciale per lo sviluppo e il successo delle imprese in settori ad alta tecnologia dove le conoscenze e le competenze dei fondatori sono considerate fondamentali poiché forniscono un contributo importante per la determinazione del vantaggio competitivo delle imprese. Un numero cospicuo di studi presenti in letteratura ne riconosce l'importanza, secondo (Colombo M. G., 2004); (Robert Demir, 2017)) per esempio, il capitale umano dei fondatori è positivamente correlato alla crescita dell'impresa e all'ottenimento di finanziamenti di capitale di rischio. Inoltre, siccome generalmente le startup nelle loro fasi iniziali soffrono la mancanza di risorse a disposizione, il capitale umano dei loro fondatori è spesso il loro principale asset aziendale (Giuseppe Criaco, 2013). Proprio questa mancanza di risorse nelle fasi iniziali rende l'acquisizione di capitale finanziario tramite investimenti esterni uno dei fattori più critici nel percorso di crescita di una startup, in particolare per quelle più innovative che operano in settori ad alta tecnologia (Massimo G. Colombo, 2010). In particolare, la garanzia di un finanziamento azionario in fase iniziale, oltre ad essere un fattore chiave per la sopravvivenza e la crescita di una nuova impresa, rappresenta un'ulteriore validazione per il suo business plan e, implicitamente, ne determina una sorta di accettazione da parte dell'ambiente (Alsos, 2006).

4.1.1. Investimenti in AI: i fattori che ne influenzano la raccolta

Focalizzandoci sull'importanza degli investimenti per lo sviluppo dell'intelligenza artificiale, appare chiaro dalla letteratura (Corea, 2017) che investire nell'AI non è semplice: il livello di complessità tecnica va al di là del puro ambito commerciale, e non tutti gli investitori sono in grado di comprendere appieno le potenzialità e i dettagli funzionali legati al "machine learning". Spesso proprio la complessità della tecnologia fa apparire le startup di AI, agli occhi della maggioranza degli investitori, come delle "black box". Inoltre, le difficoltà legate alla creazione di prototipi e un'analisi opaca del rapporto costi-benefici della tecnologia rendono ancora più difficile attrarre finanziamenti nelle fasi iniziali. Per questi motivi investire in AI può essere una vera e propria maratona, e potrebbero volerci anche dieci anni o più per vedere un reale ritorno dell'investimento. Quindi, appare evidente che gli investitori del settore dovrebbero avere una solida base di capitale e una tolleranza al rischio più alta. Pertanto, secondo (Robert E. Carpenter), a causa dell'asimmetria informativa e la mancanza di collaterali che caratterizza le imprese ad alta tecnologia nelle fasi iniziali, il capitale di rischio è la forma di finanziamento azionario più adatta in quanto le società di "venture capital" di solito monitorano da vicino le imprese che finanziano e dispongono di strumenti efficaci per superare i problemi legati alla mancanza di informazioni e i costi di agenzia.

Detto ciò, appare necessario comprendere le variabili che influenzano la capacità di accesso alle risorse finanziarie delle startup di intelligenza artificiale, in particolare nella fase iniziale. Appurato il ruolo centrale del capitale umano per lo sviluppo e la crescita dell'impresa, occorre andare più nello specifico indagando ciò che lo caratterizza. Prendendo in considerazione i fattori demografici dei fondatori, per esempio, gli studiosi sostengono che la propensione imprenditoriale e la capacità di identificare le opportunità di business diminuisce con l'età. Ricerche empiriche (Zacher, 2011) dimostrano che giovani adulti hanno una maggiore attenzione alle opportunità rispetto agli adulti più anziani. Contemporaneamente però, per riconoscere un'opportunità, è necessario un certo grado di conoscenza specifica del settore. D'altra parte, recenti studi, affermano che i giovani imprenditori affrontano maggiori difficoltà durante la ricerca di capitali per avviare la loro attività in quanto non possiedono beni reali che possono essere utilizzati come garanzia per

un prestito bancario e, allo stesso tempo, mancano di credibilità da parte delle banche e degli attori finanziari.

L'esperienza lavorativa pregressa e l'educazione accademica sono altre due importanti caratteristiche del capitale umano che sono state studiate in relazione alle performance dell'impresa. Specificamente, secondo (Rauch, 2013), l'alto livello di istruzione degli imprenditori può essere considerato come una delega delle conoscenze acquisite dall'imprenditore prima di avviare una start-up, inoltre essa fornisce le competenze cognitive necessarie per adattarsi ai cambiamenti ambientali e un network di relazioni (generate grazie al sistema educativo) che possono essere sfruttate per l'accesso a risorse e reti aziendali. Contemporaneamente, altri studi confermano l'idea che l'esperienza pregressa, ancor di più se di tipo imprenditoriale, è un importante catalizzatore per un alto livello di crescita delle nuove imprese e ne aumenta le probabilità di successo grazie all'esperienza maturata e alla rete di contatti costruita negli anni che rende più semplice anche l'accesso ai fondi necessari (Marco Talaia, 2015).

4.1.2. Investimenti in AI: l'importanza del team

In una indagine condotta dalla Commissione Europea (Jan Bormans, 2020) sul panorama delle startup in Europa, emerge, dalle interviste ai fondatori europei su quale sia il fattore critico di successo più importante per una startup, che la scelta del giusto team di co-fondatori è quello più importante. Ciò ribadisce l'evidenza che le startup sono un'impresa collaborativa. Inoltre, dalle interviste emerge l'importanza della ricerca dei giusti partner finanziari, che i fondatori di startup indicano come uno dei maggiori ostacoli alla crescita di una startup.

Il lavoro di (Corea, 2017) sugli investimenti in intelligenza artificiale prova a tracciare un profilo approssimativo delle startup che potrebbero rappresentare (ex ante) buone opportunità di investimento, sottolineando l'importanza, tra gli altri, di due fattori, a nostro avviso fondamentali:

- la **competenza tecnica dei fondatori**, intesa come giusto mix di comprensione tecnica, esposizione tecnologica, accesso a una rete più ampia di contatti e leadership di visione;

- la **multidisciplinarietà del team di fondazione**, che si lega al concetto di complementarità delle competenze che favorisce il trasferimento di informazioni idiosincratiche e crea sinergie.

La competenza tecnica dei fondatori è, per forza di cose, saldamente legata al concetto di esperienza pregressa avuta dai fondatori. Molti lavori in letteratura, come abbiamo visto, si sono occupati dell'argomento. Tra tutti, molto importante per lo svolgimento delle analisi presenti in questo quarto capitolo è stato il lavoro di (Maria P. Rochea, 2019) che svolge un'analisi comparativa tra startup definite "accademiche" e "non accademiche" in base alla provenienza lavorativa dei loro fondatori, esaminando le differenze che le caratterizzano e le diverse strategie di business.

I fondatori accademici si differenziano dai fondatori non accademici per il tipo di conoscenza che possiedono, per le loro capacità e i comportamenti che ne derivano. Una delle ragioni di queste differenze è che i fondatori accademici possiedono un'ampia formazione tecnica rispetto agli imprenditori non accademici (Fini R., 2017) e, per questo, si specializzano nel problem solving scientifico. Rispetto ai fondatori di imprese con un background industriale (o non accademico), essi tendono ad esibire una riserva relativamente più ampia di conoscenze scientifiche, hanno generalmente un migliore accesso ad attrezzature e strumenti specializzati così come un'esposizione alle idee più recenti e ai risultati della ricerca. In virtù di ciò, spesso, essi creano e sviluppano le tecnologie alla base delle loro nuove imprese all'interno dei loro laboratori di ricerca (Colombo M. P., 2012). Allo stesso tempo però, spesso i fondatori accademici mostrano livelli assai bassi di esperienza con funzioni normative, commerciali e manageriali, oltre a mostrare meno esperienza nel collegare le loro invenzioni con i beni complementari spesso necessari per un'innovazione di successo. Infatti, i fondatori non accademici, grazie alle loro conoscenze di mercato rilevanti, potrebbero essere in grado di accelerare il processo di commercializzazione e quindi avere un vantaggio dal punto di vista dell'innovazione tecnologica (Hahn D., 2018).

In generale quindi, secondo (Colombo M. P., 2012), i fondatori accademici hanno una maggiore formazione tecnica e scientifica, ma hanno meno esperienza di lavoro tecnico specifico del settore rispetto alle loro controparti non accademiche. Inoltre, non hanno esperienza di leadership, perché prima della fondazione dell'impresa, raramente hanno

avuto posizioni manageriali in altre aziende o sono stati coinvolti in altri episodi di lavoro autonomo.

Altro aspetto da sottolineare è quello legato alla composizione dei team, ovviamente avendo ben presente che quanto appena descritto influenza direttamente il loro modus operandi e quindi la loro considerazione da parte degli investitori. Oggetto di studio dell'analisi svolta da (Beckam, 2006) è stato l'influenza che le esperienze caratterizzanti i team di fondazione hanno sul comportamento dell'impresa. Lo studio citato sottolinea come i lavori precedentemente svolti dal team di fondatori dell'impresa influenzino i meccanismi di routine e le strategie di business dell'azienda, sottolineando gli aspetti legati al concetto di "exploitation" e "exploration" e, quindi, alla "ambidestrosità" verso cui un'impresa dovrebbe tendere. Specificamente, le esperienze precedenti dei membri del team modellano i comportamenti di esplorazione delle opportunità e sfruttamento delle risorse a disposizione dell'azienda. I team con lo stesso tipo di background, spesso, condividono un linguaggio e una visione comune che permettono loro di implementare e routinizzare facilmente le attività. In questo caso, le aziende dovrebbero essere più propense a perseguire comportamenti di sfruttamento delle risorse (exploitation), come il miglioramento dei processi esistenti e il rapido inserimento sul mercato di nuovi prodotti o processi. Al contrario, i team con background diversi al loro interno apportano conoscenze e contatti diversificati alle loro aziende e una conseguente varietà di prospettive che stimola l'innovazione e la scoperta di nuovi prodotti.

Un'altra caratteristica che influenza il modo di agire del team, e di conseguenza la crescita dell'impresa, è la sua numerosità. Molti studi presenti in letteratura ((Mili Shrivastava, 2011); (Pierre Jinghong Liang, 2008); (Uschi Backes-Gellner, 2006)) trattano l'argomento sottolineando gli aspetti positivi e negativi collegati al numero di fondatori che compongono il team di fondazione dell'impresa. Per esempio, molti sostengono che i venture capitalists sono più propensi a finanziare team di imprenditori e che, più in generale, le imprese fondate da un team hanno maggiori probabilità di successo rispetto alle imprese fondate da una persona sola. Contemporaneamente però, molti studi affermano che all'aumentare della numerosità del team i costi di coordinamento, l'asimmetria informativa, lo "shirking" da parte dei singoli membri del team e la probabilità di nascita di conflitti aumentano, rendendo meno efficiente il lavoro svolto da team. Pertanto, molti sostengono che la crescita dell'impresa in relazione alla numerosità

del team di fondatori abbia un andamento ad “U” rovesciata con un massimo nell’intorno del numero di fondatori pari a tre.

Sulla base delle argomentazioni appena descritte, l’ipotesi che caratterizzeranno le nostre analisi in questo capitolo dell’elaborato di tesi sono essenzialmente due:

1. Le startup di intelligenza artificiale fondate da un team caratterizzato da una certa eterogeneità delle esperienze pregresse hanno maggiore successo nella fase di ricerca del capitale sul mercato finanziario;
2. In media, la numerosità che caratterizza i team di fondazione delle startup di intelligenza artificiale è minore di 3

4.2. Metodologia

4.2.1. Costruzione del database

Per effettuare lo studio dei fattori che influenzano la capacità delle startup di raccogliere finanziamenti sul mercato finanziario, è stato costruito un database ad hoc rinominato “DB Founders_MOD” (fig.4.1).

Nello specifico, per la costruzione di “DB Founders_MOD” si è partiti dal database iniziale relativo ai fondatori delle startup “DB_Founders” (vedi cap.2) e si è provveduto alla sua modifica attraverso l’aggiunta di alcune informazioni di rilevanza strategica ai fini delle analisi da svolgere. In particolare, sono state aggiunte le colonne:

- **N° Founders_MOD;**
- **Nace_MOD;**
- **Last_Working_experience_MOD;**
- **Founding date_YEAR;**
- **Last Funding Date_YEAR;**
- **Investments_Timeframe;**
- **Round Seed;**
- **Round A;**
- **Round B;**
- **Round C;**
- **Total Funding Amount Currency.**

“N° Founders_MOD” deriva dalla colonna relativa al numero dei fondatori di ogni startup contenuta nel database generale scaricato inizialmente da Crunchbase. I dati contenuti inizialmente sono stati controllati e, quando necessario, modificati, alla luce delle ricerche effettuate su ogni singolo fondatore della startup, ottenendo così il dato reale relativo al numero di fondatori per ogni startup. Utilizzando questa tipologia di informazione è stato possibile compiere delle analisi in base alla numerosità dei fondatori di ogni team.

La colonna “Last_Working_experience_MOD” sintetizza, attraverso un numero binario, le informazioni relative all’ultima esperienza lavorativa avuta dal fondatore prima di costituire la startup oggetto di analisi. Durante la fase di ricerca informazioni per la costruzione del database sui fondatori, sono state individuate 35 esperienze di lavoro diverse relative a 5086 fondatori. Essendo la tipologia di esperienze di lavoro molto variegata e non avendo gli strumenti idonei per assegnare dei pesi ad ogni esperienza per creare una sorta di classificazione, è stata effettuata una macro-distinzione tra esperienze “Accademiche” e “Non Accademiche”, anche alla luce di quanto descritto, tra gli altri, da (Maria P. Roche, 2019). Più precisamente sono state considerate di tipo “accademico” (e quindi classificate con 1 nel database) tutte le esperienze collegate al mondo dell’università (es. professore, ricercatore etc.), al contrario sono state considerate “non accademiche” (classificate con 0 nel database) il resto delle esperienze, appartenenti in larga parte a quello che può essere definito il “mondo aziendale”. Attraverso questa netta distinzione, è stato possibile tenere conto dell’eterogeneità delle esperienze presenti in ogni team e, quindi, effettuare una classificazione dei team per tipologia.

Sulla base di ciò, sono state individuate cinque diverse tipologie di team:

- **ACCADEMICI:** sono stati definiti accademici i team con la totalità dei fondatori aventi, come ultima esperienza lavorativa, un’esperienza definita “accademica”;
- **NON ACCADEMICI:** sono stati definiti non accademici i team con la totalità dei fondatori aventi, come ultima esperienza lavorativa, un’esperienza definita “non accademica”;
- **PREVALENTEMENTE ACCADEMICI:** sono stati definiti prevalentemente accademici i team in cui il numero dei fondatori aventi, come ultima esperienza lavorativa, un’esperienza “accademica” supera quello dei fondatori con un’esperienza “non accademica”;

- **PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI:** sono stati definiti prevalentemente non accademici i team in cui il numero dei fondatori aventi, come ultima esperienza lavorativa un'esperienza “non accademica” supera quello dei fondatori con un'esperienza “accademica”;
- **MIX 50%:** sono stati definiti “mix50%” i team che presentavano uno stesso numero di fondatori con un'esperienza accademica e non.

Le colonne relative ai round di investimento di tipo “Seed”, “A”, “B”, “C” e quella relativa al valore totale degli investimenti ottenuti dalla startup “Total funding Amount currency”, sono state scelte dal database relativo agli investimenti (vedi paragrafo 2.3), tra le altre, perché ritenute più significative per lo svolgimento delle nostre analisi, anche alla luce di quanto visto in letteratura (Roland Berger; France Digital, 2019) (McKinsey & Company, 2020).

Infine, la colonna “Investments_Timeframe”, rivela il tempo (misurato in anni) durante il quale la startup ha raccolto gli investimenti. Per ottenere questa informazione è stato considerato l'intervallo temporale tra la data di fondazione della startup (colonna “Founding date_year”) e la data relativa all'ultimo investimento ricevuto (colonna “Last funding date_year”).

DB_FOUNDERS_MOD	
COLUMNS	DESCRIPTIONS
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
N° Founders_MOD	Number of startup founders
Nace_MOD	See DB_Startup legend
Founding date_YEAR	See DB_Startup legend
Last Funding Date_YEAR	See DB_Startup legend
Investments_Timeframe	Time span (measured in years) during which the startup has collected the investments
Round Seed	See DB_Investors legend
Round A	See DB_Investors legend
Round B	See DB_Investors legend
Round C	See DB_Investors legend
Total Funding Amount Currency	See DB_Startup legend
Working_experience_imm_prec	Last working experience of the founder
Last_Working_experience_MOD	Last work experience had by founder before founding the startup (1=accademic; 0=else)
Working_experience_prev (0,1)	Previous working experiences
Startup_experience_prev (0,1)	Previous startup experiences

Tabella 4. 1: Legenda Database Founders_MOD, utilizzato per le analisi del capitolo 4

4.2.2. Costruzione delle tabelle operative

Dal punto di vista operativo, ricordando che le due diverse esperienze sono state classificate in modo binario (1=Accademica; 0=Non Accademica), per classificare le tipologie di team appena elencate, si è preso in considerazione, utilizzando excel, il valore “Somma di Last Working experience” collegato ad ogni startup. Quindi, a seconda del numero dei fondatori che caratterizzano il team e, contemporaneamente, il valore dato dalla somma delle loro esperienze, sono stati assegnati determinati valori guida (tab.4.2) in base ai quali è stata effettuata la categorizzazione dei team:

N°FONDATORI	TIPOLOGIA TEAM				
	ACCADEMICI	NON ACCADEMICI	PREV. ACCADEMICI	PREV. NON ACCADEMICI	MIX 50%
1	1	0	-	-	-
2	2	0	-	-	1
3	3	0	2	1	-
4	4	0	3	1	2
5	5	0	3;4	1;2	-

Tabella 4. 2: Metodologia usata per l'individuazione delle 5 tipologie di team

Inoltre, per ogni tipologia di team appena citata, sono state costruite tre tabelle ad hoc che permettessero non solo il collegamento tra investimenti ottenuti e tipologia di team della startup ma anche il confronto immediato delle diverse categorie sulla base dei dati raccolti.

La prima tabella costruita (tab.4.3) è di carattere generale e ha lo scopo di fornire, a seconda della numerosità del team, informazioni riguardo:

- il numero delle startup fondate da una determinata tipologia di team (colonna “N° startup”);
- il totale degli investimenti, in dollari statunitensi, che quelle tipologie di startup sono riuscite ad ottenere, in aggregato;
- l’investimento, in dollari statunitensi, più alto raggiunto per ogni categoria;

N° Fondatori	N° startup	Tot fund [\$]	Max Fund [\$]
1			
2			
3			
4			
5			

Tabella 4. 3: Tabella tipo utilizzata per la sintesi delle informazioni sulle startup analizzate

La seconda tabella (tab.4.4) invece, prende in considerazione range di investimento ricevuti dalle startup in esame, in relazione al numero dei fondatori del team. Ci restituisce, quindi, il numero di startup di una determinata tipologia che ha ricevuto investimenti per il valore compreso nei range scelti (tab.4.5) dopo un'analisi della letteratura a riguardo (Kollmann, 2015). La terza (tab.4.6) ci fornisce il numero di startup che ha ricevuto una determinata tipologia di investimento.

RANGE INVESTIMENTI [\$]	TEAM 1	TEAM 2	TEAM 3	TEAM 4	TEAM 5
Range 1					
Range 2					
Range 3					
Range 4					
Range 5					
Range 6					
Range 7					
Range 8					
Range 9					
Range 10					
Range 11					
Range 12					

Tabella 4. 4: Tabella tipo utilizzata per collegare i diversi range di investimento alle tipologie di startup

RANGE INVESTIMENTI	
Range 1	0
Range 2	$1 < x < 50.000$
Range 3	$50.000 < x < 150.000$
Range 4	$150.000 < x < 250.000$
Range 5	$250.000 < x < 500.000$
Range 6	$500.000 < x < 1.000.000$
Range 7	$1.000.000 < x < 2.000.000$
Range 8	$2.000.000 < x < 5.000.000$
Range 9	$5.000.000 < x < 10.000.000$
Range 10	$10.000.000 < x < 25.000.000$
Range 11	$25.000.000 < x < 50.000.000$
Range 12	$x > 50.000.000$

Tabella 4. 5: Range di investimento scelti per l'analisi [€]

TIPO INVESTIMENTO	TEAM 1	TEAM 2	TEAM 3	TEAM 4	TEAM 5
Seed					
Round A					
Round B					
Round C					

Tabella 4. 6: Tabella tipo utilizzata per collegare le diverse tipologie di investimento alle startup

Infine, per ciascuna tipologia di team, è stato calcolato l'arco temporale medio di raccolta degli investimenti in modo tale da conoscere il tempo medio impiegato dalle startup di ogni categoria per la raccolta degli investimenti. A tal fine, è stato assegnato un peso a ciascun arco temporale (che va da 0 a 14 anni) in base al numero di startup (espresso in percentuale per ogni categoria) ad esso collegate, quindi il valore finale (arco temporale medio) è il risultato della media ponderata effettuata. In figura, si può osservare un esempio di tabella (tab.4.7) usata per la raccolta informazioni (per un esempio di calcolo vedere tabella 4 in appendice).

Arco temporale	TIPOLOGIA TEAM (TOT)				
	NON ACC	ACC	PREV.ACC	PREV.NON	MIX 50%
0					
1					
2					
3					
4					
5					
6					
7					
8					
9					
10					
11					
12					
13					
14					
TOT STARTUP					
ARCO TEMP. MEDIO					

Tabella 4. 7: Tabella tipo utilizzata per il calcolo dell'arco temporale medio di investimento

L'utilizzo di queste tabelle operative per la raccolta dati ha permesso la collezione precisa di informazioni riguardo gli investimenti raccolti dalle startup analizzate, seguendo le due caratteristiche fondamentali oggetto di studio:

- l'eterogeneità del team di fondazione;
- la numerosità del team di fondazione.

Ciò ha permesso di svolgere le analisi e i confronti raccolti nel paragrafo successivo.

4.3. Analisi dei team e degli investimenti

4.3.1. Numerosità dei team

Analizzando la dimensione dei team di fondatori (fig.4.1) si può notare che, su un campione di 3069 startup analizzate, il 74% delle startup di intelligenza artificiale risultano fondate da 1 o 2 persone (rispettivamente 38% e 36%). Solo una percentuale irrisoria (circa il 2%) è fondata da un numero di persone pari a 5.

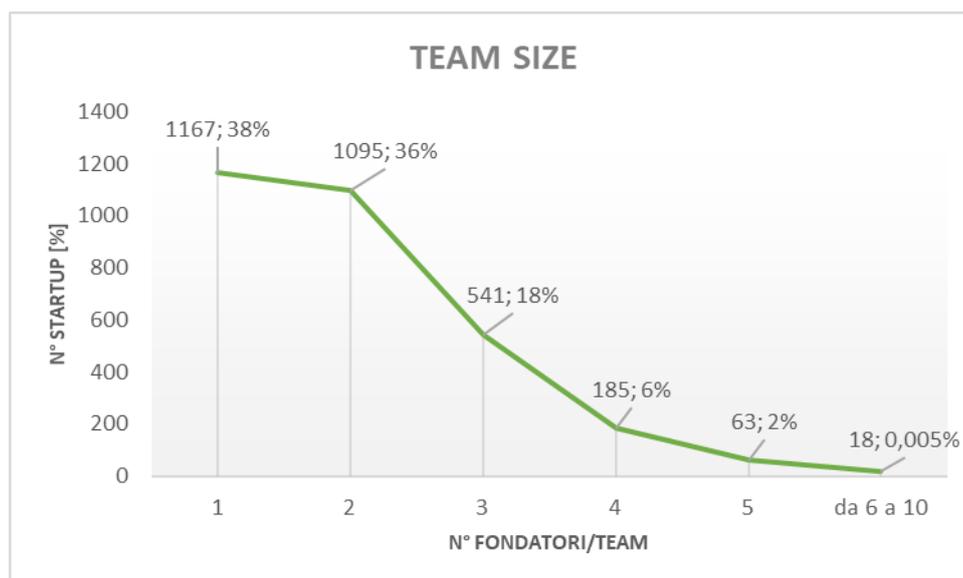


Figura 4. 1: N° di startup in relazione alla numerosità del team di fondazione

Considerando i top cinque settori NACE individuati in precedenza, si può notare come solo nel settore J ci sia una maggioranza (51%) di startup fondate da una persona sola mentre negli altri settori, nonostante il numero di startup fondate da un singolo individuo rimanga abbastanza elevato, a prevalere è sempre la presenza del team. Nello specifico, le più alte percentuali di presenza dei team composte da 2 o più persone le troviamo nei settori Q86 (62%) ed M73 (59%). Dai grafici (fi.4.2; fig.4.3; fig.4.4; fig.4.5; fig.4.6) risulta però evidente che, sebbene la presenza dei team sia diffusa maggiormente un po' in tutti settori, le percentuali relative ai team composti da tre o più fondatori sono molto basse. Infatti, in tutti i settori a dominare sono le percentuali delle startup fondate da uno o al massimo due fondatori, che insieme raggiungono l'84% nel settore J, 72% nel settore Q86, 84% in K64, il 76% nei settori N80 e M73.

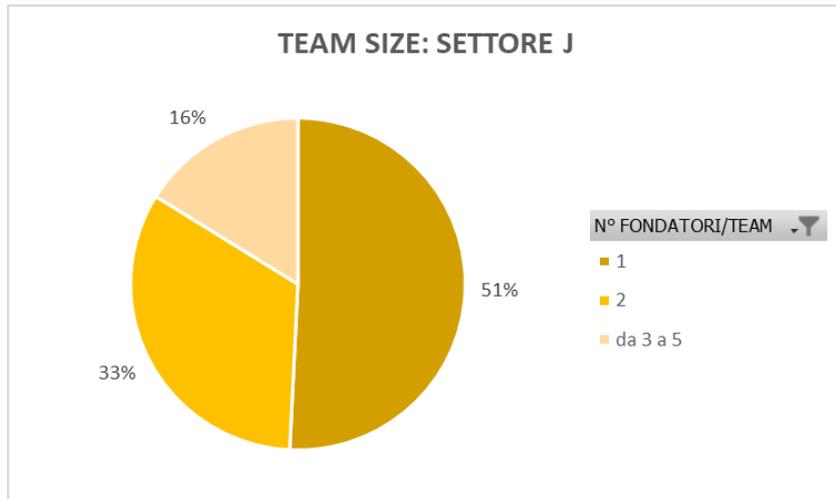


Figura 4. 2: % di startup nel settore J in relazione alla numerosità dei team

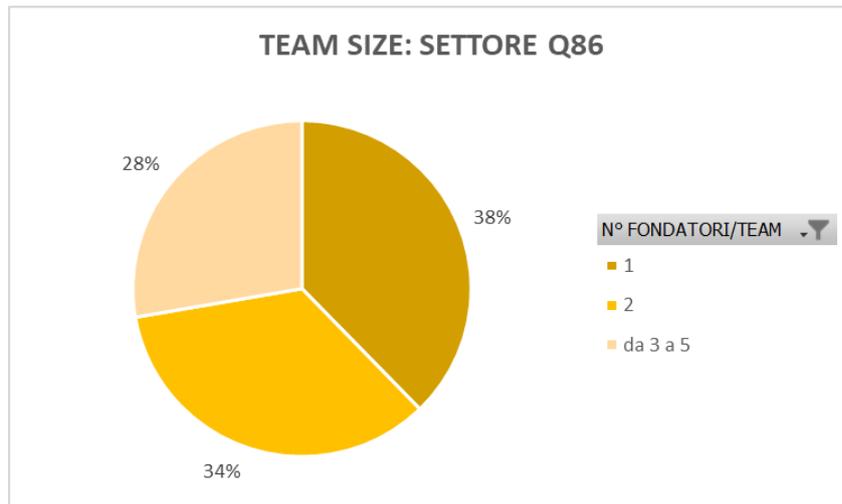


Figura 4. 3: % di startup nel settore Q86 in relazione alla numerosità dei team

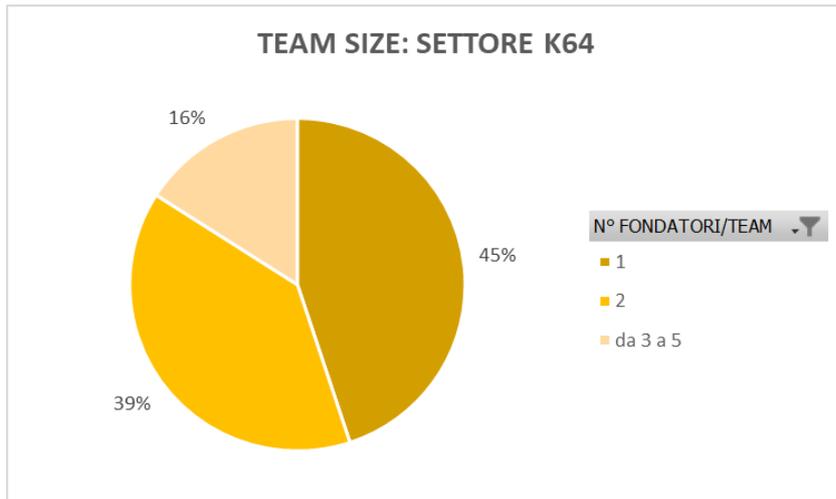


Figura 4. 4: % di startup nel settore K64 in relazione alla numerosità dei team

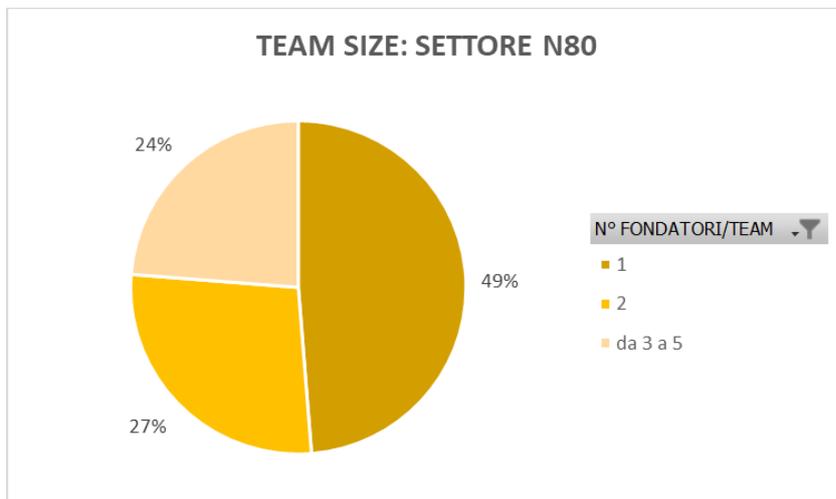


Figura 4. 5: % di startup nel settore N80 in relazione alla numerosità dei team

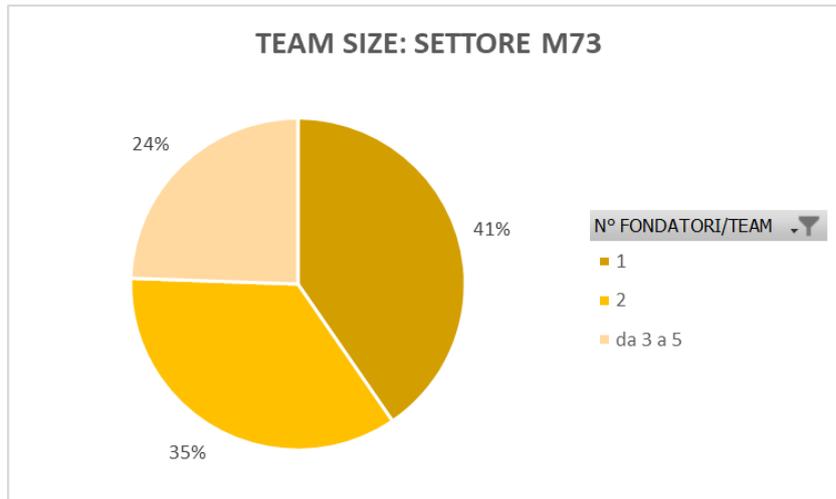


Figura 4. 6: % di startup nel settore M73 in relazione alla numerosità dei team

Anche dal punto di vista degli investimenti raccolti, startup fondate da team composti da due o più persone risultano attrarre maggiori investimenti rispetto alle startup fondate da una sola persona. Infatti, su oltre 11 miliardi di dollari di investimenti raccolti dalle startup di intelligenza artificiale, l'80% (oltre 8,7 miliardi) è stato raccolto da startup con team di due o più fondatori (fig.4.7).

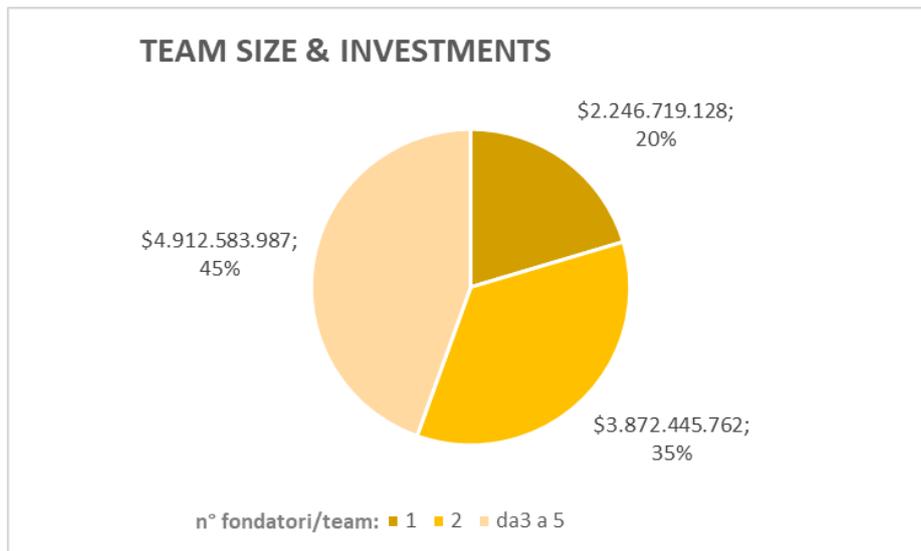


Figura 4. 7: Totale degli investimenti raccolti dalle startup di AI

Nello specifico, analizzando il totale degli investimenti raccolti dai diversi team, risulta che i team composti da due fondatori sono quelli che hanno raccolto di più rispetto a tutti quanti gli altri. Dal grafico (fig.4.8) infatti si può notare come il picco della curva degli investimenti sia in corrispondenza di due fondatori per team. Ragionando però sulla media degli investimenti (fig.4.9) vediamo come l'andamento della curva degli investimenti sia crescente con la numerosità del team di fondatori. Addirittura, le startup con un team composto da cinque fondatori risultano raccogliere in media circa tre volte più investimenti rispetto alle startup con team composti da due o tre fondatori.

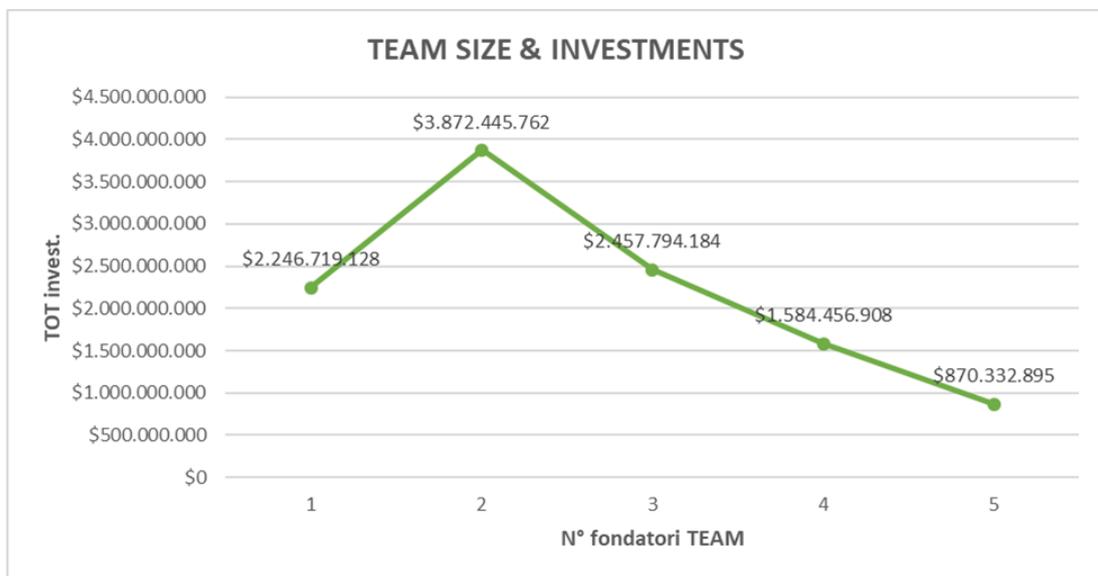


Figura 4. 8: Totale degli investimenti raccolti dalle 5 tipologie di team di numerosità diversa

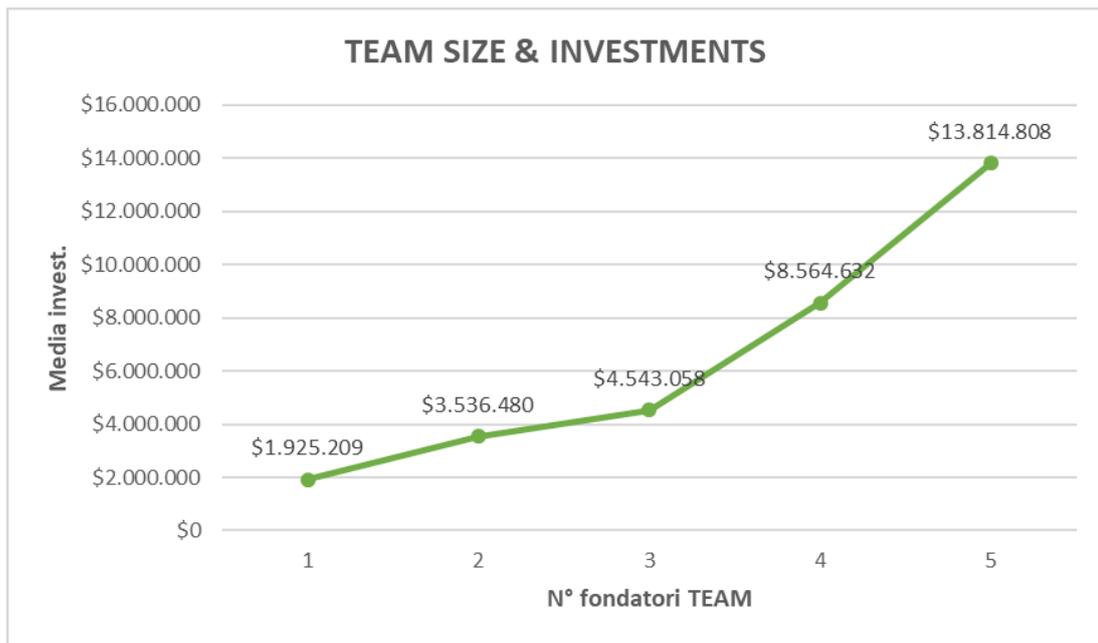


Figura 4. 9: Media degli investimenti raccolti dalle 5 tipologie di team di numerosità diversa

Procedendo con le analisi più nel dettaglio, e quindi per range di investimento (tab.4.8) è possibile notare come startup con team più numerosi abbiano più successo nella raccolta di investimenti. Infatti, team composti da tre, quattro e cinque fondatori presentano numeri di startup che non hanno ricevuto finanziamenti al di sotto della media (fig.4.10). Inoltre, questa sorta di preferenza degli investitori nell'investire in startup di intelligenza artificiale fondate da un team di persone piuttosto che da una persona sola, risulta sempre più evidente man mano che i valori dei range di investimento crescono (fig.4.11) e ciò si riflette anche nelle tipologie di round di investimento che le startup ricevono (tab.4.9).

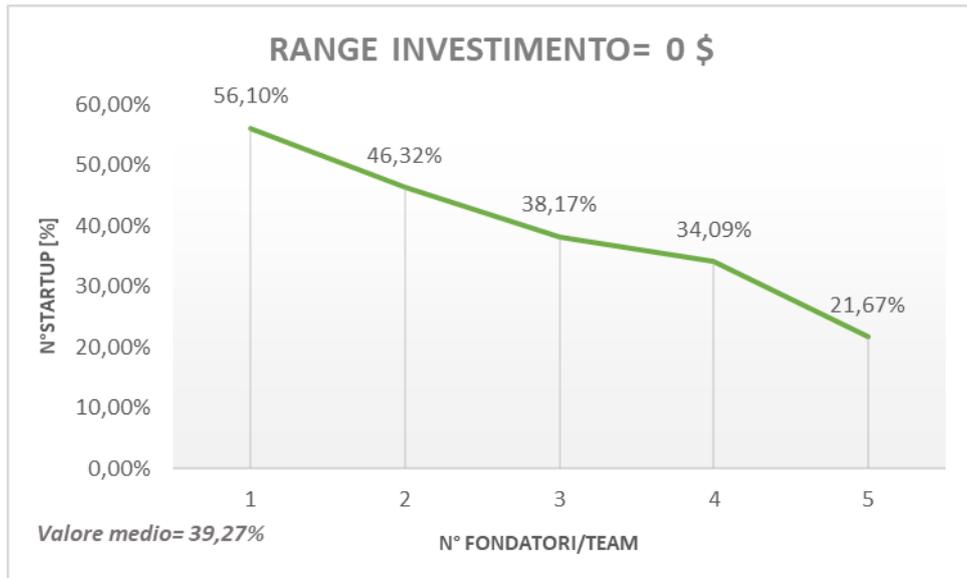


Figura 4. 10: % di startup che non ha ricevuto investimenti

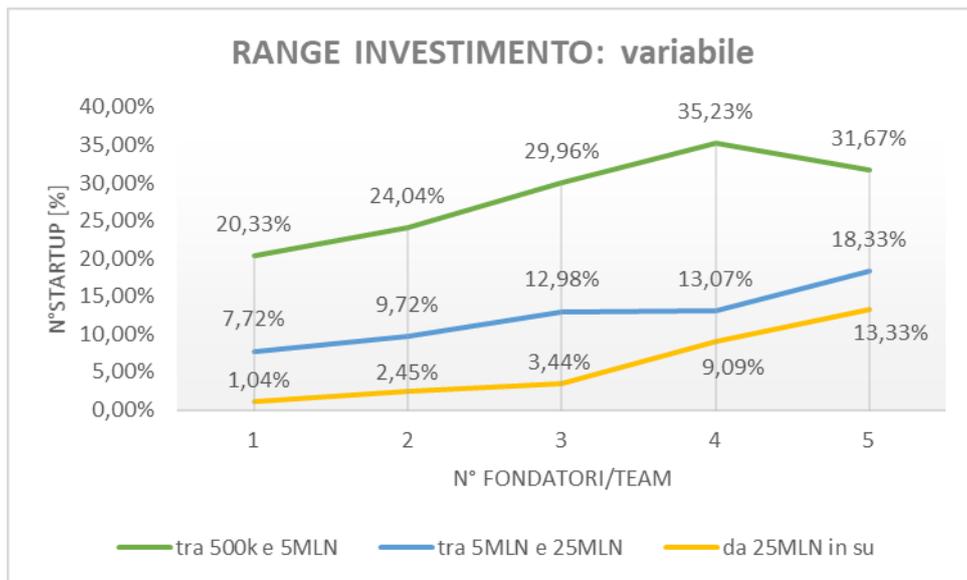


Figura 4. 11: % di startup per range di investimento

VALORE RANGE [\$]	N°FONDATORI/TEAM					MEDIA
	1	2	3	4	5	
0	56,10%	46,32%	38,17%	34,09%	21,67%	39,27%
1<x<50.000	3,02%	3,04%	1,91%	0,57%	1,67%	2,04%
50.000<x<150.000	5,74%	6,28%	5,73%	1,70%	3,33%	4,56%
150.000<x<250.000	2,29%	2,94%	2,67%	3,98%	1,67%	2,71%
250.000<x<500.000	3,75%	5,20%	5,15%	2,27%	8,33%	4,94%
500.000<x<1.000.000	5,63%	6,58%	6,68%	6,25%	5,00%	6,03%
1.000.000<x<2.000.000	6,88%	7,56%	8,40%	10,80%	16,67%	10,06%
2.000.000<x<5.000.000	7,82%	9,91%	14,89%	18,18%	10,00%	12,16%
5.000.000<x<10.000.000	4,28%	4,71%	7,44%	5,68%	10,00%	6,42%
10.000.000<x<25.000.000	3,44%	5,00%	5,53%	7,39%	8,33%	5,94%
25.000.000<x<50.000.000	0,73%	1,57%	1,53%	3,98%	6,67%	2,89%
x>50.000.000	0,31%	0,88%	1,91%	5,11%	6,67%	2,98%

Tabella 4. 8: % di startup per determinati range di investimento e numerosità del team

TIPOLOGIA ROUND	N°FONDATORI/TEAM					MEDIA
	1	2	3	4	5	
Seed	85,09%	82,70%	72,09%	66,67%	81,25%	77,56%
Round A	12,34%	10,81%	21,51%	22,67%	18,75%	17,22%
Round B	2,31%	4,86%	4,65%	8,00%	0,00%	3,97%
Round C	0,26%	1,62%	1,74%	2,67%	0,00%	1,26%

Tabella 4. 9: % di startup per determinate tipologie di investimento e numerosità del team

Dal punto di vista dell'arco temporale medio di raccolta degli investimenti da parte delle startup, come si evince dai dati in tabella (tab.4.10) non ci sono sostanziali differenze tra le diverse categorie e si può affermare che mediamente gli investimenti considerati fino ad ora nelle nostre analisi sono stati ottenuti mediamente in circa 3 anni.

	RACCOLTA INVESTIMENTI	
NUMEROSITA' TEAM	ARCO TEMP. MEDIO [anni]	
1	2,82	(2 anni e 10 mesi)
2	2,68	(2 anni e 8 mesi)
3	2,73	(2 anni e 9 mesi)
4	3,08	(3 anni e 1 mesi)
5	2,84	(2 anni e 10mesi)

Tabella 4. 10: Arco temporale medio per la raccolta degli investimenti da parte dei team

4.3.2. Tipologia di team

Partendo da un database contenente informazioni su 4266 startup europee di intelligenza artificiale, per questo tipo di analisi ne sono state considerate 2738 delle quali si conosceva l'ultima esperienza di lavoro dei fondatori. Inoltre, si è riusciti a registrare l'ultima esperienza di lavoro di 5086 fondatori: l'87,61% risulta provenire dal mondo “non accademico” (fig.4.12).

Dal grafico in figura 4.13 invece, si può notare come su 2738 team, 2259 (83%) risultano essere di tipo “non accademico” mentre solo il 5% risulta essere di tipo “accademico”. La restante parte invece risulta presentare una certa eterogeneità nelle esperienze.

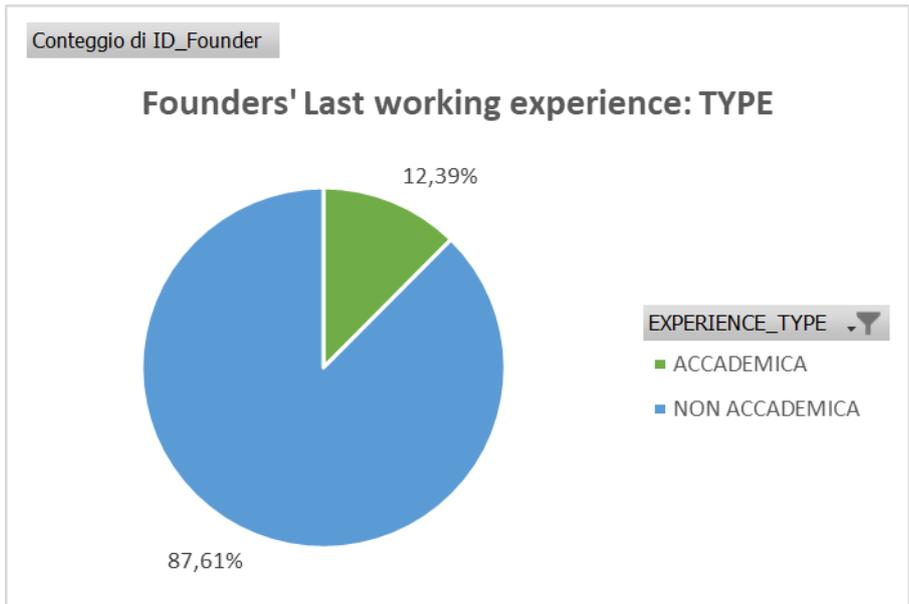


Figura 4. 12: Ultima tipologia di esperienza lavorativa avuta dai fondatori

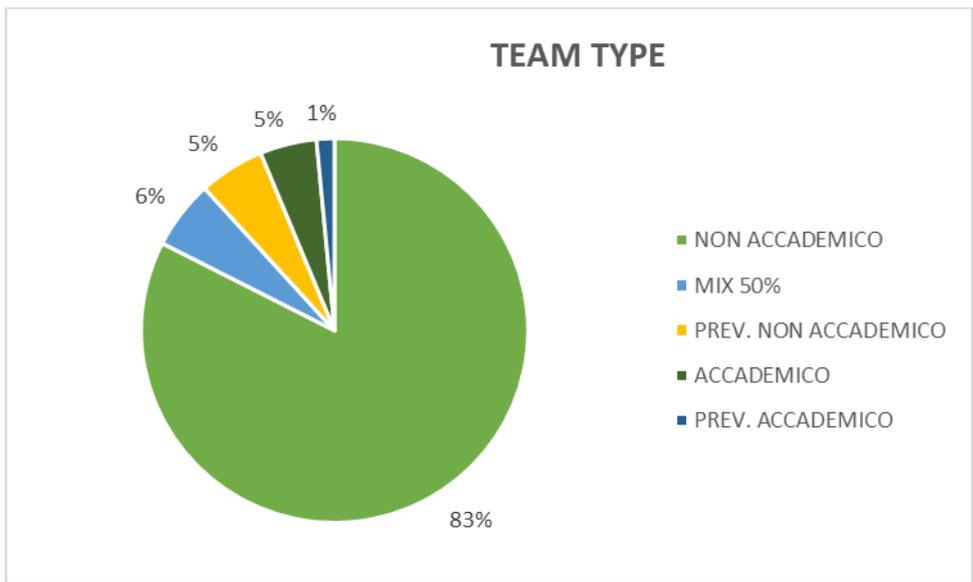


Figura 4. 13: Tipologia di team (sulla base delle esperienze avute dai fondatori della startup)

4.3.2.1. Team NON ACCADEMICI

Come visto in precedenza i team di questa tipologia rappresentano l'83% della totalità dei team individuati (2259 su 2738). Essi riescono anche ad attrarre la maggior parte degli investimenti. Non è un caso, quindi, che i maggiori investimenti dal valore rispettivamente di 635 e 519 milioni di dollari siano stati ottenuti da startup fondate da team di questa tipologia (tab.4.11)

TEAM EXP NON ACCADEMICA			
N° Fondatori	N° startup	Tot fund [\$]	Max Fund [\$]
1	870	\$ 1.980.647.909	\$ 635.313.243
2	842	\$ 3.285.977.556	\$ 519.223.148
3	394	\$ 1.449.406.151	\$ 182.136.506
4	120	\$ 1.310.525.356	\$ 292.000.000
5	33	\$ 702.598.207	\$ 230.500.000

Tabella 4. 11: Tabella informativa Team NON ACCADEMICI

Considerando i range di investimento descritti nel paragrafo 4.3 dedicato alla metodologia, in figura 4.14 possiamo vedere come oltre il 47% delle startup di questa tipologia abbia ricevuto investimenti compresi tra i 500 mila e i 5 milioni di dollari e che il 20% di queste sia compresa nella fascia che va dai 2 ai 5 milioni di dollari. Inoltre, appare interessante notare come circa il 18% del totale abbia raggiunto investimenti nella fascia 9 e 10 che vanno complessivamente dai 5 ai 25 milioni di dollari. Nel grafico non vengono considerate 1103 startup che non hanno ricevuto alcun tipo di finanziamento (range 1).

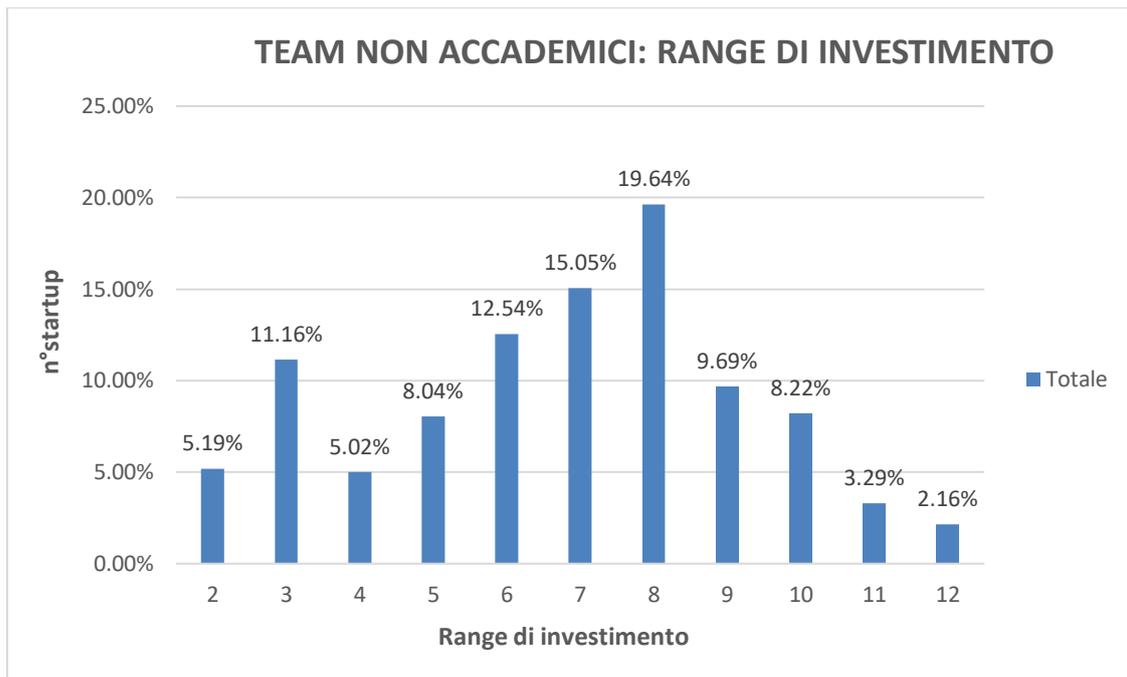


Figura 4. 14: Range di investimento Team NON ACCADEMICI

Per quanto riguarda la tipologia di investimenti ricevuti, il grafico in figura 4.15 mostra come i round di investimento di tipo Seed prevalgano in maniera abbastanza netta sulle altre tipologie prese in considerazione.

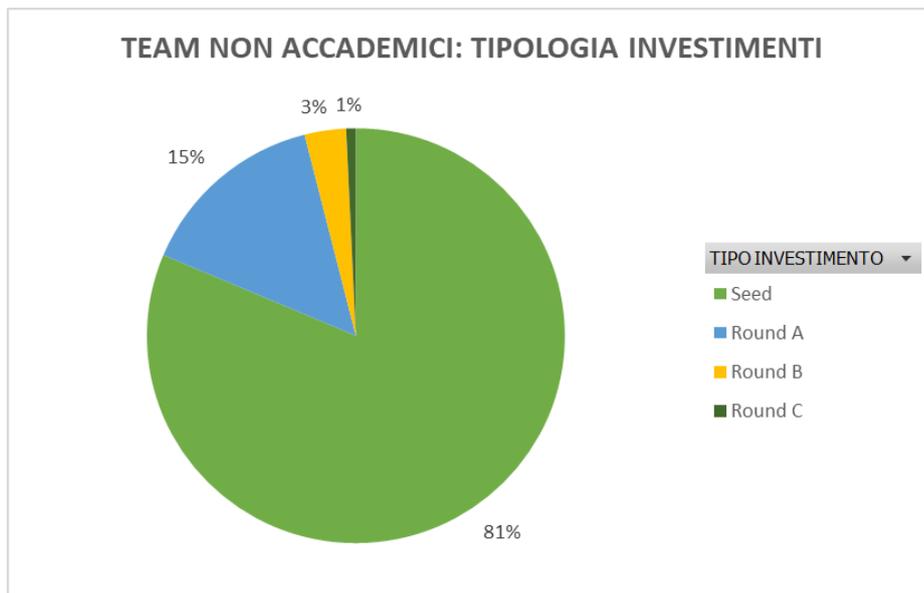


Figura 4. 15: Tipologia di investimenti ricevuti dai Team NON ACCADEMICI

Analizzando la presenza dei team non accademici nei top cinque settori NACE, dal grafico (fig.4.16) emerge che nel settore J si riscontra la più alta percentuale (61%), seguono il settore M73 (16,39%) e Q86 (12,33%).

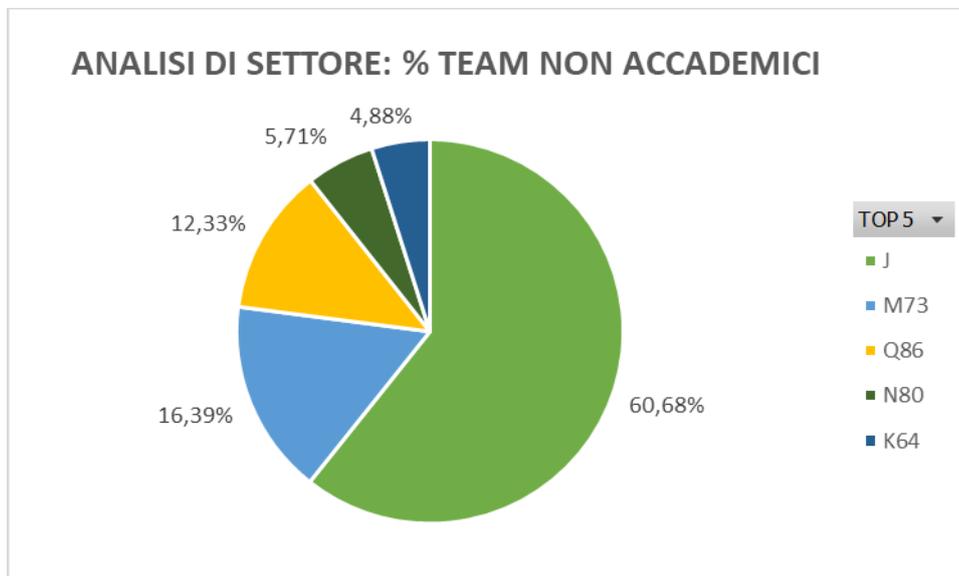


Figura 4. 16: % Team NON ACCADEMICI all'interno dei top 5 settori NACE2

4.3.2.2. Team ACCADEMICI

Questa tipologia di team caratterizza solo il 5% delle startup analizzate, ciò può essere indice della difficoltà di creare un'impresa per le persone che provengono dal mondo universitario a causa del loro imprinting, spesso focalizzato più sulla ricerca e lo sviluppo di nuove tecnologie che sui reali bisogni del mercato. Dalla tabella 4.12 vediamo il totale degli investimenti ricevuti da questa tipologia di startup è di circa 403 milioni di dollari, con un investimento massimo ricevuto di quasi 61,5 milioni.

TEAM EXP ACCADEMICA				
N° Fondatori	N° startup	Tot fund [\$]	Max Fund [\$]	
1	89	\$ 266.071.219	\$ 61.496.821	
2	34	\$ 124.111.631	\$ 32.840.768	
3	3	\$ 81.868	\$ 81.868	
4	3	\$ 4.874.784	\$ 3.705.407	
5	1	\$ 7.945.711	\$ 7.945.711	

Tabella 4. 12: Tabella informativa Team ACCADEMICI

Per quanto riguarda i range di investimento nel quale troviamo maggiormente le startup accademiche, il grafico (fig.4.17) mostra che circa il 63,6% delle startup si dividono quasi con le stesse percentuali tra i range 3, 7, 8, 10 non mostrando alcuna tendenza particolare per quanto riguarda il valore degli investimenti.

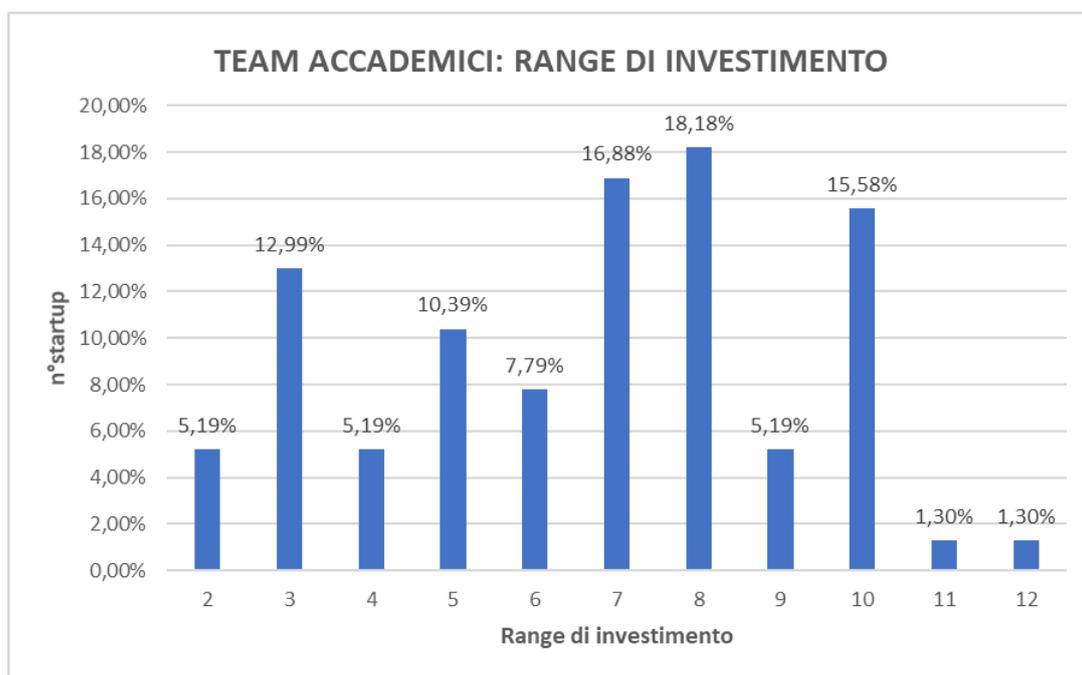


Figura 4. 17: Range di investimento Team ACCADEMICI

Considerando la tipologia di investimento più frequente, anche in questo caso la categoria di round “Seed” risulta prevalere sulle altre con oltre il 77% degli investimenti (fig.4.18).

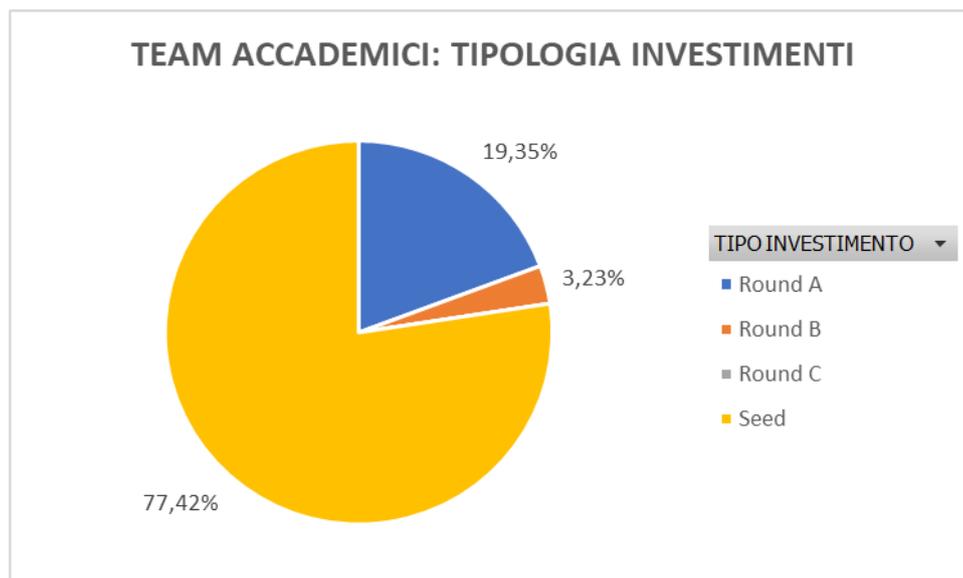


Figura 4. 18: Tipologia di investimenti ricevuti dai Team ACCADEMICI

Infine, andando ad analizzare il settore di fondazione, vediamo (fig.4.19) che a prevalere è sempre il settore J. Interessante però è il numero di startup di questo tipo fondate nel settore Q86, che si riferisce al campo della salute e del benessere della persona, che risulta essere al secondo posto tra i cinque settori considerati.

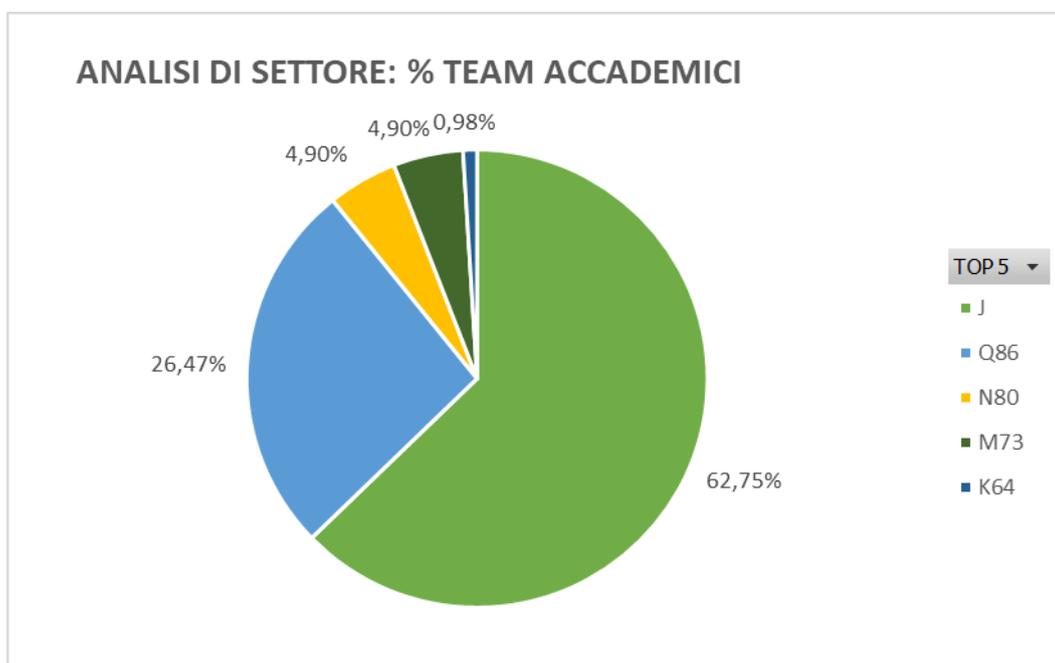


Figura 4. 19: % Team ACCADEMICI nei top 5 settori NACE2

4.3.2.3. Team PREVALENTEMENTE ACCADEMICI

Molto interessante è la categoria di startup composta prevalentemente da accademici (tab.4.13) che nonostante rappresenti solo l'1% delle startup analizzate, riesce a raccogliere, in aggregato, oltre 618 milioni di dollari e un investimento massimo raccolto da una sola startup di 346 milioni.

TEAM EXP PREVALENTEMENTE ACCADEMICA			
N° Fondatori	N° startup	Tot fund [\$]	Max Fund [\$]
3	30	\$ 604.689.213	\$ 346.486.132
4	4	\$ 5.305.332	\$ 5.305.332
5	7	\$ 8.547.939	\$ 5.000.000

Tabella 4. 13: Tabella informativa Team PREVALENTEMENTE ACCADEMICI

Analizzando i range di investimento (fig.4.20) emerge che oltre il 60% delle startup si trova tra il range 8 e il 12, ciò può significare una maggiore facilità per questa tipologia di startup a raccogliere investimenti di alto valore economico.

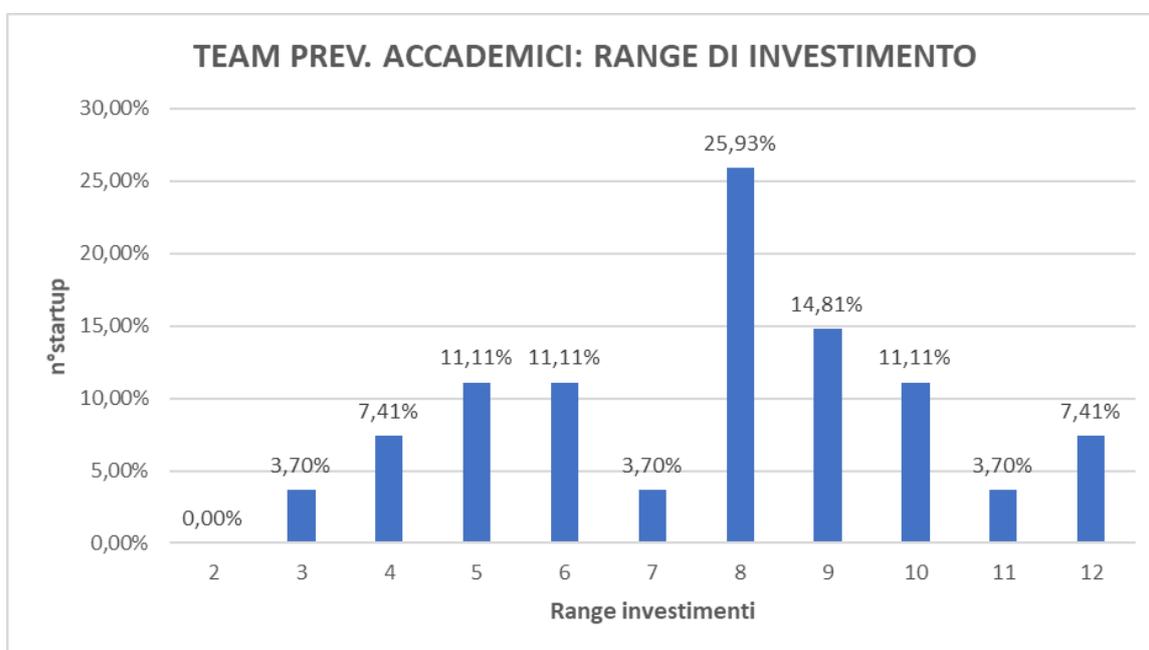


Figura 4. 20: Range di investimento Team PREVALENTEMENTE ACCADEMICI

Per quanto riguarda la tipologia di investimenti, il round “Seed” si conferma, anche in questo caso, essere il più frequente (fig.4.22).

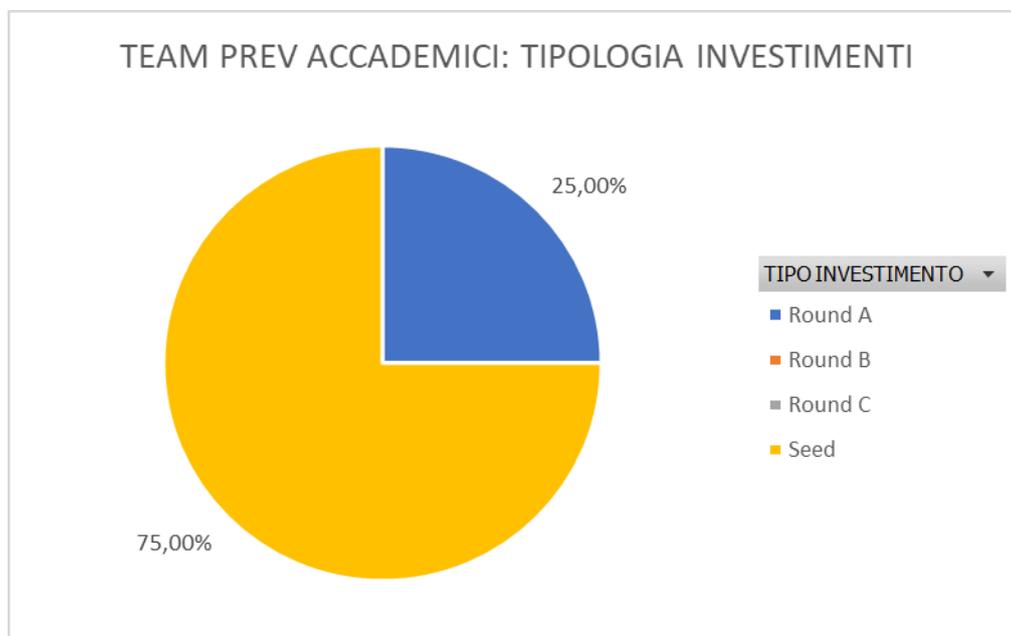


Figura 4. 21: Tipologia di investimenti ricevuti dai Team PREVALENTEMENTE ACCADEMICI

Dalla figura 4.22 vediamo come in questo caso la presenza di questa tipologia di startup sia distribuita in maniera più uniforme. Nonostante il settore J risulti sempre al primo posto tra i cinque, il settore Q86 riesce a raggiungere oltre il 31% delle presenze.

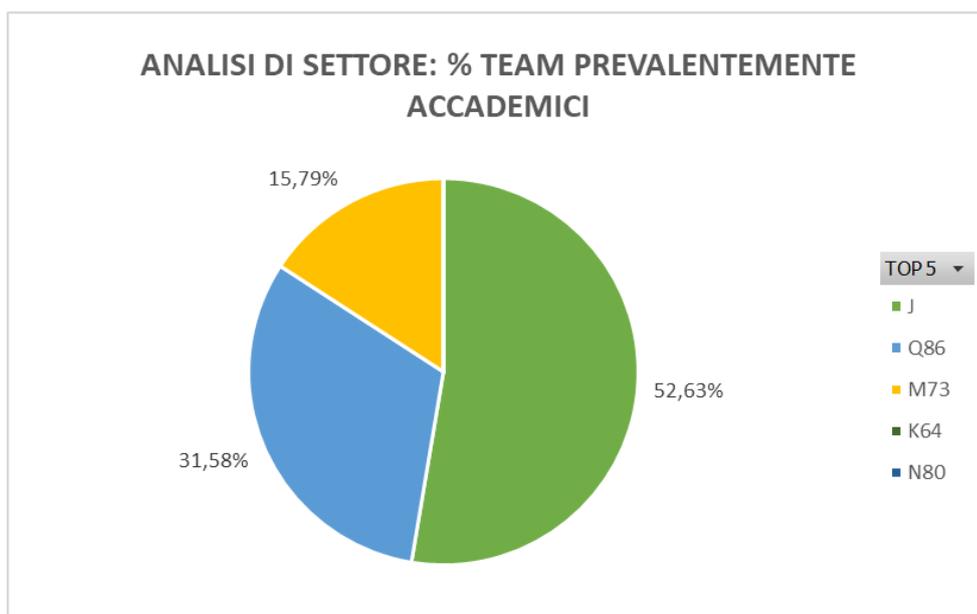


Figura 4. 22: % Team PREVALENTEMENTE ACCADEMICI nei top 5 settori NACE2

4.3.2.4. Team PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI

Per quanto riguarda gli investimenti ricevuti dalle startup fondate da team prevalentemente non accademici, dalla tabella 4.14 possiamo osservare che in aggregato gli investimenti raccolti superano i 776 milioni di dollari a fronte di 150 startup (5%) di questa categoria.

TEAM EXP PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICA			
N° Fondatori	N° startup	Tot fund [\$]	Max Fund [\$]
3	97	\$ 403.616.952	\$ 99.989.272
4	34	\$ 221.212.739	\$ 67.909.854
5	19	\$ 151.241.038	\$ 94.809.539

Tabella 4. 14: Tabella informativa Team PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI

Considerando i range di investimento, dal grafico in figura 4.23 si nota che oltre il 60% delle startup è compreso tra i range 7 e 10, ossia tra i 2 e i 25 milioni di dollari raccolti.

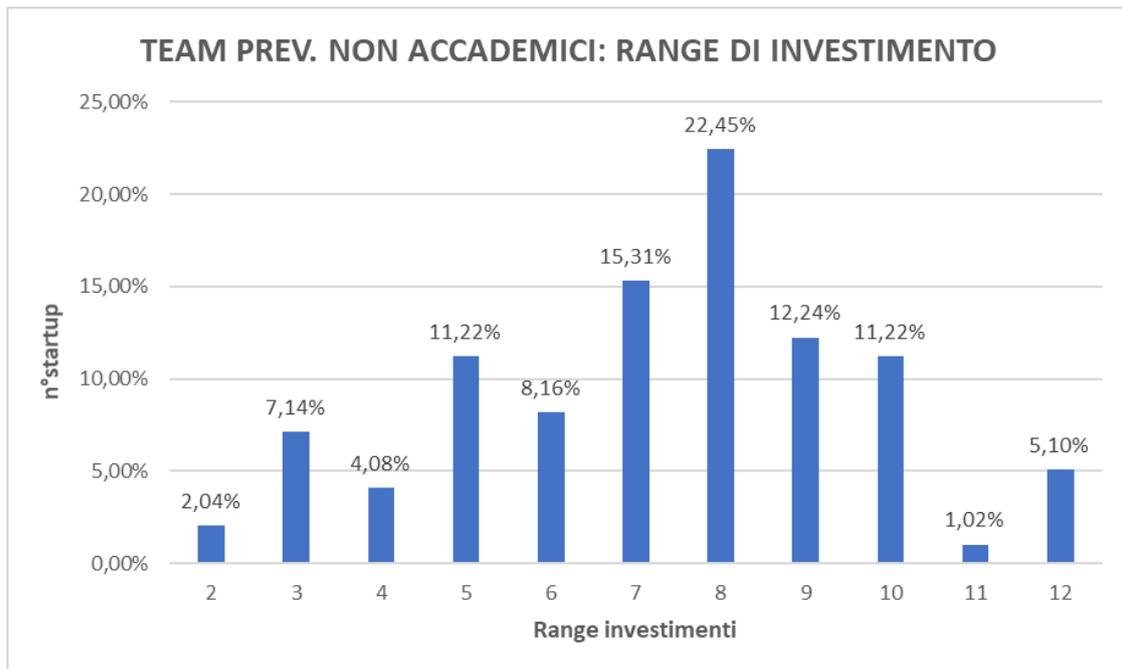


Figura 4. 23: Range investimento Team PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI

Prendendo in considerazione la tipologia di investimento ricevuti, si nota oltre alla solita prevalenza dei round “Seed” anche la presenza dei round di investimento di tipo B (fig.4.24).

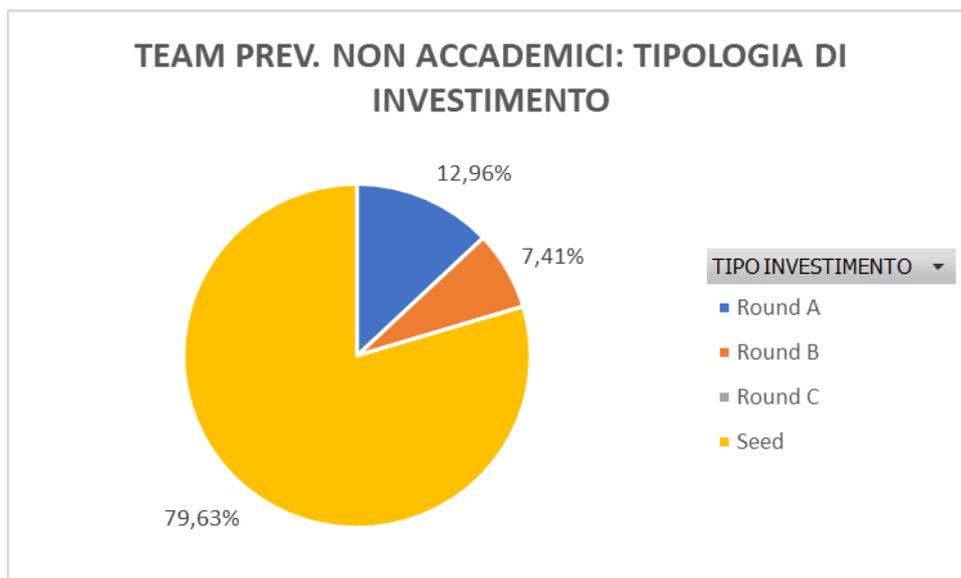


Figura 4. 24: Tipologia di investimenti ricevuti dai Team PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI

Per quanto riguarda i settori di fondazione da parte di questa categoria di team, anche se il settore J risulta sempre al primo posto, la percentuale di presenza scende al 40% circa mentre il settore Q86 risulta sempre al secondo posto con oltre il 30% (fig.4.25).

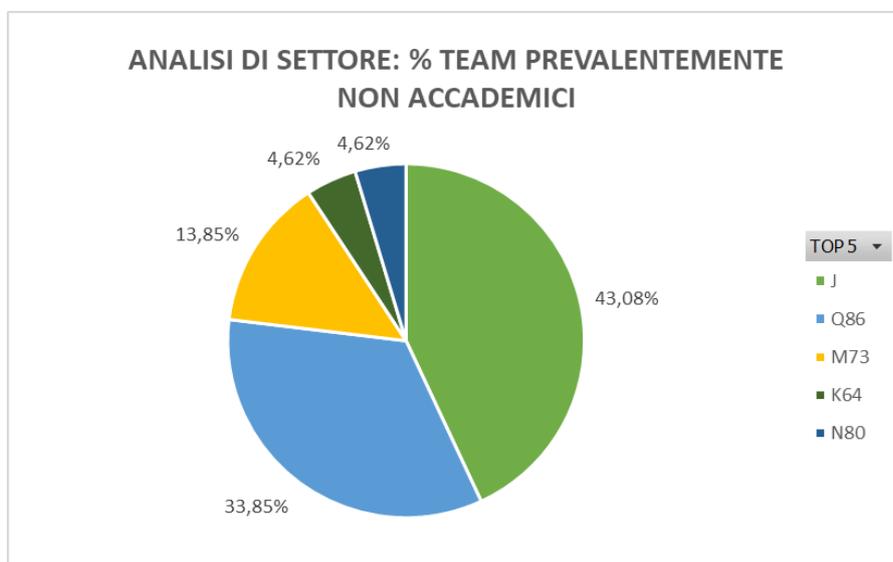


Figura 4. 25: % Team PREVALENTEMENTE NON ACCADEMICI nei top 5 settori NACE2

4.3.2.5. Team con MIX al 50%

Per analizzare i team con lo stesso numero di fondatori di entrambe le tipologie sono stati presi in considerazione ovviamente solo i team composti da due o quattro fondatori (tab.4.15). Di questa tipologia risultano essere 158 startup, quasi il 6% del campione analizzato, che insieme hanno raccolto oltre 500 milioni di dollari.

TEAM EXP MIX 50%			
N° Fondatori	N° startup	Tot fund [\$]	Max Fund [\$]
2	143	\$ 462.356.575	\$ 59.382.862
4	15	\$ 42.538.697	\$ 24.000.000

Tabella 4. 15: Tabella informativa Team MIX 50%

Esaminando la presenza delle startup di questo tipo nei vari range di investimento, vediamo dal grafico (fig.4.26) come, escludendo il range 8 (che va dai 2 ai 5 milioni di dollari) che accoglie quasi il 23% delle startup, le altre siano distribuite in maniera abbastanza uniforme nei diversi range.

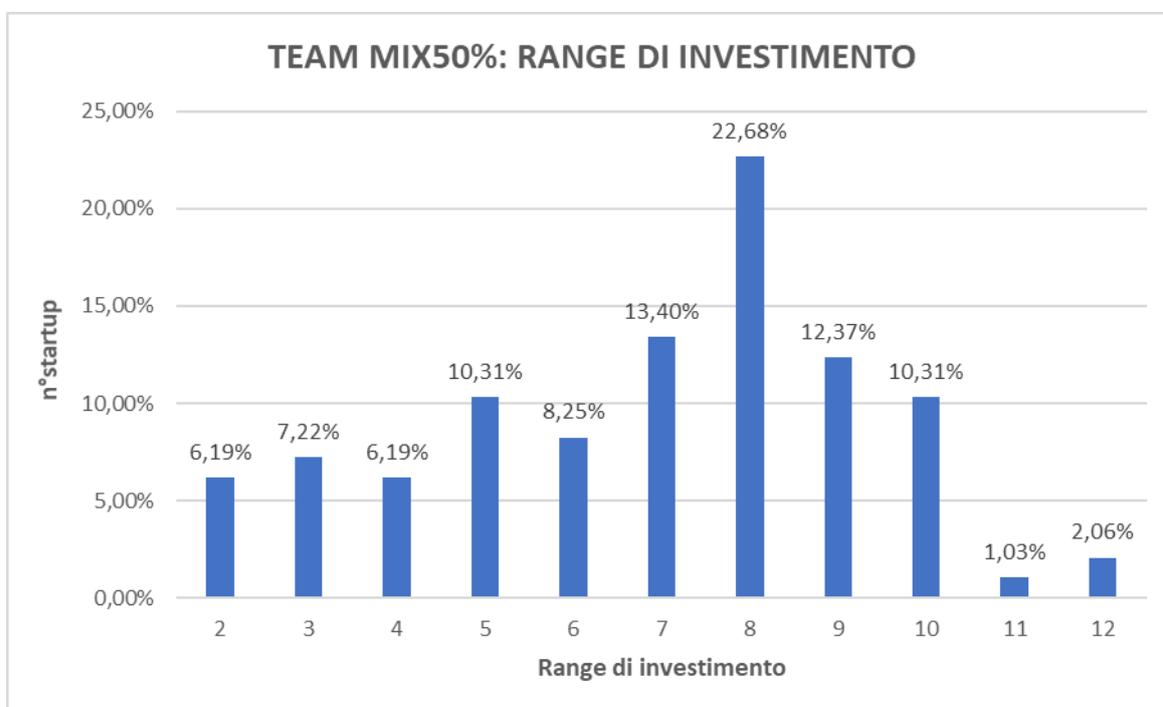


Figura 4. 26: Range di investimento Team MIX 50%

Anche in questo caso abbiamo una netta prevalenza dei round “Seed” (fig.4.27) e contemporaneamente la presenza dei round B, anche se in percentuale molto bassa.

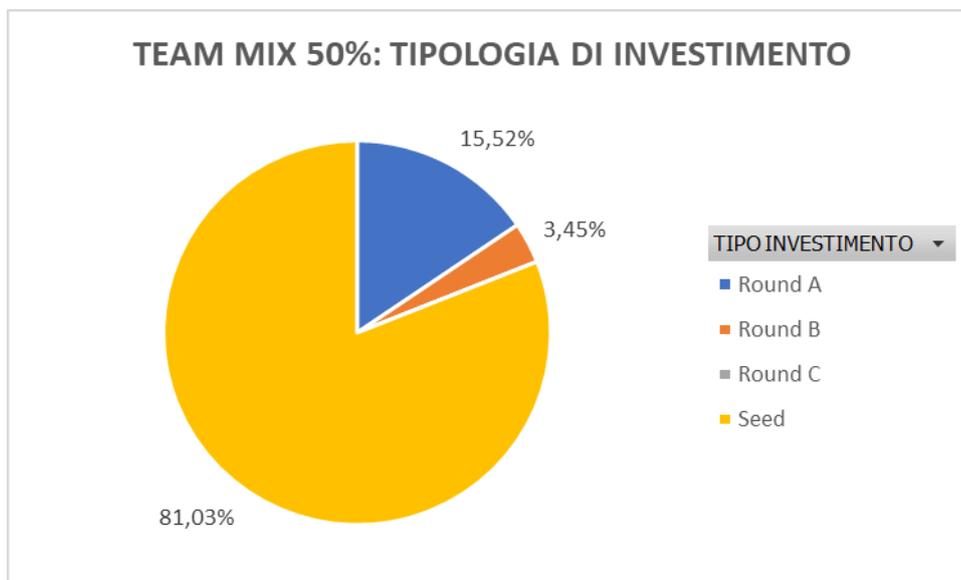


Figura 4. 27: Tipologia di investimenti ricevuti dai Team MIX 50%

Infine, dal grafico (fig.4.28) vediamo di nuovo come oltre il 60% delle startup della categoria siano fondate nel settore J, mentre la restante parte si divide tra gli altri 4 settori con la categoria Q86 che si conferma, per distacco, al secondo posto tra le top cinque.

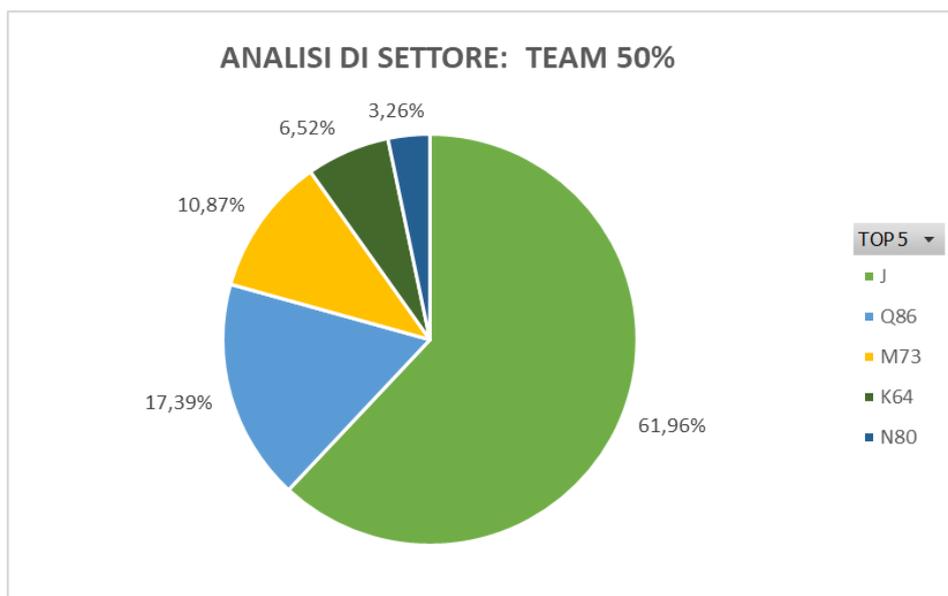


Figura 4. 28: % Team MIX 50% nei top 5 settori NACE2

4.3.3. Confronto tra tipologie di Team

Considerando gli investimenti raccolti in aggregato (fig.4.29), è facile notare come su oltre 11 miliardi di dollari di investimenti, il 79% sia raccolto da startup con team provenienti dal mondo non accademico. Considerando invece la media degli investimenti raccolti dalle diverse tipologie di startup (fig.4.30), è molto interessante osservare che startup con un mix di esperienze prevalentemente di tipo accademico, riescano ad ottenere mediamente sul mercato finanziario circa il 500% in più rispetto a quelle startup classificate come “non accademiche” e circa il 300% in più rispetto a quelle classificate come “prevalentemente non accademiche”.



Figura 4. 29: Totale degli investimenti raccolti dalle diverse tipologie di team

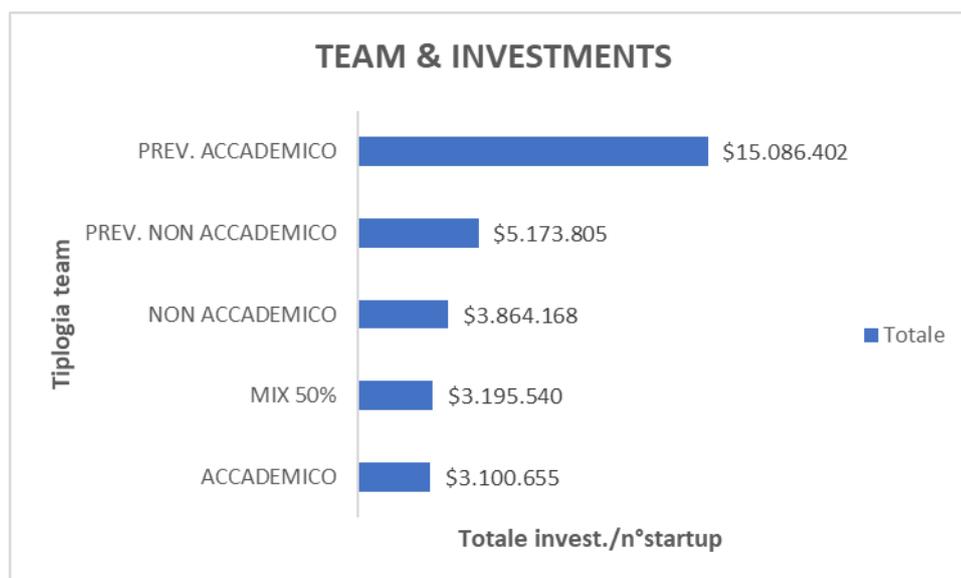


Figura 4. 30: Media degli investimenti raccolti dalle diverse tipologie di team

Effettuando un confronto più dettagliato tra le diverse tipologie di startup e il valore degli investimenti che riescono ad ottenere, con l'aiuto della tabella 4.16, che mostra la percentuale del numero di startup che hanno ricevuto un investimento di un determinato valore, si può osservare che:

- Le startup di intelligenza artificiale che risultano avere un team composto da fondatori con esperienze di lavoro eterogenee hanno maggiori probabilità di ricevere finanziamenti. Infatti, considerando il valore medio del numero di startup che non hanno ricevuto investimenti, startup con un team di tipo prevalentemente accademico, prevalentemente non accademico e con un mix al 50% presentano valori al di sotto della media (fig.4.31).

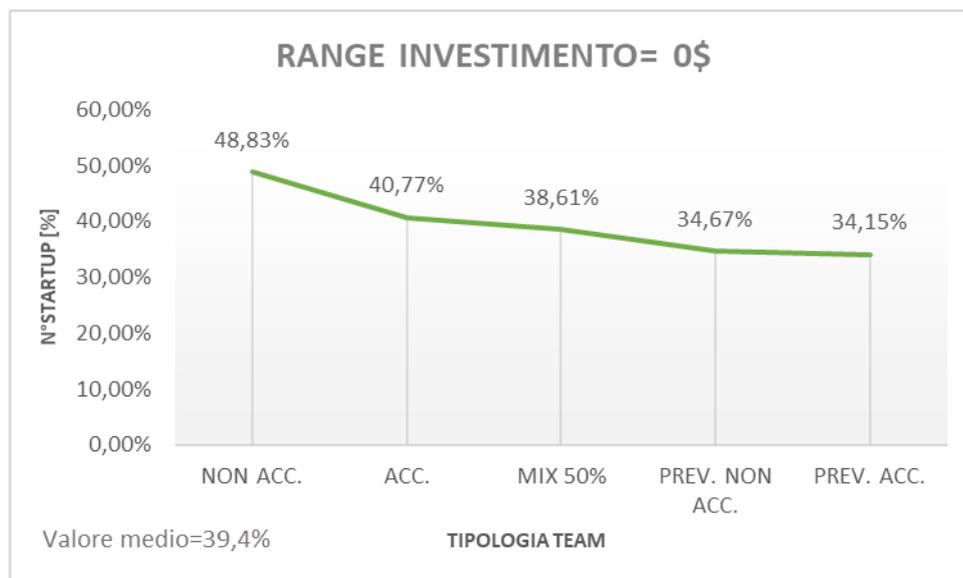


Figura 4. 31: Numero di startup [%] che non hanno ricevuto investimenti

- Considerando il valore degli investimenti, inoltre, sembra che man mano che il valore dei finanziamenti aumenta i team con esperienze eterogenee vengono preferiti. Infatti, osservando le percentuali in tabella, si può notare che per fasce di investimento comprese tra i 25 e i 50 milioni di dollari e oltre, solo startup con team prevalentemente accademici e non accademici risultano avere un numero di startup, in percentuale, ben al di sopra della media. Ciò non appare in maniera marcata per fasce di investimento inferiori (fig.4.32).

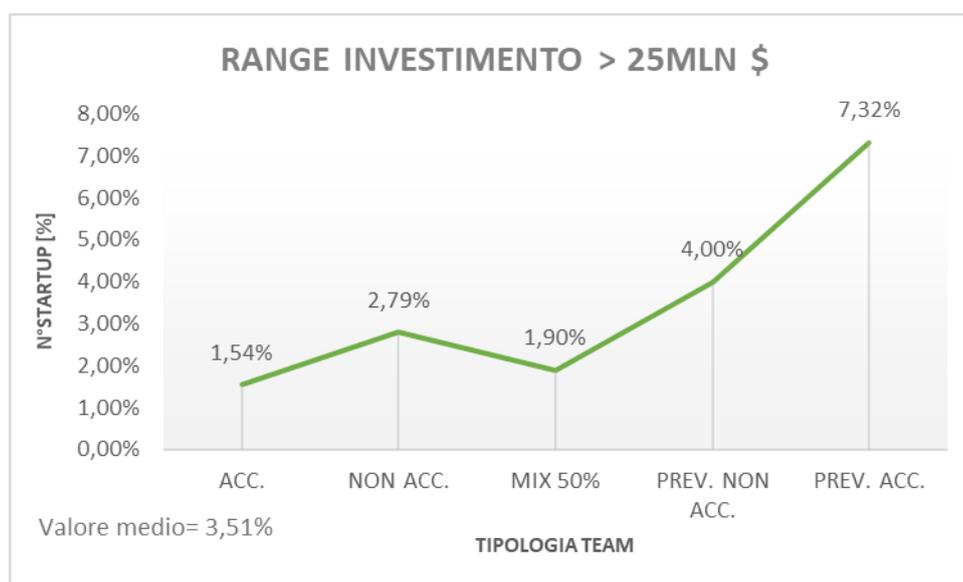


Figura 4. 32: Numero di startup [%] che ha ricevuto investimento di valore superiore ai 25 Mln\$

RANGE INVESTIMENTO	TIPOLOGIA STARTUP					VALORE MEDIO
	NON ACCADEMICHE	ACCADEMICHE	PREV. ACCADEMICHE	PREV. NON ACCADEMICHE	MIX 50%	
0	48,83%	40,77%	34,15%	34,67%	38,61%	39,40%
1<x<50.000	2,66%	3,08%	0,00%	1,33%	3,80%	2,17%
50.000<x<150.000	5,71%	7,69%	2,44%	4,67%	4,43%	4,99%
150.000<x<250.000	2,57%	3,08%	4,88%	2,67%	3,80%	3,40%
250.000<x<500.000	4,12%	6,15%	7,32%	7,33%	6,33%	6,25%
500.000<x<1.000.000	6,42%	4,62%	7,32%	5,33%	5,06%	5,75%
1.000.000<x<2.000.000	7,70%	10,00%	2,44%	10,00%	8,23%	7,67%
2.000.000<x<5.000.000	10,05%	10,77%	17,07%	14,67%	13,92%	13,30%
5.000.000<x<10.000.000	4,96%	3,08%	9,76%	8,00%	7,59%	6,68%
10.000.000<x<25.000.000	4,21%	9,23%	7,32%	7,33%	6,33%	6,88%
25.000.000<x<50.000.000	1,68%	0,77%	2,44%	0,67%	0,63%	1,24%
x>50.000.000	1,11%	0,77%	4,88%	3,33%	1,27%	2,27%

Tabella 4. 16: Numero di startup [%] che hanno ricevuto determinati range di investimento

Inoltre, considerando l'arco temporale medio di raccolta degli investimenti considerati, dalla tabella 4.17 emerge che i team in cui spicca la maggior presenza di fondatori accademici impiegano mediamente più tempo nella raccolta degli investimenti. Infatti, considerando un tempo medio di tre anni vediamo come i team con esperienze non accademiche impieghino, in generale, un minor tempo per la raccolta degli investimenti.

TIPOLOGIA TEAM	RACCOLTA INVESTIMENTI	
	ARCO TEMP. MEDIO [anni]	
NON ACC	2,75	(2 anni e 9 mesi)
ACC	3,43	(3 anni e 5 mesi)
PREV. ACC	3,16	(3 anni e 2 mesi)
PREV. NON ACC	2,50	(2 anni e 6 mesi)
MIX 50%	2,65	(2 anni e 8 mesi)

Tabella 4. 17: Arco temporale medio per la raccolta degli investimenti

In merito alla tipologia di round di investimento, con l'aiuto della tabella 4.18, anche se appare evidente come in generale la tipologia di round "Seed" sia la più frequente, emerge che le startup con un certo mix di esperienze risultano avere, in percentuale, un numero di round di investimento di tipo A e B sopra la media.

TIPOLOGIA STARTUP						
ROUND TYPE	NON ACCADEM	ACCADEMICHE	PREV. ACCADEMICHE	PREV. NON ACCADEM	MIX 50%	VALORE MEDIO
Seed	81,36%	77,42%	75,00%	79,63%	78,57%	78,40%
Round A	14,69%	19,35%	25,00%	12,96%	15,71%	17,54%
Round B	3,21%	3,23%	0,00%	7,41%	5,71%	3,91%
Round C	0,74%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,15%

Tabella 4. 18: Numero di startup [%] che hanno ricevuto determinate tipologie di investimento

Confrontando, infine, le percentuali delle diverse tipologie di team nei diversi settori (fig.4.33) emerge che: su 1486 startup fondate nei primi 5 settori scelti per il valore totale degli investimenti raccolti, 892 (60%) sono state fondate nel settore J, 225 e 220 (30% insieme) startup rispettivamente nei settori M73 e Q86, la restante parte invece tra i due settori rimanenti. Interessanti sono le percentuali di presenza dei team eterogenei nel settore del benessere e della salute (Q86), dove superano il 30%. Ciò potrebbe dipendere dal fatto che le competenze e le conoscenze più tecniche fornite da un'esperienza accademica continuo maggiormente rispetto alle altre per lo sviluppo di nuove tecnologie.

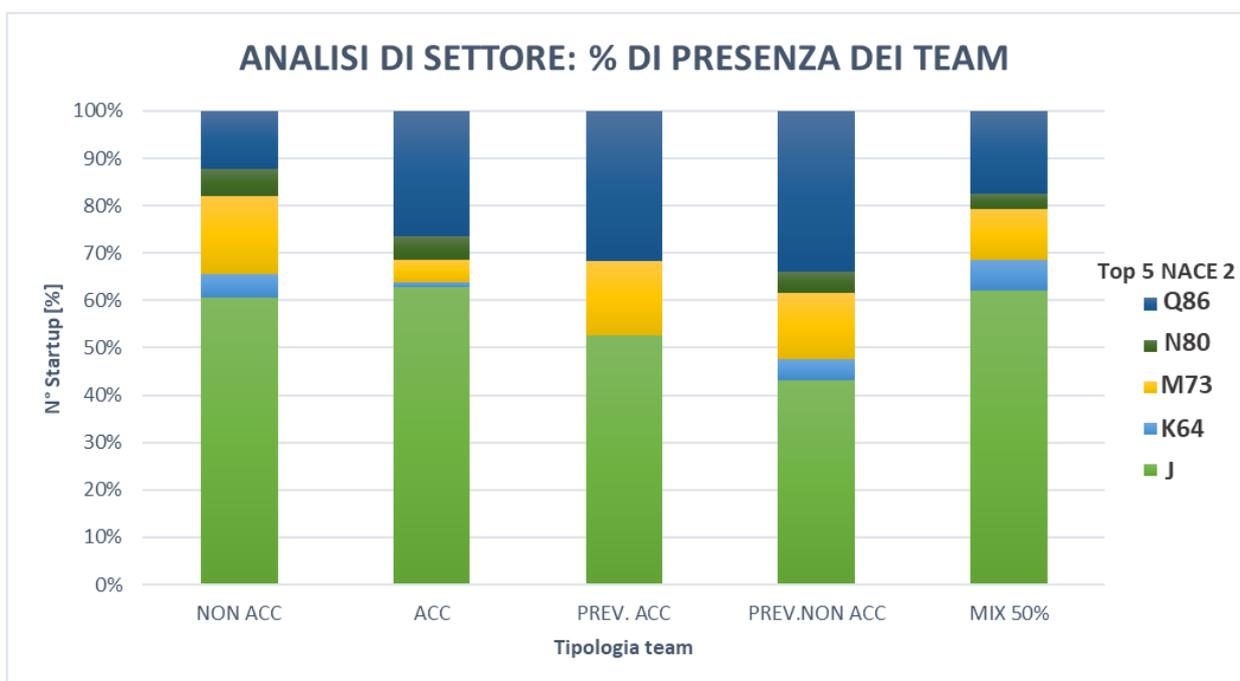


Figura 4. 33: Numero [%] di startup fondate dalle diverse tipologie di team nei top 5 settori NACE2

4.3.4. Focus: Creator vs Adopter

È stata, inoltre, svolta un'analisi specifica riguardante la composizione dei team di fondazione delle startup di intelligenza artificiale in relazione al loro status (vedi paragrafo 2.1). Partendo da un campione di 2738 startup ritenuto significativo per le analisi da svolgere, 1603 sono risultate “creator” di AI mentre 1124 “adopter” di AI (la restante parte è risultata non classificata). Analizzando le tipologie di team all'interno delle due categorie (fig.4.34; fig.4.35), quella definita come “non accademica” risulta essere la più presente con l'86,57% e il 79,6% rispettivamente nelle categorie “adopter” e “creator”. Per quanto riguarda le restanti tipologie è possibile notare (nonostante le percentuali siano abbastanza basse) una maggiore presenza di team accademici, o più in generale eterogenei, per quanto riguarda le startup che creano intelligenza artificiale.

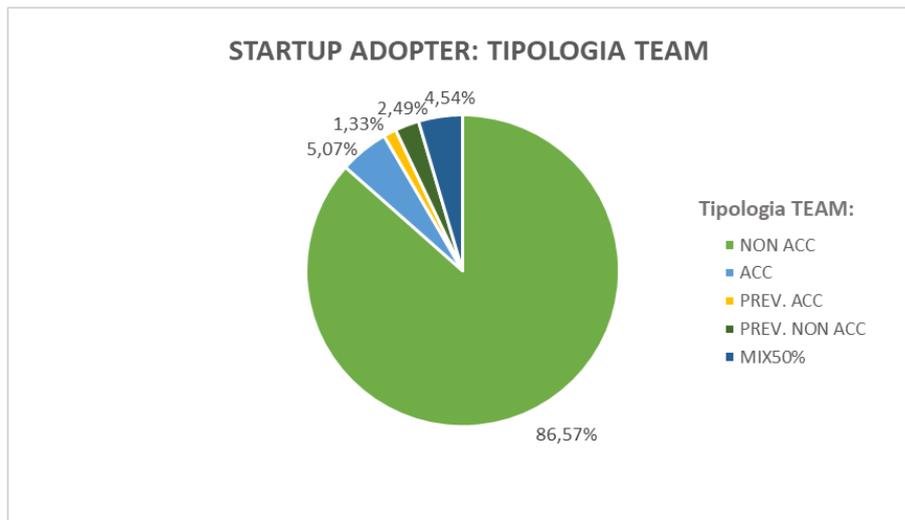


Figura 4. 34: Tipologia dei team di fondazione delle startup ADOPTER di AI

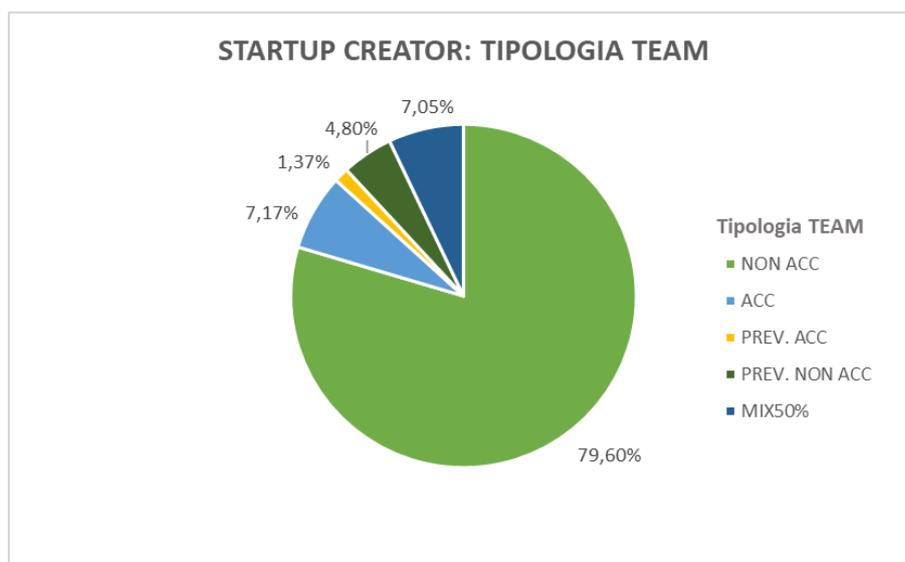


Figura 4. 35: Tipologia dei team di fondazione delle startup CREATOR di AI

Al fine di effettuare un confronto più dettagliato tra le diverse tipologie di startup e il valore degli investimenti che riescono ad ottenere, sono state svolte delle analisi per entrambe le categorie.

Per quanto riguarda la categoria di startup “creator di AI”, con l’aiuto della tabella 4.19, che mostra la percentuale del numero di startup che hanno ricevuto un investimento di un determinato valore, si può osservare che:

- le startup che creano intelligenza artificiale e che risultano avere un team composto da fondatori con esperienze di lavoro eterogenee hanno maggiori probabilità di ricevere finanziamenti. Infatti, considerando il valore medio del numero di startup che non hanno ricevuto investimenti, startup con un team di tipo prevalentemente accademico, prevalentemente non accademico presentano valori al di sotto della media (fig.4.36);

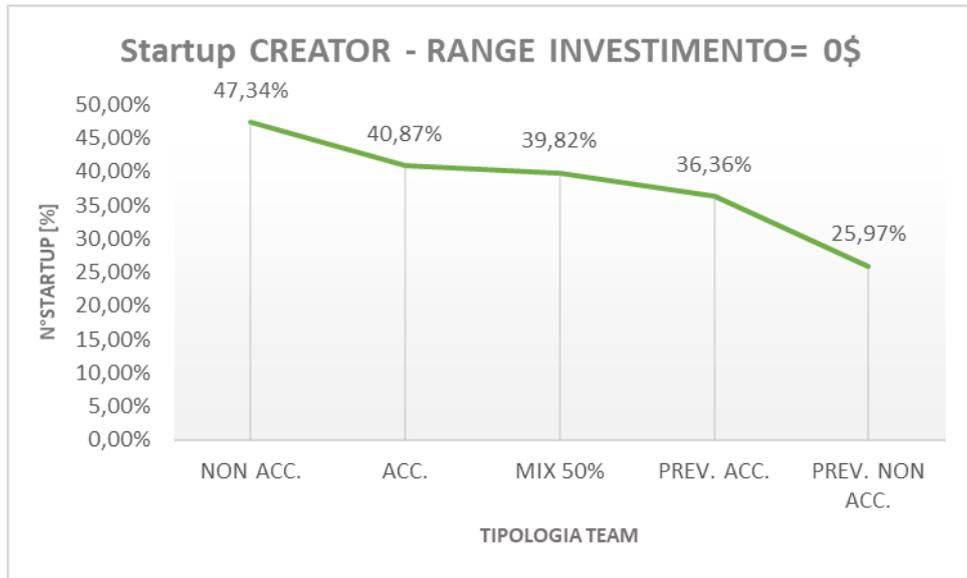


Figura 4. 36: % di startup CREATOR che non ha ricevuto investimenti

- considerando il valore degli investimenti, inoltre, sembra che man mano che il valore dei finanziamenti aumenta i team con esperienze eterogenee, anche in questo caso, vengono preferiti. Infatti, si può notare che per fasce di investimento comprese tra i 25 e i 50 milioni di dollari e oltre, solo startup con team prevalentemente accademici e non accademici risultano avere un numero di startup, in percentuale, ben al di sopra della media (fig.4.37).

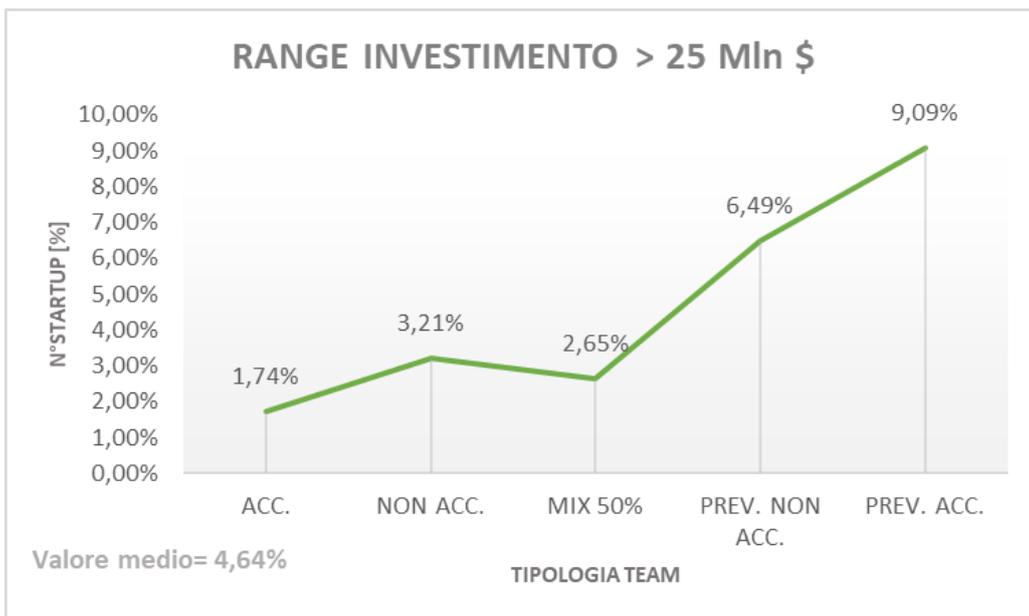


Figura 4. 37: % di startup che hanno ricevuto investimento di valore superiore ai 25Mln \$

STARTUP CREATOR						
VALORE RANGE [\$]	NON ACC	ACC	PREV. ACC	PREV. NON ACC	MIX50%	MEDIA
0	47,34%	40,87%	36,36%	25,97%	39,82%	38,07%
1<x<50.000	2,19%	2,61%	0,00%	0,00%	3,54%	1,67%
50.000<x<150.000	6,50%	4,35%	0,00%	1,30%	2,65%	2,96%
150.000<x<250.000	2,59%	1,74%	4,55%	2,60%	6,19%	3,53%
250.000<x<500.000	3,13%	6,96%	9,09%	9,09%	7,96%	7,25%
500.000<x<1.000.000	6,50%	4,35%	4,55%	5,19%	4,42%	5,00%
1.000.000<x<2.000.000	8,39%	9,57%	4,55%	14,29%	7,96%	8,95%
2.000.000<x<5.000.000	9,80%	14,78%	22,73%	16,88%	12,39%	15,32%
5.000.000<x<10.000.000	4,70%	3,48%	9,09%	9,09%	6,19%	6,51%
10.000.000<x<25.000.000	5,64%	9,57%	0,00%	9,09%	6,19%	6,10%
25.000.000<x<50.000.000	1,88%	0,87%	4,55%	1,30%	0,88%	1,90%
x>50.000.000	1,33%	0,87%	4,55%	5,19%	1,77%	2,74%

Tabella 4. 19: Numero [%] di startup CREATOR di AI che ha ricevuto un determinato range di investimento

Analizzando l'arco temporale medio per la raccolta degli investimenti da parte delle startup creator di AI (tab.4.20), si nota che startup con team accademici impiegano mediamente maggior tempo per attrarre investimenti rispetto alle altre tipologie di team.

TIPOLOGIA TEAM	RACCOLTA INVESTIMENTI (CREATOR)	
	ARCO TEMP. MEDIO [anni]	
NON ACC	2,84	(2 anni e 10 mesi)
ACC	3,54	(3 anni e 7 mesi)
PREV. ACC	2,85	(2 anni e 10 mesi)
PREV. NON ACC	2,56	(2 anni e 7 mesi)
MIX 50%	2,57	(2 anni e 7 mesi)

Tabella 4. 20: Arco temporale medio per la raccolta degli investimenti delle startup CREATOR di AI

Confrontando, infine, le percentuali delle diverse tipologie di team nei diversi settori (fig.4.38) emerge che: su 917 startup “creator” di intelligenza artificiale fondate nei primi 5 settori scelti per il valore totale degli investimenti raccolti, 523 (57%) sono state fondate nel settore J, 134 e 140 (circa 30% insieme) startup rispettivamente nei settori M73 e Q86, la restante parte invece tra i due settori rimanenti. Interessanti sono le percentuali di presenza dei team eterogenei nel settore del benessere e della salute (Q86), dove i team prevalentemente accademici arrivano addirittura al 50%.

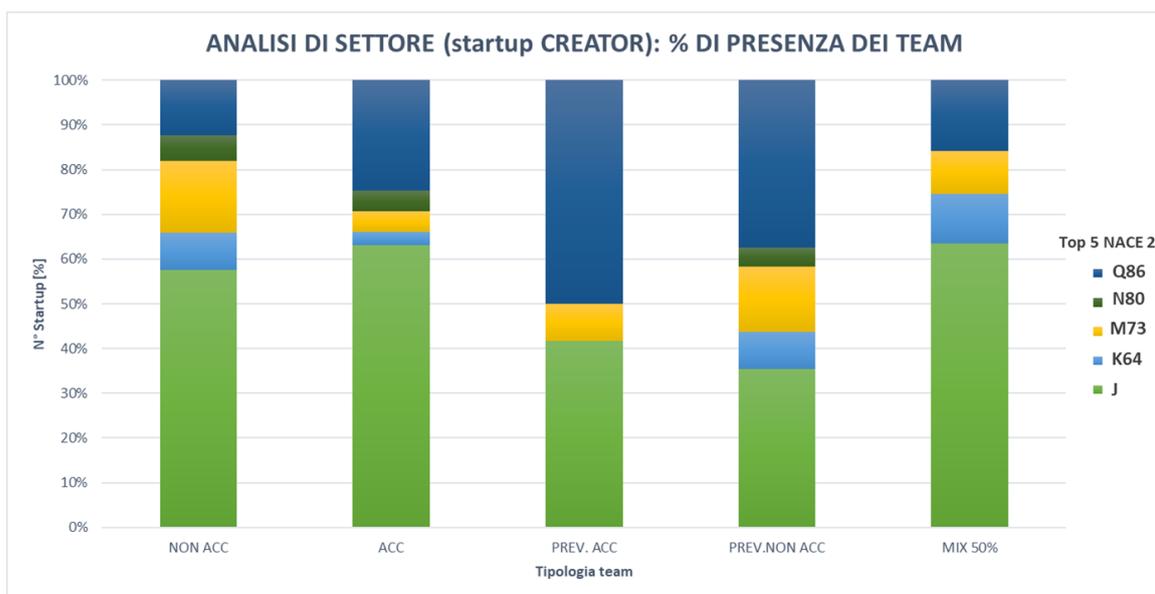


Figura 4. 38: % di startup fondate dalle diverse tipologie dei team nei top 5 settori NACE2

Per quanto riguarda la categoria di startup “adopter di AI”, con l’aiuto della tabella 4.21 invece, si può osservare che:

- non sembra esistere una certa preferenza da parte degli investitori verso i team con esperienze eterogenee. Infatti, il numero di startup che non ha ottenuto finanziamenti varia in maniera discontinua a seconda delle tipologie di team, senza mostrare una chiara tendenza (fig.4.39). Questo è confermato anche andando a considerare range di investimento di maggior valore (fig.4.40).

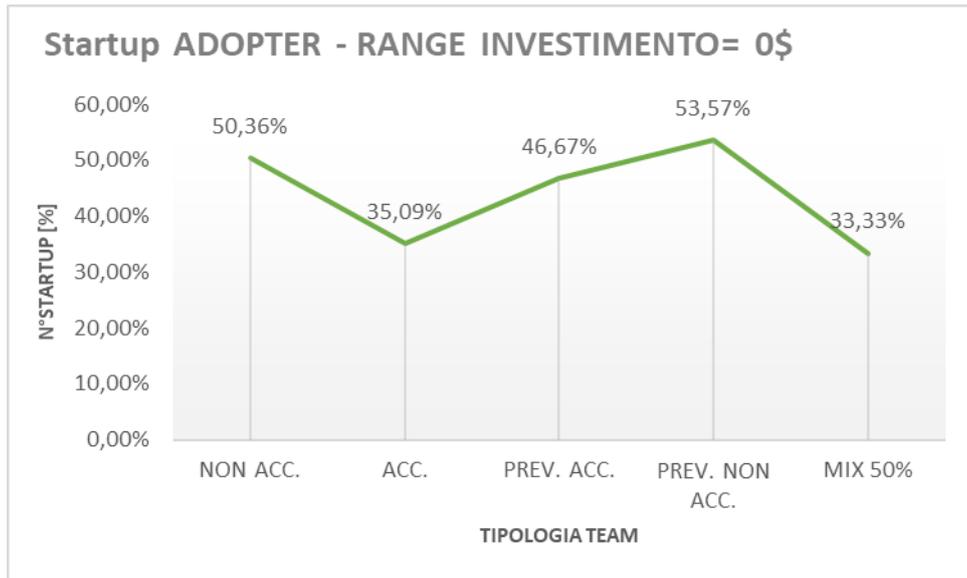


Figura 4. 39: % di startup ADOPTER di AI che non ha ricevuto investimenti

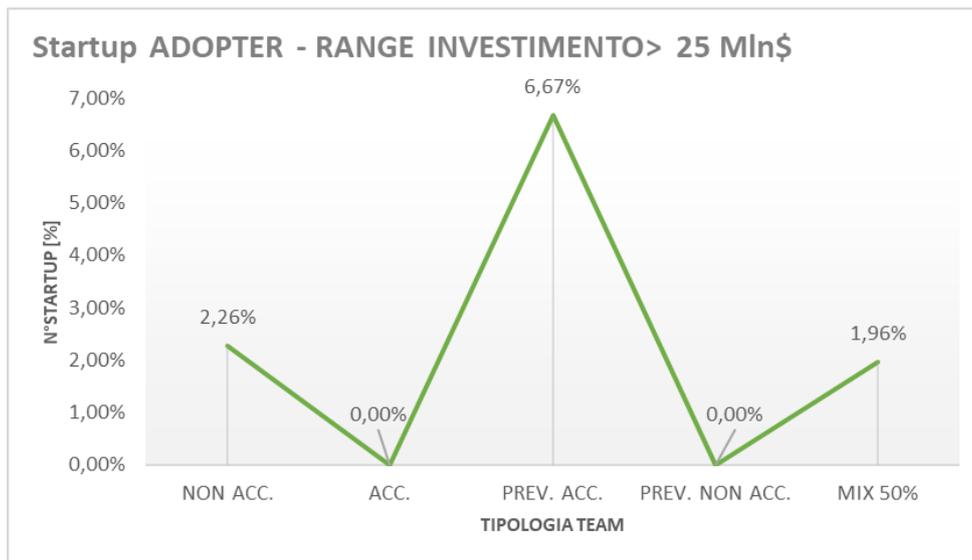


Figura 4. 40: % di startup ADOPTER di AI che ha ricevuto investimenti di valore superiore ai 25Mln \$

STARTUP ADOPTER						
VALORE RANGE [\$]	NON ACC	ACC	PREV. ACC	PREV. NON ACC	MIX50%	MEDIA
0	50,36%	35,09%	46,67%	53,57%	33,33%	43,80%
1<x<50.000	3,29%	5,26%	0,00%	3,57%	1,96%	2,82%
50.000<x<150.000	4,73%	14,04%	6,67%	7,14%	9,80%	8,48%
150.000<x<250.000	2,57%	5,26%	0,00%	0,00%	1,96%	1,96%
250.000<x<500.000	5,34%	1,75%	6,67%	0,00%	7,84%	4,32%
500.000<x<1.000.000	6,37%	5,26%	13,33%	0,00%	9,80%	6,95%
1.000.000<x<2.000.000	6,89%	5,26%	0,00%	7,14%	9,80%	5,82%
2.000.000<x<5.000.000	10,48%	14,04%	0,00%	10,71%	9,80%	9,01%
5.000.000<x<10.000.000	5,34%	5,26%	13,33%	10,71%	7,84%	8,50%
10.000.000<x<25.000.000	2,36%	8,77%	6,67%	7,14%	5,88%	6,17%
25.000.000<x<50.000.000	1,44%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,29%
x>50.000.000	0,82%	0,00%	6,67%	0,00%	1,96%	1,89%

Tabella 4. 21: % di startup ADOPTER di AI che hanno ricevuto determinati range di investimento

Infine, analizzando l'arco temporale medio per la raccolta degli investimenti da parte delle startup adopter di AI (tab.4.22), si conferma il fenomeno per il quale la presenza di accademici all'interno dei team di fondazione causa, mediamente, un maggior impiego di tempo per la raccolta degli investimenti rispetto alle altre tipologie di team.

TIPOLOGIA TEAM	RACCOLTA INVESTIMENTI (ADOPTER)	
	ARCO TEMP. MEDIO [anni]	
NON ACC	2,64	(2 anni e 8 mesi)
ACC	3,20	(3 anni e 3 mesi)
PREV. ACC	3,67	(3 anni e 8 mesi)
PREV. NON ACC	2,30	(2 anni e 4 mesi)
MIX 50%	2,80	(2 anni e 7 mesi)

Tabella 4. 22: Arco temporale medio per la raccolta degli investimenti delle startup ADOPTER di AI

5. Conclusioni e sviluppi futuri

Il presente elaborato di tesi, a valle di un attento studio della letteratura riguardante i fattori principali che influenzano la crescita delle imprese e la loro abilità nella raccolta degli investimenti sul mercato finanziario, si è posto l'obiettivo di analizzare l'importanza di due tra le caratteristiche più rilevanti del team di fondatori di startup nel campo dell'intelligenza artificiale: la numerosità e l'eterogeneità delle esperienze lavorative pregresse all'interno del team. A tal fine, tenendo conto della trasversalità e delle infinite sfaccettature relative ai diversi campi di applicazione dell'intelligenza artificiale, si è partiti da un campione iniziale di 4266 startup di intelligenza artificiale fondate nel continente europeo tra gennaio 2005 e giugno 2020. Dopo un'attenta pulizia dei dati a nostra disposizione, le analisi sulla numerosità dei team sono state svolte su un campione di 3069 startup; per quanto riguarda, invece, quelle sull'eterogeneità è stato utilizzato un campione di 2738 startup di cui si conosceva l'ultima esperienza di lavoro avuta dai fondatori prima di fondare la startup. I fondatori analizzati, per questo scopo, sono stati 5086.

In merito all'influenza che la numerosità del team di fondazione esercita sulla crescita dell'impresa e sulla sua capacità di raccolta di capitale finanziario, numerosi studi, tra i quali troviamo ((Mili Shrivastava, 2011); (Uschi Backes-Gellner, 2006); (Pierre Jinghong Liang, 2008)), sostengono che una maggiore numerosità del team di fondatori abbia sia degli effetti positivi sulla crescita dell'impresa sia effetti negativi. Nello specifico, gli effetti positivi derivanti da un maggior numero di fondatori sono strettamente collegati all'effetto "network" generato. Esso, risulta essere un fattore determinante per la crescita e lo sviluppo della startup, durante le prime fasi di vita, anche dal punto di vista dell'attrattività finanziaria. Alcune ricerche sull'argomento, infatti, sostengono che team numerosi abbiano maggiori probabilità di successo nella loro attività rispetto a team composti da un singolo individuo e che gli investitori siano più propensi a finanziare startup fondate da un team di persone piuttosto che da un singolo fondatore. Gli effetti negativi, invece, sono collegati all'aumento, con l'aumentare della numerosità dei membri del team, dei costi di coordinamento, dell'asimmetria informativa, che spesso può portare al "free riding" da parte dei componenti del team, e, in generale, alla generazione di conflitti di varia natura. Per questo motivo molti studi convergono sull'esistenza di un punto di ottimo oltre il quale gli effetti negativi generati dall'aumento della numerosità dei membri del team supererebbero gli effetti positivi, provocando un andamento decrescente della curva relativa alla crescita dell'impresa. Il punto di ottimo individuato da questi studi è pari a tre membri.

Le analisi proposte in questo elaborato di tesi (vedi cap. 4) confermano le argomentazioni proposte dagli studi appena citati riguardo la numerosità dei team. Infatti, per quanto riguarda le startup europee di intelligenza artificiale, i risultati delle analisi ci dicono che nel 74% dei casi le startup di AI sono fondate da team composti da un solo individuo (38%) o da due (36%). Solo il 18% delle startup risulta fondato da tre fondatori. Più in generale, anche se la percentuale di startup fondate da un singolo individuo rimane elevata (rispetto alle percentuali, più basse, presenti in letteratura (Jan Bormans, 2020)) è

comunque confermata la tendenza dei fondatori a creare dei team piuttosto che fondare da soli: insieme i team composti da due o più fondatori rappresentano il 62% del totale. Contemporaneamente le nostre analisi confermano una maggiore propensione, da parte degli investitori, a investire in startup fondate da team più numerosi. Infatti, considerando la media del valore degli investimenti raccolti, risulta che quest'ultima cresce al crescere del numero di membri che compongono il team. Un'ulteriore conferma di questa tendenza è data dall'andamento delle percentuali di startup che, in media, non riescono ad ottenere finanziamenti: i risultati delle ricerche dimostrano che al crescere della numerosità del team queste percentuali decrescono. Ancora, dall'analisi condotta sui range di investimento, appare chiaro che, sebbene il valore degli investimenti raccolti sia compreso spesso in un range che va dai 500 mila e i 5 milioni di dollari statunitensi, startup fondate da team più numerosi risultano essere preferite per investimenti di maggiore valore. Infine, essendo il tempo medio di raccolta degli investimenti da parte delle startup di intelligenza artificiale analizzate pari a tre anni circa, è emerso che la numerosità del team non incide in maniera significativa sul tempo che le startup impiegano mediamente per la raccolta degli investimenti.

Per quanto riguarda l'importanza dell'eterogeneità delle esperienze lavorative avute dai membri del team prima di fondare la startup, molti studi hanno sottolineato l'importanza e l'influenza che le esperienze di lavoro avute dai fondatori siano uno dei fattori determinanti per le performance dell'impresa. Spesso in letteratura è stato effettuato un confronto tra startup definite accademiche e non accademiche a seconda della provenienza lavorativa dei loro fondatori. I risultati di questi studi, tra cui ((Maria P. Rochea, 2019); (Colombo M. P., 2012); (Marco Talaia, 2015)); (Beckam, 2006)), evidenziano che le startup fondate da team definiti accademici (per la presenza al loro interno di fondatori provenienti dal mondo universitario) impiegano più tempo per intercettare i bisogni del mercato rispetto ai team non accademici e ciò può complicare la raccolta delle risorse finanziarie attraverso gli investimenti esterni. Inoltre, gli studi sottolineano che imprese fondate da team con competenze ed esperienze eterogenee abbiano più possibilità di crescere nel tempo. Ancora, gli studi evidenziano come la maggioranza dei fondatori provenga dal mondo non accademico.

Quest'ultimo aspetto è pienamente confermato dalle nostre analisi, in quanto risulta che l'87,6% dei fondatori di startup di intelligenza artificiale proviene dal mondo non accademico.

In merito alle capacità delle startup accademiche (e non) di attrarre investimenti, rispetto ai lavori citati nei quali sono analizzati soltanto due gruppi diversi di startup, il presente elaborato di tesi analizza cinque tipologie di team (vedi cap. 4) in modo da indagare l'importanza dell'eterogeneità delle esperienze nella raccolta del capitale sul mercato finanziario. Dalle analisi emerge che le startup di AI, definite accademiche, sono quelle che, mediamente, riescono ad ottenere meno sul mercato finanziario mentre quelle caratterizzate da un mix di esperienze sono quelle che ottengono di più. Ciò è in linea con quanto emerge dagli studi precedenti. In aggiunta a ciò, dalle analisi è evidente che le startup di AI che riescono a raccogliere mediamente di più, sono quelle fondate da team

prevalentemente accademici (circa cinque volte in più rispetto ai team non eterogenei e circa tre volte in più rispetto ai team prevalentemente non accademici), la cui presenza risulta maggiore nei settori dove le competenze tecnico-scientifiche sono fondamentali per la creazione di una startup (es. settore del benessere e della salute, della medicina in generale). Ciò conferma l'importanza delle esperienze e delle conoscenze accademiche nei settori ad alta tecnologia. Inoltre, le startup di intelligenza artificiale che risultano avere un team composto da fondatori con esperienze di lavoro eterogenee hanno maggiori probabilità di ricevere finanziamenti e, in media, il valore di questi ultimi risulta essere maggiore. Contemporaneamente però, dalle analisi effettuate, emerge che la presenza cospicua di accademici all'interno dei team causa, mediamente, un rallentamento nella raccolta degli investimenti (team accademici o prevalentemente accademici impiegano mediamente anche un anno in più circa rispetto agli altri team).

Infine, dalle analisi effettuate sulla tipologia di team che fonda startup che creano intelligenza artificiale, emerge ancor di più l'importanza del mix delle competenze. Infatti, se confrontati con i team che fondano startup che usano l'AI, vediamo una leggera maggioranza di fondatori accademici in generale, e, di conseguenza, anche di team eterogenei che si confermano, in ogni caso, essere più attrattivi agli occhi degli investitori rispetto alle altre tipologie di team. Lo stesso discorso non può essere fatto per i team delle startup che usano l'intelligenza artificiale, la cui composizione sembra essere un'informazione abbastanza irrilevante per gli investitori. In merito al tempo impiegato mediamente dalle diverse tipologie di startup nella raccolta degli investimenti, in generale risulta confermato quanto detto in precedenza riguardo la presenza di accademici nei team. In aggiunta a ciò, possiamo dire che la presenza di accademici nei team di startup che creano AI influisce in maniera minore sul tempo medio di raccolta degli investimenti rispetto a quanto accade per le startup che usano l'AI.

In conclusione, supportati dalle analisi effettuate, possiamo confermare le ipotesi di ricerca esplicitate in precedenza secondo cui le startup di intelligenza artificiale che hanno maggiore successo nella raccolta degli investimenti sono quelle fondate da un team con esperienze eterogenee. Ancora, possiamo affermare che la numerosità dei team di fondazione nella maggioranza dei casi non supera le 3 unità. Inoltre, possiamo attestare che la presenza nei team di fondatori accademici è leggermente maggiore nelle startup che creano intelligenza artificiale e, ancora, essa causa, mediamente, un maggiore impiego di tempo per la raccolta degli investimenti. Tutto ciò mette in luce quanto sia difficile far crescere una startup in un settore ad alta tecnologia e ad alto rischio come quello dell'intelligenza artificiale, dove vediamo quanto sia importante l'eterogeneità nelle competenze del team al fine di garantire il giusto grado di esplorazione ed esplosione delle risorse a disposizione, e quindi risultare più attrattivi per gli investitori, mantenendo però, contemporaneamente, la numerosità del team compresa tra le due e le tre unità in modo da far prevalere gli effetti positivi generati dal "network", nonostante le maggiori difficoltà che ciò comporta nella raccolta degli investimenti.

Il presente elaborato di tesi presenta alcuni limiti. Uno di questi è sicuramente non aver considerato nelle nostre analisi il grado e la tipologia di educazione accademica (intesa

come titolo di studio) raggiunta dai fondatori di startup di intelligenza artificiale. Inoltre, oltre alla distinzione tra esperienza accademica e non accademica, non è stata fatta alcuna ripartizione tra le diverse esperienze all'interno delle due macrocategorie (potrebbero esserci delle professioni, soprattutto nel mondo aziendale, con un peso specifico maggiore rispetto ad altre). Per quanto riguarda gli investimenti ricevuti dalle startup è stato considerato il totale raccolto dalla startup senza valutare il numero di investimenti ricevuti. Inoltre, non è stata fatta alcuna discriminazione tra startup di diversa natura applicativa (ciò significa che non è stata considerata la diversa attrattività che i molti settori di applicazione hanno per gli investitori). Ancora, le nostre conclusioni sono frutto di un lavoro di ricerca e analisi dei dati senza l'utilizzo di un modello di regressione statistica in grado di fornire il grado di correlazione tra le diverse variabili analizzate.

Ricerche future potrebbero concentrarsi sulla creazione di un modello statistico di regressione che analizzi l'importanza, a seconda dei diversi domini dell'intelligenza artificiale, del grado di istruzione e del tipo di esperienza lavorativa (creando delle sottocategorie di professioni all'interno delle due categorie individuate) che caratterizza i fondatori di startup di intelligenza artificiale, in modo da capire quale tra questi fattori, a seconda del dominio di analisi, incide maggiormente nella raccolta degli investimenti.

Appendice

Table 1: Legenda Database Startup

DB_startup: LEGENDA	
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 everything else
Country	Headquarters country
NUTS_code0	NUTS code level 0: Country
NUTS_code1	NUTS code level 1: Country
NUTS_code2	NUTS code level 2: Region
NUTS_code3	NUTS code level 3: City
Headquarters Regions (eu, extraeu)	Headquarters region
AI_status (creator, user)	State of use of AI by the startup
AI_sold (0,1)	If the startup has been sold or not
AI_domain	Main domain in which 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
Exit Date	Date when the startup made the exit
Exit Date_year	Exit year
Operating Status	Actual status of the startup
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
Number of Founders	Number of founders of the startup
Founders	Names of the startup's founders
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 (IPO, M&A, seed, etc.)
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
IPquery - Patents Granted	Information about the patents of the startup
IPquery - Trademarks Registered	
IPquery - Most Popular Patent Class	
IPquery - Most Popular Trademark Class	

Table 2: Legenda codici NACE

CODE_NACE1	NACE1_Description	CODE_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		
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
J	INFORMATION AND COMMUNICATION	I56	Food and beverage service activities
		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
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
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

Table 3: Legenda Database Investors

DB_INVESTORS	
COLUMNS	DESCRIPTION
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
Angel Round (0,1)	An angel round is typically a small round designed to get a new company off the ground. Investors in an angel round include individual angel investors, angel investor groups, friends, and family.
Pre-Seed Round (0,1)	A Pre-Seed round is a pre-institutional seed round that either has no institutional investors or is a very low amount, often below \$150k.
Seed Round (0,1)	Seed rounds are among the first rounds of funding a company will receive, generally while the company is young and working to gain traction. Round sizes range between \$10k–\$2M, though larger seed rounds have become more common in recent years. A seed round typically comes after an angel round (if applicable) and before a company's Series A round.
Venture Round (0,1)	Refers to an investment that comes from a venture capital firm and describes Series A, Series B, and later rounds. This funding type is used for any funding round that is clearly a venture round but where the series has not been specified.
Round A (0,1)	
Round B (0,1)	Series A and Series B rounds are funding rounds for earlier stage companies and range on average between \$1M–\$30M.
Round C (0,1)	Series C rounds and onwards are for later stage and more established companies. These rounds are usually \$10M+ and are often much larger.
Round D (0,1)	
Round E (0,1)	Rounds after Round C
Round F (0,1)	
Equity crowdfunding (0,1)	Equity crowdfunding platforms allow individual users to invest in companies in exchange for equity. Typically on these platforms the investors invest small amounts of money, though syndicates are formed to allow an individual to take a lead on evaluating an investment and pooling funding from a group of individual investors.
Private Equity Round (0,1)	Led by a private equity firm or a hedge fund and is a late stage round. It is a less risky investment because the company is more firmly established, and the rounds are typically upwards of \$50M. (0 = not made; 1 = made)
Convertible Note (0,1)	A convertible note is an 'in-between' round funding to help companies hold over until they want to raise their next round of funding. When they raise the next round, this note 'converts' with a discount at the price of the new round. You will typically see convertible notes after a company raises, for example, a Series A round but does not yet want to raise a Series B round.
Debt financing (0,1)	In a debt round, an investor lends money to a company, and the company promises to repay the debt with added interest.
Grant (0,1)	A grant is when a company, investor, or government agency provides capital to a company without taking an equity stake in the company.
Corporate Round (0,1)	A corporate round occurs when a company, rather than a venture capital firm, makes an investment in another company. These are often, though not necessarily, done for the purpose of forming a strategic partnership.
Initial Coin Offering (0,1)	An initial coin offering (ICO) is a means of raising money via crowdfunding using cryptocurrency as capital. A company raising money through an ICO holds a fundraising campaign, and during this campaign, backers will purchase a percentage of a new cryptocurrency (called a "token" or "coin"), often using another cryptocurrency like bitcoin to make the purchase, in the hopes that the new cryptocurrency grows in value.
Post-IPO Debt (0,1)	A post-IPO debt round takes place when firms loan a company money after the company has already gone public. Similar to debt financing, a company will promise to repay the principal as well as added interest on the debt.
Non Equity Assistance (0,1)	A non-equity assistance round occurs when a company or investor provides office space or mentorship and does not get equity in return.
Investor Amount [USD]	Amount in USD provided by the individual investor in the Investment Round
Amount round [USD]	Total Amount in USD of the Investment round

Table 4: Esempio di calcolo dell'Arco temporale medio

Arco temporale= anno ultimo investimento – anno fondazione; Arco temp. Fondazione=Arco temp. Invest= 2005-2019

Arco temporale medio= \sum (Arco temporale* % tipologia startup).

arco temporale	TIPOLOGIA TEAM (TOT)				
	NON ACC	ACC	PREV.ACC	PREV.NON	MIX 50%
0	193	15	4	10	18
1	309	19	7	19	31
2	318	23	2	17	23
3	219	16	8	18	17
4	135	13	2	10	15
5	115	15	5	11	10
6	68	7	1	3	2
7	35	6	1	0	5
8	29	2	1	0	1
9	15	3	0	0	0
10	11	1	0	0	1
11	7	2	0	0	0
12	5	0	1	0	0
13	2	2	0	0	0
14	1	0	0	0	2
TOT STARTUP	1462	124	32	88	125
ARCO TEMP. MEDIO	2,752394	3,427419	3,15625	2,5	2,648

Bibliografia

(s.d.). *Tratto da European Commission: Nomenclatura delle unità territoriali ai fini della raccolta di dati armonizzati nell'UE.*

Ajay Agrawal, J. G. (2018, May). *Economic Policy for Artificial Intelligence.*

Alsos, G. I. (2006). *New venture financing and subsequent business growth in men- and women-led business. Entrepreneurship Theory and Practice.*

Baron, J. B. (1999). *Engineering bureaucracy: the genesis of formal policies, positions, and structures in high-technology firms.*

Bates, T. “. (1990). *Entrepreneur human capital inputs and small business longevity.*

Beckam, C. M. (2006). *THE INFLUENCE OF FOUNDING TEAM COMPANY AFFILIATIONS ON FIRM BEHAVIOR. Academy of Management Journal.*

Block, J. S. (2009). *What is the Effect of the Financial Crisis on Venture Capital Financing? Empirical Evidence From US Internet Startup.*

Bostrom, N. (2014). *Superintelligence: Paths, dangers, strategies.*

Burton, M. B. (2007). *Leaving a legacy: position imprints and successor turnover in young firms.*

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

Colombo, M. P. (2012). *Firms genetic characteristics and competence-enlarging strategies: a comparison between academic and non-academic high-tech start-ups.*

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

EC Communication. (2018). *Artificial Intelligence for Europe.*

Fini R., F. K. (2017). *nstitutional determinants of university spin-off quantity and quality: a longitudinal, multilevel, crosscountry study.*

Galasso, A. H. (2018). *Punishing Robots: Issues in the Economics of Tort Liability and Innovation in Artificial Intelligence.*

Gardner, H. (1987). *The mind's new science: A history of the cognitive revolution.*

Giuseppe Criaco, T. M. (2013). *To have and have not'': founders' human capital. The Journal of Technology Transfer.*

Goldfarb, A. C. (2012). *Privacy and Innovation.*

Guillaume Andrieu, A. P. (2017). *Specialist versus generalist investors: Trading off support quality, investment horizon and control rights. European Economic Review.*

- H. Jaakkola, J. H. (2019). *Artificial Intelligence Yesterday, Today and Tomorrow*.
- Hahn D., M. T. (2018). *How do scientists contribute to the performance of innovative start-ups? An imprinting perspective on open innovation*.
- High Level Expert Group on Artificial Intelligence . (2019). *A definition of AI: Main capabilities and disciplines*.
- Jan Bormans, M. P. (2020). *EUROPEAN STARTUP MONITOR 2019/2020*.
- Joint Research Centre of European Commission. (2020). *AI Watch: Defining Artificial Intelligence*.
- Kaplan A., H. M. (2018). *Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence*.
- Kaplan, J. (2016). *Artificial Intelligence: What everyone needs to know*.
- Kollmann, P. T. (2015). *European Startup Monitor*.
- Marco Talaia, A. P. (2015). *Factors influencing the fund raising process for innovative new ventures: an empirical study*.
- Maria P. Roche, A. C. (2019). *Different founders, different venture outcomes: A comparative analysis of academic and non-academic startups*.
- Massimo G. Colombo, L. G. (2010). *On growth drivers of high-tech start-ups: Exploring the role of founders'human capital and venture capital*. *Journal of Business Venturing*.
- McKinsey & Company. (2020). *Europe's start-up ecosystem: Heating up, but still facing challenges*.
- Mili Shrivastava, J. P. (2011). *Entrepreneurial Teams, Optimal Team Size, and Founder Exits*.
- Nahapiet, J. &. (1998). *Social capital, intellectual capital, and the organizational advantage*. *Academy of Management Review*.
- Neisser. (1996). *Intelligence: Knows and Unknowns*.
- OECD. (2019). *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence*.
- Pierre Jinghong Liang, M. V. (2008). *Optimal Team Size and Monitoring in Organizations*. *THE ACCOUNTING REVIEW*.
- Rauch, A. a. (2013). *The effects of general and specific human capital on longterm growth and failure of newly founded businesses*. *Entrepreneurship Theory and Practice*.
- Robert Demir, K. W. (2017). *The Strategic Management of High-Growth Firms: A Review and Theoretical Conceptualization*. *Long Range Planning*.
- Robert E. Carpenter, B. C. (s.d.). *Capital Market Imperfections, High-Tech Investment and New Equity Financing*.

Roland Berger; France Digital. (2019). The road to AI – Investment dynamics in the European ecosystem.

Statista. (2017). Artificial Intelligence.

Turkina, E. (2018). The importance of networking to entrepreneurship: Montreal's artificial intelligence cluster and its born-global firm Element AI. Journal of Small Business & Entrepreneurship.

Uschi Backes-Gellner, A. M. (2006). Team Size and Effort in Start-up Teams— Another Consequence of Free-Riding and Peer Pressure in Partnerships.

Williams, H. (2016). Intellectual Property Rights and Innovation: Evidence from Health Care Markets. In Innovation Policy and the Economy Volume 16.

Xianyu Zhang, X. M. (2019). A reference framework and overall planning of industrial artificial intelligence (I-AI) for new application scenarios. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology.

Zacher, H. a. (2011). 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.