

Politecnico di Torino

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

*Settori di applicazione e drivers di investimento
per startup di Artificial Intelligence:
evidenze empiriche dalle principali nazioni europee*

Relatore:

Prof. Emilio Paolucci

Co-Relatrice:

Dott.ssa Elettra D'Amico

Candidata:

Elisa Arduino

Anno accademico 2019/2020

Indice

Introduzione.....	1
1. Intelligenza Artificiale	2
1.1. Definizione di Intelligenza Artificiale	2
1.1. Classificazioni AI.....	2
1.2. Storia	3
1.3. Machine learning	6
1.3.1. Deep learning.....	8
1.4. Limiti dell'AI	10
1.5. Implicazioni dell'AI nel mondo del lavoro	11
1.6. Modelli tecnologici sul mercato	12
2. Startup di Intelligenza Artificiale in Europa	14
2.1. Caratteristiche di una startup.....	14
2.2. Ecosistemi di startup	15
2.3. Approccio delle startup al campo AI.....	16
2.3.1. Fattori di successo.....	16
2.3.2. Limitazioni	17
2.4. Contesto globale per le startup di AI.....	18
2.5. Strategia dell'Europa per l'AI.....	20
2.5.1. Regno Unito.....	20
2.5.2. Germania.....	21
2.5.3. Francia	21
2.5.4. Finlandia.....	22
2.5.5. Unione Europea.....	22
2.5.6. Punti di debolezza della strategia europea	23
2.5.7. Unicorn: Europa VS USA	24
2.5.8. Raccomandazioni.....	25
3. Metodologia di ricerca.....	27
3.1. Database Startups.....	27
3.1.1. Settori di applicazione	27
3.1.2. Area geografica.....	28
3.1.3. Tecnologia AI.....	28
3.2. Database Founders	29
3.3. Database Investors.....	29
4. Analisi descrittiva del campione totale.....	30
4.1. Database Startups.....	30
4.1.1. Settori di applicazione	30

4.1.2	Area geografica.....	34
4.1.3	Tecnologia AI.....	35
4.1.4	Altre caratteristiche delle startup.....	37
4.1.5	Exit.....	39
4.2	Database Founders.....	40
4.2.1	Dati anagrafici.....	40
4.2.2	Percorso di studi.....	41
4.2.3	Esperienze precedenti.....	42
4.3	Database Investors.....	44
4.3.1	Provenienza degli investitori.....	44
4.3.2	Tipologia di investitori.....	45
4.3.3	Tipologia di round di investimento.....	47
5.	Approfondimento sulle nazioni europee leader per startup di AI: settori NACE e investimenti.....	52
5.1	Paesi europei.....	52
5.1.1	Numero di startup di AI e investimenti per Paese.....	52
5.1.2	Numero di startup di AI rapportato a grandezze economiche.....	56
5.2.1	Altre caratteristiche delle startup di AI per Paese.....	59
5.3	Settori NACE.....	62
5.3.1	Distribuzione dei settori NACE nei Paesi europei.....	66
5.4	Investitori.....	70
5.4.1	Paese della startup VS Paese dell'investitore.....	71
5.4.2	Paese della startup VS Tipologia di investitore.....	74
5.4.3	Paese della startup VS Tipologia di round di investimento.....	75
5.4.4	Distribuzione degli investimenti: Power Law.....	76
5.4.5	Range di investimento.....	80
5.5	Startup di AI ad "high capital attraction".....	81
5.5.1	Fondatori delle startup ad "high capital attraction".....	83
5.5.2	Investitori delle startup ad "high capital attraction".....	85
5.5.3	Focus sulle startup Unicorn.....	89
	Conclusioni.....	90
	Appendice.....	94
	Bibliografia.....	105
	Sitografia.....	108
	Indice delle Figure.....	109
	Indice delle Tabelle.....	111

Introduzione

La presente tesi si propone l'obiettivo di effettuare un'analisi sulle startup di Artificial Intelligence (AI) all'interno del panorama europeo, a partire dai dati provenienti da un campione di 4266 imprese, ottenuto dalla piattaforma Crunchbase, relativo al periodo temporale che intercorre tra gennaio 2005 e giugno 2020.

In primo luogo, sono stati riportati gli aspetti che definiscono l'Intelligenza Artificiale con le sue possibili classificazioni, e un approfondimento delle sottocategorie predominanti, ossia Machine learning e Deep learning. Si sono poi richiamati alcuni cenni storici e si sono citati i modelli tecnologici attualmente disponibili sul mercato, in termini di software e hardware. Inoltre, sono stati identificati i principali limiti che frenano l'avanzata dell'AI e al contempo le sue implicazioni per il mondo del lavoro.

Poiché il fenomeno è stato osservato attraverso l'approccio innovativo delle startup, si è fatto riferimento alle caratteristiche delle startup e degli ecosistemi in cui queste si collocano, al fine di comprendere quali fossero i fattori di successo e le limitazioni riscontrabili per il campo AI.

A partire da uno sguardo globale, ci si è poi focalizzati sulle dinamiche del territorio europeo, riportando le strategie dei Paesi più attivi nel supportare lo sviluppo dell'AI, quali Regno Unito, Francia e Germania. In seguito, si è analizzata la strategia collettiva dell'Unione Europea, evidenziandone i punti di forza e di debolezza, con alcune raccomandazioni per il futuro suggerite dalla letteratura.

Sulla base di tale inquadramento teorico, si sono effettuate diverse analisi sul database di riferimento, integrando i dati disponibili con ulteriori ricerche; sono state distinte tre aree di studio: startup, fondatori e investitori. In merito alle startup stesse, sono stati individuati i settori di applicazione, adottando la codifica NACE; le tecnologie AI utilizzate, la collocazione geografica delle sedi delle startup e altre informazioni aggiuntive, come eventuali exit. Per quanto riguarda i founders, si sono raccolti dati anagrafici e relativi al background di studi e lavorativo precedente alla fondazione della startup. Infine, in merito agli investitori, si sono individuati dati sulla provenienza geografica, sulla tipologia di investitore e del round di investimento, così come sull'ammontare investito.

Successivamente, si è effettuato un approfondimento sui Paesi europei leader per numero di startup di AI fondate sul territorio nazionale. In questa fase, si è deciso di applicare un filtro al campione, per ottenere risultati più rappresentativi: sono state selezionate le startup Creator, ossia quelle che creano internamente algoritmi di AI, attive, a scopo di lucro e che abbiano ricevuto almeno un finanziamento. L'obiettivo è di evidenziare quali siano i settori di applicazione (NACE) più importanti e come siano distribuiti a livello geografico, così come quali startup attraggano più valore in termini di investimenti.

Pertanto, si è cercato di comprendere se vi sia una correlazione tra l'area geografica della sede della startup ed il settore di applicazione scelto, la quantità di investimenti raccolti, la provenienza e la tipologia di investitore. In ultima analisi, si sono studiate in particolare le startup che abbiano ricevuto finanziamenti complessivi superiori a 100 M\$, tra cui le cosiddette "unicorn", per capire quali siano gli elementi chiave che ne determinano il successo.

1. Intelligenza Artificiale

1.1. Definizione di Intelligenza Artificiale

L'Intelligenza Artificiale rappresenta attualmente un cambio di paradigma sia dal punto di vista del progresso tecnologico, sia in termini di evoluzione industriale.

Le molteplici sfaccettature dell'Intelligenza Artificiale (termine da questo momento in avanti anche abbreviato con la sigla AI, ossia Artificial Intelligence in inglese) hanno generato numerose definizioni con l'obiettivo di descriverla, con aspetti comuni che si riscontrano in tutte, e che quindi possono essere considerati come le principali caratteristiche dell'AI:

- la percezione dell'ambiente circostante, inclusa la complessità del mondo reale;
- il processamento di informazioni, che consiste nella raccolta e nell'interpretazione di dati forniti in input;
- la capacità di prendere decisioni e intraprendere azioni con un certo livello di autonomia;
- il raggiungimento di obiettivi specifici, ragione ultima dei sistemi di AI.

A titolo di esempio, si riporta la definizione proposta dal HLEG (High-Level Expert Group), gruppo di esperti istituito dalla Commissione Europea per guidare l'implementazione della strategia europea in ambito AI, dal punto di vista scientifico, socioeconomico, legale ed etico:

“I sistemi di AI sono software (ed eventualmente anche hardware) progettati da umani che, dato un obiettivo complesso, agiscono nella dimensione fisica o digitale percependo l'ambiente circostante attraverso l'acquisizione di dati strutturati e non, interpretando i dati raccolti, ragionando sulla conoscenza, processando le informazioni derivanti da questi dati e decidendo la migliore azione (o azioni) da eseguire per raggiungere l'obiettivo prefissato” (Samoili et al., 2020).

Pertanto, un sistema di AI è in grado di eseguire attività che normalmente richiederebbero l'intelligenza umana, svolgendo quattro funzioni fondamentali: ascolto, comprensione, azione e apprendimento. In particolare, il sistema “apprende come apprendere”, poiché è costituito da una serie di istruzioni, o algoritmi tali da permettergli di scrivere i suoi stessi algoritmi basandosi solo sui dati che riceve, senza essere esplicitamente programmato da umani. L'algoritmo impara da solo dai successi e dagli errori che commette ed evolve in base alla mole di dati da cui può attingere: più dati riceve, più informazioni avrà a disposizione per apprendere ed applicare la migliore decisione possibile (Corea, 2017; Semoli, 2019).

1.1 Classificazioni AI

Il campo dell'Intelligenza Artificiale può essere soggetto a diverse classificazioni.

Una prima distinzione è relativa all'approccio, forte o debole:

- con l'**AI debole**, la macchina prende decisioni trattando i dati senza auto-consapevolezza e senza comprenderne il senso, agendo come se fosse un sistema intelligente anche se in realtà non lo è. Si realizzano quindi sistemi che non hanno un'intelligenza umana, ma sono in grado di riprodurre

alcune funzioni complesse eseguite da umani. Ad esempio, un chatbot che conversa può sembrare naturale, ma non ha alcuna consapevolezza di sé, né del perché stia parlando. Poiché la macchina non è capace di pensare in modo autonomo, ma “imita” solamente il pensiero umano, la presenza dell'uomo risulta ancora fondamentale in questo contesto.

- l'**AI forte**, al contrario, agisce come se fosse una mente umana vera e propria, eseguendo attività e prendendo decisioni con auto-consapevolezza. Questa branca risulta molto più complessa; infatti, sino ad ora, i progressi più evidenti si sono raggiunti solamente nel paradigma debole (**Semoli, 2019**).

Una seconda classificazione dell'AI riguarda l'ampiezza e la maturità dell'applicazione, e si possono distinguere tre tipologie:

- **ANI (Artificial Narrow Intelligence)**: consiste nell'uso dell'AI per obiettivi limitati, all'interno di uno specifico dominio di applicazione. Questi sistemi non sono in grado di applicare in altri contesti la conoscenza che apprendono; tale ristrettezza è dovuta anche ai set di dati processati, che sono in quantità ridotte e altamente specifici;
- **AGI (Artificial General Intelligence)**: sono sistemi in grado di far fronte a richieste generalizzate, applicando la conoscenza acquisita a diversi contesti, proprio come un essere umano. Questo campo è ancora molto inesplorato, in quanto è difficile definire i processi di funzionamento dell'intelligenza umana;
- **ASI (Artificial Super Intelligence)**: consiste in un'intelligenza che superi largamente le prestazioni cognitive umane in tutti i contesti, ma si è ancora decisamente lontani dalla realizzazione di questo tipo di sistema (**Zhang, 2018**).

1.2 Storia

Il concetto di Intelligenza Artificiale è stato coniato ufficialmente nel 1956 presso il Dartmouth College, negli USA, dove diversi ricercatori e personalità scientifiche, quali Herbert Simon e John McCarthy, parteciparono ad un congresso sulle potenzialità dei calcolatori ed applicazioni specifiche di sistemi intelligenti. Pochi anni prima Asimov aveva stabilito le sue tre leggi della robotica, e soprattutto, Alan Turing nel 1950 aveva pubblicato un famoso articolo intitolato “Computing machinery and intelligence”, dove proponeva il Turing test, secondo cui una macchina avrebbe dovuto essere considerata “intelligente” se il suo comportamento, osservato da umani, fosse stato non distinguibile rispetto a quello degli umani stessi (**Cautela, 2019**).

Dopo il congresso del 1956, si registrò un notevole flusso di investimenti governativi per finanziare lo studio dell'Intelligenza Artificiale; tuttavia, il nuovo campo si rivelò decisamente più complesso del previsto e i fondi iniziarono a ridursi.

Negli anni '80 si verificò una nuova ondata di finanziamenti in UK e Giappone, spinta dal lancio degli *expert system*, all'incirca esempi di Narrow AI. Tuttavia, i progetti erano limitati a specifici obiettivi, e nuovamente le aspettative sull'AI non furono soddisfatte. Questo fenomeno controverso è conosciuto

come “AI effect”: da un lato, vi è la costante promessa che la vera AI si affermerà negli anni successivi; dall'altro, si sminuiscono sempre le capacità di un sistema di AI dopo che questo abbia padroneggiato un certo problema, con l'idea che non sia sufficiente per essere considerata “vera” intelligenza. Ciò porta ad un continuo interrogarsi su cosa sia effettivamente racchiuso nel concetto stesso di intelligenza (Corea, 2017).

Nell'analizzare il percorso evolutivo dell'AI nel tempo, è interessante fare riferimento all'Hype cycle, un modello sviluppato dalla società di consulenza Gartner per spiegare l'evoluzione del ciclo di vita di una tecnologia. Come si può osservare in Figura 1.1, l'Hype cycle si articola in cinque fasi: a partire dall'ingresso di una nuova tecnologia come evento trigger, segue un picco di euforia iniziale, a cui subentra una fase di disillusione dovuta alla mancata soddisfazione delle aspettative; dopo un periodo buio, segue una maggior consapevolezza sulle reali applicazioni commerciali della tecnologia, che può così stabilizzarsi e raggiungere il mercato di massa (plateau della produttività).

Analizzando poi il grafico relativo all'andamento specifico dell'AI, in Figura 1.2, si possono notare alcune differenze rispetto al modello teorico di Gartner: in primis, la presenza non soltanto di uno, bensì di due punti di flesso, dovuti a due picchi di euforia, seguiti da due “inverni”, ossia momenti di crisi per l'AI; in secondo luogo, la curva di crescita finale risulta molto più ripida rispetto alle previsioni di Gartner (Stipic, 2019).

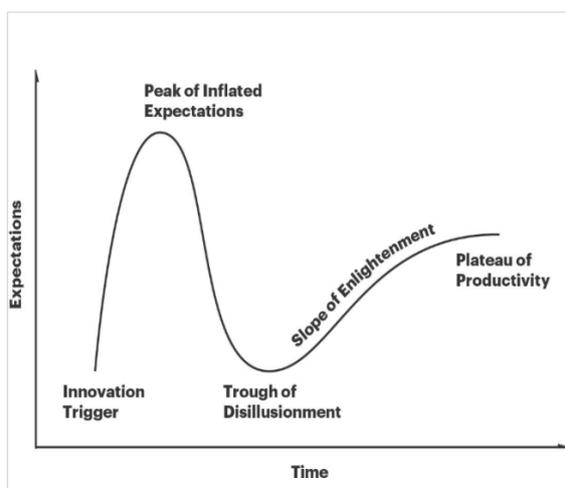


Figura 1.1 - Modello dell'Hype cycle / Fonte: Gartner

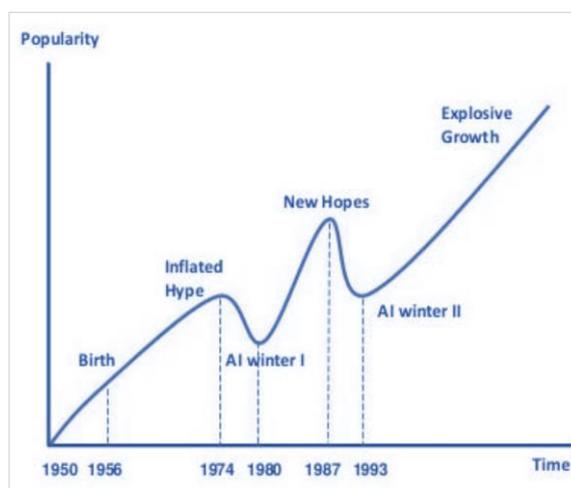


Figura 1.2 - Hype cycle applicato all'AI / Fonte: Stipic, 2019

Secondo **Jakkola (2019)**, nello sviluppo dell'AI si possono sintetizzare quattro cicli principali, in un periodo temporale di circa 70 anni, che si estende dal 1950 al 2019:

1. Programming: lo strumento era il linguaggio di programmazione; l'intelligenza era dentro gli algoritmi e solo i programmatori avevano una profonda consapevolezza dei dettagli;
2. Expert systems: l'intelligenza era costruita nel sistema e quindi la conoscenza riguardo ai processi era disponibile nelle specifiche di sistema; inoltre, tali sistemi erano creati per specifici obiettivi;
3. AI architecture: l'intelligenza era costruita all'interno di una piattaforma, che forniva i propri servizi alle applicazioni;

4. Self-learning applications: oggi il Machine learning e il Deep learning (vedasi Paragrafo 1.3) permettono all'AI di essere applicata ad un'ampia varietà di contesti; il valore risiede negli algoritmi e nei dati.

Due condizioni devono verificarsi affinché un nuovo ciclo diventi operativo: continua domanda, ossia la richiesta di risposta ad un effettivo bisogno (*demand pull*), e la tecnologia in grado di supportarne l'implementazione (*technology push*). Dal lato della domanda, sono richieste applicazioni sempre più intelligenti per semplificare la vita quotidiana e migliorare la produttività del lavoro; mentre dal lato della tecnologia, tre aree principali dettano il ritmo del progresso: capacità computazionale (*processing capacity*), capacità di memoria (*data storage*) e capacità di trasmissione dei dati (*data transmission*). Il fatto che lo sviluppo di questi fattori segua delle leggi teoriche (e.g. legge di Moore per la capacità di processamento, che afferma che la complessità di un microcircuito [n° transistor per chip] raddoppia ogni 18 mesi) spiega la ricomparsa ciclica dell'AI.

Solo nell'ultimo decennio l'Intelligenza Artificiale è stata riconosciuta come shift del paradigma tecnologico, a partire da un evento chiave verificatosi il 4 dicembre 2012: un gruppo di ricercatori presentò alla conferenza NIPS (Neural Information Processing System) informazioni dettagliate riguardo le reti neurali convoluzionali (vedasi sottoparagrafo 1.3.1), stabilendo il loro utilizzo come fondamento dell'AI.

Ci sono però altri due eventi emblematici che segnano un punto di svolta nella storia dell'AI.

Nel 1996, si disputò la partita a scacchi tra il campione del mondo Garry Kasparov e Deep Blue, un calcolatore realizzato da IBM con una potenza computazionale del calibro di 200 milioni di posizioni calcolate al secondo; inizialmente Kasparov ebbe la meglio, ma dopo un aggiornamento, nel 1997 Deep Blue si aggiudicò la rivincita.

Nel 2015, invece, Google DeepMind lanciò AlphaGo, primo software in grado di sconfiggere un giocatore professionista umano in una sfida al Go, gioco da tavolo piuttosto complesso. Ad AlphaGo erano state insegnate unicamente le regole del gioco, e poi mostrate migliaia di partite tra esseri umani, in modo che potesse riconoscere da solo le strategie vincenti. Una successiva versione ancora più potente, AlphaGo Zero, fu in grado di apprendere le strategie vincenti giocando solo contro se stessa, senza la necessità di osservare partite tra umani. In realtà, AlphaGo Zero non fu specificatamente progettato per giocare al Go, e potrebbe essere la ragione per cui riuscì ad utilizzare strategie non convenzionali per vincere. Pertanto, tale sistema potrebbe essere considerato uno dei primi passi dall'AI specifica (ANI) all'AI generale (AGI) (**Accenture, 2018**).

L'Intelligenza Artificiale è un campo intrinsecamente rischioso e fortemente dipendente dagli investimenti, necessari per supportare attività di ricerca a lungo termine. Rispetto alle dinamiche del passato, caratterizzate da picchi di euforia iniziali poi seguiti da periodi di crisi, questa nuova era appare differente grazie alla combinazione di una serie di fattori driver per lo sviluppo dell'AI:

- la crescita esponenziale della quantità di dati (*big data*), necessari per “nutrire” e migliorare gli algoritmi: l’Intelligent Data Corporation ha stimato che entro il 2024 il mondo avrà prodotto circa 163 ZB di dati (ossia 1 trilione di GB);
- il progresso tecnologico e la scalabilità della potenza computazionale e di memoria;
- la riduzione dei costi della tecnologia, con la democratizzazione e più efficiente allocazione delle risorse, per esempio attraverso i servizi cloud (**Corea, 2017**).

PricewaterhouseCoopers (PwC) ha sottolineato che entro il 2030 l’AI porterà una crescita del 14% del PIL globale, pari a 15.7 trilioni di dollari: \$ 6.6 trilioni grazie a guadagni in termini di produttività e \$ 9.1 trilioni ottenuti dalle applicazioni commerciali correlate (**Yang, 2019**).

1.3 Machine learning

Il Machine learning (ML) è una branca dell’AI che adotta un approccio radicalmente differente rispetto al passato nella creazione di software: la macchina impara da esempi, piuttosto che essere esplicitamente programmata per un particolare obiettivo. Tradizionalmente, il progresso nell’informatica consisteva nel codificare sempre più conoscenza dalla mente dei programmatori ad una forma comprensibile ed eseguibile dalla macchina. Questo approccio possiede una forte criticità: la maggior parte della conoscenza umana è tacita, cioè non può essere completamente spiegata. Secondo il Paradosso del filosofo Polanyi, “conosciamo di più di quello che possiamo dire”. Per esempio, riconoscere il viso di un’altra persona è un’azione apparentemente immediata, eppure non si è in grado di comprendere fino in fondo i meccanismi fisiologici che lo permettono, rendendo difficile codificare tale capacità in una macchina. Il ML supera questo problema (**Brynjolfsson, 2017; Accenture, 2018**).

Una definizione formale di Machine learning (ML) afferma: “si dice che un software impari dall’esperienza E rispetto a una classe di compiti T e misura di performance P , se la sua prestazione nei compiti in T , come misurata da P , migliora con l’esperienza E ”. Ossia, se un software può migliorare la sua prestazione nello svolgimento di un compito sulla base dell’esperienza con quel compito, ha imparato (**Overgoor, 2019**).

Nella pratica, il ML è un gruppo di metodi che possono identificare *pattern*, ossia schemi ricorrenti all’interno dei dati; quindi, utilizzano i modelli identificati per fare previsioni su dati futuri o prendere decisioni in condizioni di incertezza. Si parla di apprendimento automatico, poiché la macchina impara da sola, identificando sequenze e regolarità sulla base dei dati che ha a disposizione, migliorando automaticamente. Il ML agisce secondo un processo di *trial-and-error*, in quanto la macchina, non possedendo modelli di base, impara dai suoi stessi errori, migliorando la comprensione dei dati in itinere. Nel Machine learning, una volta fornito un set di dati all’algoritmo, si procede alla classificazione. Prima però, per valutare le performance di un sistema di classificazione, devono essere eseguite le fasi di training e testing su due dataset differenti (**Semoli, 2019**).

La macchina impara sui dati di training, “etichettati” con la risposta corretta, poi è valutata nel testing comparando le previsioni che ha prodotto con le risposte esatte; l’efficacia del modello è misurata su quanto performa bene nei dati di testing. Una volta che la macchina è stata allenata e valutata, può essere sottoposta a nuovi esempi mai analizzati prima. Si riporta in Figura 1.3^a il processo di funzionamento.

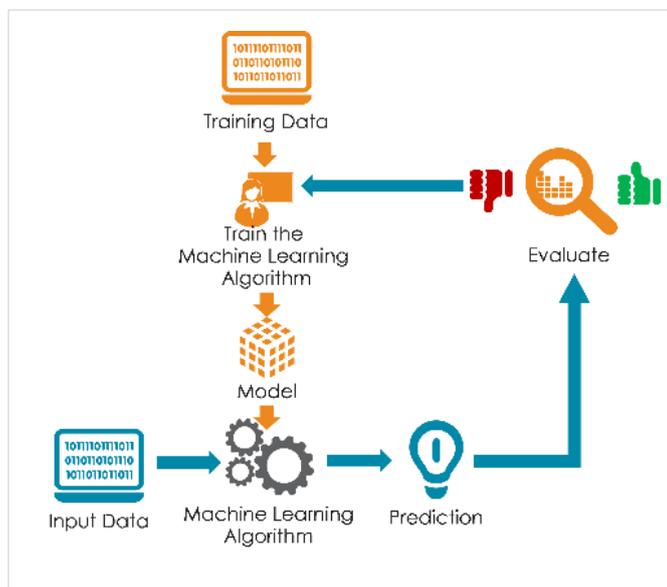


Figura 1.3 - Processo di funzionamento del ML.

Esistono diverse modalità attraverso cui la macchina può apprendere:

- **Supervised learning:** questo modello fornisce già in partenza “risposte etichettate” alla macchina, ed essa impara come riconoscere queste “etichette” nei dati che deve analizzare; in altre parole, la macchina è addestrata mostrandole all’inizio esempi corretti (*labeled data*). Il procedimento inizia raccogliendo un ampio set di dati, ad esempio immagini di case, automobili, persone o animali, ciascuna etichettata correttamente con la sua categoria. Durante il training, alla macchina viene mostrata un’immagine ed essa genera un output sotto forma di un vettore di punteggi, uno per ciascuna categoria. La categoria desiderata deve avere il punteggio più alto di tutte quelle possibili, ma è improbabile che ciò accada prima del training. Si calcola quindi una funzione obiettivo che misura l’errore (o distanza) tra i punteggi di output e il modello di punteggi desiderato. La macchina, quindi, regola i suoi parametri interni per ridurre questo errore (**LeCun, 2015**).
- **Unsupervised learning:** in questo caso l’algoritmo è lasciato libero di trovare pattern e somiglianze che si presentano tra i dati, senza alcuna “etichetta” nota in anticipo, categorizzandoli secondo propri raggruppamenti. Per esempio, mostrando all’algoritmo un gran numero di immagini non etichettate contenenti cani e gatti, esso ordinerà le immagini con caratteristiche che percepisce come simili in gruppi diversi, senza sapere che uno contiene i gatti e l’altro i cani. Ciò permette di individuare

^a Fonte dell’immagine: Hanif S., Ilyas T. and Zeeshan M., Intrusion Detection In IoT Using Artificial Neural Networks On UNSW-15 Dataset, 2019 IEEE 16th International Conference on Smart Cities: Improving Quality of Life Using ICT & IoT and AI (HONET-ICT), Charlotte, NC, USA, pp. 152-156, 2019.

pattern nascosti ed inattesi, di cui non si può essere consapevoli a priori. Tuttavia, questi sistemi sono meno comuni rispetto a quelli *supervised*, poiché si avvicinano di più all'apprendimento umano, ed è più difficile sviluppare sistemi che lo emulano (**Semoli, 2019**).

- **Reinforcement learning:** è simile all'*Unsupervised learning*, ma la macchina impara ottenendo dei feedback dopo che ha intrapreso un'azione, secondo un approccio *trial-and-error*. Il programmatore specifica lo stato corrente del sistema, l'obiettivo, le azioni ammissibili e i vincoli del contesto considerato; agendo e sbagliando, l'algoritmo apprende il percorso migliore per portare a termine il compito assegnatogli, rispettando i vincoli. Questi sistemi performano bene quando l'uomo può specificare l'obiettivo, ma non necessariamente come raggiungerlo; non sono invece particolarmente adatti per compiti molto precisi o quando l'ambiente è indefinito, poiché in tali casi la macchina dovrebbe già sapere a priori cosa andrà a fare (**Semoli, 2019**).

1.3.1 Deep learning

I metodi di ML non imparano sempre con solo una di queste tre modalità; ad esempio, il Deep learning lavora bene con tutte e tre le categorie. A livello gerarchico, il Deep learning (DL) può essere considerato un sottoinsieme del ML, che a sua volta rientra nel campo AI (Figura 1.4).

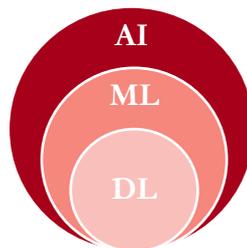


Figura 1.4 – Gerarchia: Artificial Intelligence, Machine learning e Deep learning

In particolare, il Deep learning è un tipo di apprendimento automatico costituito da reti neurali artificiali con multipli livelli di astrazione, basato su algoritmi combinati con i più avanzati modelli matematici. La differenza fondamentale tra ML e DL è che il ML impara attraverso i dati, mentre il DL apprende attraverso una rete neurale, ossia simula il modo di apprendere di un essere umano. Questo è possibile solamente attraverso set di dati molto grandi messi a disposizione delle reti neurali.

Il cervello umano è la rete neurale più complessa presente in natura, costituita da circa 90 miliardi di singoli neuroni connessi tra loro, che costantemente ricevono e interpretano informazioni dagli organi di senso. Un neurone biologico è costituito dal corpo cellulare al centro, da cui si diramano i dendriti e l'assone, da cui a loro volta fuoriescono i terminali sinaptici, che hanno un ruolo di trasmissione e connettono insieme i diversi neuroni, permettendo al cervello di elaborare le informazioni (**Semoli, 2019**). La rete neurale applicata nell'AI (**ANN: Artificial Neural Network**) funziona esattamente come i neuroni biologici: varie unità sono connesse tra loro e ricevono input provenienti dall'esterno; ogni neurone processa gli input ricevuti e trasmette agli altri in output l'informazione processata; questo output costituisce l'input per altri nodi e così via.

L'architettura standard di una ANN prevede un insieme interconnesso di nodi disposti in livelli: un livello di input, uno di output e un numero variabile di livelli nascosti, che determinano la profondità della rete (Figura 1.5). Gli input di ogni livello vengono moltiplicati per un certo peso di connessione e sommati, per essere confrontati con un livello soglia. Il segnale ottenuto tramite la somma viene elaborato da una funzione di trasferimento, per produrre un segnale in output a sua volta trasmesso come input allo strato successivo. L'apprendimento è di tipo "itinerante", ossia avviene nelle molteplici iterazioni di questo processo, con l'obiettivo di scegliere i pesi che minimizzano l'errore di mappatura input-output, dato un determinato set di dati di addestramento. Il sistema neurale ripete quindi il processo più volte, "aggiustando" i pesi dei valori inseriti per eseguire la funzione assegnatagli in modo corretto (Stipic, 2019).

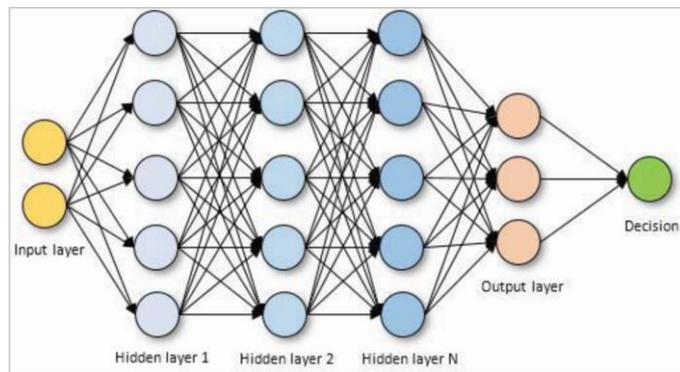


Figura 1.5 - Multi-layer processing nelle reti neurali / Fonte: Stipic, 2019

Il Deep learning utilizza più livelli di astrazione per apprendere le caratteristiche significative di ciascun dato in un set. Per esempio, nel caso dell'*image recognition*, il modello parte dall'identificazione degli elementi base dell'immagine, come singoli pixel, colori e forme. In seguito, ognuno dei livelli successivi processa forme e oggetti più complessi, finché non sono state raccolte informazioni sufficienti per prendere la decisione finale, come si osserva in Figura 1.6 (Stipic, 2019).

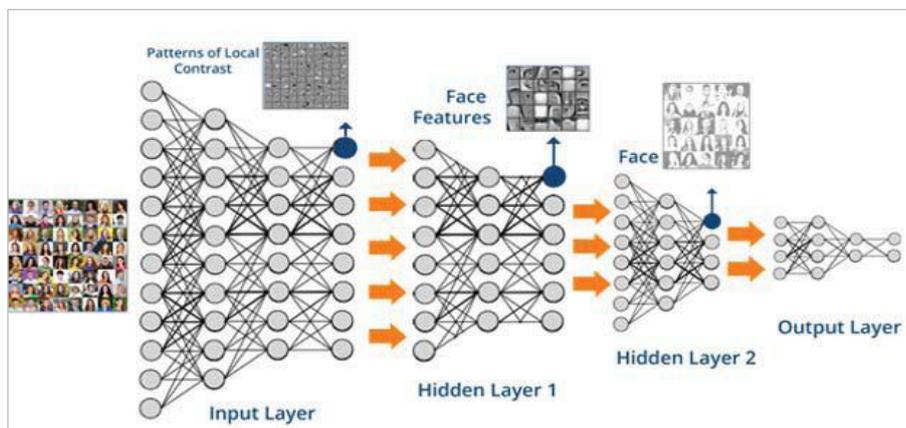


Figura 1.6 - Multi-layer processing di un'immagine nelle reti neurali / Fonte: Stipic, 2019

I motivi del successo del Deep learning sono essenzialmente due:

- la capacità di lavorare con enormi moli di dati mantenendo sempre alti livelli di performance. Il vantaggio più significativo rispetto ai precedenti algoritmi di ML consiste in un migliore utilizzo di

set di dati molto grandi: i vecchi sistemi migliorano con l'aumento del numero di esempi nei dati di training, ma solo fino a un certo punto, dopodiché i dati aggiuntivi non determinano previsioni migliori. Le reti neurali *deep*, invece, non sembrano stabilizzarsi in questo modo: più dati portano a previsioni sempre migliori;

- la possibilità di applicare lo stesso modello, o comunque molto simile, ad un'ampia varietà di problemi differenti.

Sicuramente la fase di training richiede una potenza computazionale estremamente elevata, ma una volta creato ed allenato il modello, per poterlo utilizzare è sufficiente un hardware ordinario; questo rende il DL piuttosto interessante per una molteplicità di applicazioni commerciali (Stipic, 2019).

1.4 Limiti dell'AI

Nonostante l'ampia ricerca e il progresso costante, ci sono indubbiamente alcune limitazioni legate alla tecnologia dell'AI.

Oggi l'enorme quantità di dati necessaria per effettuare il training degli algoritmi rappresenta la maggiore barriera e al contempo una fonte di vantaggio competitivo per le aziende che possiedono tale risorsa. Infatti, numerose ricerche si stanno orientando verso l'obiettivo di ridurre la quantità richiesta per allenare le reti neurali. Tuttavia, bisogna considerare che l'ampia quantità di dati da sola non è sufficiente, poiché i dati devono essere anche di alta qualità per un training efficace.

Inoltre, l'AI può essere ingannata con trucchi che non confonderebbero la mente umana: ad esempio, i software di *image recognition* possono essere confusi modificando i componenti delle immagini, provocando una classificazione errata.

Attualmente l'AI è utile per evidenziare connessioni e correlazioni presenti tra i dati, ma non fornisce informazioni riguardo la causalità, ossia è focalizzata sul "cosa" e sul "come", ma non è in grado di capire il "perché" che sta dietro alle cose. Ciò comporta alcuni rischi:

- la macchina potrebbe avere dei *bias* nascosti, derivati dai dati forniti per allenare il sistema; pertanto, condizioni diverse di training potrebbero portare a soluzioni diverse. Inoltre, tali *bias* potrebbero non emergere in modo esplicito, bensì rimanere incorporati nella miriade di fattori considerati, conducendo a decisioni potenzialmente distorte;
- a differenza dei sistemi tradizionali basati su esplicite regole logiche, le reti neurali sono fondate su verità statistiche: questo rende difficile provare con certezza che il sistema funzionerà in tutte le casistiche, soprattutto in quelle non rappresentate dai dati di training;
- nel caso in cui il sistema compia degli errori, identificare e correggere esattamente cosa si è verificato potrebbe essere ostico, poiché la struttura sottostante che conduce alla soluzione è estremamente complessa.

Quando l'ASI sarà affermata e eccederà largamente l'intelligenza umana, si presenterà un problema di bassa interpretabilità, ossia gli umani potrebbero non essere in grado di comprendere appieno come il sistema raggiunga le sue decisioni. Ciò causerebbe difficoltà nell'attribuzione delle responsabilità in caso

di errori e malfunzionamenti, pertanto l'AI dovrebbe essere sempre gestita lasciando un certo grado di potere decisionale all'uomo. Tenendo conto di tutte queste limitazioni, l'obiettivo non deve essere necessariamente la soluzione ottima, bensì la miglior alternativa possibile, sottostando a certe condizioni (Corea, 2017; Brynjolfsson, 2017).

1.5 Implicazioni dell'AI nel mondo del lavoro

Al contempo, l'AI avrà notevoli implicazioni anche dal punto di vista socioeconomico; in merito all'impatto dell'AI nel mercato del lavoro, ci sono sia visioni ottimistiche sia pessimistiche. Da un lato, la visione positiva sostiene che l'AI avrà principalmente una funzione “*augment*”, ossia potenzierà le capacità umane, creando nuove opportunità. Dall'altro lato, la visione pessimistica vede l'AI in ottica “*replace*”, prevedendo che rimpiazzerà l'uomo, distruggendo posti di lavoro. È evidente che l'AI ha una doppia funzione di *augment* e *replace* a seconda dei contesti, ma in assoluto ci sono compiti che risultano più difficili da emulare da parte di una macchina, e sono quelli in cui il ruolo dell'uomo acquisirà maggior valore. In particolare, si possono distinguere essenzialmente tre tipi di intelligenza, *mechanical*, *thinking* e *feeling intelligence*, su cui si basano tre ere dell'economia del lavoro:

- Mechanical Economy: in cui impiego e salari sono più attribuibili a task fisici, meccanici e ripetitivi;
- Thinking Economy: dove impiego e salari sono maggiormente relativi a task di pensiero, come processamento, analisi, interpretazione di informazioni, pianificazione, decision making e problem solving. In questo ambito la maggior parte del tempo lavorativo è spesa avendo a che fare con informazioni. Oggi la Thinking Economy è ancora presente, ma sta gradualmente per essere superata dalla Feeling Economy;
- Feeling Economy: l'insieme degli impieghi e stipendi attribuiti ai *feeling tasks* eccede quelli attribuibili a task meccanici o di pensiero. I *feeling tasks* consistono in comunicazione e coordinamento tra persone all'interno e all'esterno dell'organizzazione, empatia e capacità di stabilire e mantenere relazioni interpersonali. Oggi queste soft skills, soprattutto a livello manageriale, stanno diventando sempre più importanti nel mondo del lavoro rispetto a quelle nell'ambito *mechanical o thinking*.

In questo contesto, la *feeling intelligence* risulta la più complessa da emulare da parte dell'AI, e questo potrebbe portare i lavoratori ad essere più *people-oriented*, piuttosto che *data-oriented*, in quanto in termini di processamento dati l'AI è molto più efficiente, mentre sul lato sensibile-emotivo l'uomo non ha eguali (Huang, 2019).

L'impatto dell'AI sul mondo del lavoro può essere molto diverso in base al ruolo ricoperto; in generale le occupazioni più colpite sono quelle con salari più bassi che prevedono task manuali e ripetitivi: per esempio nel settore manufacturing, l'ingresso della robotica ha determinato la perdita di numerosi posti di lavoro. D'altra parte, l'AI può determinare anche la creazione di nuovi ruoli professionali, specialmente a livello manageriale, che si interfacciano direttamente con i sistemi intelligenti (Bessen, 2018).

L'AI determina nel mondo del lavoro cambiamenti su tre livelli:

- task e mansioni lavorative (*task and occupation redesign*): ad esempio in ambito Health, si possono utilizzare macchine che applicano il Computer vision per identificare potenziali cellule cancerogene, sollevando i radiologi da tali mansioni, per permettere loro di focalizzarsi su casi davvero critici o comunicare di più con i pazienti e con gli altri dottori;
- processi di business (*process redesign*): ad esempio, in Amazon, l'AI con robot e Machine learning ha portato a reinventare i flussi nel layout dei magazzini;
- modelli di business (*business model redesign*): per esempio, Spotify, suggerendo musica personalizzata in base agli ascolti degli utenti attraverso il Machine learning, cambia il modello di pagamento dalle canzoni da quello *à la carte* ad un abbonamento mensile alla piattaforma, in cui la persona non ascolta solo la musica preferita, ma scopre anche nuovi contenuti (**Brynjolfsson, 2017**).

1.6 Modelli tecnologici sul mercato

Oggi esistono diverse soluzioni di Intelligenza Artificiale sul mercato che possono essere implementate a livello aziendale, lato cliente. Si possono racchiudere in due differenti approcci:

- l'utilizzo di prodotti già pronti proposti da fornitori (approccio *buy*);
- sviluppo di una soluzione proprietaria partendo da zero (approccio *make*).

Negli anni la tendenza si è spostata dalla preferenza per soluzioni in-house, con hardware molto potenti collocati nella propria azienda, all'implementazione di pacchetti di servizi in cloud già pronti. Ai modelli cloud si contrappone il modello *on premises*, che consiste nell'installazione del software in locale internamente all'azienda. Per quanto riguarda i servizi in cloud, si distinguono tre tipologie:

- **SaaS (Software as a Service)**: è il tipo di servizio più completo; l'utente può utilizzarlo semplicemente con una connessione Internet ed un browser (oppure tramite le API del vendor), su qualsiasi dispositivo e con tempi di setup molto brevi. Queste applicazioni sono già pronte, in quanto realizzate da società esterne che sviluppano la tecnologia (e.g. startup). Il modello di pricing più utilizzato prevede strategie freemium o sottoscrizioni periodiche, fisse o basate sull'effettivo utilizzo.
- **PaaS (Platform as a Service)**: è una soluzione intermedia che fornisce agli utenti un ambiente cloud in cui, oltre allo storage e ad altre risorse di elaborazione, gli utenti possono utilizzare strumenti predefiniti per sviluppare, personalizzare e testare le loro applicazioni. Dall'altro lato, il provider si occupa dell'infrastruttura sottostante, gestendo la sicurezza e i sistemi operativi.
- **IaaS (Infrastructure as a Service)**: il provider offre un hardware virtuale scalabile; in questo modo le aziende possono utilizzare le loro piattaforme e applicazioni all'interno dell'infrastruttura del provider. Pertanto, invece di acquistare hardware in modo definitivo, al cliente è applicato un pagamento a consumo (*pay-as-you-go*), ossia esclusivamente in base al tempo di utilizzo, garantendo flessibilità e scalabilità a seconda delle esigenze (**Semoli, 2019**).

Le soluzioni di tipo cloud sfruttano le **API** (Application Programming Interface), ossia servizi di terze parti che gli sviluppatori possono utilizzare per realizzare nuove applicazioni. Esse definiscono la modalità con cui un componente del software comunica con l'esterno, ossia come le sue funzioni possono essere richiamate da altri servizi; ad esempio, si può richiamare una funzione di Machine learning passando delle informazioni in input e ottenendo un output senza sapere quale sia l'algoritmo sottostante. Il vantaggio per gli utenti è avere subito a disposizione soluzioni già pronte senza doverle sviluppare. Attualmente i maggiori player a livello mondiale che competono sul mercato dei servizi cloud e API sono Amazon, Google, Microsoft e IBM. Amazon con AWS (Amazon Web Services) è il leader di settore; i clienti di AWS sono sia realtà innovative che hanno bisogno di partnership per ottenere reputazione, sia aziende che vogliono migrare dai data center tradizionali ai servizi cloud. Un'alternativa a strumenti API preconfezionati è l'impiego di software open-source, che consentono un completo controllo dell'algoritmo (**Semoli, 2019**).

Se i software sembrano attirare gran parte dell'attenzione nel mondo dell'AI, anche il mercato dei relativi hardware sta assistendo ad una forte crescita; infatti, proprio l'hardware è considerato da molti esperti uno dei principali elementi di differenziazione per competere nell'AI.

Le GPU (Graphics Processing Unit) hanno iniziato a svolgere un ruolo determinante nell'addestramento di grandi reti neurali, poiché sono costituite da una complessa architettura in parallelo che permette di gestire più attività contemporaneamente, a differenza delle CPU che risultano inadeguate per elaborare enormi moli di dati. Tuttavia, le GPU non sono state originariamente costruite per il Machine learning, poiché possiedono un alto livello di precisione di calcolo non sempre richiesto, e ciò ha portato aziende come Google, IBM, Intel e anche startup, a sviluppare chip specifici per l'AI: IBM ha ideato le NPU (Neuromorphic Processing Unit) con l'obiettivo di emulare il cervello umano e i suoi neuroni, e Google ha introdotto la TPU (Tensor Processing Unit) che ottimizza le prestazioni per watt specificatamente per le reti neurali. Questi chip possono essere utilizzati in vari ambiti, come infrastrutture cloud, veicoli a guida autonoma e robotica (**Statista, 2019; Corea, 2017**).

2. Startup di Intelligenza Artificiale in Europa

2.1 Caratteristiche di una startup

L'Intelligenza Artificiale può essere considerata un'innovazione *disruptive*, intesa come rivoluzionaria, poiché lo sviluppo tecnologico ha implicazioni anche a livello di mercato e modelli di business. Questo tipo di innovazione genera dinamismo nel settore interessato, favorendo l'ingresso di nuovi entranti, come le startup; d'altra parte, un cambiamento dirompente in termini di distruzione delle competenze e business model tradizionali può provocare anche l'uscita dal mercato delle imprese incumbent, se non possiedono sufficiente flessibilità per adattarsi alla nuova tecnologia e ai nuovi bisogni.

Secondo il modello di Abernathy e Utterback, il processo evolutivo dell'innovazione tecnologica è caratterizzato da tre fasi distinte: fase fluida (trigger e incubazione), fase di transizione (diffusione) e fase specifica (maturità e declino). La fase fluida rappresenta il momento iniziale in cui l'innovazione prende piede, e l'attenzione è focalizzata sulle performance tecnologiche e funzionali, al fine di stabilire un *dominant design*, ossia un'architettura di prodotto condivisa all'interno del settore. In questa prima fase, le performance sono in fase di miglioramento, e le vendite sono ancora ridotte; mentre il numero di imprese che si affacciano sul mercato è piuttosto alto, poiché non si è ancora affermato un *dominant design* definitivo. Gli attori favoriti da questo dinamismo sono i nuovi entranti, ed in particolare le startup: per queste ultime, potrebbe essere più facile rimanere al passo con la nuova tecnologia, senza il rischio di cannibalizzare altri prodotti esistenti o distruggere competenze core tradizionali, come può invece accadere alle imprese già stabilite.

Steve Blank definisce una startup come “un'organizzazione temporanea in cerca di un modello di business scalabile, ripetibile e profittevole”, con l'obiettivo di risolvere un problema complesso che non ha una soluzione immediata, in condizioni di incertezza (Tripathi, et al., 2018). Non esiste una definizione ufficiale di startup univocamente riconosciuta, ma nel concreto sono applicati alcuni criteri per identificarle:

- età: l'impresa deve essere stata fondata da meno di dieci anni;
- core business: deve avere un prodotto e/o servizio e/o modello di business innovativo;
- scala: deve avere obiettivo di scalabilità, ossia l'intenzione di accrescere il numero di dipendenti e/o il fatturato e/o i mercati in cui opera (European Startup Monitor, 2019).

Le startup si differenziano l'una dall'altra per lo stadio di vita in cui si trovano: partendo dalla fase iniziale di sviluppo di un concept tecnologico, segue la realizzazione di un MVP (Minimum Viable Product), ossia un primo prodotto utilizzabile da parte degli utenti ma non con l'obiettivo di vendita; una volta ottenuta la validazione dell'MVP, l'obiettivo è quello di sviluppare un'applicazione commercializzabile sul mercato ed ottenere successivamente scalabilità.

2.2 Ecosistemi di startup

Realtà innovative come le startup sorgono in contesti specifici che ne favoriscono la crescita, definiti “ecosistemi”. Secondo **Tripathi (2018)**, un ecosistema di startup opera in una determinata regione geografica e comprende diversi stakeholders, come imprenditori e investitori; all’interno di un ecosistema possono stabilirsi collaborazioni con organizzazioni di supporto, come agenzie di investimento, governi, istituzioni accademiche e imprese consolidate, per creare un network comune che supporta le startup in fase embrionale e ne guida la crescita su scala più ampia.

La letteratura individua otto elementi chiave caratterizzanti un ecosistema di startup: imprenditori, finanziamenti, mercato, tecnologia, capitale umano, istruzione, demografia e fattori di supporto. Tra i cosiddetti *fattori di supporto*, è emerso che incubatori e acceleratori costituiscono un appoggio importante nelle fasi early-stage, attraverso attività di mentoring agli imprenditori per migliorare le loro idee in forma di concept e convertirle in business plan praticabili. Tali programmi vengono gestiti in spazi di co-working, dove gli stakeholders possono collaborare in modo più efficace.

I *finanziamenti* sono necessari durante tutte le fasi di product e customer development, e spesso i governi creano programmi e forniscono finanziamenti per sostenere gli imprenditori. Inoltre, anche i *fattori demografici* di un’area geografica, che comprendono cultura e lingua della regione, posizione, storia e numero di immigrati, influenzano il suo ecosistema di startup. Un altro elemento è il *mercato*, che potrebbe essere locale o globale, a seconda del tipo di clienti e di attività in cui è impegnata la startup.

Riguardo l’*istruzione*, gli istituti accademici permettono ai giovani talenti di ricevere le competenze necessarie per la creazione di una startup e arricchire il *capitale umano*, che è influenzato da studi, esperienze lavorative o attività in acceleratori e incubatori. Infine, *imprenditori* e *tecnologia* rappresentano le caratteristiche core delle startup appartenenti agli ecosistemi.

Uno degli ecosistemi più rilevanti su scala globale per l’innovazione tecnologica, anche nel campo dell’AI, è indubbiamente la Silicon Valley, che sorge nella San Francisco Bay Area, nel Sud della California, e ospita numerose startup, grandi colossi internazionali specializzati in tecnologia, come Apple, Facebook e Google, oltre a diverse istituzioni collegate all’Università di Stanford di Palo Alto.

Secondo **Fenwick (2018)**, la ricerca ha ampiamente dimostrato che negli ultimi tre decenni la Silicon Valley sia stata il luogo di eccellenza per chiunque volesse intraprendere un nuovo business in ambito tecnologico, e si sia costantemente classificata come migliore posizione per il lancio di una nuova attività con aspirazione globale. Infatti, la Silicon Valley attrae ingenti finanziamenti grazie alla sua rete di contatti, offrendo ottime opportunità per gli imprenditori.

Di conseguenza, i policymakers sono stati attratti dall’idea di replicare il successo della Silicon Valley in altre aree del mondo. Oltre ad una legislazione che incentivi gli investimenti, sono necessari altri ingredienti per il successo di un ecosistema di startup:

- una cultura in cui si verificano abitualmente interazioni tra talento, capitale, idee e opportunità;
- la guida diretta degli stessi imprenditori, e non solo di attori esterni come governi, università o investitori;

- impegno a lungo termine: i costruttori di ecosistemi dovrebbero adottare una visione a lungo termine, nell'ordine di 20 anni o più;
- la costruzione dell'ecosistema intorno a società consolidate: i regolatori si sono spesso concentrati su strategie che mirano a promuovere gli investimenti, tendendo a trascurare il ruolo delle partnership tra startup e aziende incumbent.

2.3 Approccio delle startup al campo AI

Il mercato dell'Intelligenza Artificiale si sta rivelando molto prolifico per realtà innovative come le startup. Secondo il **Global Startup Ecosystem Report (2018)**, l'AI è il settore in cui si registra nel mondo la più alta crescita del numero di startup create. In particolare, si calcola una presenza del 5% di startup di AI a livello globale sul totale delle startup, ed una crescita del 12.9% (contro una crescita generale delle startup nel mondo del 4.5%) nel periodo 2008-2016. Per quanto riguarda i finanziamenti, si è osservato un aumento del 463% del valore degli investimenti (vs 377% media globale) e del 393% dei valori di exit (vs 126% media globale) nel periodo 2012-2017. Pertanto, le startup di AI rappresentano un fenomeno degno di nota degli ultimi anni, su cui focalizzare l'attenzione.

2.3.1 Fattori di successo

Il **Global Startup Ecosystem Report (2018)** evidenzia alcuni drivers che hanno favorito la recente crescita di startup nel campo AI.

Gran parte dei costi fissi per sviluppare gli algoritmi di Machine learning sono spesso finanziati da entità governative, centri di ricerca universitari o grandi aziende tecnologiche; d'altra parte, i costi marginali per la distribuzione di tali tecnologie si sono ridotti, con la presenza di tool open-source o servizi cloud a prezzi accessibili, come Amazon Web Services o Google Cloud, permettendo anche a realtà relativamente piccole di affacciarsi rapidamente sul mercato.

Da un punto di vista della domanda, Gartner ha stimato che nel 2018 il 70% delle imprese ha già implementato qualche tipo di tecnologia AI, mentre nel 2020 l'AI sarebbe stato nei cinque investimenti prioritari per più del 30% dei CIO a livello mondiale, rappresentando un'opportunità di mercato da servire per nuove imprese entranti.

In questo contesto, vi sono alcuni fattori che possono incentivare il potenziale successo di una startup o prevenirne il fallimento. Essendo l'AI una tecnologia in continua innovazione, è fondamentale creare un team con competenze sia fortemente tecniche, sia trasversali. Inoltre, è necessario scegliere un *core business* su cui focalizzarsi; infatti, per piccole realtà, cercare di competere subito in vari settori a livello orizzontale potrebbe risultare fallimentare, mentre è molto più efficace orientare le risorse sul verticale che rappresenta il punto di forza della startup. Altri elementi favorevoli alla crescita di una startup di AI possono essere la scelta di un settore di ingresso che possieda una grande quantità di dati già esistenti e l'individuazione di un ecosistema locale adatto.

Tenendo conto dell'incisiva presenza degli incumbent, una strategia efficace potrebbe prevedere la stipulazione di una partnership con grandi corporations oppure puntare alla crescita del business con l'obiettivo di exit, intesa come acquisizione. In alternativa, le startup possono valorizzare gli aspetti che le contraddistinguono dagli incumbent, come l'approccio *agile* alla tecnologia o la possibilità di individuare come target quei clienti troppo piccoli per suscitare un interesse da parte delle multinazionali tech.

2.3.2 Limitazioni

Secondo **Corea (2017)**, si presentano numerosi ostacoli da affrontare per una startup che si affaccia sul mercato AI, soprattutto in fase early-stage, in termini finanziari, commerciali, legali e operativi.

Per quanto riguarda gli investimenti, si denota talvolta la mancanza di investitori specializzati che possano effettivamente orientare il business e aumentare il valore dell'impresa.

Dal punto di vista commerciale, è difficile identificare chi siano i consumatori target a cui indirizzare la nuova tecnologia, spesso di tipo *general-purpose*; inoltre, i prodotti sono molto innovativi e difficili da comprendere nelle loro effettive funzioni.

Nell'ambito legale, una questione delicata riguarda la privacy dei dati. I dati sono diventati gli input chiave nell'innovazione detta *data-driven*, poiché permettono l'allenamento degli algoritmi AI e la fornitura di prodotti o servizi *tailor-made* per i clienti. Tuttavia, nonostante i benefici, è cresciuta nel tempo una certa preoccupazione in merito all'utilizzo dei dati personali, con la percezione da parte dei consumatori di non avere più il controllo sulla propria privacy, alimentata da molteplici episodi di frodi o utilizzi impropri di informazioni sensibili. Come risposta, l'Unione Europea ha introdotto nel 2016 il GDPR (General Data Protection Regime), ossia il regolamento per la protezione dei dati dei consumatori, che impone alle imprese di rispettare una serie di salvaguardie: la richiesta del consenso esplicito informato all'utente per la raccolta dei dati, un più elevato controllo dei processi interni di gestione, l'adozione di misure proattive per rendere anonimi i dati personali e l'applicazione di maggiori sanzioni in caso di violazioni. Secondo la ricerca di **Jia, Jin e Wagman (2018)**, si è evidenziato un effetto negativo sugli investimenti in UE nelle startup tecnologiche emergenti in seguito all'introduzione del GDPR. Infatti, il costo di compliance e di regolamentazione dei dati potrebbero aver creato delle barriere all'entrata per le nuove realtà innovative, che essendo ancora di dimensioni ridotte, hanno maggiori difficoltà a sostenere tali costi, favorendo in questo modo gli incumbent che hanno una struttura più stabile.

Infine, a livello operativo, il possesso di enormi dataset risulta fondamentale per gli algoritmi AI e si trasforma in un ostacolo per startup early-stage con risorse limitate; infatti, gli incumbent attraggono e canalizzano la maggior parte del traffico di dati, ottenendo economie di scala ed escludendo le startup innovative da questo flusso.

Tra le maggiori compagnie tech del mondo vi sono Google, Microsoft e Amazon, che stanno investendo pesantemente nell'AI. Spesso, invece di competere con le startup emergenti, gli incumbent tendono ad adottare politiche di acquisizione o di partnership con le startup.

In caso di acquisizioni, le startup sono comprate ancora in fase early-stage (primi 1-3 anni di vita), quando l'attenzione è posta sul puro avanzamento tecnologico e sul capitale umano, piuttosto che sui profitti. Nell'ottica preservare l'identità della startup, spesso sono mantenuti i componenti del team esistente, lasciando loro completa indipendenza: si parla di “*acqui-hire*”, poiché consiste nell'acquisire la startup insieme ai talenti che vi lavorano, con l'obiettivo di integrare nuove competenze a livello aziendale.

Un'altra strategia adottata dalle imprese incumbent consiste nell'istituire incubatori e acceleratori interni, dove le startup con i loro fondatori possono crescere e lavorare a contatto con i dipendenti *corporate*. Si generano in questo modo vantaggi comuni: da una parte, le imprese consolidate riescono ad ingaggiare talenti esterni che possono proporre soluzioni “out-of-the-box”; dall'altra, le startup hanno accesso alle risorse e al capitale necessario per sviluppare la propria tecnologia, oltre a canali distributivi internazionali (Fenwick, 2018).

2.4 Contesto globale per le startup di AI

Secondo un report della Commissione Europea del 2019, in Stati Uniti, Cina ed Europa si concentrano il 75% di tutti i players economici nel campo AI, intesi come imprese, istituti di ricerca ed entità governative dedicate; tuttavia, l'Europa, nonostante sia seconda in termini di numero di startup di AI in aggregato, rimane ancora in secondo piano rispetto a USA e Cina (De Prato, 2019).

Gli Stati Uniti si sono stabiliti al primo posto nel campo dell'Intelligenza Artificiale a livello mondiale: il Paese pubblica la maggior parte dei papers sull'AI nel mondo, detiene il maggior numero di domande di brevetto, ha il più alto numero di persone che lavorano nell'AI, possiede università con alta reputazione ed è sede dei principali investitori globali. I suoi principali attori tecnologici, ossia le società GAFA (Google, Amazon, Facebook e Apple), sono molto attive nelle fusioni e acquisizioni, avendo acquisito cumulativamente quasi 40 startup di AI nel periodo 2010-2018. La leadership statunitense è sostenuta da una strategia credibile a lungo termine: il governo federale elabora continuamente piani strategici ed ha pubblicato documenti come “The Future of Artificial Intelligence”, “Robotics, Automation and Artificial Intelligence”, “AI, Automation and the Economy”; inoltre, nel 2016 ha investito circa 1.2 miliardi di dollari in R&D per l'Intelligenza Artificiale. (Roland Berger & ASGARD, 2018).

In Figura 2.1 si riporta la distribuzione delle startup di AI nel mondo nel 2018, proveniente da uno studio di Roland Berger & ASGARD (2018), “AI: A strategy for European startups”. Il numero totale di startup di Artificial Intelligence classificate come “vere”, ossia di cui è stato confermato l'uso effettivo dell'AI, è stato calcolato pari a 3465. Spesso ricerche diverse riportano numeri discordanti, in quanto non esiste una definizione univocamente riconosciuta nel mondo per l'AI; inoltre, per alcune attività risulta difficile comprendere se il loro *core business* sia effettivamente incentrato sull'AI oppure no. Dai numeri presentati sulla mappa, si nota che a livello di Paesi, gli Stati Uniti sono leader per numero di startup nel mondo (1393 startup), seguiti da Cina (383), Israele (362) e Regno Unito (245). Invece, i principali hub urbani risultano San Francisco, Londra, Tel Aviv e New York.

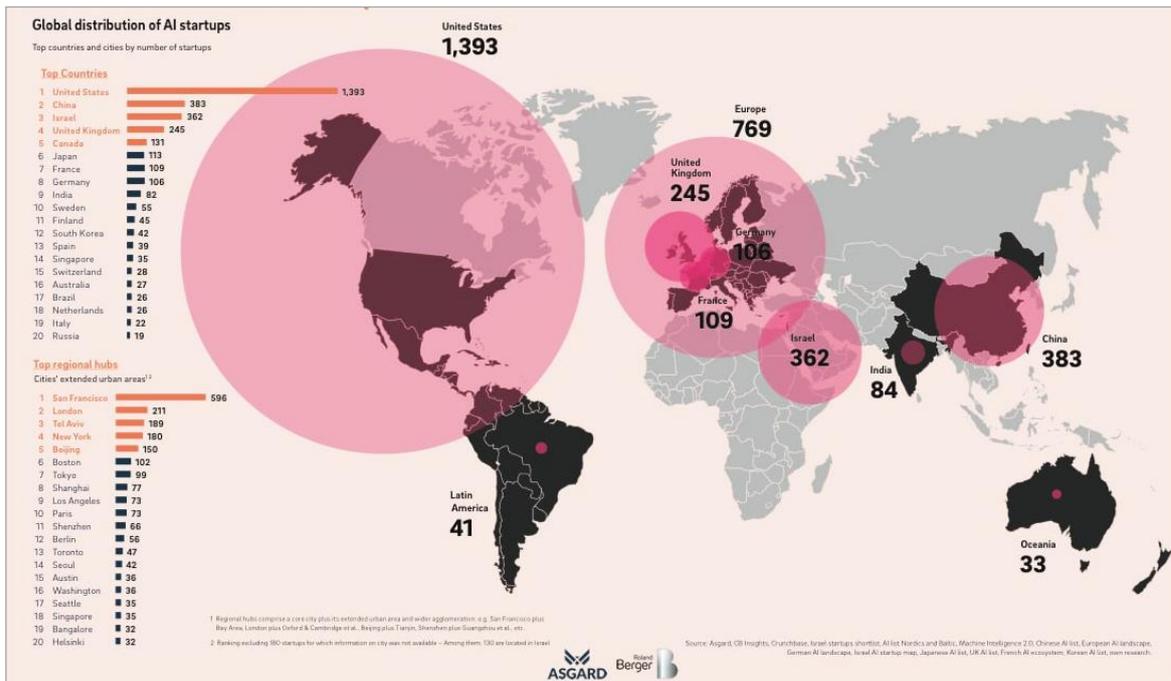


Figura 2.1 - Distribuzione delle startup di AI a livello globale / Fonte: Roland Berger & ASGARD, 2018

Per quanto riguarda gli investimenti, si può osservare nel grafico in Figura 2.2 l'andamento dei finanziamenti per startup di AI a livello mondiale nel periodo 2013-2019, diviso per trimestri (dal primo trimestre 2013 al secondo trimestre 2019). Si nota un aumento degli investimenti sia in termini di ammontare investito, sia in numero di accordi, con un record di investimenti totali nel secondo trimestre del 2019 pari a 7.4 miliardi di dollari.

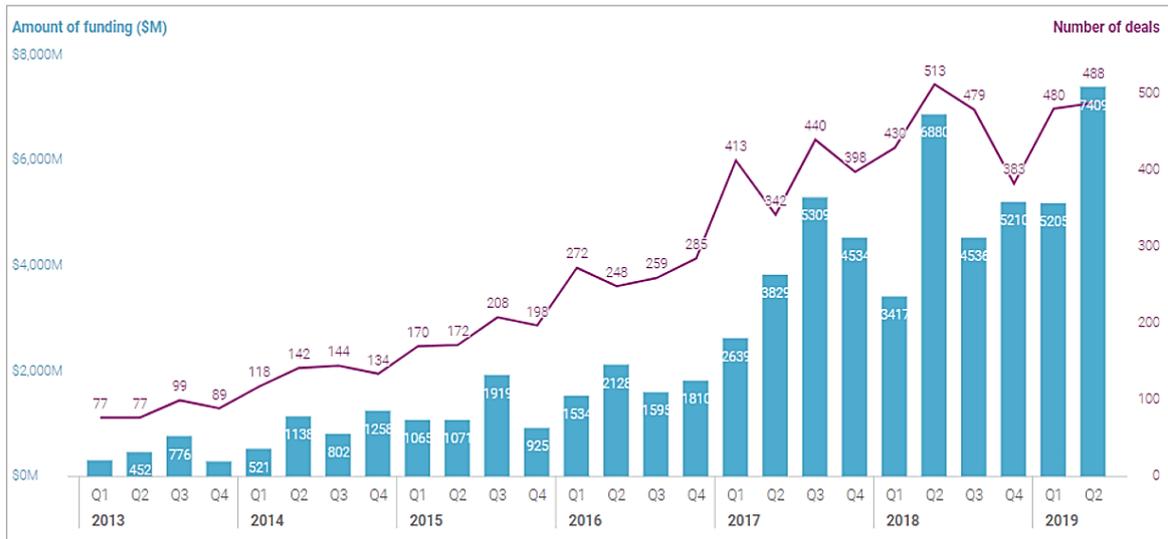


Figura 2.2 - Andamento degli investimenti globali in startup di AI (Q1 2013 - Q2 2019) / Fonte: CB Insights

Anche in termini di finanziamenti, USA e Cina superano nettamente l'Europa, che rimane molto più indietro soprattutto dal punto di vista degli investimenti privati. Gli Stati europei più finanziati sono UK, Francia e Germania, mentre gli altri Paesi risultano molto distanziati, prova dell'irregolarità del contesto europeo. Mentre la maggior parte delle startup di AI europee sono finanziate da parte di investitori locali,

molte realtà di successo, tra cui Skype (Estonia, Svezia), Shazam e Momondo (UK) sono poi state acquisite da colossi americani o cinesi (**Brattberg, 2020**).

Altre evidenze che dimostrano la crescita di interesse a livello globale per l'AI sono la pubblicazione di papers accademici nel mondo della ricerca e la registrazione di brevetti.

Dal 1996, nei 20 anni successivi, il numero di articoli accademici sull'AI ha registrato un incremento del 400% (**Yang, 2019**). Gli USA si confermano al primo posto con un numero di pubblicazioni pari a circa 370 mila tra il 1997 e il 2017, seguiti dalla Cina con 327 mila papers. Al terzo posto si trova però un Paese europeo, ossia il Regno Unito, con poco meno di 100 mila papers pubblicati, che quindi risulta avere un ruolo di rilievo su scala globale nel campo della ricerca per l'AI (**Statista, 2018**).

Lo studio di **Roland Berger & France Digitale (2020)** riporta invece il numero di registrazioni di brevetti nel periodo 2015-2019, confrontando i Paesi europei con i leader globali, USA e Cina. Gli USA si riconfermano primi con 16.497 registrazioni, seguiti da Europa (2.595) e Cina (2.517). In Europa, il 55% dei brevetti registrati proviene da UK, Germania e Francia.

2.5 Strategia dell'Europa per l'AI

La presente tesi si propone di analizzare le dinamiche delle startup di Intelligenza Artificiale facendo riferimento al contesto europeo. In Europa, la Gran Bretagna supera di gran lunga gli altri Stati in termini di numero di players, seguita da Germania e Francia. Proprio UK, Germania e Francia, insieme alla Finlandia, sono i Paesi che hanno elaborato le politiche più avanzate per la regolamentazione dell'AI a livello nazionale.

2.5.1 Regno Unito

Oggi il Regno Unito possiede la più alta concentrazione di startup di AI in Europa e la maggiore abilità di attrarre investimenti internazionali. Nel 2015, dopo la spinta del governo, cinque università britanniche (Cambridge, Edinburgh, Oxford, UCL e Warwick), insieme all'UK Engineering and Physical Science Research Council, hanno fondato l'Istituto di ricerca Alan Turing, con l'obiettivo di sviluppare applicazioni AI per risolvere problemi del mondo reale. Le università di Cambridge e Oxford hanno guidato lo sviluppo delle tecnologie AI, realizzando tre startup di successo mondiale, poi acquisite da colossi americani: DeepMind (reti neurali) acquisita nel 2014 da Google, VocallQ (riconoscimento vocale) acquisita da Apple nel 2015 e SwiftKey (tastiera virtuale) acquistata da Microsoft nel 2016.

A marzo 2018 il governo britannico ha lanciato il "Sector Deal for AI", con l'obiettivo di preservare la posizione di leadership dell'UK, prevedendo investimenti pubblici e privati per circa 1.08 miliardi di euro. Una peculiarità del piano britannico è la definizione di ruoli e responsabilità tra il settore pubblico e privato, in ottica di co-financing. Al momento è ignoto se il Paese raggiungerà un accordo di collaborazione con l'Unione Europea in merito all'AI dopo la Brexit, quindi non è chiaro se l'UK continuerà ad attirare gli stessi talenti e investimenti dall'Europa (**Delponte, 2018; Brattberg, 2020**).

2.5.2 Germania

Le università tedesche rappresentano un punto di forza per il campo AI: spicca il Karlsruhe Institute of Technology, che ospita una varietà di istituti e centri di ricerca, tra cui il German Research Centre for Artificial Intelligence (DFKI in tedesco), considerato dalla comunità scientifica internazionale uno dei maggiori centri di eccellenza per la ricerca AI nel mondo.

Nel 2017 è stato promosso dalla Cancelliera Merkel il primo piano di investimenti per l'AI pari a 3 miliardi di euro, con l'obiettivo di incentivare l'ecosistema. Inoltre, grandi corporations tedesche come Siemens, BMW, Bosch e SAP stanno investendo in Germania per utilizzare l'AI in diverse applicazioni. Anche l'ambiente delle startup è molto prolifico, favorito da un forte network di investitori, quali il German Research Foundation (DFG), che è la prima fonte di finanziamento per la ricerca pura in AI in Germania, o l'impresa di Venture Capital ASGARD, che finanzia numerose startup di AI in diversi domini di applicazione.

(Delponte, 2018; The European AI Landscape-Workshop Report, 2018)

2.5.3 Francia

A marzo 2018 la Francia, con il report Mission Villani commissionato dal governo, ha delineato il suo piano strategico per l'AI, dichiarando di voler attuare investimenti pubblici per 1.5 miliardi di euro entro il 2022, al fine di supportare la ricerca e l'innovazione. Gli investimenti sono stati stabiliti su una selezione di quattro settori chiave, dove l'impatto dell'AI sulla società è stato giudicato più significativo, ossia sanità, trasporti e mobilità, energia e ambiente, difesa e sicurezza.

La Francia ad oggi vanta uno dei maggiori istituti di ricerca d'Europa, il Centre national de la recherche scientifique, anche se non prettamente focalizzato sull'AI, e sta valutando una proposta di stabilire un centro comune in cooperazione con la Germania, per rendere il panorama di R&D più attrattivo. Infatti, uno dei principali obiettivi della Francia è rafforzare l'ecosistema per attrarre i migliori talenti, poiché è carente di istituzioni accademiche e di ricerca direttamente e attivamente coinvolte nel campo AI, rispetto a UK e Germania. Su questa linea, nel 2017 è stato inaugurato a Parigi "Station F", il più grande incubatore di startup al mondo, che si aggiunge ai 40 già realizzati nella capitale francese, in grado di ospitare 1000 startup e di attrarre i migliori talenti tech. Station F è un progetto ideato e finanziato con oltre 200 milioni di euro da Xavier Niel, fondatore del gruppo Iliad, e gode anche del sostegno di big tech come Amazon, Facebook e Microsoft. La spinta francese all'innovazione ha già dato i suoi frutti: nel 2019 le startup francesi AI hanno raccolto 1.2 miliardi di dollari di investimenti, seconde solo a quelle del Regno Unito.

(Delponte, 2018; The European AI Landscape-Workshop Report, 2018; Brattberg, 2020; Lavallo, 2017)

2.5.4 Finlandia

Secondo le previsioni di mercato, la Finlandia è il Paese europeo che otterrà la maggior crescita economica grazie alla rivoluzione AI (+4.1% sul GDP, secondo solo al +4.6% degli USA). Questo è dovuto ad una combinazione di fattori, come l'avanzata digitalizzazione della società e della pubblica amministrazione finlandese o l'alto livello di istruzione della popolazione.

Per esempio, Business Finland, agenzia di finanziamento pubblico del Ministero dell'Impiego e dell'Economia, ha pianificato di utilizzare l'AI per la più grande riforma sanitaria nella storia svedese.

Il governo finlandese ha dichiarato che è una "visione nazionale comune" quella di sviluppare e implementare l'AI in modo efficace per il miglioramento sociale. La ricerca presso il nuovo Finnish Center for AI, creato dalla Aalto University e dall'Università di Helsinki, sta già implementando soluzioni: il Deep learning Research Group ha prodotto la Curious AI Company, che è in competizione diretta con giganti tecnologici come Facebook e Google nella ricerca per l'AI generale.

A dicembre 2017 è stata pubblicata la strategia AI nazionale "Finland's Age of Artificial Intelligence", che adotta un approccio bottom-up: l'obiettivo è anche quello di educare e abituare la popolazione al potenziale impatto dell'AI sulla società. La Finlandia non possiede la quantità di risorse di altri grandi Paesi europei, per cui il suo proposito è quello di diventare un *early adopter* nelle applicazioni dell'AI nel contesto pratico di vita reale.

(Accenture, 2018; Delponte, 2018; The European AI Landscape-Workshop Report, 2018; Brattberg, 2020)

2.5.5 Unione Europea

L'approccio collettivo dell'Unione Europea all'Artificial Intelligence è di tipo "*human-centric*", ossia prevede uno sviluppo della tecnologia strettamente sotto la supervisione e il controllo umano.

L'attenzione normativa è focalizzata sulla dualità rischi-benefici dell'AI, tenendo conto delle implicazioni sociali ed etiche. Nonostante il dato sia l'ingrediente chiave per le applicazioni AI, l'Unione Europea ha deciso di imporre una robusta regolamentazione per la tutela della privacy dei dati, con il GDPR, presentando una *value proposition* di "AI affidabile" made in Europe. Si parla di "effetto Bruxelles": in questo senso, l'Europa avrebbe un *first-mover advantage* rispetto ad USA e Cina dal punto di vista normativo, e il GDPR potrebbe essere preso come modello di riferimento per creare uno standard globale giuridico nelle applicazioni basate sull'Intelligenza Artificiale. Tuttavia, un'eccessiva regolamentazione potrebbe ostacolare l'innovazione e le applicazioni commerciali dell'AI, disincentivare l'ingresso sul mercato delle startup emergenti o creare uno svantaggio rispetto agli Stati concorrenti che non prevedono una linea così rigorosa.

Osservando gli investimenti, gli investitori americani e cinesi forniscono somme che eccedono in modo sostanziale i finanziamenti europei: il finanziamento medio europeo di un VC è di 60 milioni di euro, circa la metà di un tipico finanziamento americano. Per stimolare gli investimenti in startup di AI in Europa, i governi hanno adottato numerose strategie: in primo luogo, le stesse entità governative

investono nelle startup, soprattutto nelle fasi iniziali, svolgendo un ruolo vitale nell'incoraggiare l'imprenditorialità. In secondo luogo, per incentivare gli investimenti privati, in particolare da parte di investitori istituzionali, è stata promossa un'iniziativa da parte della Commissione Europea in collaborazione con il Fondo Europeo per gli investimenti (EIF), per avviare il "Pan-European VC Fund of Funds".

Infine, si sono proposte modifiche all'European Venture Capital Fund (EU VECA) e all'European Social Entrepreneurship Funds (EU SEF) per introdurre normative che rendano il capitale di rischio più accessibile ai finanziatori attraverso agevolazioni fiscali.

Per quanto riguarda le direttive più recenti, il 19 febbraio 2020 la Commissione Europea ha pubblicato una serie di documenti che definiscono la policy digitale dell'UE, tra cui il "White Paper on Artificial Intelligence - A European Approach to Excellence and Trust," "European Strategy for Data," e "Shaping Europe's Digital Future." Il proposito è quello di bilanciare il rispetto delle regole normative e l'incentivo all'innovazione per rinforzare l'ecosistema AI: sono presenti linee guida per le applicazioni AI definite "ad alto rischio", come in ambito sanitario o militare; si propone la creazione una comunità collettiva di ricerca AI a livello europeo; si promuove la collaborazione tra gli Stati membri e si prevede di aumentare gli investimenti nello sviluppo e nell'implementazione dell'AI.

L'Unione Europea, con questi provvedimenti, punta a portare gli investimenti raccolti per l'AI (pubblici e privati insieme) a 20 miliardi di euro all'anno entro la fine del 2020.

(Roland Berger & France Digitale, 2020; Brattberg, 2020; Delponte, 2018; Fenwick, 2018)

2.5.6 Punti di debolezza della strategia europea

Secondo lo studio di **Roland Berger & France Digitale (2020)**, l'ecosistema AI europeo ha un forte potenziale, ma rimane frammentato e carente di una strategia chiara e comune. Le principali debolezze che caratterizzano la strategia europea sono:

- **Frammentazione e disomogeneità del mercato digitale europeo:** si denota un netto divario nella distribuzione geografica delle startup di AI europee: UK (Londra), Francia (Parigi) e Germania (Berlino) possiedono il panorama AI più vivace e maturo in Europa, mentre altre aree risultano molto più deboli.

L'ecosistema di startup in Francia, UK e Germania fa forte affidamento sugli investitori domestici, ma oltre ad essi, gli investitori americani superano di gran lunga quelli degli altri Paesi europei: questo denota la mancanza di una strategia di investimento cross-country, rendendo l'UE ancora lontana dall'obiettivo di "Digital Single Market". Tale mercato ancora frammentato costituisce una barriera per le imprese che puntano ad una rapida scalabilità, come le startup, e impedisce l'accesso ad un ampio bacino di dati condivisi, che risultano vitali per allenare gli algoritmi AI.

Anche le risorse in termini di ricerca e investimenti sono distribuite in modo non uniforme, impedendo la creazione di un ecosistema comparabile a quello degli USA; la disomogeneità è fortemente visibile nelle strategie di R&D nazionali, che sembrano puntare ad ottenere una

leadership individuale, più che creare una collaborazione sinergica tra gli Stati. Il Regno Unito si può considerare l'unico Paese leader di successo per l'AI in Europa, che riesce a competere a livello internazionale in termini di investimenti, ricerca e talenti. Questo implica che la Brexit avrà un pesante impatto sul panorama AI europeo, che sarà privato del suo attore più significativo. Pertanto, mantenere una collaborazione tra UK e UE sarà vitale per rimanere competitivi contro USA e Cina.

- **Difficoltà nell'attrarre capitale umano:** le università europee riscontrano difficoltà nel trattenere i talenti, spesso attratti dalle grandi aziende americane, che promettono salari più appetibili. Per arginare questo fenomeno di "fuga di talenti", un gruppo di scienziati ha presentato una proposta per stabilire un istituto di ricerca pan-europeo, il CLAIRE (Confederation of Laboratories for Artificial Intelligence Research in Europe), sul modello di successo del CERN.
- **Mancanza di competitività a livello commerciale:** l'Europa, grazie ad eccellenti istituti di ricerca (32% dei centri a livello mondiale), risulta particolarmente forte nella ricerca di base per l'AI, ossia relativa alle fasi iniziali puramente tecnologiche che non trovano ancora specifiche applicazioni settoriali. Tuttavia, appare più debole nello sviluppo di modelli di business scalabili a livello globale, in quanto la commercializzazione delle applicazioni AI richiede tempi più lunghi rispetto agli USA.

(Roland Berger & France Digitale, 2020; Delponte, 2018; Brattberg, 2020)

2.5.7 Unicorn: Europa VS USA

La definizione "**Unicorn**" è stata coniata nel 2013 dalla Venture Capitalist Aileen Lee: si riferisce a startup ancora private che hanno raggiunto nel breve periodo una valutazione di mercato almeno pari ad 1 miliardo di dollari. L'associazione all'animale mitico vuole rappresentare la rarità statistica di tali imprese di successo.

La letteratura sulle startup unicorn in campo AI è piuttosto limitata, mentre diversi studiosi hanno effettuato ricerche su tali realtà, già di per sé piuttosto rare, a livello generale.

Nel report "Europe's start-up ecosystem: Heating up, but still facing challenges" di **McKinsey (2020)** emerge che l'Europa è sede del 36% delle startup operanti al mondo, ma solo del 14% degli unicorni sul totale a livello globale, come si osserva in Figura 2.3. La leadership degli USA è indiscutibile: il 50% degli unicorni nel mondo è di origine statunitense; ciò che stupisce è invece il confronto con l'Asia, dove rispetto all'Europa ci sono meno startup (17% vs 36%), ma più unicorni (33% vs 14%).

Secondo McKinsey, il minore successo delle startup europee è spiegato dal fatto che molte di esse non arrivano fino agli ultimi stadi del processo di finanziamento. Di conseguenza, le startup dell'Eurozona avranno minori chances rispetto a quelle americane di raggiungere obiettivi come un'acquisizione, la quotazione in borsa o lo status di unicorn, eventi che generalmente avvengono non prima dei round di serie C.

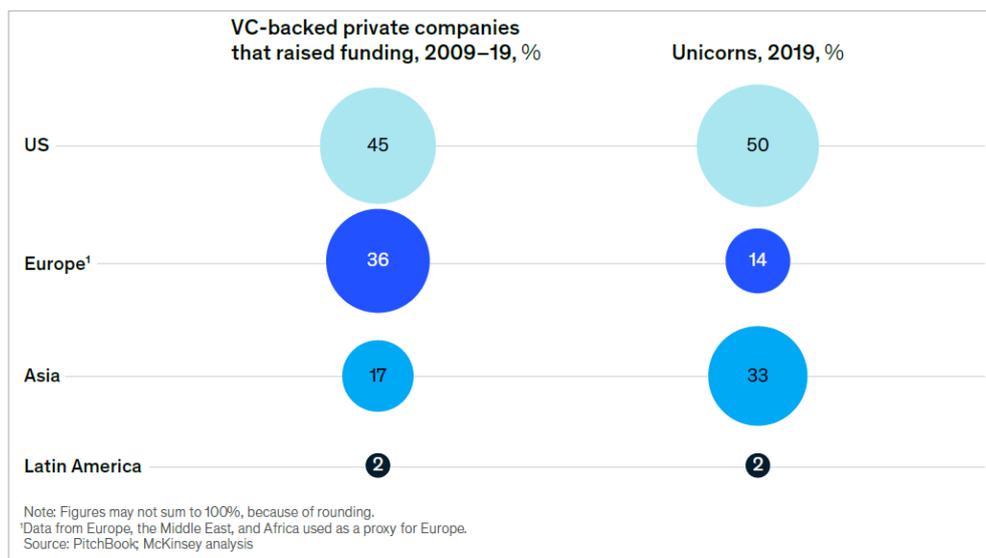


Figura 2.3 - Startup e unicorn: confronto USA, Europa e Asia / Fonte: McKinsey (2020)

Sembra che lo sviluppo di startup unicorn non sia tanto il risultato di specifiche policy dirette, bensì sia favorito dal supporto indiretto di cluster innovativi. La supremazia degli USA nel mondo degli unicorni è infatti guidata dalla presenza di hub di innovazione sul territorio, che con università e istituti di ricerca, grandi company, entità governative e alta densità di VC incentivano lo sviluppo di queste realtà di successo. **Bock (2020)** ha effettuato uno studio per comprendere se la fondazione di una startup in un cluster di innovazione tecnologica aumentasse la probabilità di raggiungere lo status di unicorn: il risultato si è dimostrato fortemente significativo solo per la Silicon Valley, stabilendone la superiorità rispetto ad altri ecosistemi, come quelli europei di Londra, Parigi, Berlino, Stoccolma e Helsinki. In questo modo, in Silicon Valley si verifica un effetto *self-reinforcing*: startup di successo e unicorn già presenti ne attraggono altri, così come attraggono nuovi investitori. Tale fenomeno è positivo per la Silicon Valley stessa, ma pone ancora più in svantaggio le altre aree geografiche, in particolare l'Europa. Inoltre, la presenza di un unico mercato uniforme in USA permette alle imprese di raggiungere in fretta la scalabilità, obiettivo invece non semplice nel frammentato mercato europeo, fatto di condizioni fiscali, legislative e commerciali altamente variabili (**Simon, 2016; Bock, 2020**).

In linea con questo, **McKinsey (2020)** afferma che il 70% degli unicorni europei ha dovuto espandersi non solo oltre il proprio Paese, ma anche oltre l'Europa, per raggiungere tale status, mentre solo il 50% degli unicorni statunitensi si è espanso al di fuori del territorio locale. Quindi le startup europee, se vogliono ambire allo stato di unicorn, sono soggette sin da subito ad una maggiore pressione all'internazionalizzazione, necessaria per ottenere un business scalabile.

2.5.8 Raccomandazioni

Per ottenere una strategia comune europea di successo per l'AI, è necessario agire su più fronti.

Per quanto riguarda gli **investimenti**, si è registrata una crescita negli ultimi anni, ma le risorse europee rappresentano ancora solo una piccola percentuale a livello mondiale (e.g. nel 2016 sono stati investiti 3.2 miliardi di euro in Europa contro 12.1 miliardi in USA); pertanto, è necessario promuovere fondi per

investimenti transfrontalieri, supportare i finanziamenti anche in fase late-stage, standardizzare il sistema di tassazione all'interno dell'area UE, introdurre ammortamenti fiscali per gli investitori e strumenti di supporto ai giovani imprenditori.

Per ridurre la frammentazione del mercato europeo, serve un allineamento delle strategie nazionali per l'AI, a livello di policy e regolamentazioni (*standard setting*). Inoltre, è necessario rimuovere le barriere alla circolazione dei dati, che al momento rappresentano un limite, in particolare per le startup: una strategia di *open-data sharing* permetterebbe di stabilire una forte infrastruttura di dati pan-europea, garantendo l'accesso e il flusso di dati oltre i confini nazionali ed europei.

Dal punto di vista del **capitale umano**, è fondamentale supportare il livello di eccellenza nelle istituzioni accademiche, trattenendo i talenti europei e attirando talenti dall'estero, e per farlo l'Europa deve posizionarsi come una destinazione attrattiva per gli imprenditori. È inoltre necessario snellire le procedure burocratiche, che possono frenare gli imprenditori più giovani dal fondare una startup in Europa e spingerli a partire per gli USA (per esempio, in Silicon Valley bastano un paio di giorni per avviare una startup, mentre in Francia possono essere necessari fino a sei mesi).

Non è ancora chiaro come la crisi economica causata dalla pandemia di COVID-19 potrà influire sulla dimensioni e sulle priorità del budget di investimenti dell'Unione Europea a lungo termine. È possibile che si verifichino dei tagli, ma la Commissione Europea ha recentemente identificato l'AI come una delle aree *core* dove l'UE intende investire di più nella ripresa economica post-pandemia.

Riassumendo, il fine ultimo è ottenere un maggiore allineamento strategico comune, che sostituisca le variegate strategie nazionali: solo lavorando in sinergia, i Paesi europei sarebbero in grado di competere nel campo dell'AI alla pari con i leader globali USA e Cina.

(The European AI Landscape-Workshop Report, 2018; Brattberg, 2020)

3. Metodologia di ricerca

La metodologia di ricerca adottata ha previsto l'utilizzo di un campione di riferimento ottenuto dalla piattaforma Crunchbase, costituito da 4266 startup, con "Headquarter Location" appartenente all'area geografica europea, sia UE sia extra-UE, e con l'etichetta "Artificial Intelligence" nella sezione "Industries" relativa alle parole chiave per definire l'attività della startup. Tale descrizione è stata inserita direttamente dalla startup stessa. Inoltre, il database si riferisce alle startup con data di fondazione compresa tra gennaio 2005 e giugno 2020. Si è deciso, in questa prima fase, di non applicare alcun filtro di selezione alle startup, al fine di possedere informazioni il più possibile ad ampio spettro.

Il database di partenza, costituito da 92 colonne contenenti numerose informazioni in merito alle startup, è stato ridotto selezionando 38 colonne, ritenute più significative per condurre la ricerca. Il dataset è stato poi arricchito ricercando altri dati, anche relativi ai founders e agli investitori: in merito a queste due categorie, si sono creati altri due dataset distinti. Riassumendo, si sono ottenuti tre dataset: "DB Startups", "DB Founders" e "DB Investors", la cui legenda è riportata nella Tabella A.0 in Appendice.

3.1 Database Startups

Partendo da "DB Startups", per arricchire le informazioni del dataset sono state effettuate ricerche attraverso tre fonti: la pagina di Crunchbase, il sito web e la pagina LinkedIn della startup.

3.1.1 Settori di applicazione

In primo luogo, le imprese sono state classificate secondo la codifica **NACE** (Classificazione statistica delle attività economiche nella Comunità Europea), ossia un sistema di classificazione utilizzato per uniformare le definizioni delle attività economico/industriali nei diversi Stati membri dell'Unione Europea, facendo riferimento ai primi due livelli. Le definizioni di ciascun codice utilizzato sono riportate nella Tabella A.1 in Appendice. La scelta di applicare tale classificazione ha implicato alcune criticità:

- i settori stabiliti dalla codifica NACE, di impronta più tradizionale, talvolta si sono rivelati inadeguati a categorizzare le applicazioni relative al mondo dell'Artificial Intelligence, molto innovativo ed in continua evoluzione;
- in merito al settore J (Information and Communication), osservando le sottocategorie di secondo livello si è notata una netta somiglianza, che ha portato a raggrupparle al primo livello, mentre tutti gli altri settori sono stati mantenuti al livello 2. Nel database è stata creata per questo, oltre alle colonne NACE1 e NACE2, una terza colonna NACE_mod con il codice J generalizzato.

Si è deciso di attribuire al settore J tutte quelle startup che si occupano di sviluppo di software *general-purpose*, in particolare quando sul sito web della startup o sulla descrizione di Crunchbase fossero elencate molteplici applicazioni, oppure nel caso in cui non fosse chiaro l'utilizzo commerciale del software. Inoltre, va tenuto conto che, essendo compresi nel settore J i software generici, tale categoria comprende applicazioni multisettoriali che in realtà si intersecano con altre classificazioni.

3.1.2 Area geografica

In merito all'area geografica, oltre alle informazioni fornite da Crunchbase relative a Città, Regione e Stato dell'Headquarter della startup, è stata effettuata una distinzione tra Paesi UE ed extra-UE, e si è aggiunta la classificazione NUTS (Nomenclatura delle unità territoriali statistiche) relativa agli Stati appartenenti all'Unione Europea, mentre per i Paesi extra-UE è stato inserito un valore missing. La nomenclatura presenta vari livelli a seconda della suddivisione territoriale:

- livello NUTS 0: i 27 Stati membri;
- livello NUTS 1: generalmente riferito ad aree sovra-regionali (e.g. Stati federati della Germania tedeschi, Galles, Scozia, o per l'Italia Nord-ovest, Nord-est, Centro, Sud, Isole);
- livello NUTS 2: generalmente riferito alle regioni (e.g. regioni italiane, Comunità autonome in Spagna, regioni e DOM francesi);
- livello NUTS 3: generalmente relativo alle province (e.g. province italiane, Län in Svezia, Dipartimenti francesi).

3.1.3 Tecnologia AI

In merito alla tecnologia di Artificial Intelligence che caratterizza la startup, si sono applicate alcune classificazioni. La colonna **AI status** si riferisce al tipo di attività della startup, in particolare si è inserito:

- **CREATOR**: nel caso di tecnologia proprietaria, ossia nel caso in cui la startup sviluppi internamente algoritmi di AI; per queste startup si è effettuata successivamente un'ulteriore categorizzazione del dominio e dell'attività di AI.
- **ADOPTER**: nel caso in cui la startup adotti sul mercato tecnologie di AI prodotte da altri.

Nel concreto, questa scelta è stata determinata da uno screening del sito web della startup: se sul sito non fosse stato dato risalto alla parola "Artificial Intelligence", o l'AI non fosse emersa come *core business* della startup, si è optato per la categoria **ADOPTER**. Anche in questo ambito si sono presentate alcune criticità: infatti, talvolta le informazioni presenti sul sito web sono risultate troppo generiche, creando ambiguità sull'effettivo uso dell'AI da parte dell'impresa. Di conseguenza si nota come l'etichetta "Artificial Intelligence" utilizzata da parte della startup stessa su Crunchbase per descriversi, in alcuni casi potrebbe essere inappropriata.

Per identificare il tipo di attività di Artificial Intelligence svolta dalle startup **CREATOR**, si è fatto riferimento alla classificazione proposta dall'UE nel report "AI watch – Defining Artificial Intelligence" (**Samoili et al., 2020**) che distingue al primo livello i domini (**AI domains**) e al secondo livello le attività più specifiche (**AI activities**), apportando alcune modifiche per adattarla meglio alle startup analizzate. La tassonomia proposta a livello europeo per ricoprire il panorama AI distingue sia domini *core* (Reasoning, Planning, Learning, Communication, Perception) relativi a specifici ambiti scientifici, sia domini *transversal* (Services, Integration and interaction) riferiti ad applicazioni che integrano diverse tecnologie. Si riporta la classificazione dettagliata con le descrizioni e i riferimenti bibliografici nella Tabella A.2 in Appendice.

Nel dataset, le colonne successive riguardano: lo stato operativo della startup (Active o Closed), lo scopo del business (Profit, No-Profit), la data di fondazione, il numero di dipendenti, la dimensione del team di founders, e informazioni relative ad un'eventuale exit, sia intesa come quotazione in borsa (IPO), sia come acquisizione da parte di un'altra impresa.

3.2 Database Founders

Il secondo dataset contiene informazioni relative ai fondatori di ciascuna startup, reperite attraverso una ricerca incrociata tra Crunchbase ed il profilo LinkedIn di ciascuno, qualora le informazioni fossero state disponibili. Sono stati inseriti:

- **Dati anagrafici:** nome e cognome, genere (M/F), Paese di nascita;
- **Percorso di studi:** titolo di studio più alto, università del titolo di studio più alto, Paese del titolo di studio più alto; possesso di un titolo STEM (Science, Technology, Engineering and Mathematics) e/o di un titolo di MBA (Master in Business Administration); svolgimento di altri studi. È doveroso specificare che, per quanto riguarda alcuni titoli di studio dichiarati dai founders su LinkedIn, spesso sono stati convertiti in categorie più generali che li racchiudono, anche tenendo conto della comparazione tra graduatorie di Paesi diversi.
- **Esperienze lavorative:** esperienza immediatamente precedente alla fondazione della startup in analisi (e.g. lavoro in una company, fondazione di un'altra startup) ed esperienze ancora precedenti, utilizzando in questo caso variabili booleane: attività universitarie extra-scolastiche (e.g. ricercatore, professore), lavoro in altre company, esperienza in un'altra startup.

Queste informazioni sono state raccolte con l'obiettivo di avere un quadro più ampio possibile del background geografico, culturale e professionale dei team imprenditoriali, in quanto dalla letteratura emerge che tali fattori possono avere un impatto sulle caratteristiche della startup e sulla sua capacità di creazione di valore.

3.3 Database Investors

Il terzo dataset creato riguarda i *Lead investors* di ciascuna startup, ossia i cinque investitori individuati da Crunchbase che hanno fornito gli investimenti più rilevanti. Sono state inserite le seguenti informazioni, sempre reperite tramite Crunchbase:

- Nome dell'investitore;
- Città e Paese di provenienza dell'investitore;
- Tipo di investitore: vedasi le tipologie considerate nella legenda in Tabella A.0 in Appendice;
- Informazioni relative ai round di investimento: tipologia (vedasi legenda in Tabella A.0 in Appendice), ammontare investito dal singolo investitore nel round e ammontare totale del round. La valuta utilizzata per gli investimenti è il dollaro; in caso di valori espressi in altre valute, per uniformità sono stati convertiti tenendo conto del cambio giornaliero.

4. Analisi descrittiva del campione totale

Si riportano le analisi descrittive effettuate sul campione complessivo di 4266 startup.

4.1 Database Startups

Partendo dall'analisi del dataset sulle caratteristiche delle startup, sono emersi i seguenti risultati.

4.1.1 Settori di applicazione

Nel grafico in Figura 4.1 sono presentati i 10 settori NACE con maggior numero di startup; si riporta anche una descrizione più dettagliata di questi dieci settori di applicazione dell'AI emersi come più rilevanti.

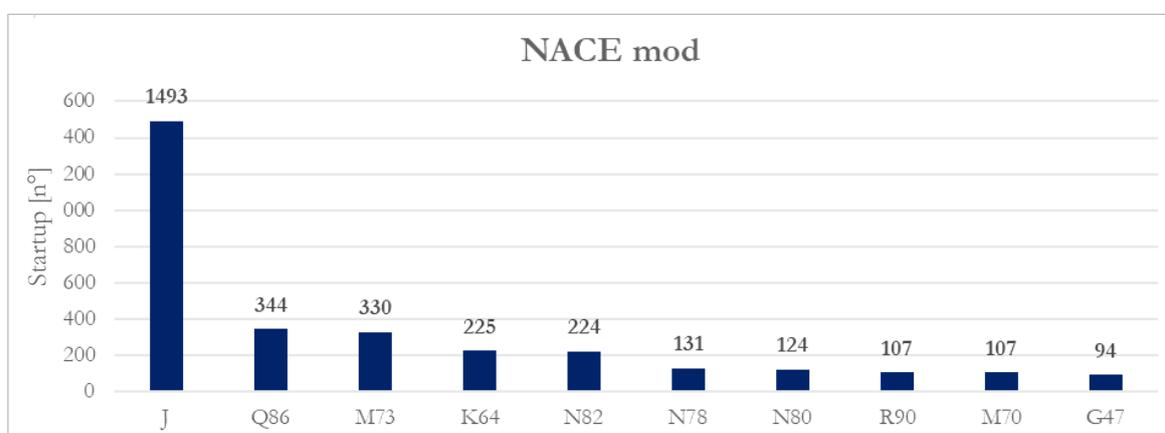


Figura 4.1 – Conteggio startup per settori di applicazione (NACE)

J: Information and Communication

Il settore J (sviluppo di software *general-purpose*) risulta piuttosto affollato per le motivazioni espresse nel Capitolo 3.

Q86: Healthcare

Uno dei principali cambiamenti apportati dall'Intelligenza Artificiale in campo sanitario è il passaggio dal mero trattamento delle malattie (mindset reattivo) ad un approccio che si concentra sulla diagnosi di malattie in fase precoce o prima che si manifestino (mindset preventivo) (Statista, 2019).

Secondo McKinsey (2017), le applicazioni AI in campo medico sono molteplici:

- velocizzare e rendere più accurate le diagnosi;
- creare terapie e farmaci personalizzati in base alle caratteristiche del paziente, in termini di storia clinica e patrimonio genetico;
- monitorare i pazienti da remoto;
- prevedere i rischi per la salute a livello di popolazione, sulla base delle analisi dei big data;
- automatizzare le operations all'interno degli ospedali (e.g. schedulazione e assistenza dei pazienti in fase di registrazione).

Le tecnologie AI più adottate in questo ambito sono il Computer vision per le diagnosi, il Machine learning per effettuare previsioni in base ai *patterns* emersi dall'analisi di grandi moli di dati, o agenti virtuali, quali chatbot o strumenti di *speech recognition* per interagire con i pazienti.

In termini economici, ciò premetterebbe una riduzione di costi (e.g. possibile risparmio di 3.3 miliardi di sterline in UK utilizzando l'AI per cure preventive e nei processi ospedalieri, secondo il report di **McKinsey del 2017**), un miglioramento della produttività, e tempistiche di attesa ridotte per i pazienti. Tuttavia, ci sono alcuni freni all'adozione dell'AI nel settore, quali la necessità di ingenti investimenti per adattare gli ospedali alla digitalizzazione e risolvere la dispersione dei dati su piattaforme diverse non integrate, o la sensibilità dei dati sui pazienti, con conseguenti normative piuttosto rigide in merito alla privacy.

M73: Marketing

Il cosiddetto "AI Marketing" consiste nello sviluppo di agenti artificiali i quali, processando informazioni relative a clienti, competitors e mercato, suggeriscono e/o implementano azioni per raggiungere il miglior risultato possibile, in ottica di supporto al decision making.

I principali obiettivi perseguiti attraverso l'AI nel marketing si possono riassumere in previsione, personalizzazione e automatizzazione. In particolare, tra le tecnologie di riferimento, si sfrutta il Machine learning per la profilazione dei clienti, facendo previsioni sul loro comportamento di acquisto e personalizzando la *customer experience*. Altre applicazioni prevedono l'utilizzo di chatbot per il servizio di assistenza clienti o la sentiment analysis, attraverso l'NLP, per il monitoraggio dell'opinione dei clienti sul proprio brand, o anche l'NLG (Natural Language Generation) per la creazione di contenuti come post sui social network o e-mail customizzate.

L'utilizzo dell'AI nel settore del marketing permette il processamento di grandi moli di dati in tempo reale, mentre con il lavoro umano la quantità di informazioni analizzate è nettamente inferiore e richiede tempi più lunghi. Pertanto, il ricorso all'AI può automatizzare attività umane, ma al contempo consente al personale del team di marketing di focalizzarsi su mansioni più creative. Tuttavia, nel concreto, solamente le grandi imprese stanno implementando molteplici applicazioni, mentre buona parte delle figure professionali del settore possiede una conoscenza ancora limitata delle potenzialità dell'AI, limitandone l'uso prettamente ai chatbot (**Overgoor, 2019**).

K64: Financial services

Tra le applicazioni AI nel mondo finanziario si trovano:

- consulenti finanziari digitali, ossia dei *virtual assistant* che mettono in relazione i dati raccolti sul cliente con i dati di mercato per fornire consigli idonei all'utente con cui comunicano;
- personalizzazione della consulenza finanziaria, con la profilazione del cliente e individuazione del suo indice di rischiosità, grazie alle tecniche di Machine learning;
- analisi di documenti attraverso l'NLP, con estrazione dei *topic* di tendenza sui mercati finanziari;
- algoritmi per il trading finanziario, utilizzando l'analisi predittiva;

- *fraud detection*: utilizzando algoritmi che analizzano enormi quantità di dati per intercettare *pattern* anomali, possono essere trovati potenziali casi di frode molto più facilmente e velocemente, in ambito di pagamenti online o utilizzo di carte di credito;
- automatizzazione di processi standardizzati, con strumenti di RPA (Robotic Process Automation), permettendo tempi ridotti di elaborazione delle transazioni, maggiore produttività, eliminazione degli errori manuali e redistribuzione del personale su ruoli più qualificati.

La ricchezza di dati rende il settore Finance particolarmente attrattivo per l'implementazione dell'AI, infatti secondo un sondaggio condotto da Narrative Science e dal National Business Research Institute, il 32% dei dirigenti di servizi finanziari intervistati ha confermato di utilizzare già attualmente tecnologie AI nel proprio business (**Statista, 2019; Fontana, 2019**).

N82: Customer service, Office support

Questo settore si riferisce ad attività di supporto d'ufficio, tra cui i call center. La principale applicazione AI in questo ambito è costituita dai chatbot per il servizio di assistenza clienti. I chatbot, a differenza dei call center gestiti da lavoratori umani, permettono una disponibilità del servizio 24/7, riducendo i tempi di attesa e consentendo una maggiore rapidità di risposta e risoluzione dei problemi. Tuttavia, per problematiche particolari, non sono ancora in grado di sostituire l'uomo; pertanto, l'approccio più efficace consiste in un'integrazione tra l'utilizzo dell'AI per i problemi più semplici, e l'indirizzamento ad un esperto umano per questioni più complesse.

N78: Employment activities (HR)

Tale settore si riferisce principalmente ad attività di recruiting del personale per le aziende. L'utilizzo dell'AI in questo campo mira ad ottenere un risparmio di costi e tempi sia per l'azienda sia per il candidato. In fase di application, spesso è previsto l'uso di chatbot con cui il candidato si trova a dialogare nello svolgimento della procedura, o la generazione automatica di mail. In alcuni casi, gli stessi colloqui sono effettuati tramite chatbot. Inoltre, l'AI può intervenire in fase di ricerca dei candidati che meglio si addicono alla posizione da ricoprire: in questo caso, gli algoritmi elaborano grandi moli di dati anche relativi ai dipendenti già assunti, per identificare determinate caratteristiche di successo, e processano i CV di tutti i candidati al fine di individuare il job match migliore.

N80: Security

Questo settore comprende servizi e sistemi di sicurezza; nella classificazione manuale effettuata, si è scelto questo settore per le startup che svolgessero principalmente Cybersecurity.

Nel contesto di Cybersecurity, l'applicazione del Deep learning consente un rilevamento più completo e sofisticato dei malware. Gli algoritmi AI non solo permettono la protezione contro le minacce alla sicurezza informatica già esistenti, ma ne riconoscono di nuove, mai rilevate prima. Infatti, i sistemi di Deep learning raccolgono un numero molto elevato di file indipendentemente dal tipo ed eseguono test

su di essi, per classificarli come dannosi o sicuri; questi dati vengono poi inseriti nel motore AI, che può quindi fare previsioni su casi futuri **(Statista, 2019)**.

R90: Arts and entertainment

L'industria dell'intrattenimento trae vantaggio dalle applicazioni AI in vari segmenti, come il cinema, la pubblicità, la musica e i videogame.

Nel cinema, l'AI può essere sfruttata per eseguire attività prima principalmente manuali, ad esempio rivedere una proiezione per selezionare i clip per un trailer, o creare contenuti e script basati sull'analisi di performance cinematografiche di altri film precedenti.

Netflix utilizza un framework AI che fornisce consigli in base alle visualizzazioni e comportamenti precedenti dello spettatore: utilizza dati come la cronologia degli abbonamenti, precedenti interazioni con il contenuto, il tipo di dispositivo e l'ora del giorno, per creare home-page personalizzate per ciascun utente. Nel gaming, gli sviluppatori stanno cercando di creare con l'AI personaggi che pensano, apprendono e hanno il potenziale di sviluppare la propria personalità **(Statista, 2019)**.

M70: Management consultancy activities

Tale settore si riferisce ad attività di consulenza e di gestione; in questo contesto, gli algoritmi AI sono in grado di processare grandi quantità di dati dell'azienda per ottenere insights, analisi predittive e supporto al decision making. I principali vantaggi sono la riduzione di tempi e costi per l'azienda.

G47: Retail

I retailers hanno già iniziato ad applicare l'AI, il Machine learning e la robotica a diverse parti della propria value chain, eliminando attività manuali, soprattutto negli ambiti di promozione, assortimento e rifornimento. I retailer online sono avvantaggiati dalla quantità di dati facilmente reperibili sugli acquisti dei clienti, ma l'AI trova applicazione anche negli store fisici.

Tra le principali funzioni eseguite dall'AI vi sono:

- previsione della domanda e dei trend per migliorare la gestione degli ordini, individuando *pattern* in grandi volumi di dati con il Machine learning, e previsione del comportamento dei clienti attraverso il Computer vision e l'analisi delle espressioni facciali: questo permette di realizzare promozioni personalizzate e “vetrine” su misura per ciascun cliente;
- aggiornamento e ottimizzazione dei prezzi in real-time, attraverso il Machine learning che processa dati sui prezzi dei competitors e sul livello dell'inventario, per massimizzare i profitti;
- automatizzazione delle operations nei magazzini, a livello logistico e negli store, attraverso la robotica, ad esempio con robot che controllano continuamente l'inventario, riconoscono scaffali vuoti e li riempiono;
- virtual assistant che utilizzano l'NLP per dare suggerimenti personalizzati ai consumatori, analizzando i loro comportamenti di acquisto;

- identificazione dei clienti all'entrata nello store; per esempio, Amazon Go consente ai clienti di prendere merci dagli scaffali e andare via senza passare da una cassa. Il Computer vision li identifica e li collega ai prodotti presi; quando gli acquirenti se ne vanno, il sistema deduce il costo degli articoli dai loro account Amazon e invia una ricevuta via e-mail.
- la consegna dei prodotti a domicilio con droni o mezzi a guida autonoma.

L'impatto dell'AI nel Retail è stato già dimostrato: per esempio, l'e-commerce tedesco Otto ha ridotto le scorte in eccesso del 20% e i resi di prodotti di oltre 2 milioni di articoli all'anno, utilizzando il Deep learning per analizzare miliardi di transazioni e prevedere cosa avrebbero acquistato i clienti prima di effettuare gli ordini. La catena di supermercati francese Carrefour ha implementato beacon elettronici nei negozi, per raccogliere dati sui comportamenti di acquisto dei clienti, e utilizza algoritmi di Machine learning per determinare quali promozioni personalizzate inviare ai clienti mentre fanno acquisti. I beacon - tradotto "fari" - sono piccoli sensori presenti nei supermercati, che inviano segnali bluetooth agli smartphone degli utenti vicini che possiedono l'app dello store; quando l'app rileva il beacon, invia informazioni specifiche sulla posizione del cliente al server del negozio, come il reparto da cui è appena passato. Questi dati, associati ad altri dettagli del profilo cliente, attivano azioni specifiche, ad esempio l'invio di promozioni altamente customizzate che invitano i visitatori ad effettuare un acquisto. Carrefour ha registrato un aumento del 600% degli utenti delle app dopo aver distribuito i beacon in soli 28 negozi. (McKinsey, 2017; Nechay, 2019)

4.1.2 Area geografica

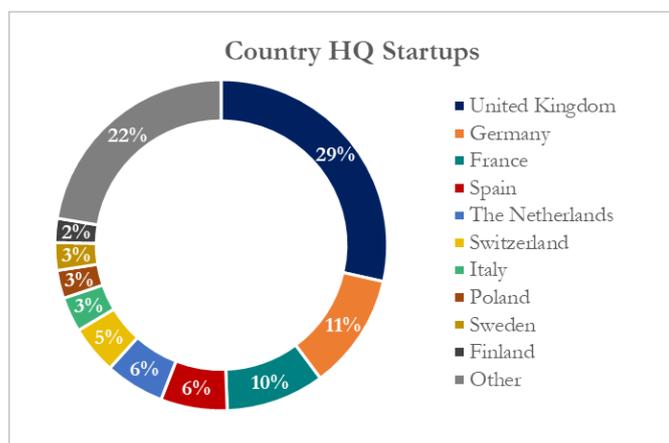


Figura 4.2 – Distribuzione geografica delle startup di AI in Europa

Come si può osservare in Figura 4.2, riferita ai Paesi europei in cui si collocano gli Headquarters delle startup di AI, risultano dominanti UK (29%), Germania (11%) e Francia (10%), che da sole comprendono il 50% del conteggio totale, mentre i primi 10 Stati ne rappresentano il 78%. Il restante 22% delle startup si trova all'interno di Paesi la cui presenza nel mondo AI è solo marginale (conteggio inferiore a 90 startup); questo dimostra un effettivo disallineamento tra un'area geografica e l'altra: lo sviluppo dell'AI è concentrato in specifiche aree geografiche, in particolare nel Nord-Europa, dove università, centri di ricerca e investimenti favoriscono maggiormente l'innovazione.

In Figura 4.3, si può notare che il 60% delle startup ha sede all'interno dell'Unione Europea. Circa il 70% delle startup fondate in area extra-UE (40% sul totale) ha sede in UK.

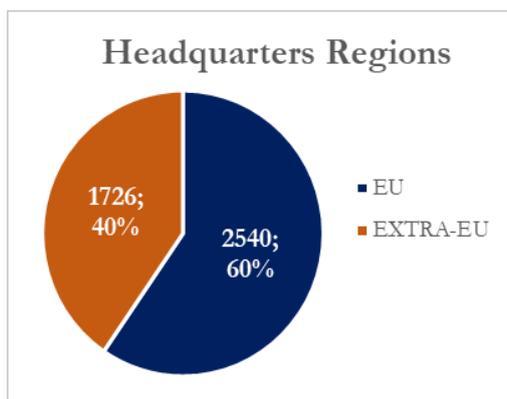


Figura 4.3 – Distribuzione geografica startup di AI con distinzione tra Paesi UE ed EXTRA.UE

4.1.3 Tecnologia AI

AI Status

Come si può notare dal grafico in Figura 4.4, nella classificazione emerge che solamente poco più della metà delle startup analizzate sono effettivamente *creator* di algoritmi di AI, mentre il 45% risulta essere *adopter* della tecnologia, senza realizzarla internamente o senza che sia il suo *core business*. Per 29 startup non sono state reperite informazioni sufficienti per poter applicare la classificazione, pertanto è stato inserito un valore missing (-).

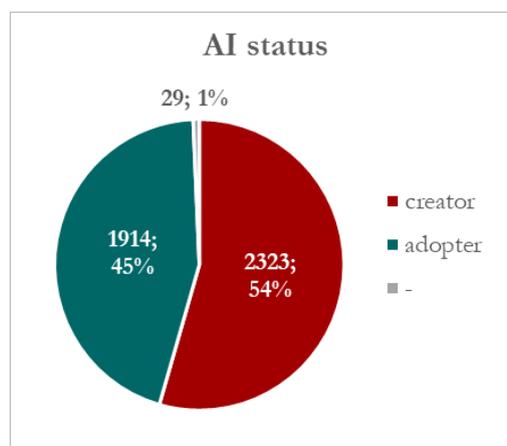


Figura 4.4 – AI Status (*creator vs adopter*)

Questo dimostra che le startup stesse, nell'“etichettarsi” su Crunchbase, abbiano scelto la categoria “Artificial Intelligence” talvolta in modo non del tutto appropriato, più nell’ottica di strategia di marketing che di effettiva veridicità. Ciò conferma quanto riportato in numerosi articoli in merito alle startup europee di AI, che sostengono che circa il 40% di esse in realtà non abbia a che fare nel concreto con l’Artificial Intelligence (Schulze, 2016).

AI domains e AI activities

Focalizzandosi sulle 2323 startup CREATOR, esse sono state classificate più nel dettaglio secondo il dominio e l'attività di AI che svolgono. Nella Figura 4.5 si può notare che circa il 46% delle startup CREATOR rientra nel dominio Services. Per comprendere meglio questa suddivisione, è necessario addentrarsi nelle singole attività sottostanti a ciascun dominio, presentate in Figura 4.6.

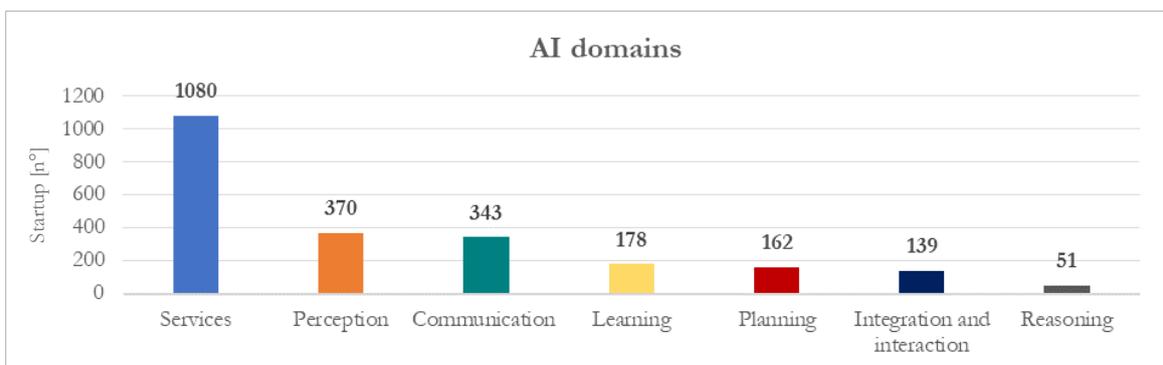


Figura 4.5- AI domains

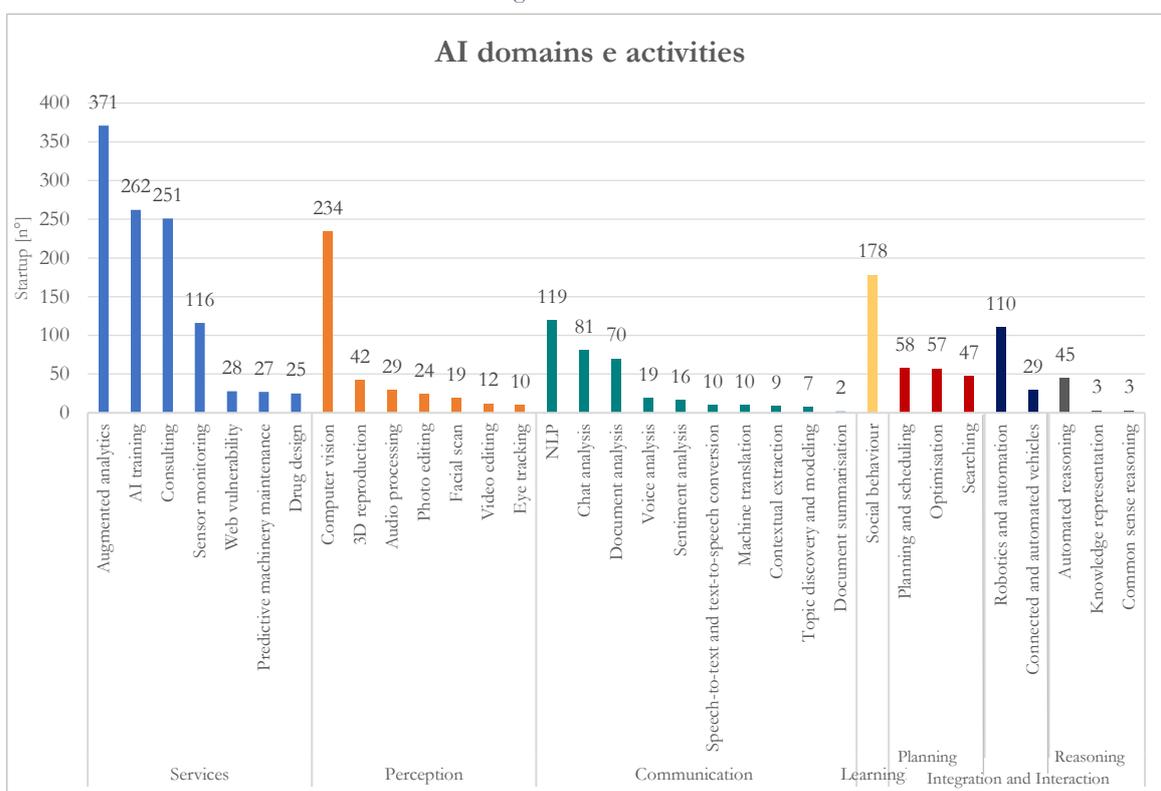


Figura 4.6 – AI domains con suddivisione nelle AI activities

Osservando il secondo livello delle AI activities (Figura 4.6), si comprende la ragione della prevalenza del dominio Services: Augmented analytics, AI training e Consulting costituiscono da sole il 38% di tutte le attività. Le attività di maggior spicco per gli altri domini sono Computer vision (Perception), NLP e Chat analysis (Communication), Social behaviour (Learning) e Robotics and Automation (Integration and Interaction). Augmented analytics, AI training, Consulting, Computer vision, Social behaviour e NLP insieme costituiscono il 60% del totale delle attività.

4.1.4 Altre caratteristiche delle startup

Come si osserva in Figura 4.7, 75 startup del database preso in esame risultano chiuse, e rappresentano il 2% del totale.

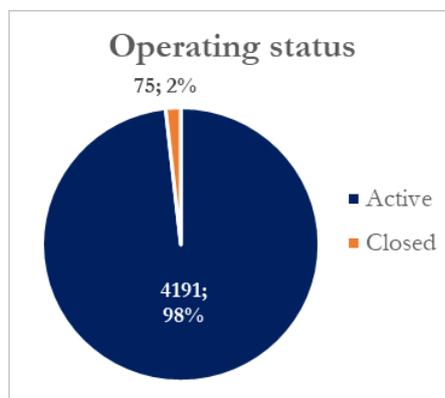


Figura 4.7- Stato operativo della startup

Nel grafico in Figura 4.8, si riporta il numero di startup fondate ogni anno nell'intervallo temporale da gennaio 2005 a giugno 2020; i dati sul 2020 risultano incompleti e quindi poco significativi nell'analisi del trend. Si osserva una crescita esponenziale dal 2010 fino ad un picco raggiunto nel 2017 con 763 startup fondate. Nel biennio successivo 2018-2019 si registra invece un netto calo (-60% dal 2017 al 2019). L'età media delle startup in esame è stata calcolata pari a 4,85 anni.

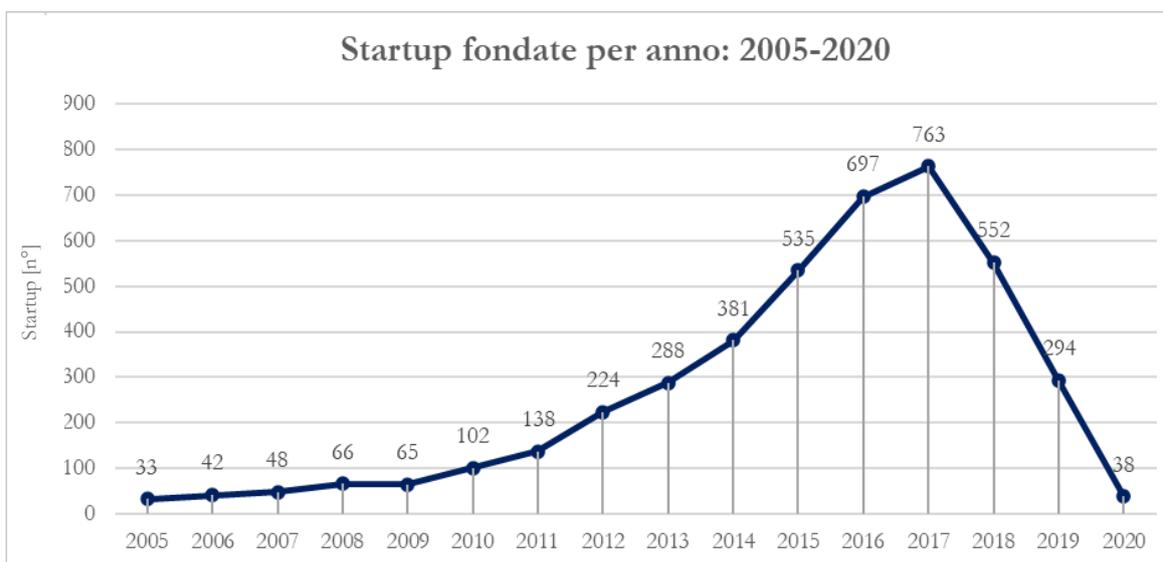


Figura 4.8 - Andamento del numero di startup fondate ogni anno (2005-2020)

Come affermato dalla letteratura (**Corea, 2017**), il panorama dell'AI non è ancora maturo: la maggior parte delle startup è stata fondata di recente, negli ultimi 5-6 anni, grazie all'ultima AI-wave; resta da capire se il crollo che emerge dal 2018 sia momentaneo o rappresenti una crisi dovuta alle aspettative ancora non pienamente soddisfatte dalla tecnologia.

Le startup contribuiscono anche alla creazione di posti di lavoro. In Figura 4.9 si nota che la maggior parte delle imprese possiede un numero ridotto di dipendenti: circa il 50% conta su una fascia che va da 1 a 10, e si presume che una parte di essi appartenga al team dei co-founder. Soltanto circa l'1.5% delle startup arriva a più di 250 dipendenti; ciò dimostra che solitamente queste realtà imprenditoriali sono piuttosto ristrette, soprattutto nei primi anni dalla fondazione. Questo conferma quanto riportato in letteratura: secondo **Corea (2017)** infatti, la maggioranza di startup ha 1-10 dipendenti, che sono per lo più ingegneri e tecnici, mentre le figure commerciali rappresentano percentuali più rilevanti solo nelle imprese più grandi.

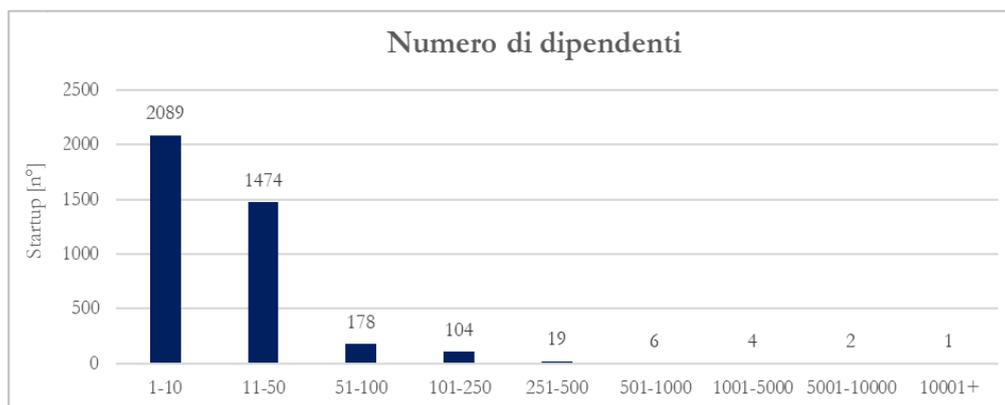


Figura 4.9 – Numero di dipendenti delle startup

Analizzando invece il numero di fondatori, si può notare in Figura 4.10 che nel 62% dei casi le startup sono fondate da più di una persona, ossia esiste un team imprenditoriale, che è costituito principalmente da 2 a 4 co-founders. Solo una percentuale ridotta (circa il 3%) è fondata da un numero di persone uguale o superiore a 5 (i dati raccolti evidenziano team fino a 10 persone).

Calcolando una media pesata della dimensione dei team, con valori da 1 a 10 persone e con pesi pari al numero di startup in percentuale, si ottiene un team composto mediamente da 2,012 persone.

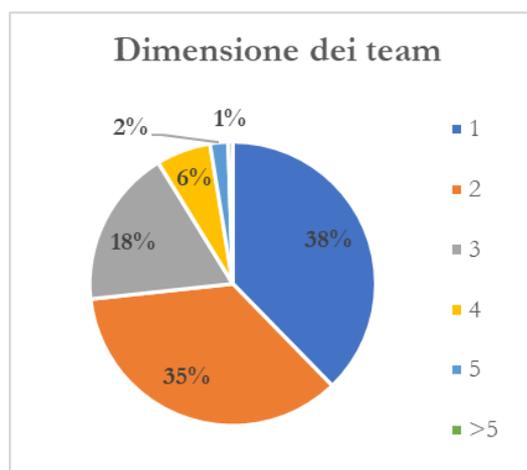


Figura 4.10 - Dimensione dei team delle startup

4.1.5 Exit

Si distinguono due tipi di exit per una startup: l'acquisizione da parte di un'altra azienda, oppure la quotazione in borsa (IPO). Le startup acquisite rappresentano il 4% del totale e sono 152 (Figura 4.11). Tra gli acquirenti che hanno effettuato più di un'acquisizione spiccano Apple (6 startup acquisite), Google (5), Twitter (3), Cisco (2), Facebook (2). Apple e Google si riconfermano big players nell'AI anche nell'ambito delle acquisizioni, effettuate in ottica di internalizzare le competenze innovative delle realtà imprenditoriali.

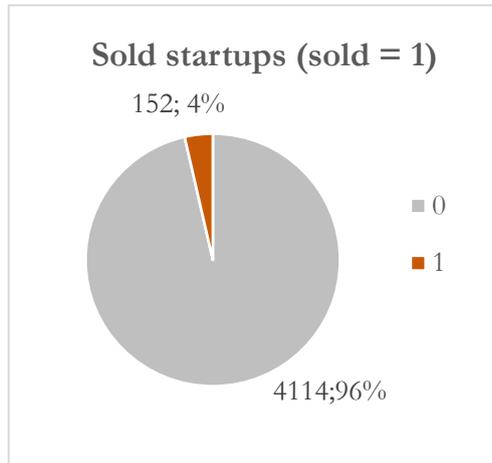


Figura 4.11 - Numero di startup acquisite

In Figura 4.12 si riporta la collocazione geografica delle startup acquisite, confermando la prevalenza del Regno Unito con 59 startup, Francia (18) e Germania (12), seguite da Svizzera e Paesi Bassi.

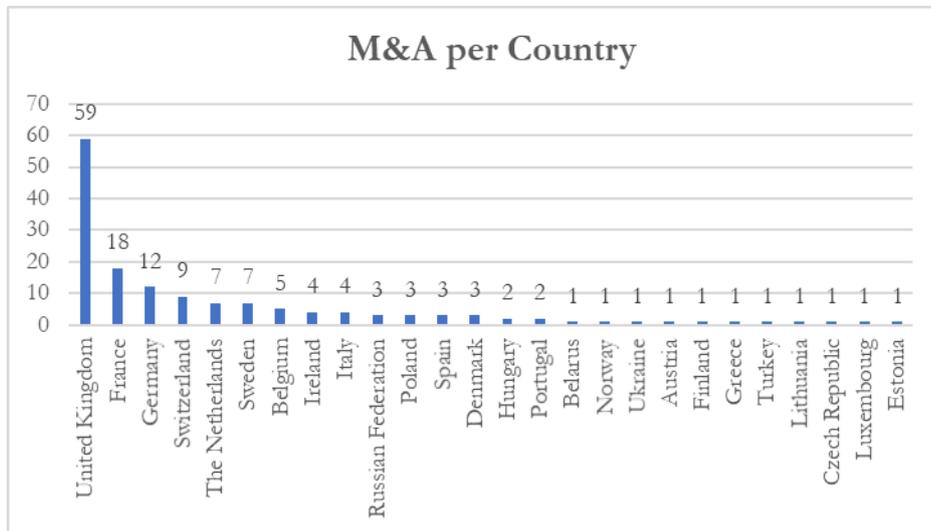


Figura 4.12 - Paesi delle startup acquisite

Per quanto riguarda le quotazioni in borsa (IPO), se ne registrano solamente 9: 8 startup hanno l'etichetta "Public", mentre 1 è "Delisted", ossia vi è stata la rimozione del suo titolo dalla borsa valori; in generale, il 99.7% delle startup di AI europee analizzate è privato.

4.2 Database Founders

Passando al database relativo alle informazioni sui founders, su 1190 startup non si sono trovate informazioni relative, mentre sulle 3076 rimanenti si sono individuati **6033** fondatori.

4.2.1 Dati anagrafici

Per quanto riguarda il genere dei founders, è nettamente prevalente quello maschile, con il 92% del totale. Come si osserva in Figura 4.13, su 6022 founders (numero di founders di cui si è stati in grado di stabilire il genere) solamente l'8% è rappresentato da donne (498), quasi sempre all'interno di un team composto anche da uomini. Secondo **Aernoudt (2020)**, in Europa le donne costituiscono solo il 30% degli imprenditori, quindi si evince che in ambito di startup di AI la percentuale sia ancora più ridotta.

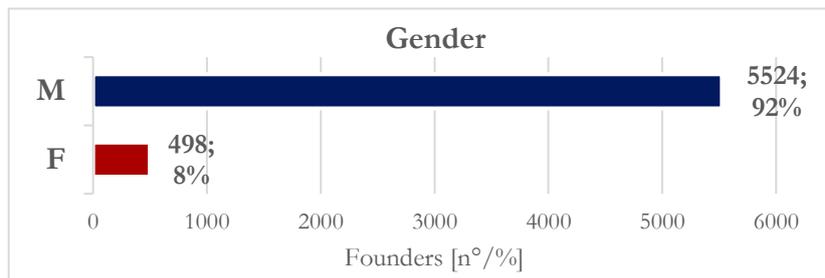


Figura 4.13 – Genere dei founders

Nella Figura 4.14 si riportano i conteggi relativi ai Paesi di provenienza dei fondatori, escludendo quelli con numero inferiore a 10. Su 4068 fondatori di cui si sono reperite informazioni in merito al Paese di nascita, la maggior parte proviene dalla Francia, che si trova al primo posto con il 14%, seguita da UK, Germania, Spagna e Italia (in totale circa il 50%). Per quanto riguarda i founders di origine statunitense, essi sono solo una piccola percentuale, poiché è intuitivo pensare che gli imprenditori nati in USA, il contesto più favorevole al mondo per le startup di AI, difficilmente si sposterebbero in Europa per fondare una startup.

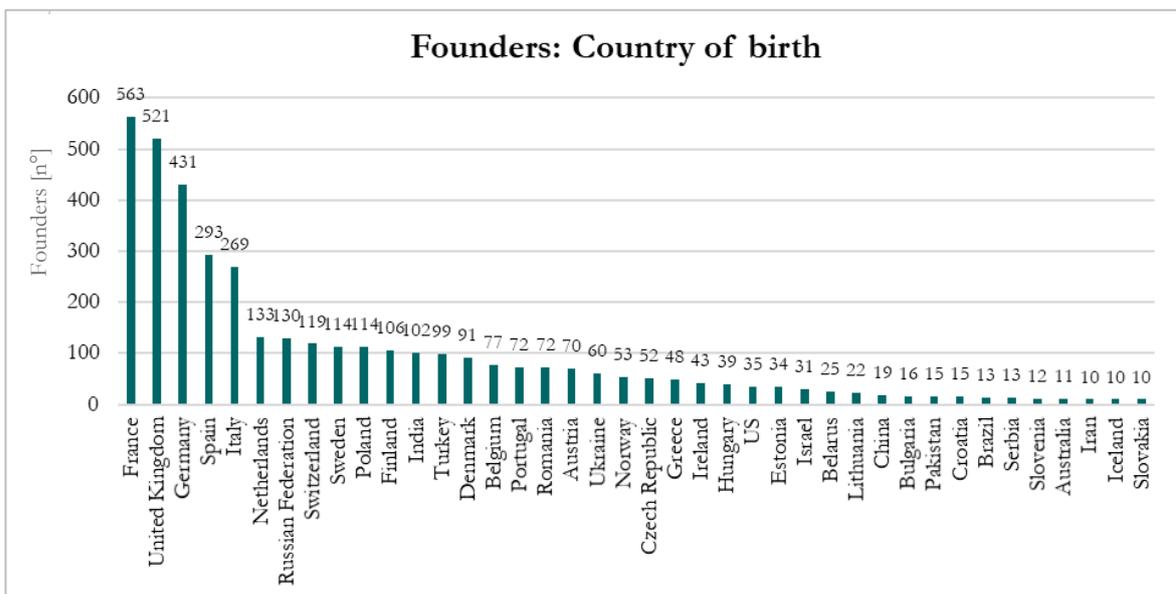


Figura 4.14 - Paese di nascita dei founders

4.2.2 Percorso di studi

È stata poi effettuata un'indagine sul titolo di studio più elevato conseguito dai founders.

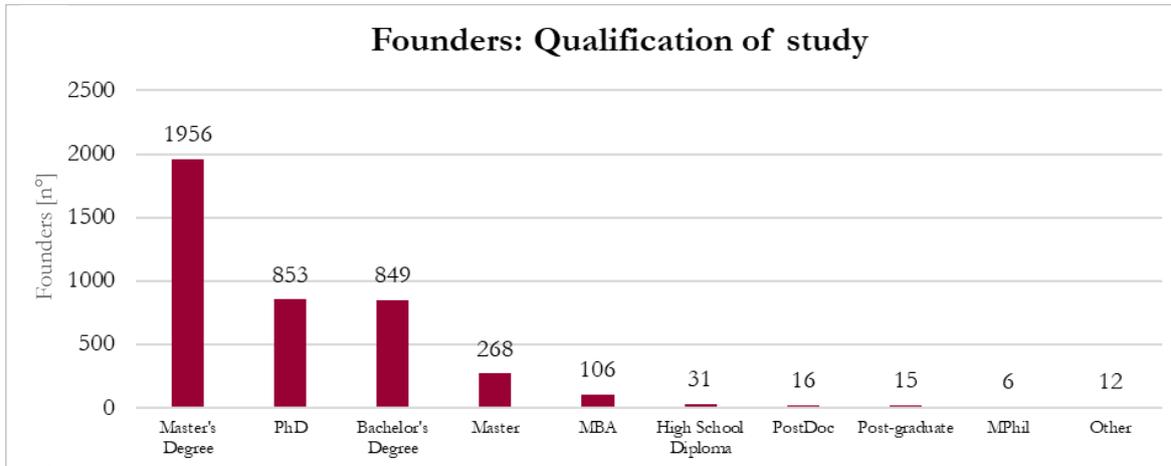


Figura 4.15 - Titolo di studio dei founders

Secondo il **Global Startup Ecosystem Report (2018)**, la nuova era di startup tech, tra cui quelle di AI, ha delineato una nuova tipologia di founder, con livelli di istruzione più avanzati, se comparati con quelli di startup in altri settori. Nella Figura 4.15, si può notare che il titolo di studio più frequente risulta essere la Laurea Magistrale (Master's Degree), seguita dal Dottorato di Ricerca (PhD). Pertanto, per il 70% dei casi, si registra il conseguimento di un titolo di studio piuttosto alto tra coloro che decidono di fondare una startup di AI, mentre solo una minima parte possiede unicamente un diploma.

Il 37% dei founders ha ottenuto più di un titolo di studio.

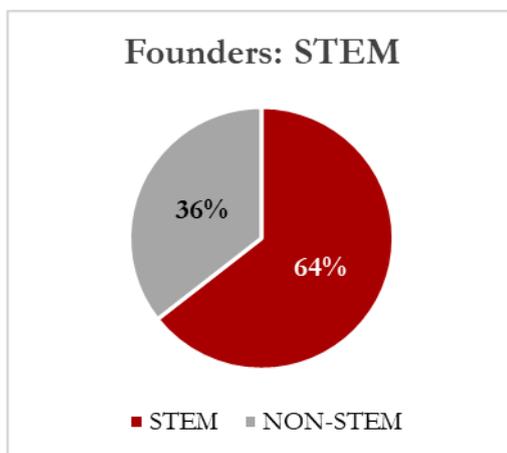


Figura 4.16 - Titolo STEM

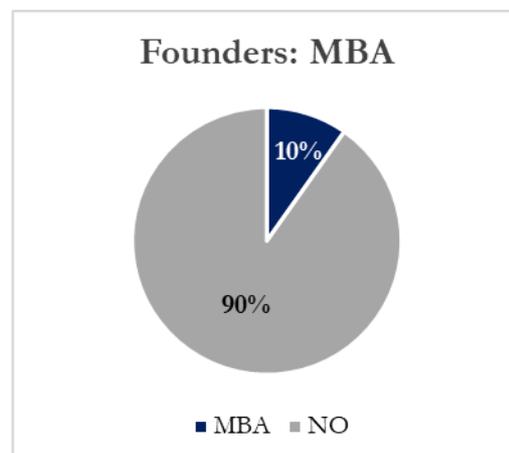


Figura 4.17 - Titolo MBA

Si può osservare in Figura 4.16 che il 64% dei founders possiede un titolo di studio di tipo STEM, confermando che le conoscenze in ambito scientifico-tecnologico sono determinanti per la creazione di una startup in ambito AI. Viceversa, il possesso di un MBA è un valore aggiunto ma non sembra determinante, con solo il 10% dei founders che vanta tale titolo (Figura 4.17).

Per quanto riguarda il Paese di studio dei founders, in Figura 4.18 si osserva che l'UK risulta essere l'area geografica più scelta (22%), nonostante il Paese di nascita più frequente sia la Francia. UK, Francia, Germania, Spagna e USA costituiscono da soli circa il 60% del totale. In questo caso gli USA rientrano nei primi cinque Paesi, poiché risultano essere una meta di studi molto ambita, che può rappresentare un vantaggio in termini di reputazione per i founders che ricercano investitori in Europa. L'Italia si trova al sesto posto, grazie a università particolarmente attrattive in campo scientifico, quali il Politecnico di Torino e di Milano. È rilevante notare che spesso luogo di nascita e Paesi di studio non coincidono, soprattutto quando il Paese nativo offre poche opportunità in termini di eccellenza universitaria, mentre Stati come il Regno Unito rappresentano un polo attrattivo per i talenti.

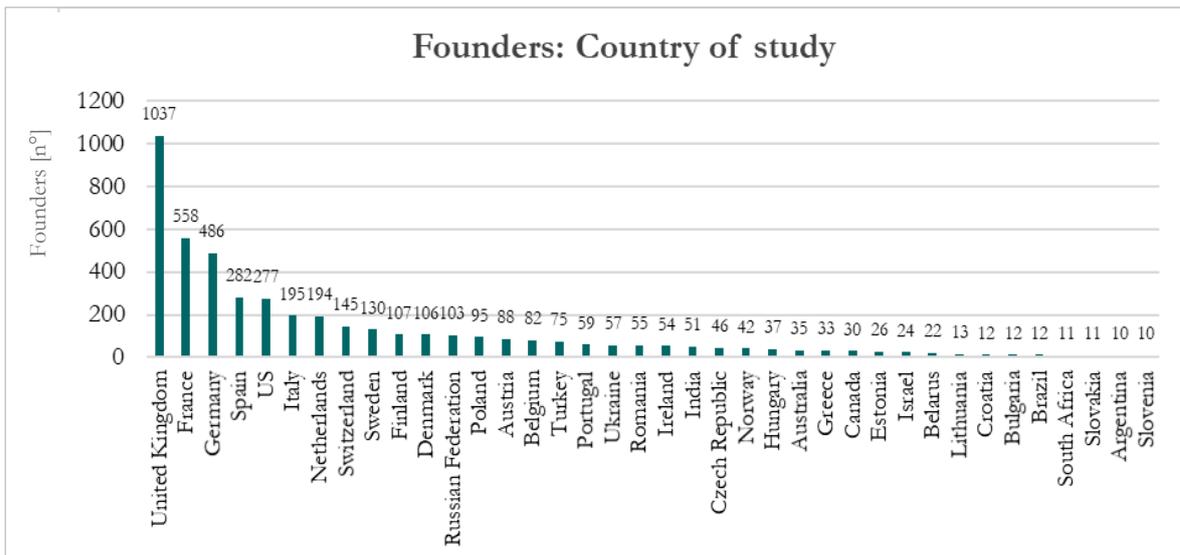


Figura 4.18 - Paese di studio dei founders

4.2.3 Esperienze precedenti

Per quanto riguarda le principali esperienze dei founders immediatamente precedenti alla fondazione della startup, dalla Figura 4.19 si evince che l'esperienza lavorativa all'interno di un'azienda sia la più frequente, con circa il 63% dei casi, seguita da quella in un'altra startup (22%) e in università (12%). In "University" sono comprese esperienze di studente, professore o ricercatore.

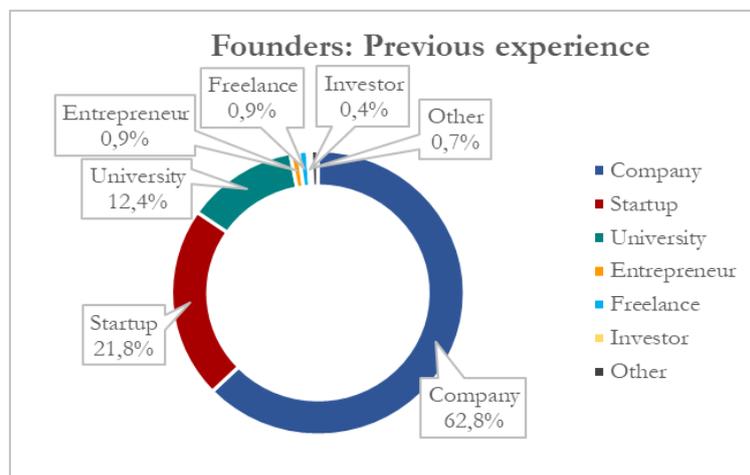


Figura 4.19 - Esperienza lavorativa immediatamente precedente dei founders

Al fine di considerare un background più ampio, si sono raccolti dati in merito alle esperienze ancora precedenti dei founders, in particolare in ambito universitario (ma non a livello di studio, bensì di ricerca, insegnamento o altre attività), in ambito aziendale o in un'altra startup. Sono state utilizzate variabili booleane, inserendo il valore 1 se il founder avesse effettuato l'esperienza in esame e 0 altrimenti. Si riconfermano le stesse tendenze emerse per l'esperienza immediatamente precedente, come si nota nelle Figure 4.20, 4.21 e 4.22.

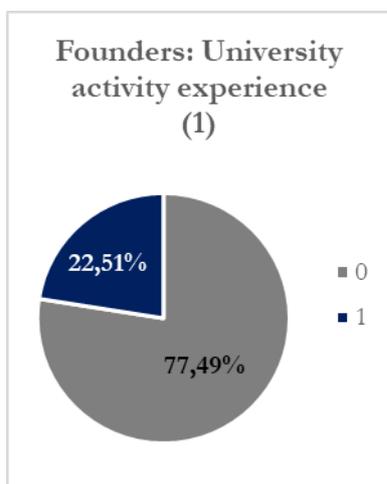


Figura 4.20 – Esperienza precedente dei founders in attività universitarie

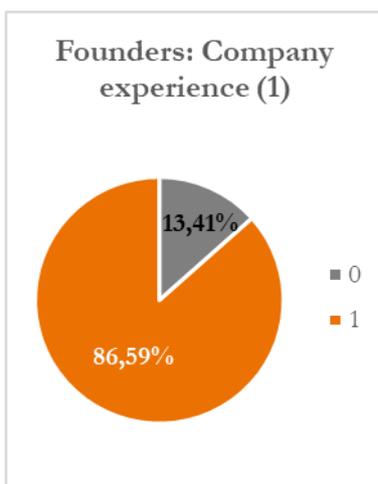


Figura 4.21 – Esperienza precedente dei founders in azienda

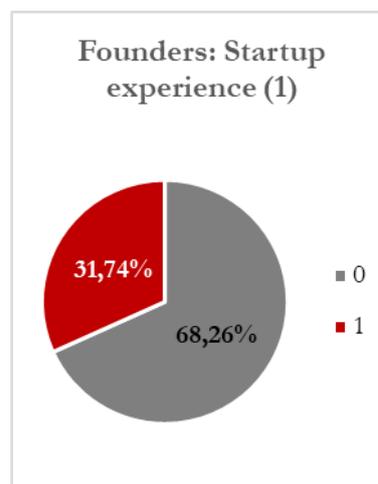


Figura 4.22 – Esperienza precedente dei founders in un'altra startup

In generale, come riportato in letteratura da **Roche (2019)**, diversi background di studio, esperienze e carriera dei founders determinano diversi risultati di performance della startup, a livello di investimenti e di possibili exit.

Riassumendo, si possono identificare alcune caratteristiche prevalenti che costituiscono una cosiddetta *Founder persona*, ossia un profilo di un tipico fondatore di una startup di AI europea:

- maschio;
- con una laurea magistrale, STEM;
- ha studiato in UK;
- ha lavorato in una Company.

4.3 Database Investors

Per quanto riguarda gli investitori, si sono reperite informazioni sulla loro sede, sulla tipologia e sull'ammontare dei round di investimento. Si riportano i risultati ottenuti per i **2401** investitori identificati.

4.3.1 Provenienza degli investitori

Nel grafico in Figura 4.23, sono stati selezionati solamente i Paesi da cui provengono almeno 10 investitori. Su un totale complessivo di 2067 investitori di cui si sono trovate informazioni sulla provenienza, i Paesi prevalenti risultano UK (20%) e USA (18%), seguiti da Francia, Germania e Spagna.

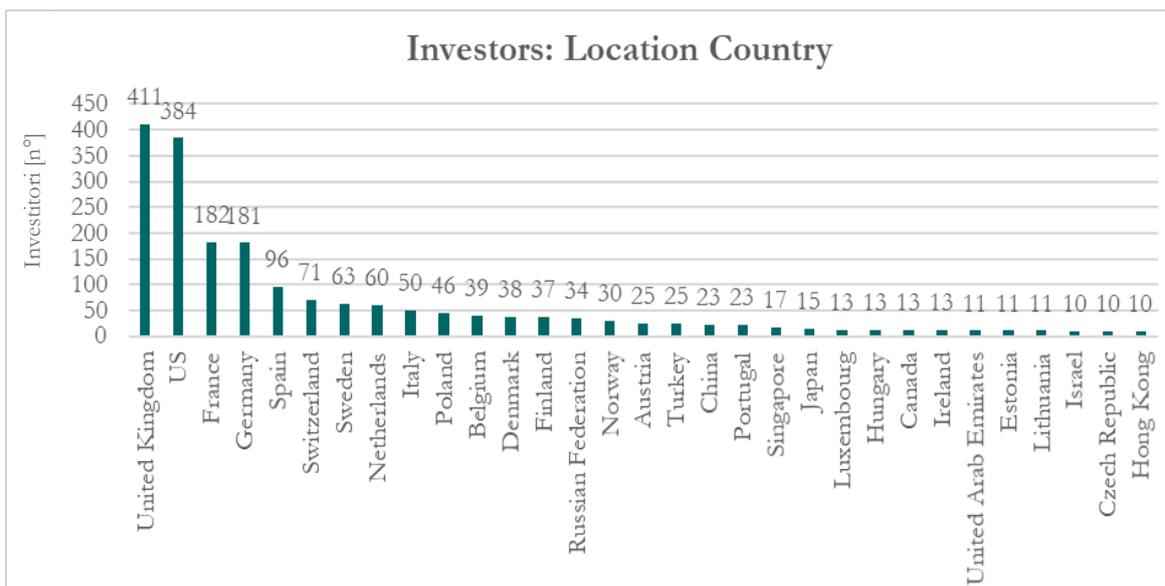


Figura 4.23 - Paesi di provenienza degli investitori

In Figura 4.24 sono state riportate le città da cui provengono gli investitori, selezionando quelle con un conteggio pari o superiore a 10. Spiccano Londra e Parigi in Europa, seguite da San Francisco e New York negli USA.



Figura 4.24 - Città di provenienza degli investitori

4.3.2 Tipologia di investitori

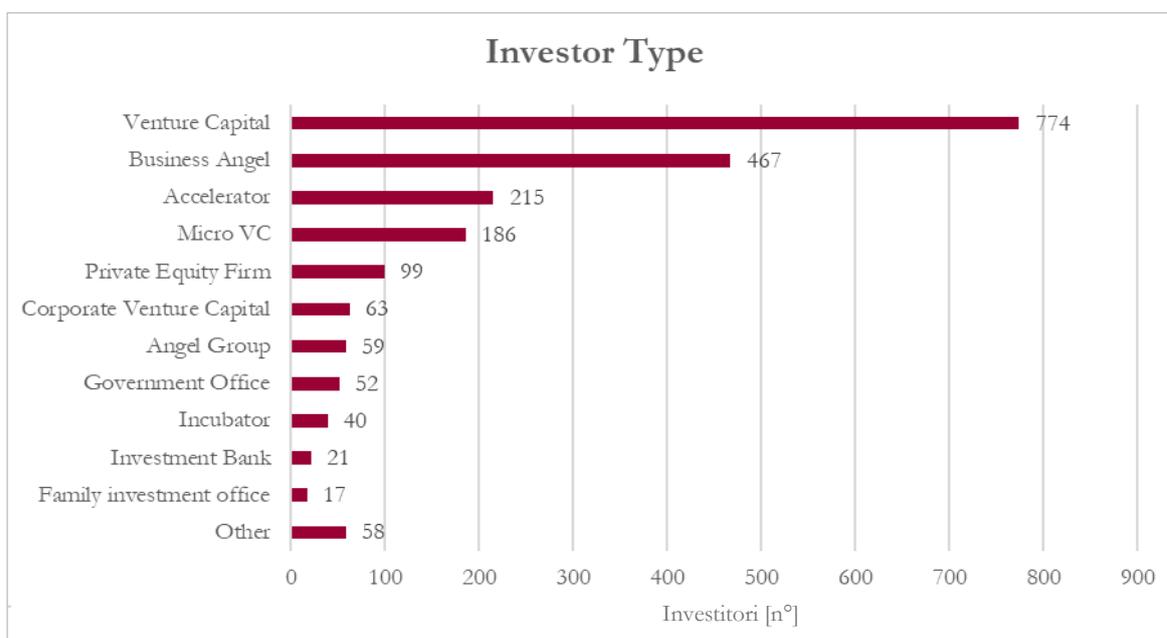


Figura 4.25 - Tipologie di investitori

Esistono numerose tipologie di investitori, ma i principali investitori europei risultano essere Venture Capitalist (38%) e Business Angels (23%), seguiti da Acceleratori e Micro VC, come si mostra in Figura 4.25.

I fondi di Venture Capital (VC) investono in startup già in fasi early-stage, dal Seed, al Round A e oltre, e ottengono parte dell'equity della startup in cambio del loro capitale. Tipicamente, le società di Venture Capital effettuano un singolo round, e poi cedono il posto ad altri investitori.

Come descrive **Andrieu (2017)**, i fondi di VC sono partnership temporanee strutturate come società in accomandita gestite da Venture Capitalist (soci accomandatari) e gli investitori istituzionali, cioè i soci accomandanti, contribuiscono con capitale a queste partnership. Sebbene i soci accomandanti siano solitamente investitori a lungo termine, le società di persone hanno una durata media di dieci anni, per poi essere liquidate. La loro durata è suddivisa in due fasi: periodi di investimento e di raccolta; dopo il periodo di raccolta, si escludono investimenti aggiuntivi ed è compito del Venture Capitalist disinvestire il portafoglio delle attività. Se le startup che hanno ottenuto l'investimento non sono sufficientemente mature, e non è possibile perseguire cessioni tradizionali tramite una IPO o una vendita ad altre aziende, devono essere vendute ad altri investitori nelle cosiddette transazioni secondarie. In alternativa, possono essere trasferite direttamente agli investitori istituzionali, i quali però di solito non hanno interesse a detenere azioni in società non quotate, e quindi optano per operazioni secondarie.

I principali vantaggi di una struttura di questo tipo per una startup finanziata sono l'incentivo alla performance e la superiore qualità del supporto al business da parte dei VC. Tuttavia, la durata limitata crea una pressione al time-to-exit, e rappresenta un rischio nel caso in cui l'impresa non sia pronta per una exit di successo, ma necessiti di altri finanziamenti per la crescita oltre il ciclo di vita del fondo di Venture Capital.

I **Business Angels** (BA) sono soggetti privati che investono in startup nelle fasi early-stage, ossia Angel Round, Seed e talvolta Round A, in cambio di capitale di rischio della startup stessa e diventandone soci. Una rete di Business Angels che investe collettivamente in una startup prende il nome di **Angel Group**. Business Angels e Venture Capitalist sono definiti da **Andrieu (2017)** investitori “attivi” e “specializzati”: infatti, essi sono più coinvolti nel supportare e monitorare gli imprenditori, anche se spesso il loro orizzonte di investimento risulta più breve se paragonato a quello degli investitori “passivi” e “generalisti”. Con questi ultimi si intendono amici, familiari, investitori pubblici o banche, che non hanno un ruolo sostanziale nell’indirizzare il business. Business Angels e Venture Capitalist sono incentivati da drivers diversi nella scelta della startup da finanziare. I BA investono in imprese più piccole, solo nelle fasi early-stage e con cifre più contenute; inoltre, sono maggiormente influenzati dalle caratteristiche personali e dal background degli imprenditori, così come dal contesto geografico. Viceversa, i VC investono cifre più elevate e si focalizzano di più sulle caratteristiche della tecnologia proposta dalla startup, tra cui la presenza di un brevetto (**Andrieu, 2017**).

Un **Acceleratore** ottiene una certa percentuale di seed equity da parte di giovani startup, in cambio di capitale e ruolo di mentoring. Gli acceleratori inseriscono le startup in programmi in loco che durano 3-4 mesi, al termine dei quali le aziende ottengono una sorta di certificazione e possono presentarsi di fronte ad un panel di potenziali investitori reclutati dall’acceleratore.

I **Micro Venture Capitalist** investono in startup somme generalmente inferiori a 100 M\$, focalizzandosi sulle fasi early-stage. Le **Private Equity Firms** sono società di gestione degli investimenti, e investono in startup nei cosiddetti Private Equity Round o in fasi di round avanzate (Serie C e oltre).

Un fondo di **Corporate Venture Capital** consiste in un ramo di una società che possiede fondi di investimento interni, utilizzati per finanziare startup innovative.

Un **Government Office**, ossia un ufficio governativo, può investire in startup del proprio Paese e può ottenere partecipazioni nelle startup (equity) oppure no, in cambio di capitale e/o attività di mentoring.

Un **Incubatore** coinvolge un team esterno per gestire un’idea sviluppata all’interno dell’incubatore stesso; inoltre, ottiene un ammontare più alto di equity rispetto agli acceleratori.

Un **Investment Bank** è una banca di investimento che acquista azioni di nuova emissione e le rivende agli investitori; se tali banche investono direttamente in startup, lo fanno in round di Equity Post-IPO o Private Equity. Un **Family Investment Office** è un fondo di una famiglia di investitori con un ingente patrimonio netto; di solito, effettua investimenti una-tantum.

Gli altri tipi di investitori presentano numeri irrilevanti nel dataset di startup considerato.

Come sostiene **Corea (2017)**, gli investitori nel settore AI devono possedere caratteristiche specifiche se paragonati a quelli di altri campi, come una base di capitale molto ampia che permetta di avere un’alta propensione al rischio. Infatti, soprattutto nelle fasi iniziali, i finanziamenti sono difficili da ottenere per la difficoltà delle startup nel far comprendere la propria tecnologia, che può apparire come un “black box”. In questo senso, fonti di investimento come enti governativi sono determinanti, oppure gli investitori si affidano ad altre proxy di qualità, come il capitale umano del team imprenditoriale.

4.3.3 Tipologia di round di investimento

Come si osserva in Figura 4.26, la metà delle 4266 startup considerate ha ricevuto un solo round di finanziamento, mentre l'80% ha ricevuto da 1 a 3 round.

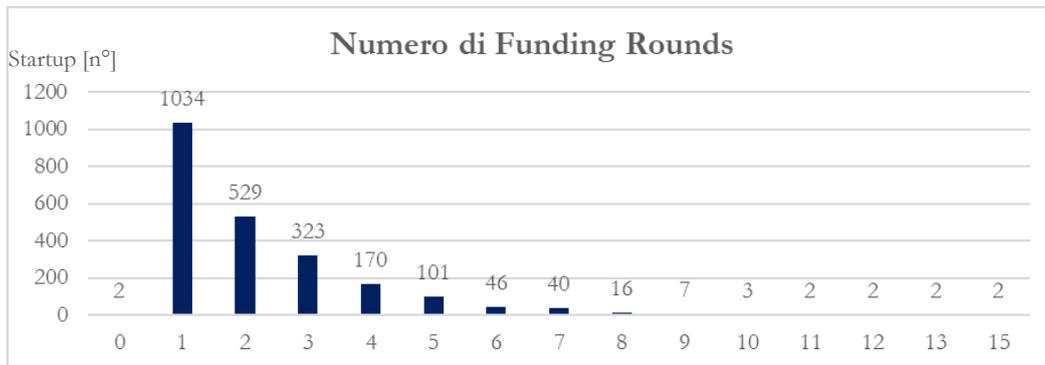


Figura 4.26 - Numero di round di finanziamento ricevuti dalle startup

Considerando tutti i round di finanziamento effettuati dai Lead investors presenti nel database, si può notare in Figura 4.27 un picco di Seed Round, seguiti dai Round A, Venture Round (Round non noto dal Round A in poi), Pre-Seed e Grant. Si evince quindi una prevalenza dei round nelle fasi early-stage, mentre quelle late-stage risultano più scoperte. Potrebbe essere un segnale negativo, se significasse che le aspettative molto alte degli investitori nei primi round non vengano poi soddisfatte nel tempo e li spingano a smettere di investire.

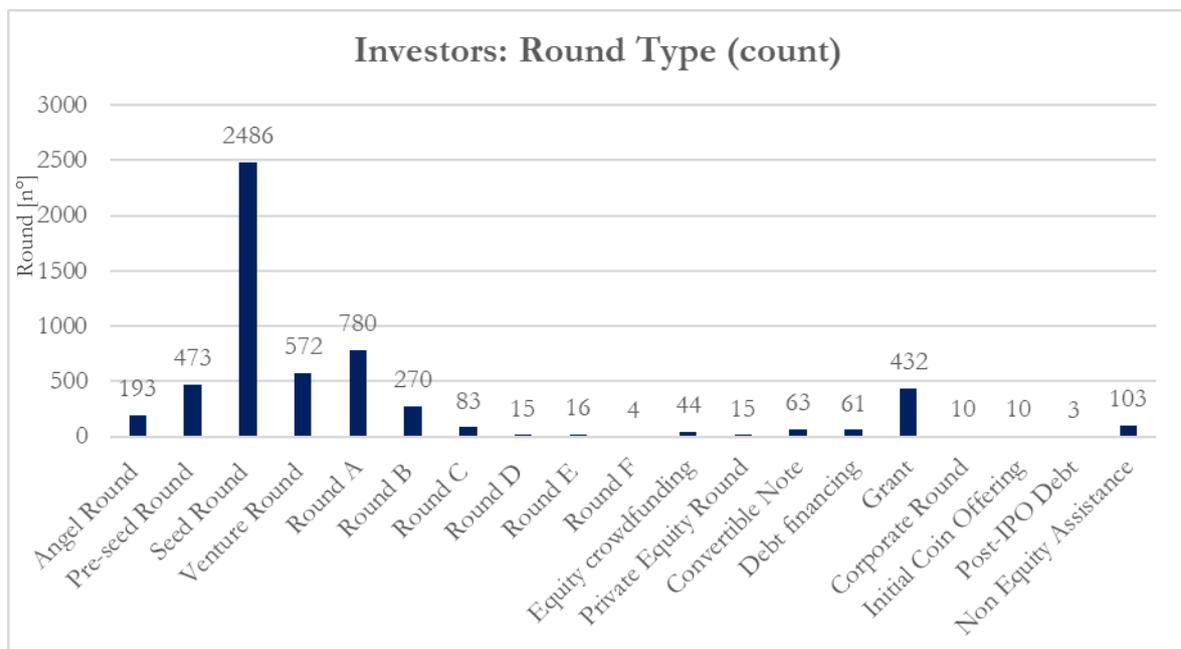


Figura 4.27 - Tipologie di round di finanziamento

Un **Angel Round** è tipicamente un piccolo round effettuato per far decollare una nuova azienda; gli investitori in un Angel round includono singoli Business Angels, Angel group, amici e familiari.

Un **Pre-seed Round** è un Seed senza investitori istituzionali e di importo molto basso, spesso inferiore a 150 K\$.

I **Seed Round** sono tra i round di finanziamento più frequenti in fase early-stage della startup, e le dimensioni variano tra circa 10 K\$ e 2M\$, anche se negli ultimi anni sono diventate comuni cifre più elevate. Un Seed round segue in genere un Angel round e precede Round di serie A.

I **Round di serie A e B** sono finanziamenti per le startup in fase ancora iniziale e variano in media tra 1 M\$ e 30 M\$. I **Round di serie C e successivi** si effettuano in fase più avanzata, per società già consolidate; vanno da 10 M\$ e oltre, e spesso sono anche molto più ingenti.

Un **Venture Round** si riferisce a un investimento proveniente da una società di Venture capital e comprende serie A, B e successive; questa categoria viene utilizzata quando la serie non è stata specificata. Le piattaforme di **Equity crowdfunding** consentono a singoli individui di investire in società in cambio di azioni. In genere gli investitori investono piccole somme di denaro; possono inoltre essere istituiti dei sindacati per consentire ad un soggetto di assumere un ruolo guida nella valutazione di un investimento e nella raccolta fondi da un gruppo di investitori.

Un **Private Equity Round** è guidato da una società di Private Equity o da un Hedge Fund e rientra in una fase avanzata; i round sono in genere superiori a 50 M\$, ed è un investimento meno rischioso perché la società è già solida.

Una nota convertibile (**Convertible Note**) è un finanziamento “intermedio” per aiutare le startup finché non raccolgono il successivo round di finanziamenti. Quando ricevono il round successivo, questa nota “si converte” in uno sconto sul prezzo del nuovo round. Solitamente si ricorre a note convertibili dopo che un’azienda ha ottenuto un round di serie A, ma non vuole ancora richiedere un round di serie B.

In un finanziamento del debito (**Debt Financing**), un investitore presta denaro ad un’azienda, e questa promette di rimborsare il debito con interessi aggiuntivi.

Un **Grant** è una sovvenzione tipica di un’agenzia governativa, che fornisce capitale ad una società senza acquisire partecipazioni in essa.

Un **Corporate Round** si verifica quando una società, piuttosto che un’impresa di Venture Capital, effettua un investimento in un’altra società; spesso questo tipo di round è effettuato con lo scopo di istituire una partnership strategica.

Un **Initial Coin Offering (ICO)** è un mezzo per raccogliere fondi tramite crowdfunding, utilizzando la criptovaluta come capitale. Una società che raccoglie denaro tramite un’ICO tiene una campagna di raccolta fondi, in cui i partecipanti acquisteranno una percentuale di una nuova criptovaluta (chiamata "token" o "coin"), spesso utilizzando un’altra criptovaluta come il bitcoin, nella speranza che la nuova criptovaluta aumenti di valore.

Un finanziamento del debito post-IPO (**Post-IPO Debt**) si verifica quando gli investitori prestano denaro ad una società che è già quotata in borsa. Come nel finanziamento del debito, la società prometterà di rimborsare il capitale e gli interessi aggiunti.

Un round di assistenza non azionaria (**Non Equity Assistance**) prevede che un’azienda o un investitore fornisca spazi per uffici o mentoring ad una società, senza ottenere sua equity in cambio.

Secondo i dati forniti da Crunchbase sull'ultimo investimento ricevuto in ordine temporale da ciascuna startup, è stato realizzato un grafico per il periodo dal 2015 al 2020, poiché gli anni precedenti sarebbero stati poco significativi. Osservando la Figura 4.28, che rappresenta la distribuzione in termini percentuali dei tipi di round di finanziamento nel corso degli anni, si registra una riduzione dei Seed Round (dal 90% al 60% circa), ed un aumento delle tipologie di round delle fasi più avanzate: Round A dal 9% al 26%, Round B dal 2 all'8% e la presenza di Round fino al livello E ed F negli ultimi anni 2019-2020. Questo fenomeno può lasciar dedurre un aumento nel tempo della consapevolezza degli investitori nelle potenzialità dell'AI.

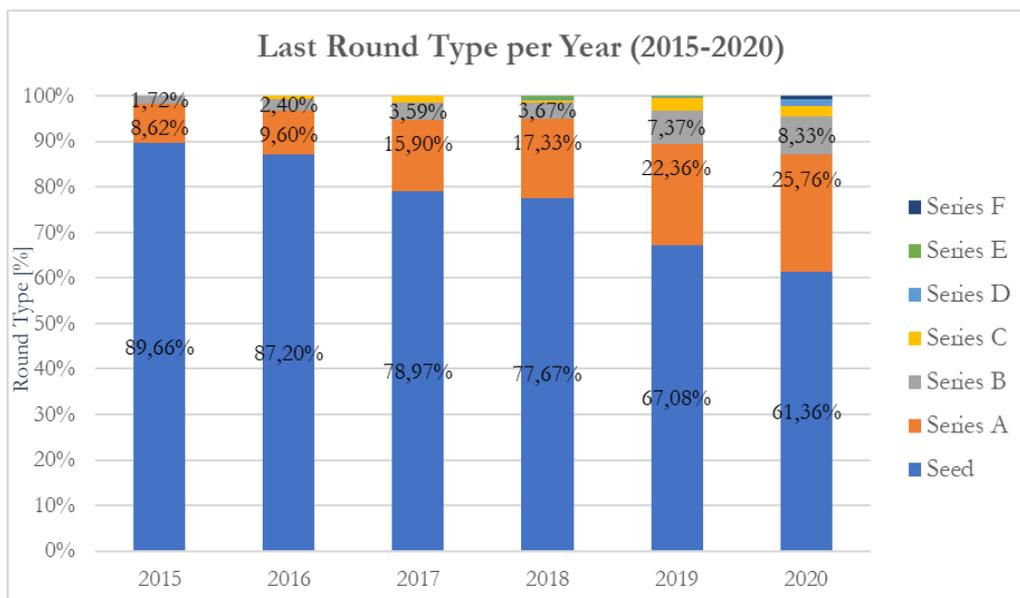


Figura 4.28 - Tipologie di round [%] nel periodo 2015-2020

Il grafico combinato in Figura 4.29 rappresenta, per il periodo temporale 2015-2020, sulle colonne in pila il numero di round distinti per tipologia, dal Seed al Round F, mentre la linea nera indica l'andamento del totale di investimenti per anno in termini di quantità in denaro. Questi dati si riferiscono sempre al Last Funding Round registrato su Crunchbase. Il calo di investimenti per il 2020 potrebbe essere un dato falsato, in quanto il dataset considerato arriva solo fino a giugno 2020, quindi andrebbero aggiunti i dati della seconda parte dell'anno al fine di renderlo rappresentativo. Nella fascia temporale 2015-2020, si nota una crescita della quantità di investimenti, oltre che l'aumento di round nelle fasi più avanzate, indicando una maggiore maturità del settore: se nel 2015 i Seed Round rappresentavano quasi tutti gli investimenti, dal 2017 si nota una crescita dei round successivi di tipo A e B. Ciò conferma quanto riportato in letteratura nel report di **Roland Berger & France Digitale (2020)**, ossia che si è osservato uno shift strutturale nella strategia di investimento dal 2015: infatti, mentre gran parte degli investimenti rientrano nel livello Seed nel 2015, negli anni successivi si è registrata una riduzione dei Seed ed un picco dei Round A, seguiti da B e C.

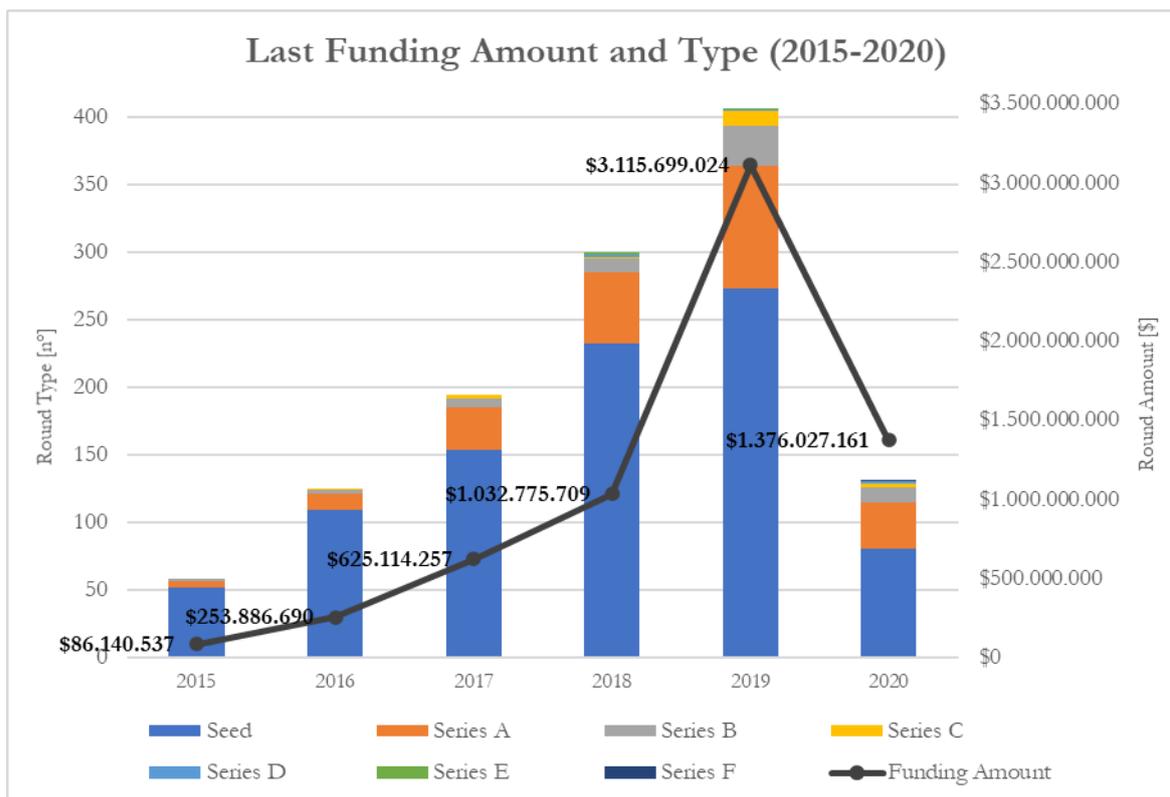


Figura 4.29 - Tipologia e ammontare dell'ultimo round di investimento delle startup (2015-2020)

Tuttavia, **Corea (2017)** afferma che, sebbene le startup di AI in Europa raggiungano i Round C, sono ancora piuttosto limitati i casi di Round D, E ed F (solo 1 Round F nel 2020 nel dataset in esame). Questo fenomeno può essere motivato da due ragioni: l'incapacità delle startup di realizzare quanto promesso per raccogliere i primi investimenti, oppure le frequenti acquisizioni da parte dei grandi players, che quindi bloccano i finanziamenti già nelle fasi iniziali. Questa seconda ipotesi è rafforzata dall'evidenza che in Europa la maggior parte delle exit sia rappresentata da acquisizioni, e molto meno da quotazioni in borsa.

Un altro spunto di analisi suggerito dalla letteratura riguarda il valore medio in denaro di ciascun tipo di round. Come afferma il report di **Roland Berger & France Digitale (2020)**, la crescita di livello del round non implica necessariamente un incremento dell'ammontare investito. Infatti, gli investitori sembrano essere più generosi nelle startup di serie C, mentre investono di meno nei Round D. Le startup, quindi non hanno più bisogno di aspettare fino al quarto round per finanziare la propria crescita internazionale. Effettuando una verifica sui dati provenienti dal dataset di Crunchbase, il valore medio di investimenti di serie C risulta pari a circa 76 M\$, a fronte di una media di circa 60 M\$ per la serie D, confermando quanto sostenuto in letteratura.

Infine, si è effettuata un'analisi della provenienza degli investitori a seconda della tipologia di round, per verificare se l'avanzamento di livello nei round facesse emergere alcuni attori, e in particolare per evidenziare l'incidenza degli investitori statunitensi. È stato preso in considerazione il numero di investitori in termini percentuali in ogni nazione rispetto ai round di tipo Seed, A, B, C, D, E ed F.

Come si può osservare nei grafici in Figura 4.30, nei round in fase early-stage, gli USA partecipano in percentuali relativamente modeste: 17% ai Seed, 19% ai Round A e 24% nei Round B. Si nota che all'avanzare dei round, la percentuale di investimenti da parte degli Stati Uniti aumenta: nei Round C arriva al 26%, eguagliando l'UK, mentre nei successivi si nota una netta prevalenza, con il 76% nei Round D e l'80% nei Round E. L'unico Round F presente è stato interamente finanziato dagli USA.

Pertanto, si può ipotizzare che l'interesse degli investitori americani per le startup di AI europee diventi più significativo nelle fasi più avanzate, in cui le imprese sono più stabili. Questo fenomeno denota uno sbilanciamento a sfavore dell'Europa: gli investitori europei si prendono carico dei maggiori rischi nelle fasi iniziali, mentre gli Stati Uniti intervengono solo quando le startup hanno già ottenuto un certo successo, spesso anche con l'obiettivo di acquisirle.

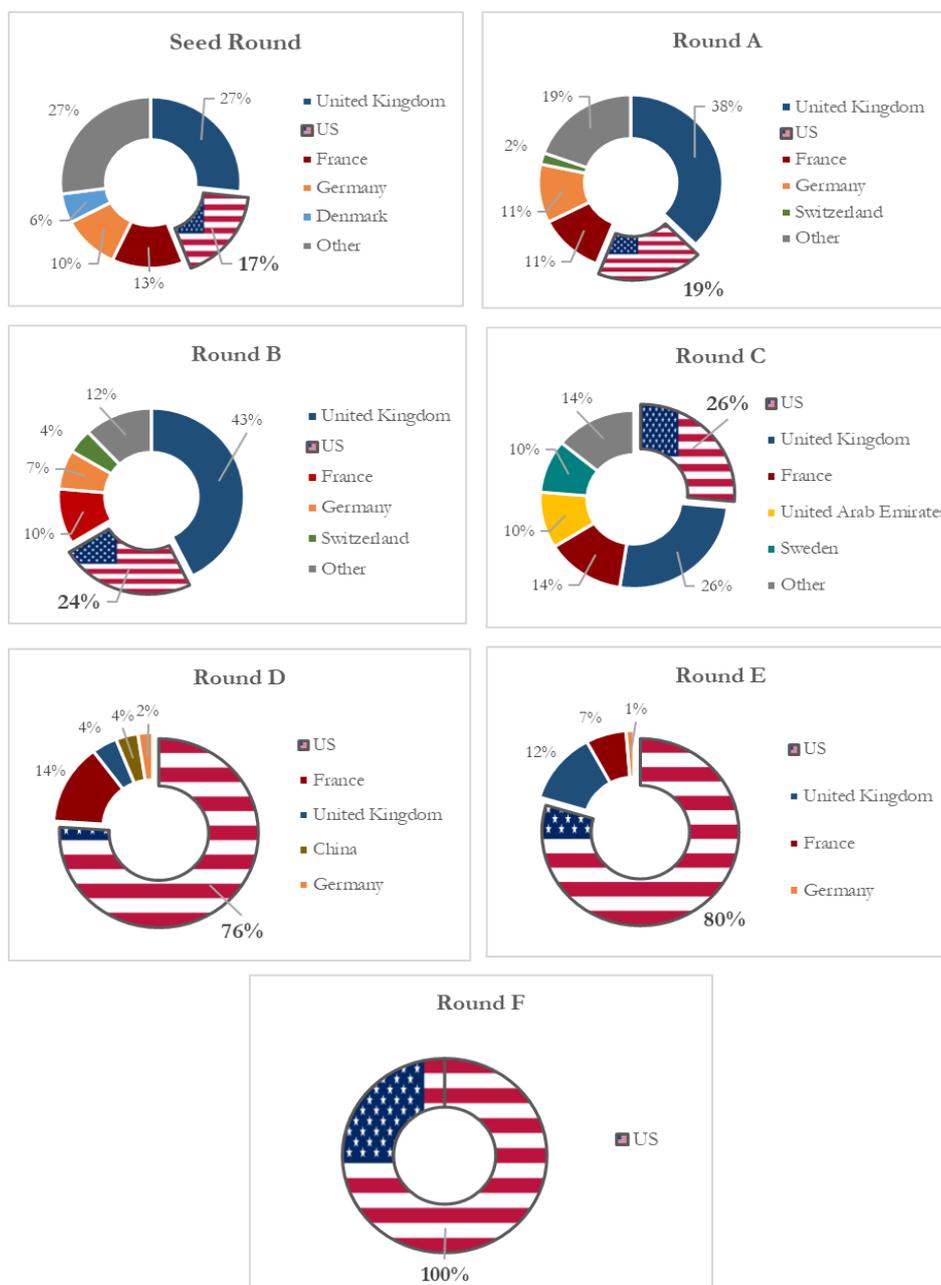


Figura 4.30 - Incidenza degli investitori USA nei diversi round

5. Approfondimento sulle nazioni europee leader per startup di AI: settori NACE e investimenti

In questa sezione di approfondimento, si sono applicati alcuni filtri al dataset, al fine di ottenere un campione più rappresentativo per effettuare ulteriori analisi. L'obiettivo è quello di indagare alcune dinamiche descritte in letteratura a livello di singoli Paesi, in termini di settori di applicazione e creazione di valore attraverso gli investimenti. Si sono selezionate le startup con:

- **AI Status:** Creator. Si è scelto di focalizzarsi solo sulle startup che sviluppano internamente algoritmi di AI (pari al 54% del totale);
- **Operating Status:** Active. Sono state escluse dall'analisi le startup etichettate come "Closed";
- **Company Type:** For Profit. Si sono scelte solamente le startup il cui scopo è ottenere un profitto economico, mentre sono state escluse le "Non-Profit" e quelle con valore missing, in quanto non era possibile stabilire se rientrassero nella categoria "For Profit";
- **Number of Funding Rounds:** almeno pari a 1. Sono state eliminate dall'analisi le startup con 0 finanziamenti oppure con valore missing, ossia quelle che non avevano informazioni in merito agli investimenti.

A seguito di tale depurazione, dalle 4266 startup di partenza, ne risultano 1117 rimanenti.

5.1 Paesi europei

5.1.1 Numero di startup di AI e investimenti per Paese

Si mostra in Figura 5.1 una mappa che rappresenta la concentrazione di startup di AI nei Paesi dell'Eurozona, con gradazione di colore più intensa all'aumentare del numero di startup.

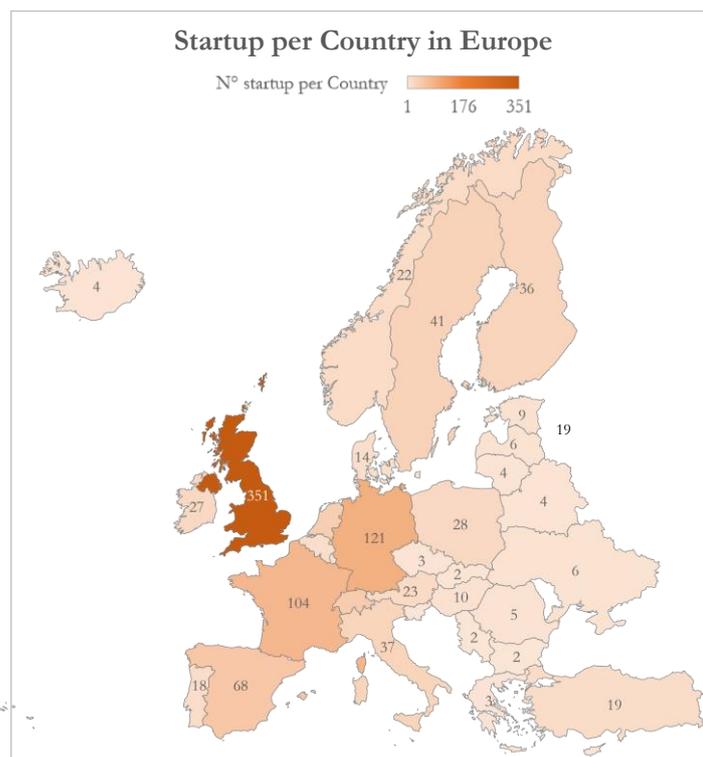


Figura 5.1 - Distribuzione delle startup sul territorio europeo

Nel grafico in Figura 5.1 è esclusa la Federazione Russa per leggibilità della mappa, ma è stata comunque presa in considerazione nelle analisi. I conteggi sono riportati anche in Tabella 5.1 per i primi 10 Stati.

Tabella 5.1 – Elenco primi 10 Stati europei per numero di startup [n°] e cumulata [%]

	Paese	Startup [n°]	Cumulata Startup [%]
1°	United Kingdom	351	31%
2°	Germany	121	42%
3°	France	104	52%
4°	Spain	68	58%
5°	Switzerland	56	63%
6°	Netherlands	50	67%
7°	Sweden	41	71%
8°	Italy	37	74%
9°	Finland	36	77%
10°	Poland	28	80%

L'ordinamento in Tabella 5.1 è decrescente in base al numero di startup per Paese: anche con il dataset depurato, si riconfermano come nazioni predominanti UK, Germania e Francia, che da sole ospitano il 50% delle imprese, come si osserva dalla cumulata. Inoltre, l'80% delle startup di AI europee si concentra in soli 10 Stati: Regno Unito, Germania, Francia, Spagna, Svizzera, Paesi Bassi, Svezia, Italia, Finlandia e Polonia.

Analizzando invece gli investimenti, si riporta in Figura 5.2 una rappresentazione grafica della distribuzione tra i primi 10 Stati europei per totale di finanziamenti raccolti, associata all'elenco in Tabella 5.2.

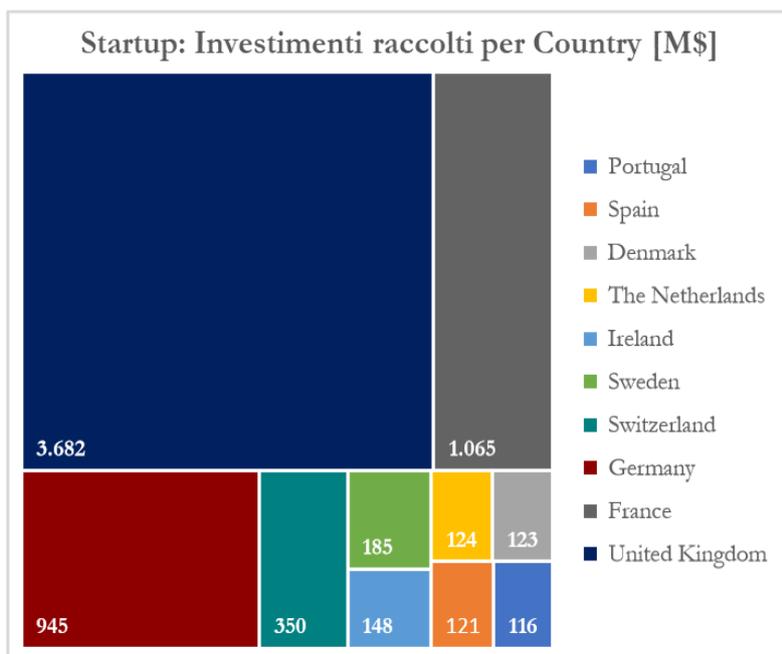


Figura 5.2 - Investimenti raccolti dai primi 10 Paesi

Tabella 5.2 – Elenco primi 10 Stati europei per totale di investimenti [\$] e cumulata [%]

	Paese	Tot investimenti [\$]	Cumulata Investimenti [%]
1°	United Kingdom	\$3.681.977.498	48%
2°	France	\$1.064.870.342	62%
3°	Germany	\$945.491.224	74%
4°	Switzerland	\$349.818.945	79%
5°	Sweden	\$184.607.754	81%
6°	Ireland	\$148.179.955	83%
7°	The Netherlands	\$123.900.166	84%
8°	Denmark	\$122.577.565	86%
9°	Spain	\$121.125.394	88%
10°	Portugal	\$115.698.319	89%

I tre Paesi leader per numero di startup mantengono la stessa tendenza anche per gli investimenti: Regno Unito (3682 M\$), Francia (1065 M\$) e Germania (945 M\$) sono le tre nazioni europee sedi di startup di AI che hanno raccolto in aggregato più investimenti in termini monetari, validando quanto emerge in letteratura. Al quarto posto segue la Svizzera con 350 M\$. Il fenomeno di concentrazione in poche aree specifiche è ancora più evidente per gli investimenti rispetto al numero di startup: se l'80% delle startup si concentra in 10 Stati, l'80% dei finanziamenti è destinato solamente a 4 Paesi.

Infine, in Tabella 5.3 si riportano tutti i Paesi europei che ospitano almeno una startup di AI, con il numero di startup presenti sul territorio, la cumulata percentuale relativa al numero di startup, il totale e la media degli investimenti raccolti, e un indicatore chiamato *Attractiveness Ratio* relativo al Paese i-esimo, calcolato come:

$$Attractiveness\ Ratio_i = \frac{Tot\ Investimenti\ nel\ Paese\ i}{N^{\circ}\ Startup\ nel\ Paese\ i} \left[\frac{M\$}{n^{\circ}} \right]$$

Tale indicatore rappresenta l'efficacia delle startup situate in un certo Paese nell'attrarre investimenti, e può assumere valori maggiori o uguali a 0: un valore alto indica la capacità del Paese di raccogliere finanziamenti elevati rispetto alle startup presenti sul territorio; viceversa, un valore basso indica che rispetto al numero di imprese, gli investimenti ottenuti sono abbastanza ridotti. In Tabella i valori sono stati formattati con colori dal verde (valori più bassi) al giallo (valori intermedi) al rosso (valori più alti). Nell'ultima riga della Tabella sono mostrati: il numero di startup emerse in tutta Europa, il totale degli investimenti raccolti a livello europeo, il valore dell'investimento totale medio e l'*Attractiveness Ratio* medio calcolato dividendo il totale degli investimenti raccolti con il numero complessivo di startup europee, ottenendo un valore pari a 6,89.

Tra i 10 Stati principali, i valori più alti per l'indicatore si riscontrano in UK (10,5) e Francia (10,2). La Germania si trova al terzo posto (7,81): quindi, se paragonata alla Francia, nonostante abbia più startup sul territorio, sembra leggermente meno efficace nella capacità di attrarre investimenti. Al lato opposto si trova la Spagna con il valore più basso (1,78). Osservando invece l'elenco completo dei Paesi, è rilevante citare il Lussemburgo: sebbene accolga solamente 4 startup, ha comunque ottenuto investimenti

molto alti in proporzione (88.8 M\$), registrando un rapporto pari a ben 22.2, il massimo valore riscontrato per l'indicatore. Il Lussemburgo è anche lo Stato che registra la media di investimenti più alta (22.2 M\$), seguito da UK (13.3 M\$) e Germania (12.28 M\$).

Tabella 5.3 – Elenco di tutti i Paesi europei con startup di AI con calcolo dell'indicatore Ratio

Paese	Startup [n°]	Cum. Startup [%]	Tot Investimenti [\$]	Attr. Ratio [M\$/n°]	Media Inv. [\$]
United Kingdom	351	31,423%	\$3.681.977.498	10,49	\$13.292.338
Germany	121	42,256%	\$945.491.224	7,81	\$12.279.107
France	104	51,567%	\$1.064.870.342	10,24	\$11.701.872
Spain	68	57,654%	\$121.125.394	1,78	\$2.202.280
Switzerland	56	62,668%	\$349.818.945	6,25	\$7.950.431
Netherlands	50	67,144%	\$123.900.166	2,48	\$3.441.671
Sweden	41	70,815%	\$184.607.754	4,50	\$4.989.399
Italy	37	74,127%	\$82.722.250	2,24	\$2.297.840
Finland	36	77,350%	\$88.051.801	2,45	\$2.751.619
Poland	28	79,857%	\$70.135.147	2,50	\$3.187.961
Ireland	27	82,274%	\$148.179.955	5,49	\$8.716.468
Austria	23	84,333%	\$106.995.391	4,65	\$6.293.847
Norway	22	86,303%	\$115.177.656	5,24	\$5.758.883
Russian Federation	19	88,004%	\$11.803.499	0,62	\$843.107
Turkey	19	89,705%	\$8.173.916	0,43	\$628.763
Portugal	18	91,316%	\$115.698.319	6,43	\$7.231.145
Belgium	15	92,659%	\$83.281.670	5,55	\$5.948.691
Denmark	14	93,912%	\$122.577.565	8,76	\$9.429.043
Hungary	10	94,808%	\$59.745.440	5,97	\$5.974.544
Estonia	9	95,613%	\$31.502.344	3,50	\$5.250.391
Ukraine	6	96,150%	\$1.865.000	0,31	\$466.250
Latvia	6	96,688%	\$564.972	0,09	\$141.243
Romania	5	97,135%	\$4.947.285	0,99	\$989.457
Iceland	4	97,493%	\$5.584.110	1,40	\$1.396.028
Luxembourg	4	97,851%	\$88.801.679	22,20	\$22.200.420
Belarus	4	98,209%	\$26.448.996	6,61	\$6.612.249
Lithuania	4	98,568%	\$3.851.204	0,96	\$1.283.735
Greece	3	98,836%	\$11.061.769	3,69	\$3.687.256
Czech Republic	3	99,105%	\$11.304.381	3,77	\$3.768.127
Slovakia	2	99,284%	\$12.972.676	6,49	\$6.486.338
Serbia	2	99,463%	\$754.687	0,38	\$754.687
Malta	2	99,642%	\$4.660.679	2,33	\$2.330.340
Bulgaria	2	99,821%	\$3.783.155	1,89	\$1.891.578
Slovenia	1	99,910%	\$315.672	0,32	\$315.672
Cyprus	1	100,000%	\$360.323	0,36	\$360.323
TOT	1117	100%	\$7.693.112.864	6,89	\$8.643.947

5.1.2 Numero di startup di AI rapportato a grandezze economiche

La Commissione Europea, per monitorare l'ecosistema AI nel mondo, ha adottato un approccio analitico denominato TES (Techno-Economic Segment), solitamente utilizzato per rappresentare domini tecnologici molto dinamici, in rapida evoluzione e per cui è previsto un ruolo chiave nella trasformazione digitale, non catturati da statistiche ufficiali o classificazioni standard (De Prato et al., 2019). Nel report di Samoili et al. (2020), per valutare le performance dei diversi Stati, è stato calcolato un indicatore rapportando il numero di players presenti in campo AI (imprese, centri di ricerca, entità governative) con il GDP (Gross Domestic Product) di ciascun Paese.

Il GDP (o PIL) è un indicatore economico utilizzato molto frequentemente, e misura il valore di mercato totale di tutti i beni e servizi prodotti all'interno di un Paese durante un determinato periodo; spesso è calcolato su base annuale per determinare la crescita dell'economia di un Paese tra un anno e il successivo. Assumendo che il numero di players sia correlato con la dimensione dell'economia di un Paese, l'indicatore misura se il numero di attori nel campo dell'AI in un Paese sia superiore o inferiore al previsto considerata l'economia corrispondente, rappresentata con il GDP.

Per consentire la comparabilità tra Paesi, si ricorre al GDP (PPS): le valute nazionali sono convertite in Purchasing Power Standards (PPS), un'unità contabile basata sull'euro corrente, per tenere conto delle differenze nei livelli di prezzo tra i Paesi e dei movimenti dei tassi di cambio.

Si è deciso di seguire il medesimo approccio, considerando unicamente il contesto europeo e sostituendo al numero di players generici solo il numero di startup che si registrano in ciascun Paese, sempre rapportandolo al GDP locale. Si è quindi ottenuto, per ogni Stato i , il seguente indicatore r_i :

$$r_i = \frac{N. \text{ of startups}_i}{GDP(PPS)_i}$$

Si riporta in Figura 5.3 il numero assoluto di startup per Paese confrontato con l'indicatore.

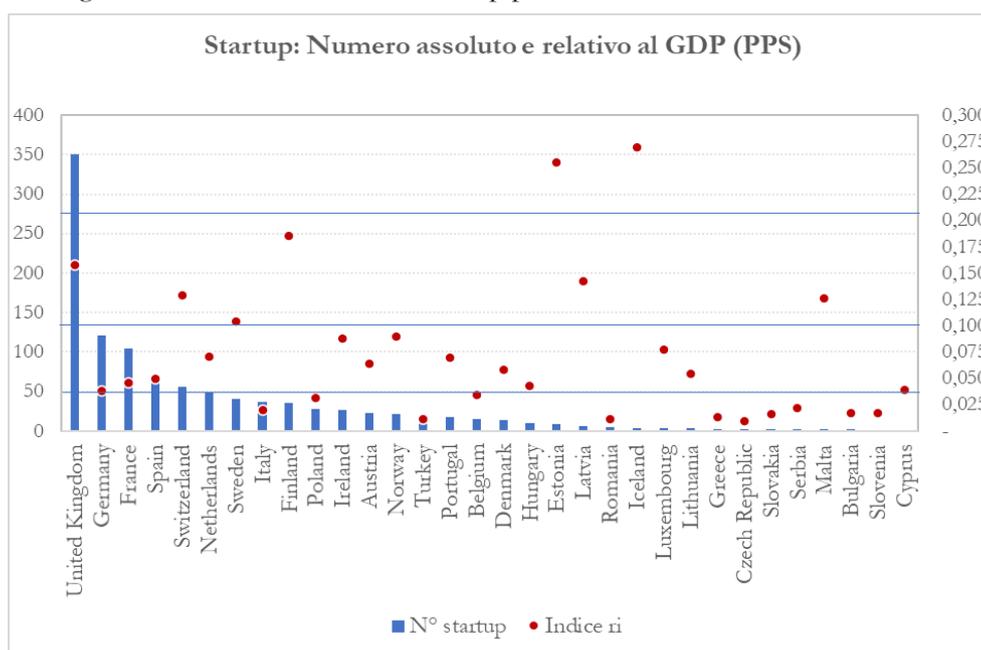


Figura 5.3 – Numero di startup assoluto e relativo al GDP per ciascun Paese europeo

I dati relativi al GDP (PPS) provengono dall'Eurostat, ma ci sono valori missing per Russia, Ucraina e Bielorussia, che quindi sono state escluse dal grafico. I risultati numerici per tutti gli Stati sono presentati in Tabella 5.4 al termine del paragrafo.

Un basso r_1 può essere spiegato dal ritardo nell'adozione dell'AI nelle rispettive economie nazionali, mentre un valore medio-alto suggerisce un intenso sviluppo del campo AI in un certo Paese. I valori *outlier* evidenziati in alcuni Paesi possono essere spiegati da un ecosistema economico ristretto, e di conseguenza da un GDP piuttosto basso.

In particolare, si sono individuati quattro range di valori r_1 , in ordine decrescente:

1. valori superiori a 0,2;
2. valori tra 0,1 e 0,2;
3. valori tra 0,035 e 0,1;
4. valori sino a circa 0,035 (per isolare i valori molto piccoli).

Come si può osservare in Figura 5.3, solo Estonia e Islanda rientrano nella fascia più alta: il valore dell'Estonia può essere spiegato dall'alto livello di digitalizzazione del Paese (**Samoili et al., 2020**), ma anche dal basso valore del GDP. L'Islanda può essere considerata un *outlier*, in quanto possiede un'economia molto ristretta con basso GDP, e il rapporto risultante è quindi elevato anche se il numero di startup è decisamente ridotto.

Nella seconda fascia compaiono Regno Unito, Svizzera, Finlandia e Svezia, ossia nazioni prevalentemente appartenenti al Nord Europa, oltre a Lettonia e Malta. Per queste ultime, i valori potrebbero essere nuovamente distorti a causa dell'irrisorio numero di startup rapportato ad un'economia molto piccola.

La terza fascia comprende Germania, Francia, Spagna, Paesi Bassi, Polonia, Irlanda, Austria, Norvegia, Portogallo, Belgio, Danimarca, Ungheria, Lussemburgo, Lituania e Cipro, ossia la maggior parte degli Stati europei.

Infine, nell'ultima fascia si trovano Italia, Turchia, Romania, Grecia, Repubblica Ceca, Slovacchia, Serbia, Bulgaria e Slovenia, cioè Stati che sembrano più deboli in termini di digitalizzazione e affermazione dell'AI a livello nazionale. Il caso particolare dell'Italia è spiegabile da un numero di startup medio-basso (37) rapportato ad un GDP relativamente alto. Tuttavia, Paesi come l'Italia hanno recentemente intrapreso iniziative nazionali volte a rafforzare lo sviluppo dell'AI e ciò potrebbe determinare un miglioramento della loro posizione (**Samoili et al., 2020**).

Sono stati poi calcolati altri indicatori, rapportando il numero di startup di AI per Paese ad altre grandezze economico-demografiche: la popolazione e il GERD (Gross domestic Expenditure on R&D), che rappresenta la spesa annuale in Ricerca e Sviluppo in un Paese da parte di imprese, istituti di istruzione, enti governativi e organizzazioni private no-profit. Anche il GERD è espresso in PPS.

Si riportano in Tabella 5.4 tutti i valori di ciascun indicatore (N° Startup/GDP(PPS), N° Startup/GERD(PPS), N° Startup/Popolazione) per ogni Paese europeo, con gradazione di colore decrescente in intensità al diminuire dei valori.

Tabella 5.4 – Numero di startup relativo a GDP, GERD e Popolazione per tutti gli Stati europei

Paese	N° startup	GDP (PPS) ¹	N° startup/GDP [n°/M€ (PPS)]	GERD (PPS) ²	N° startup/GERD [n°/BN€ (PPS)]	Pop. ³	N° startup/Pop. [n°/Mpersone]
United Kingdom	351	2.226.384.500	0,158	37.408.577.000	9,383	66.647.112	5,267
Germany	121	3.200.380.400	0,038	97.968.032.000	1,235	83.019.213	1,457
France	104	2.267.695.000	0,046	47.450.559.000	2,192	67.012.883	1,552
Spain	68	1.358.807.200	0,050	16.330.857.000	4,164	46.937.060	1,449
Switzerland	56	433.209.300	0,129	-	-	8.544.527	6,554
Netherlands	50	706.103.800	0,071	14.708.130.000	3,399	17.282.163	2,893
Sweden	41	392.735.900	0,104	12.592.549.000	3,256	10.230.185	4,008
Italy	37	1.825.080.600	0,020	25.624.295.000	1,444	60.359.546	0,613
Finland	36	194.192.500	0,185	5.203.023.000	6,919	5.517.919	6,524
Poland	28	894.314.900	0,031	10.137.868.000	2,762	37.972.812	0,737
Ireland	27	305.862.200	0,088	2.842.718.000	9,498	4.904.240	5,505
Austria	23	357.943.700	0,064	10.944.636.000	2,101	8.858.775	2,596
Norway	22	244.486.700	0,090	5.134.658.000	4,285	5.328.212	4,129
Russia	19	-	-	-	-	-	-
Turkey	19	1.605.631.100	0,012	16.616.503.000	1,143	82.003.882	0,232
Portugal	18	257.383.700	0,070	3.318.639.000	5,424	10.276.617	1,752
Belgium	15	431.312.300	0,035	11.087.477.000	1,353	11.455.519	1,309
Denmark	14	239.521.100	0,058	6.970.875.000	2,008	5.806.081	2,411
Hungary	10	230.615.400	0,043	3.281.892.000	3,047	9.772.756	1,023
Estonia	9	35.313.700	0,255	467.989.000	19,231	1.324.820	6,793
Ukraine	6	-	-	-	-	41.983.564	0,143
Latvia	6	42.120.100	0,142	262.401.000	22,866	1.919.968	3,125
Romania	5	427.641.800	0,012	1.981.091.000	2,524	19.414.458	0,258
Iceland	4	14.866.900	0,269	288.258.000	13,876	356.991	11,205
Luxembourg	4	51.432.700	0,078	596.278.000	6,708	613.894	6,516
Belarus	4	-	-	-	-	9.475.174	0,422
Lithuania	4	73.397.500	0,054	655.452.000	6,103	2.794.184	1,432
Greece	3	225.208.900	0,013	2.665.171.000	1,126	10.724.599	0,280
Czech Republic	3	316.025.800	0,009	5.745.600.000	0,522	10.649.800	0,282
Slovakia	2	127.098.700	0,016	1.030.954.000	1,940	5.450.421	0,367
Serbia	2	90.326.600	0,022	784.393.000	2,550	6.963.764	0,287
Malta	2	15.912.600	0,126	88.587.000	22,577	493.559	4,052
Bulgaria	2	118.290.100	0,017	834.411.000	2,397	7.000.039	0,286
Slovenia	1	58.535.000	0,017	1.087.097.000	0,920	2.080.908	0,481
Cyprus	1	25.272.800	0,040	151.401.00 ^{b0}	6,605	875.899	1,142

¹ GDP (PPS), 2019: <https://ec.europa.eu/eurostat/tgm/table.do?tab=table&plugin=1&language=en&pcode=tec00001>

² GERD (PPS), 2018: https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=rd_e_gerdtot&lang=en

³ Popolazione, 2019: <https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/TPS00001/default/table>

I valori più alti per il rapporto N° Startup/GERD si registrano per Estonia, Lettonia e Malta: rapporti elevati indicano che l'area corrispondente presenta un numero notevole di attori, considerando le risorse che sono state investite in ricerca. Tra i dieci Stati con numero di startup più elevato, il rapporto più alto si registra per l'UK (9,4), seguito dalla Finlandia (6,9).

Passando all'indicatore N° Startup/Popolazione, il valore massimo è in Islanda, ma può essere considerato un *outlier*. Osservando i primi dieci Stati per numero di startup, si nota che la Svizzera e la Finlandia possiedono i valori più elevati (intorno a 6,5), superiori a quelli di UK (5,3), e in particolare Francia (1,45) e Germania (1,55). Infatti, proprio Francia e Germania hanno un numero di startup relativamente basso se paragonato alla popolazione del Paese.

5.2.1 Altre caratteristiche delle startup di AI per Paese

Da questo momento in poi, si è deciso di prendere in considerazione solamente i primi dieci Paesi europei per numero di startup, che da soli costituiscono l'80% del totale, in quanto ritenuti i più rilevanti e rappresentativi. Sono state analizzate alcune caratteristiche delle startup mettendole in relazione con i Paesi di appartenenza, per comprendere se la localizzazione geografica della sede incida su determinati attributi delle startup.

In primo luogo, si è osservato il **numero di componenti del team di founders** (Figura 5.4): in tutti gli Stati prevalgono startup fondate da uno, due o tre fondatori; in particolare le percentuali più alte si registrano per due componenti, mentre i team numerosi sono abbastanza ridotti.

È interessante notare che la percentuale più alta di team composti da 5 persone o più si registra in Italia, mentre nei Paesi leader per l'AI come UK, Germania e Francia le percentuali più elevate si riscontrano per 1 o 2 componenti. In particolare, in UK e in Germania circa il 40% delle startup è stata fondata da una coppia di fondatori.

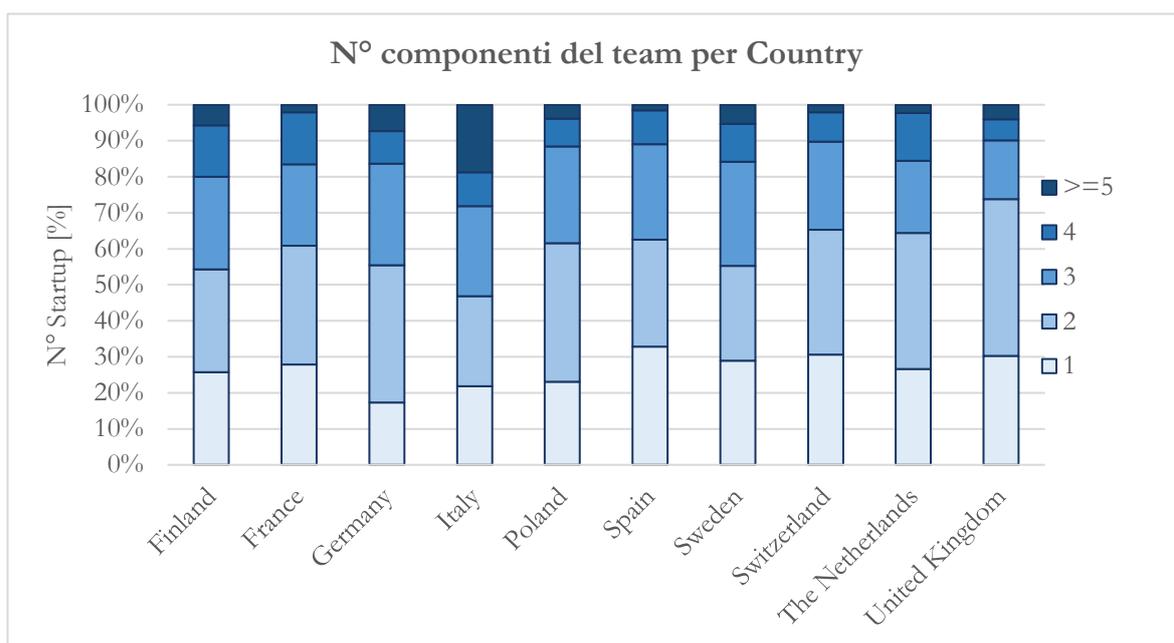


Figura 5.4 – Distribuzione del numero di componenti del team di founders per i 10 Paesi europei principali

Per quanto riguarda il **numero di dipendenti** di ciascuna startup, si sono considerate quattro categorie:

- Microimprese: 1-10 dipendenti;
- Piccole imprese: 11-50 dipendenti;
- Medie imprese: 51-250 dipendenti;
- Grandi imprese: più di 250 dipendenti.

Si può notare in Figura 5.5 la prevalenza di micro e piccole imprese, che insieme rappresentano più dell'80% del totale per tutti gli Stati. Le grandi imprese, con più di 250 dipendenti, sono estremamente ridotte (intorno all'1-2%) e si registrano solo per i Paesi leader, UK, Germania e Francia, mentre negli altri Stati sono assenti.

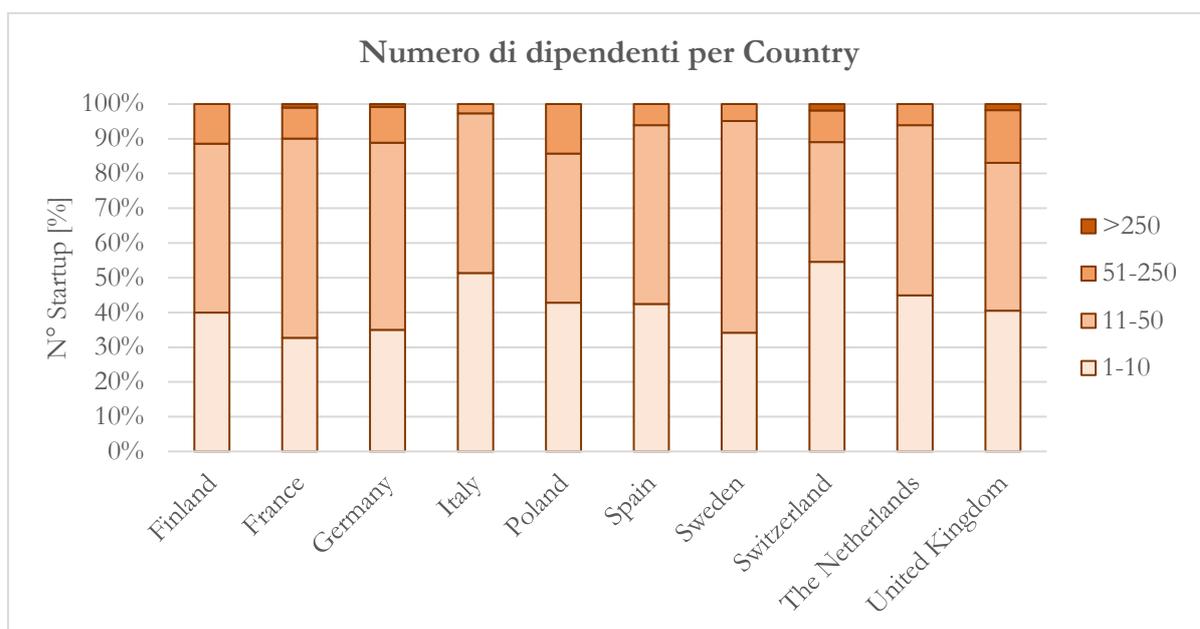


Figura 5.5 – Distribuzione del numero di dipendenti delle startup per i 10 Paesi principali

Successivamente, le startup sono state suddivise in 3 gruppi sulla base della loro **età**, ossia gli anni trascorsi dalla loro fondazione, individuando tre fasce: 1-5 anni per le startup più giovani, 5-10 anni per le imprese di età intermedia e più di 10 anni per le imprese più longeve. Come si nota in Figura 5.6, in tutti gli Stati almeno il 50% delle startup è di recente fondazione, e le percentuali più elevate si trovano in Finlandia e Germania (circa il 70%). Viceversa, le imprese più longeve sono presenti solo in minima parte, in primis perché la definizione stessa di startup prevede un percorso temporaneo; le startup più longeve si registrano soprattutto in Francia (9%) e Spagna (7%).

Per quanto riguarda la fascia intermedia (5-10 anni), le percentuali più significative, intorno al 40%, si osservano in Francia, Spagna, Svezia e Svizzera.

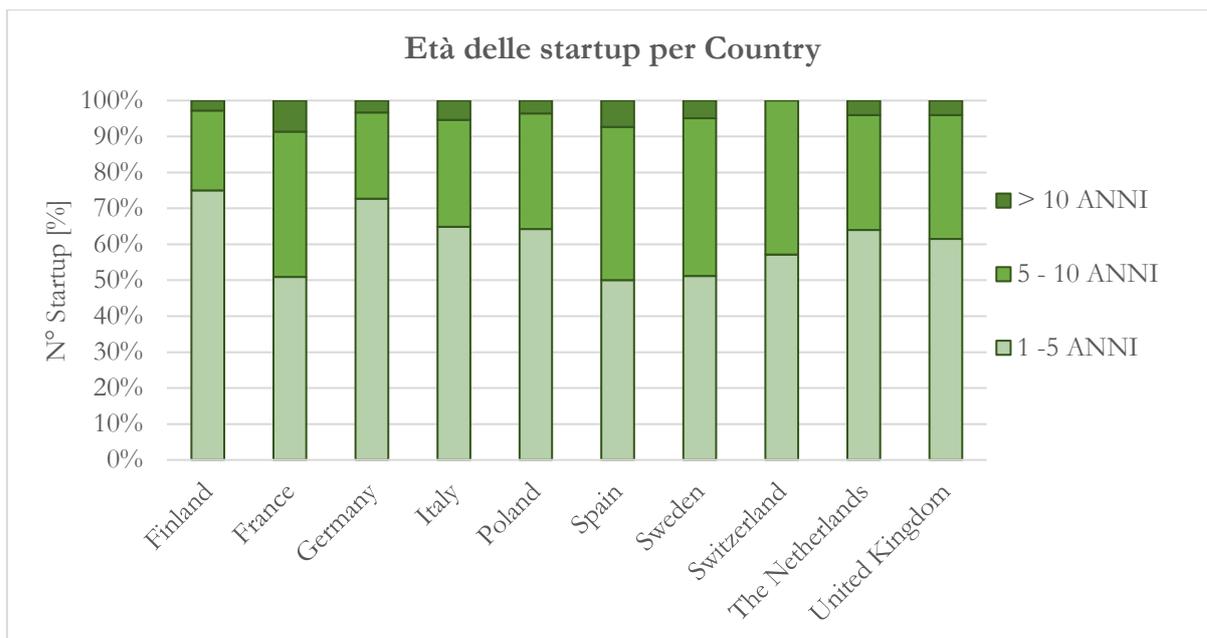


Figura 5.6 – Distribuzione dell'età delle startup per i 10 Paesi principali

In Tabella 5.5 si riporta l'età media delle startup, che si aggira tra i 4 e i 6 anni per tutti gli Stati: il valore medio più basso è in Finlandia (4,39 anni), che sembra il Paese in fase più emergente, mentre in Spagna si registra la media più alta (5,82 anni).

Tabella 5.5 – Età media delle startup per i 10 Paesi principali

Paese	Età media [anni]
Finland	4,39
France	5,74
Germany	4,66
Italy	4,70
Poland	4,78
Spain	5,82
Sweden	5,71
Switzerland	4,91
The Netherlands	4,94
United Kingdom	5,2

Infine, per quanto riguarda la distribuzione delle startup a seconda della fase del loro ciclo di vita, si distinguono stadi Seed, Early-Stage, Late-Stage, M&A (acquisizione) e IPO (quotazione in borsa). In tutti gli Stati la maggior parte delle startup si colloca nelle fasi iniziali, Seed ed Early-Stage. Le poche startup in fase Late-stage si trovano principalmente in UK, Germania, Francia e Svizzera, così come le startup che sono state acquisite. Si registra un'unica IPO in UK.

5.3 Settori NACE

Per quanto riguarda i codici NACE relativi al settore di attività della startup, si è effettuata un'analisi analoga a quella applicata ai Paesi europei, al fine di comprendere a livello assoluto quali fossero i più significativi in termini di numero di startup e di investimenti ricevuti. Questo passo è preliminare allo studio della distribuzione dei settori a livello territoriale, tramite l'incrocio tra i dati relativi ai Paesi e quelli sui settori NACE, con l'ausilio di alcuni indicatori.

Oltre al settore generico J (Software general-purpose), al fine di rendere i risultati più consistenti, è stato eseguito un ulteriore raggruppamento al livello NACE 1 per la categoria K (Financial and insurance activities). All'interno di K sono stati raggruppate le categorie di secondo livello K64 (Financial service activities, except insurance and pension funding), K65 (Insurance) e K66 (Activities auxiliary to financial services and insurance activities). Per il significato di ciascun codice NACE si rimanda alla Tabella A.1 in Appendice.

Si riporta in Tabella 5.6 la classifica dei primi 10 settori NACE per numero di startup, con la relativa cumulata. In questo caso i settori J, Q86, M73, N82, K, N80, G47, M70, N78 e R90 rappresentano il 76% del totale. È rilevante notare che il 50% è distribuito solamente nei primi tre settori, anche se va ricordata la limitazione relativa al settore J, che potrebbe essere predominante a causa di un *bias* nella classificazione.

Tabella 5.6 - Elenco dei primi 10 settori NACE per numero di startup [n°] e cumulata [%]

	Settore NACE	Startup [n°]	Cumulata Startup [%]
1°	J	336	30%
2°	Q86	111	40%
3°	M73	100	50%
4°	N82	83	56%
5°	K	69	63%
6°	N80	34	66%
7°	G47	32	68%
8°	M70	32	71%
9°	N78	27	74%
10°	R90	25	76%

Passando poi agli investimenti, si presentano in Tabella 5.7 i primi 10 settori più abili nell'attrarre capitale dai finanziatori. Nella Tabella sono inseriti per ciascun settore NACE: l'ammontare raccolto nel complesso, la cumulata, e nuovamente l'indicatore *Attractiveness Ratio* per il settore NACE k-esimo, calcolato come:

$$Attractiveness Ratio_k = \frac{Tot\ Investimenti\ nel\ settore\ NACE\ k}{N^\circ\ Startup\ nel\ settore\ NACE\ k} \left[\frac{M\$}{n^\circ} \right]$$

Tabella 5.7 – Elenco dei primi 10 settori NACE per totale di investimenti [\$], cumulata [%] e calcolo dell'indicatore Ratio

	Settore NACE	Investimenti [\$]	Cum. Investimenti [%]	Startup [n°]	Attr. Ratio [M\$/n°]
1°	J	\$1.610.567.961	21%	336	4,79
2°	Q86	\$1.088.430.768	35%	111	9,81
3°	K	\$1.045.143.355	49%	69	15,15
4°	N80	\$707.568.103	58%	34	20,81
5°	C27	\$547.790.804	65%	11	49,80
6°	M73	\$516.558.257	72%	100	5,17
7°	N82	\$369.424.704	77%	83	4,45
8°	M74	\$347.045.663	81%	12	28,92
9°	M70	\$192.160.243	84%	32	6,01
10°	G47	\$152.793.478	85%	32	4,77

Si può osservare che, dopo il settore Software (J), sono il settore Healthcare (Q86) con 1.088 MLD\$ e il settore Finance (K) con 1.045 MLD\$ a ricevere più investimenti in aggregato. L'80% degli investimenti è stato raccolto da 8 settori, dimostrando una concentrazione leggermente più elevata rispetto a quella per numero di startup.

Per quanto riguarda l'indicatore *Attractiveness Ratio*, il significato è il medesimo del caso dei Paesi, ed il valore più elevato si registra per C27 (Robotica), in quanto raccoglie ben 548 M\$ con solamente 11 startup. All'estremo opposto, il settore N82 (Customer Service), riesce ad attrarre relativamente pochi investimenti se paragonati al numero di startup presenti. Confrontando invece i settori Q86 e M73, che possiedono un numero di startup simile (111 e 100 rispettivamente), si notano valori differenti dell'indicatore (9,81 vs 5,17): infatti, il settore Healthcare riesce ad avere molto più successo nel raccogliere finanziamenti rispetto al settore Marketing (1088 M\$ rispetto a 516 M\$).

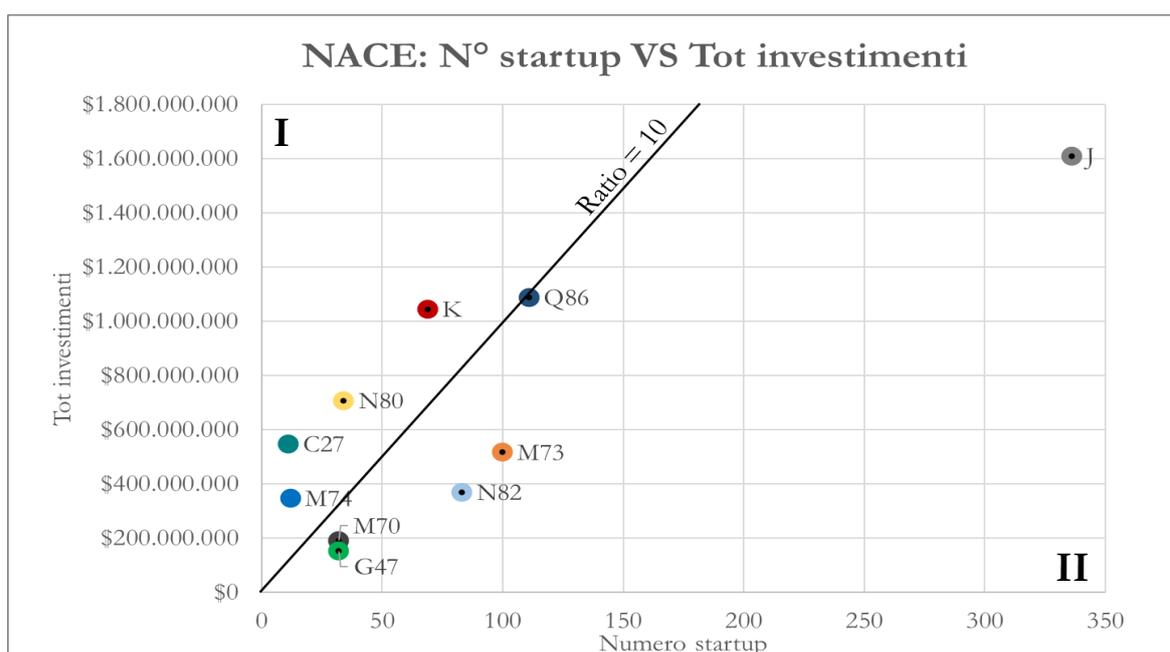


Figura 5.7 - Numero startup VS Investimenti per i principali settori NACE

Una rappresentazione grafica dei risultati dell'indicatore si può osservare in Figura 5.7, che mette in relazione sull'asse x il conteggio del numero di startup presenti per settore e sull'asse y la quantità di investimenti ricevuti. Si sono individuati due quadranti stabilendo un benchmark dell'indicatore pari a 10: nel quadrante I sono presenti settori con alti investimenti rispetto al numero di startup (Ratio superiore a 10), mentre nel quadrante II si trovano startup con bassi investimenti rispetto al numero di startup (Ratio inferiore a 10).

Riassumendo, si possono identificare principalmente due tendenze:

- settori con un elevato numero di imprese che raccolgono finanziamenti relativamente bassi (e.g. Marketing);
- settori con mega-finanziamenti raccolti da poche startup (e.g. Robotica, Security).

Per i dieci settori NACE principali per investimenti, è stata ricercata tra gli investitori la presenza di grandi corporations specializzate nello stesso settore della startup. Queste aziende multinazionali utilizzano meccanismi diversi di interazione con il mondo delle startup, da fondi di Corporate Venture Capital, alla creazione di acceleratori. Per quasi tutti i settori analizzati, si nota l'interesse delle grandi aziende per le startup innovative AI; si riportano gli esempi più rilevanti:

- nel settore Finance (K) emergono investimenti di grandi banche e assicurazioni, quali Allianz, Barclays e Intesa Sanpaolo;
- nel settore Customer service (N82) si notano investimenti di Telefónica, compagnia di telecomunicazioni spagnola o di Salesforce;
- in ambito Retail (G47) sono presenti finanziamenti di Sonae, leader di mercato del food retail in Portogallo; Robert Bosch Venture Capital, fondo di VC della multinazionale tedesca di elettrodomestici e componenti per autoveicoli, o ancora della società di e-commerce Zalando;
- anche il settore di Software generici (J) attira l'attenzione degli investitori corporate, che sono in grado di indirizzare in modo appropriato l'ingresso sul mercato di tecnologie ancora *general-purpose*; tra essi spiccano Google, Huawei, Microsoft e NVIDIA.

Tra le società di consulenza, Accenture investe in ambito Finance, mentre Breed Reply, acceleratore istituito da Reply, società di consulenza informatica italiana, investe in ambito Security (N80) e Robotica (C27). Questa evidenza sottolinea l'importanza per una startup di un'alleanza strategica con una grande azienda del settore per avere maggiore successo nell'ingresso sul mercato, anche in ottica di certificazione della propria tecnologia. L'elenco completo per settore si riporta in Tabella A.3 in Appendice.

Oltre agli investimenti totali in aggregato per settore, si sono osservati anche i valori medi, per comprendere in media quali settori attraggano più valore. Tuttavia, è doveroso evidenziare una criticità: un campione di startup si presta poco all'applicazione dei concetti di media e varianza, in quanto le startup, per loro conformazione intrinseca, sono realtà uniche e con dinamiche spesso diverse le une dalle altre; ciò impedisce di utilizzare in modo consistente i valori medi per rappresentarle tutte. Inoltre, l'utilizzo della media potrebbe non essere adeguato a causa della presenza dei cosiddetti *outliers*, ossia

valori molto distanti dal resto dei dati raccolti, come nel caso in cui alcune startup abbiano ricevuto investimenti eccezionalmente elevati. Per mitigare il problema, si è deciso di calcolare anche la mediana che, considerando il valore centrale della distribuzione, è meno influenzata dagli *outliers*.

In Tabella 5.8 si riportano per i primi 10 settori NACE per investimenti: la media e la deviazione standard; il valore minimo, il primo quartile, il secondo quartile (mediana), il terzo quartile, il quarto quartile (valore massimo) e il range interquartile. Il range interquartile, calcolato come la differenza tra il terzo e il primo quartile, è la misura di dispersione più utilizzata in associazione con la mediana.

In Figura 5.8 si può osservare il grafico che riporta media e mediana degli investimenti ricevuti per i dieci settori NACE principali.

Tabella 5.8 – Misure di posizione (media, mediana) e di dispersione (deviazione standard, range interquartile) per i 10 settori NACE principali

NACE	MEDIA [\$]	DEV ST [\$]	MIN [\$]	Q1 [\$]	MEDIANA (Q2) [\$]	Q3 [\$]	MAX (Q4) [\$]	Range interquart. [\$]
J	6.054.767	15.451.919	9.241	330.000	1.429.940	4.506.878	131.696.751	4.176.878
Q86	11.220.936	37.045.961	10.002	456.790	1.544.031	4.518.974	292.000.000	4.062.184
K	22.237.093	75.703.491	11.861	1.477.174	3.903.400	14.894.285	519.223.148	13.417.111
N80	28.302.724	59.215.098	55.756	599.145	2.161.400	13.557.424	230.500.000	12.958.279
C27	60.865.645	150.420.299	138.028	2.170.000	4.878.609	14.034.491	460.000.000	11.864.491
M73	6.538.712	13.087.564	25.900	698.026	1.899.892	4.889.019	89.500.000	4.190.992
N82	5.513.802	12.995.405	13.304	411.203	1.833.417	5.061.164	91.180.004	4.649.961
M74	31.549.606	87.181.353	85.000	483.049	1.500.000	9.680.807	293.434.612	9.197.758
M70	6.626.215	8.967.689	55.831	681.863	2.650.000	6.442.904	32.892.016	5.761.041
G47	5.876.672	14.735.046	40.000	444.600	1.767.873	3.569.176	74.850.000	3.124.576

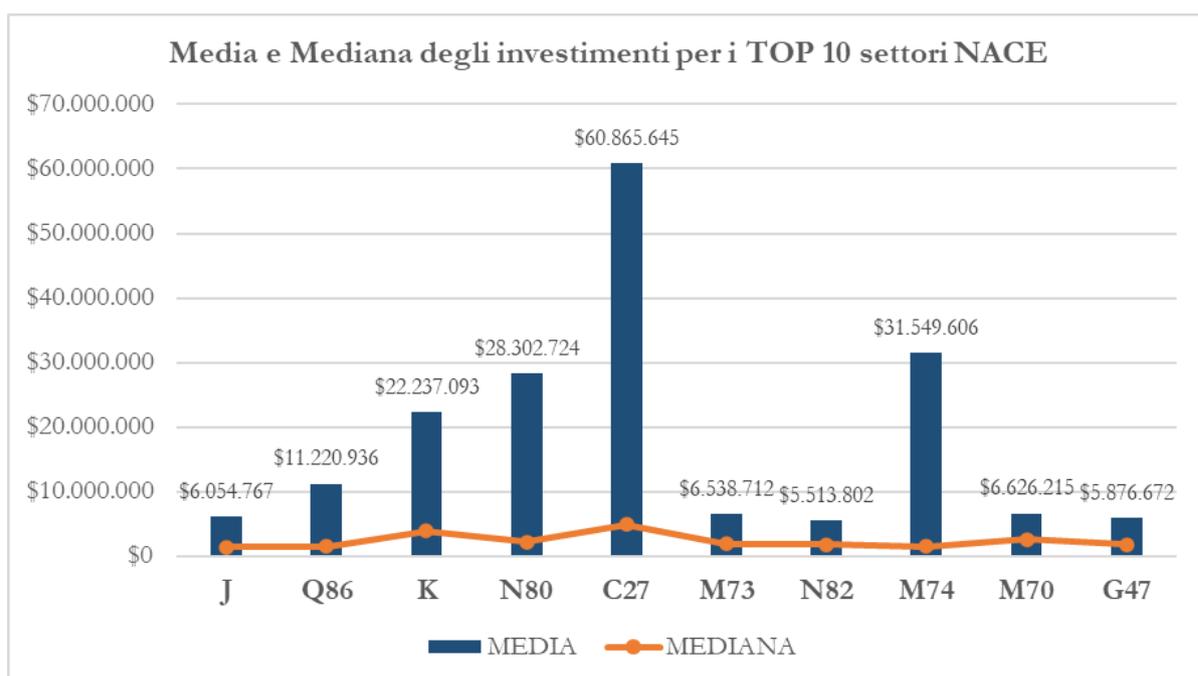


Figura 5.8 - Media e mediana degli investimenti per i 10 principali settori NACE

Il valore più alto registrato per la mediana appartiene al settore C27 con 4.8 M\$, con un range interquartile piuttosto elevato, pari a 11.8 M\$; seguito dal settore K con 3.9 M\$ e range interquartile ancora più alto, pari a 13.4 M\$.

Dal grafico, si nota una tendenza comune: i settori che hanno ricevuto più investimenti in aggregato hanno in confronto una media, e ancor più una mediana, nettamente inferiore. Per esempio, nel caso dell'Healthcare (Q86), secondo settore con più investimenti in aggregato, si registra la presenza di una startup che ha ottenuto investimenti per 292 M\$ (valore massimo del settore): tuttavia, la media risulta pari a circa 11 M\$, e la mediana ha un valore ancora più basso, intorno a 1.5 M\$. Pertanto, la startup che ha ricevuto finanziamenti per 292 M\$ potrebbe essere un caso *una tantum*, e non è detto che il settore Q86 sia così attrattivo per gli investimenti in media.

Nel complesso, emerge che in tutti i settori è presente un ampio numero di startup che ottiene investimenti abbastanza irrisori, a cui si affiancano poche realtà di successo che riescono invece a raccogliere cifre molto ingenti. Di conseguenza, la media e in particolare la mediana, che non si lascia influenzare dagli estremi, rimangono sempre su valori piuttosto bassi.

5.3.1 Distribuzione dei settori NACE nei Paesi europei

A valle di queste considerazioni, si è effettuata un'analisi della distribuzione a livello geografico dei settori di applicazione NACE in cui operano le startup di AI: sono stati considerati solamente i 10 Paesi e i 6 settori NACE principali per numero di startup. Sono stati scelti solamente 6 settori su 10 (J, Q86, M73, K, N82 e N80) in quanto in base ai risultati sono stati ritenuti i più significativi e per rendere le analisi più leggibili.

Indicatore TPI

In Tabella 5.9 si presentano le percentuali ottenute applicando un indicatore, proposto anche nel report della Commissione Europea sul panorama AI (**De Prato, 2019**), per valutare l'incidenza a livello nazionale delle imprese in un certo settore.

Tale indicatore è detto **TPI (Thematic Profile Indicator)**, ed è calcolato come il rapporto tra il numero di startup in un Paese P per il settore NACE N ($S_{P,N}$), rapportato al numero di startup nel Paese P in tutti i settori (nel calcolo in esame, sono stati considerati solo i 6 settori NACE principali), moltiplicato per 100 per ottenere il valore percentuale:

$$TPI = \frac{S_{P,N}}{\sum_N S_{P,N}} = \frac{N^\circ \text{ Startup nel Paese P nel settore N}}{\text{Somma } N^\circ \text{ Startup nel Paese P in tutti i settori}} \times 100$$

L'indicatore può assumere valori da 0 a 100%. I risultati del TPI sono mostrati sia Tabella 5.9 sia nella rappresentazione grafica in Figura 5.9.

Tabella 5.9 – Indicatore TPI

Paesi	J	Q86	M73	N82	N80	K	Tot
Finland	48,15%	11,11%	14,81%	25,93%	0,00%	0,00%	100%
France	37,88%	13,64%	22,73%	7,58%	7,58%	10,61%	100%
Germany	52,05%	9,59%	16,44%	12,33%	1,37%	8,22%	100%
Italy	53,85%	23,08%	7,69%	3,85%	3,85%	7,69%	100%
Poland	43,48%	13,04%	17,39%	13,04%	4,35%	8,70%	100%
Spain	44,90%	16,33%	12,24%	16,33%	2,04%	8,16%	100%
Sweden	46,43%	21,43%	14,29%	10,71%	0,00%	7,14%	100%
Switzerland	45,45%	21,21%	6,06%	6,06%	12,12%	9,09%	100%
The Netherlands	51,61%	25,81%	9,68%	6,45%	0,00%	6,45%	100%
United Kingdom	44,26%	14,89%	14,04%	9,36%	5,53%	11,91%	100%
Tot	45,69%	15,57%	14,38%	10,49%	4,40%	9,48%	100%

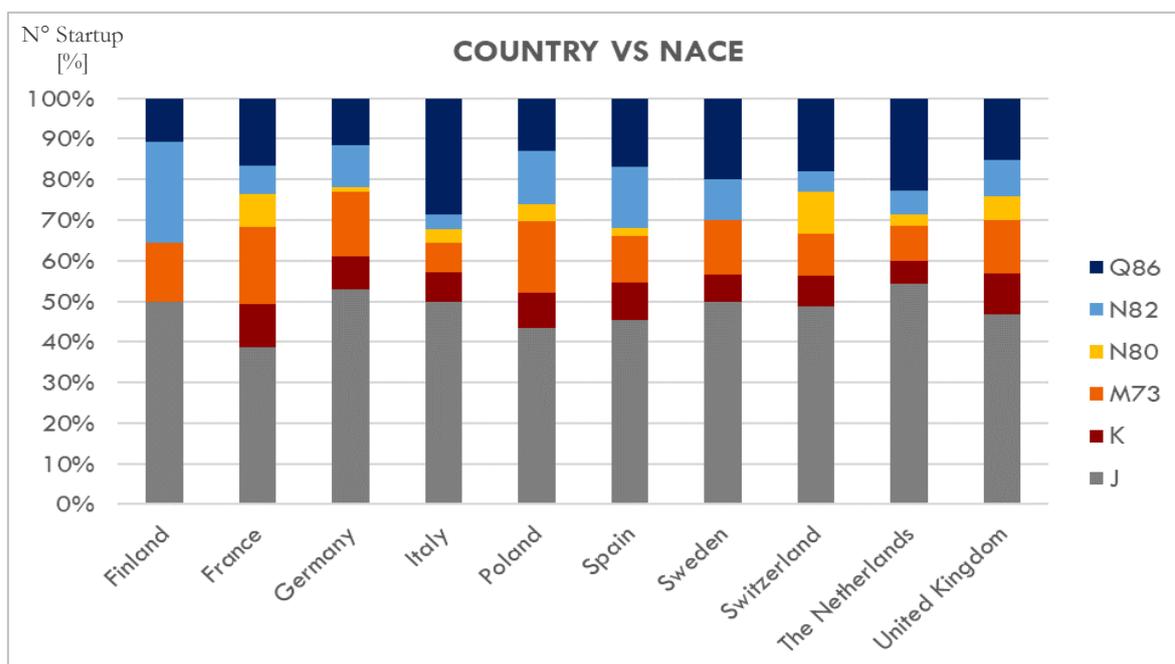


Figura 5.9 – Rappresentazione grafica dell'indicatore TPI

Osservando la Tabella 5.9, si evince che il settore J risulta predominante in tutti gli Stati. Pertanto, escludendolo dall'analisi, si osserva che Q86 e M73 sono gli altri due settori trainanti, tranne nel caso della Finlandia, in cui circa il 26% delle startup appartiene al settore N82 di Customer Service.

Il settore Marketing (M73) si trova al secondo posto per Francia, Germania e Polonia; mentre il settore Healthcare (Q86) è secondo in Italia, Spagna, Svezia, Svizzera, Paesi Bassi e UK.

Si nota una percentuale rilevante (12%) per il settore Security (N80) in Svizzera, mentre il settore Finance (K) è presente soprattutto in UK (circa 12%) e Francia (circa 11%).

Indicatore RCA

Il report della Commissione Europea (**Samoili et al., 2020**) propone anche un altro indicatore tematico, denominato **RCA (Revealed Comparative Advantage)**, utilizzato per analizzare la specializzazione di particolari aree geografiche del mondo nei diversi campi dell'AI. In particolare, misura la specializzazione di un Paese in un certo dominio AI in paragone con la specializzazione mondiale media in quel dominio. A differenza del TPI, che prende in considerazione ciascun Paese in modo indipendente, questo indicatore è pesato rispetto agli altri Paesi, quindi può fornire risultati più completi.

L'indicatore è stato riadattato, applicandolo solo alle nazioni europee e sostituendo i domini AI con i principali settori di applicazione NACE individuati. In questo modo, l'obiettivo è di evidenziare eventuali specializzazioni di certi Paesi, rispetto ad altri, in determinati settori NACE.

Sia S_{P_i, N_k} il numero di startup di AI nel Paese P_i e con settore NACE di applicazione N_k ; pertanto l'indicatore RCA è definito come:

$$RCA = \frac{\frac{S_{P_i, N_k}}{\sum_k S_{P_i, N_k}}}{\frac{\sum_i S_{P_i, N_k}}{\sum_{i,k} S_{P_i, N_k}}} = \frac{\frac{N^\circ \text{ startup nel Paese } i \text{ nel settore NACE } k}{N^\circ \text{ startup nel Paese } i \text{ in tutti i settori}}}{\frac{N^\circ \text{ startup europee nel settore NACE } k}{N^\circ \text{ startup europee in tutti i settori}}}$$

L'indicatore RCA produce valori maggiori o uguali a 0, senza un limite superiore, ma nel concreto la maggior parte rimane sotto il 5. Un valore di RCA pari a 1 rappresenta la specializzazione media complessiva nell'area tematica se si considerano tutti i Paesi, e può essere considerato come benchmark. Pertanto, quando un Paese P_i registra RCA superiore a 1 in un settore NACE N_k , allora tale Paese sarà relativamente specializzato in quel settore: si parla di un vantaggio in termini comparativi.

Il calcolo dell'indicatore è stato eseguito su tutti i settori NACE e su tutti i Paesi europei, ma si riportano in Tabella 5.10 solamente i valori relativi ai principali 10 Paesi e 6 settori per numero di startup.

Le specializzazioni più marcate, che superano il valore 2, sono quelle relative alla **Finlandia** per il settore **Customer service** (2,61) e alla **Svizzera** per il settore **Security** (2,34). Nel complesso, si registrano altri valori superiori a 1, ma sono stati giudicati deboli per poter ipotizzare altre forti specializzazioni.

Per il settore J, tutti i Paesi si attestano intorno ad un RCA pari a 1; per Q86 si distinguono Italia (1,63) e Paesi Bassi (1,61), così come Francia (1,6) e Polonia (1,59) per M73. Infine, per il settore K, il valore più alto riscontrato è di 1,29 in UK.

Nel complesso, i tre Paesi leader (UK, Germania, Francia) appaiono più generalisti, mentre altri Stati in fase più precoce nell'adozione dell'AI sembrano focalizzarsi su determinati settori.

Si riportano in Figura 5.10 gli istogrammi per ogni settore, con il benchmark pari a 1 indicato con una linea arancione, e i valori per ogni Stato rappresentati sulle colonne (colorate in blu scuro se superano il benchmark).

Tabella 5.10 – Indicatore RCA

Paese	J	Q86	M73	N82	K	N80
Finland	1,2	0,84	1,238	2,61	0	0
France	0,8	0,87	1,607	0,645	1,087	1,575
Germany	1,06	0,59	1,123	1,015	0,814	0,275
Italy	1,25	1,63	0,602	0,363	0,873	0,886
Poland	1,18	1,08	1,591	1,438	1,153	1,17
Spain	1,07	1,18	0,983	1,579	0,95	0,482
Sweden	1,05	1,47	1,087	0,982	0,788	0
Switzerland	0,89	1,25	0,398	0,479	0,865	2,34
The Netherlands	1,06	1,61	0,668	0,537	0,646	0
United Kingdom	0,98	1	1,047	0,841	1,288	1,214

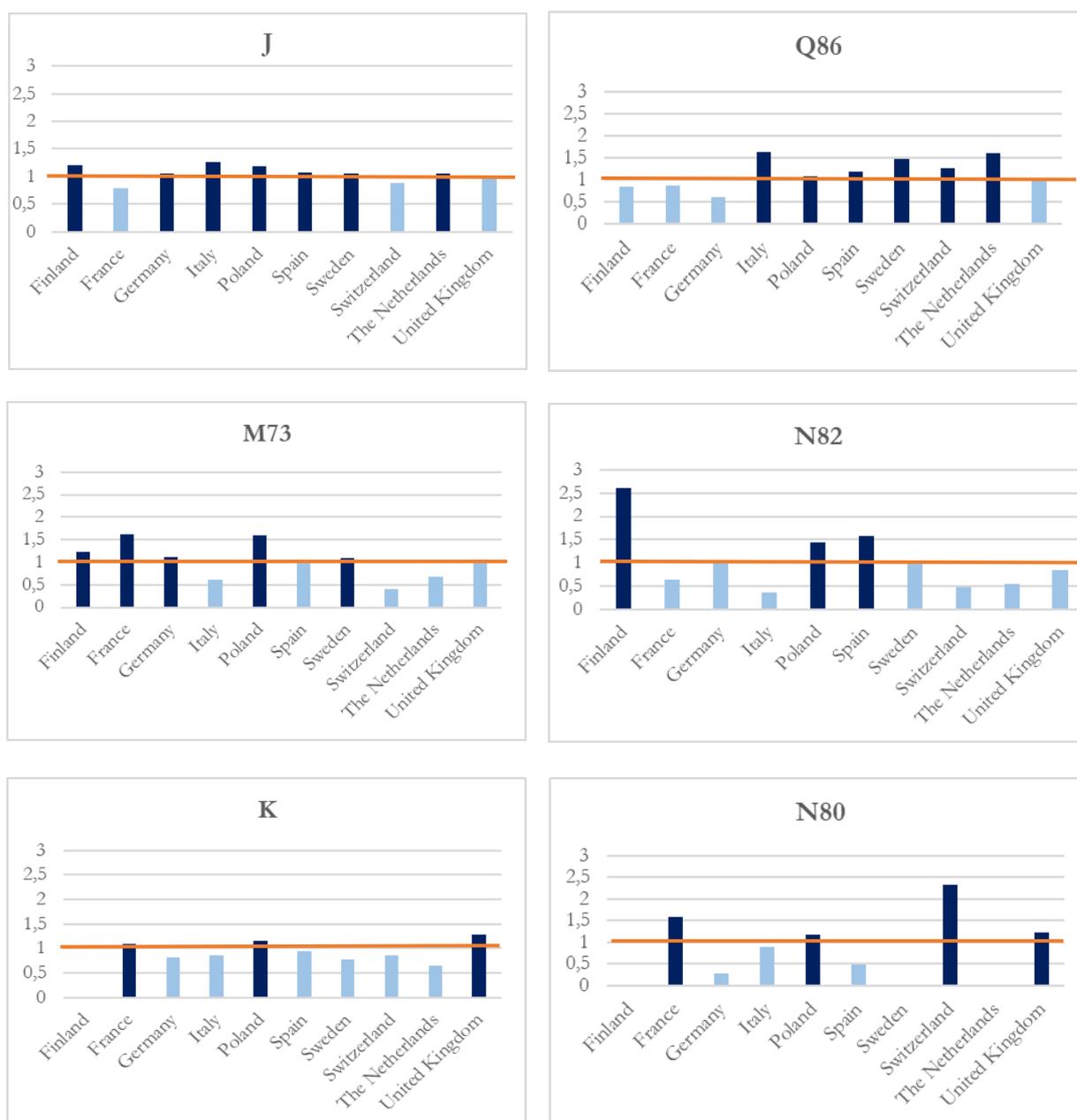


Figura 5.10 – Rappresentazione grafica dell'indicatore RCA rispetto al benchmark

5.4 Investitori

A questo punto, si è effettuata un'analisi incentrata sugli investitori che finanziano le startup di AI europee, sia in termini di provenienza sia per tipologia.

In Figura 5.11 si può osservare la distribuzione degli investitori a livello geografico: emerge una forte concentrazione di investitori in UK (637), seguiti da quelli provenienti da Stati Uniti (347), Francia e Germania. In Figura 5.12 è invece riportata la distribuzione in termini percentuali, suddividendo le aree in: UE (Unione Europea), EXTRA-UE (Paesi europei non appartenenti all'UE, escluso UK), UK, USA, Asia e Altro. La percentuale più elevata è costituita da investitori locali dell'UE (46%), seguita da Regno Unito (28%) e USA (15%). La presenza degli USA e dell'Asia, seppur in minima parte (3%) per l'Asia, indica un certo interesse internazionale verso le startup europee di AI; i principali investitori asiatici provengono da Giappone e Cina.

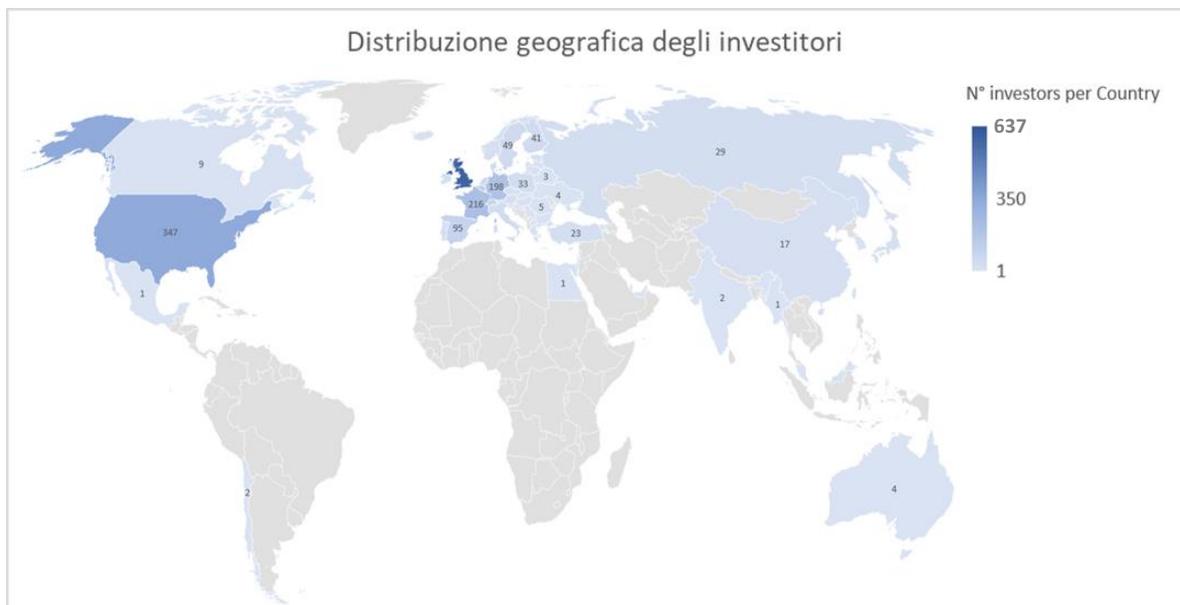


Figura 5.11 - Distribuzione geografica globale degli investitori

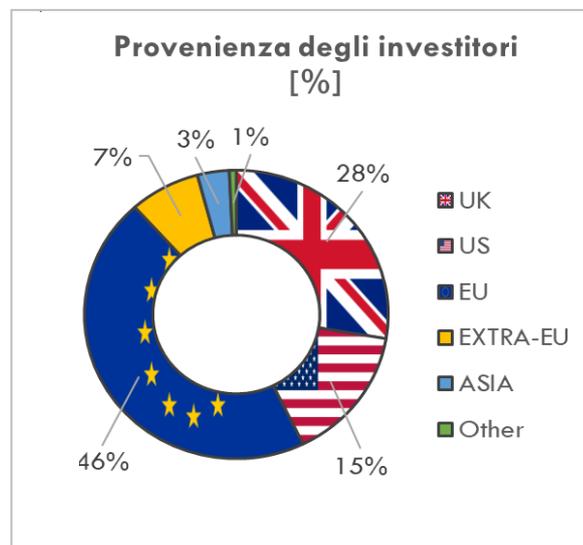


Figura 5.12 - Distribuzione geografica degli investitori, con raggruppamenti per aree

5.4.1 Paese della startup VS Paese dell'investitore

Nella Tabella 5.11 si riportano i dieci Paesi del mondo da cui provengono più investitori in startup di AI europee, con il conteggio e la cumulata. Anche in questo caso l'80% degli investitori si concentra in 10 Paesi nel mondo; è interessante notare che in tale elenco si trovano 7 Paesi presenti anche tra i 10 Stati principali per numero di startup (UK, Germania, Francia, Spagna, Svizzera, Paesi Bassi e Svezia). La principale differenza è il posizionamento degli USA come secondo investitore.

Questo dimostra che effettivamente i Paesi in cui vengono fondate più startup sono anche gli stessi in cui è collocata la maggior parte degli investitori. Di conseguenza, si può ipotizzare che ciò avvenga perché i team imprenditoriali tenderanno a prediligere nella scelta della sede per la loro startup i Paesi in cui si concentrano più investitori.

Tabella 5.11 – Elenco dei 10 Paesi principali per numero di investitori e cumulata [%]

Paese	N° Investitori	Cum. Investitori [%]
United Kingdom	637	28%
US	347	43%
France	216	52%
Germany	198	61%
Belgium	124	66%
Spain	95	70%
Switzerland	89	74%
Netherlands	63	77%
Sweden	49	79%
Denmark	43	81%

È stato quindi effettuato un confronto incrociato tra il Paese in cui è collocato l'Headquarter della startup e la sede degli investitori che le hanno fornito un finanziamento, andando ad indagare la presenza di eventuali corrispondenze.

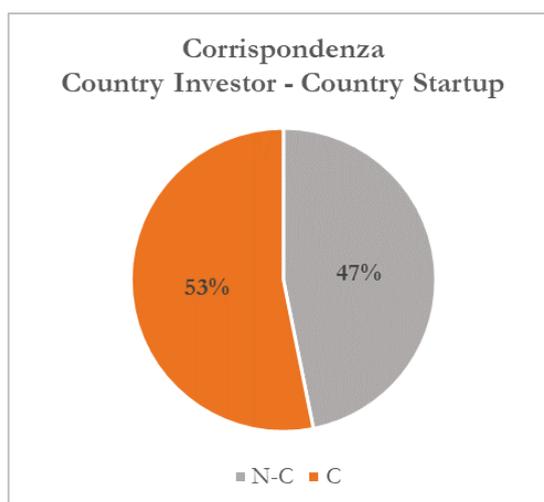


Figura 5.13 - Corrispondenza tra Paese dell'investitore e Paese della startup

Come si può evincere dalla Figura 5.13, nel 53% dei casi si sono evidenziate corrispondenze tra il Paese dell'investitore ed il Paese della startup; pertanto, il fenomeno è stato valutato come rilevante e si è effettuato un approfondimento, analizzando le corrispondenze per gli Stati più importanti.

In particolare, in Tabella 5.12 si riporta per i 10 Paesi europei principali la distribuzione degli investitori rispetto alla loro provenienza, suddividendoli in investitori domestici (e.g. investitori con sede in Germania investono in startup con sede in Germania), britannici, statunitensi e altri. Con altri (Other) si intendono gli investitori provenienti dagli altri Paesi europei escluso il Paese domestico e l'UK.

Si osserva che le percentuali di investitori domestici sono piuttosto elevate, sempre superiori al 50%. Questa evidenza dimostra che nel contesto europeo, molti investitori tendono ad investire in startup provenienti dallo stesso Paese in cui sono collocati. In Figura 5.14 si rappresentano graficamente le percentuali degli investitori domestici.

Tabella 5.12 - Distribuzione [%] della provenienza degli investitori per i 10 Paesi europei principali

Paese	Investitori domestici	UK	US	Other	Tot
United Kingdom	70,92%	70,92%	20,74%	8,34%	100%
Germany	67,10%	7,36%	17,32%	8,23%	100%
France	75,17%	3,45%	13,79%	7,59%	100%
Spain	68,93%	3,88%	17,48%	9,71%	100%
Switzerland	68,63%	4,90%	8,82%	17,65%	100%
The Netherlands	52,24%	17,91%	11,94%	17,91%	100%
Italy	84,21%	0,00%	0,00%	15,79%	100%
Poland	73,81%	11,90%	7,14%	7,14%	100%
Finland	58,54%	9,76%	17,07%	14,63%	100%
Sweden	58,44%	18,18%	12,99%	10,39%	100%

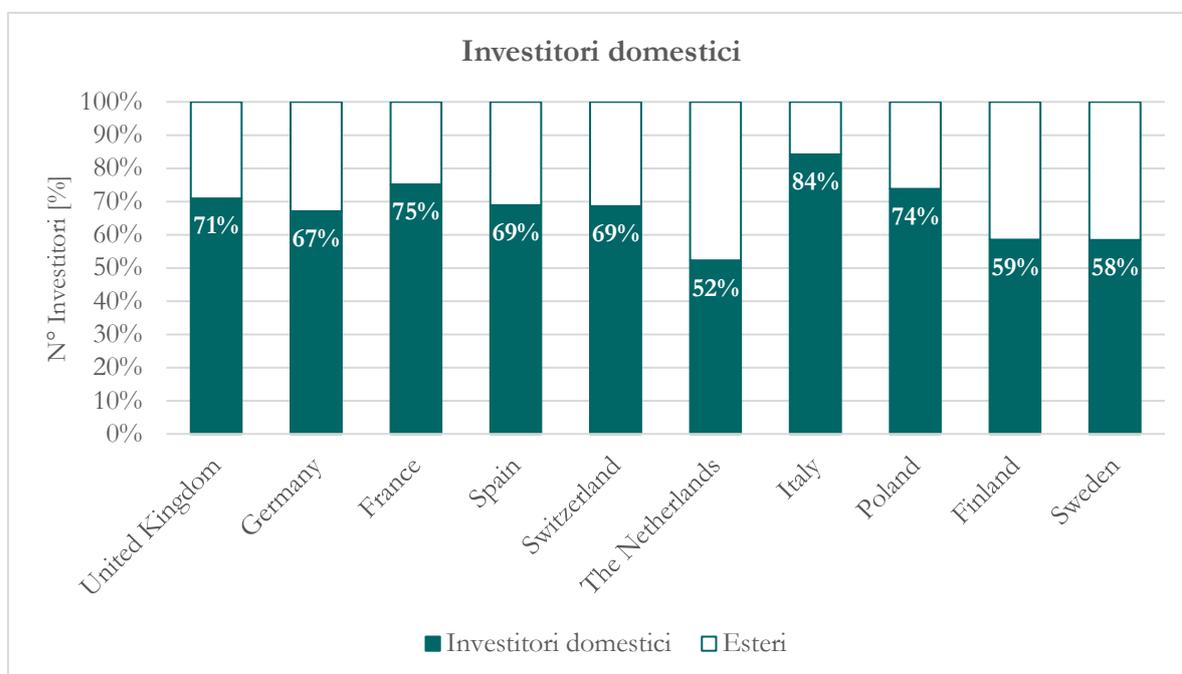


Figura 5.14 - Investitori domestici [%] per i 10 Paesi europei principali

Nel report di **Roland Berger & France Digitale (2020)**, si afferma che i tre principali ecosistemi europei di startup di AI - UK, Francia e Germania - fanno ampio affidamento su investitori domestici (in Francia, il 73% degli investitori sono francesi; in UK il 65% sono inglesi e in Germania il 64% sono tedeschi). L'indagine condotta sul dataset a disposizione verifica tale evidenza, con percentuali piuttosto simili, come si può notare in Tabella 5.12 o in Figura 5.14, con il 75% in Francia, 71% in UK e 67% in Germania. In Italia si registra la percentuale di investitori locali più elevata (84%), dimostrando una certa mancanza di apertura internazionale, dovuta a rallentamenti legali e burocratici nelle pratiche di finanziamento; mentre i Paesi Bassi sono la nazione che fa meno affidamento su investitori del proprio Paese (52%). Secondo **Ferreira (2017)**, in media gli investitori domestici registrano performance simili a quelli stranieri; inoltre, le istituzioni locali sono meno soggette ad asimmetrie informative, godono di vantaggi dal punto di vista fiscale e monetario e chiaramente sono favorite dalla prossimità geografica nel poter monitorare più da vicino l'impresa che stanno finanziando. Questo potrebbe spiegare la loro netta predominanza rispetto agli investitori stranieri.

Nel report di **Roland Berger (2020)**, si sostiene l'abilità dell'UK rispetto agli altri Stati di attrarre investitori stranieri, in particolare statunitensi. Infatti, facendo riferimento alla Tabella 5.12, si nota che la percentuale di investitori USA per il Regno Unito risulta essere la più alta, ossia il 21%, rispetto a 17% e 14% per Germania e Francia rispettivamente.

Inoltre, il report afferma che per quanto riguarda gli investitori stranieri in UK, Francia e Germania, gli investitori USA prevalgono in percentuale rispetto ad ogni altro investitore europeo, dimostrando la scarsità degli investimenti cross-country nei tre paesi leader europei, e di fatto la lontananza da un vero Digital Single Market. Questa affermazione è confermata in Tabella: prendendo come esempio la Francia, la percentuale di investitori europei non francesi, pari alla somma delle colonne UK e Other, risulta pari a circa l'11%, contro il 14% degli investitori statunitensi.

In Appendice si riporta la Tabella A.4 con l'incrocio di percentuali tra tutti gli Stati.

Osservando tutti gli incroci, si può notare che, mentre per la maggior parte delle volte il secondo e terzo investitore sono USA e UK, per la Svizzera al terzo posto si trovano investitori provenienti dalla Germania; ciò è probabilmente dovuto alla prossimità territoriale tra i due Stati.

Non è stata riportata la percentuale degli investimenti da parte della Cina, in quanto irrisoria: per la maggior parte degli Stati europei gli investimenti sono assenti, oppure non superano il 2%. Anche questo dato conferma quanto riportato in letteratura.

5.4.2 Paese della startup VS Tipologia di investitore

Gli investitori possono appartenere a differenti categorie, come già visto, che influenzano la modalità in cui essi effettuano gli investimenti, sia in termini di quantità di denaro investita, sia rispetto ai tipo di round a cui partecipano nel ciclo di vita della startup.

Si riporta in Figura 5.15 un grafico che mette in relazione i diversi Paesi europei con le tipologie di investitori; sono state scelte solo le categorie più frequenti per rendere il grafico più leggibile.

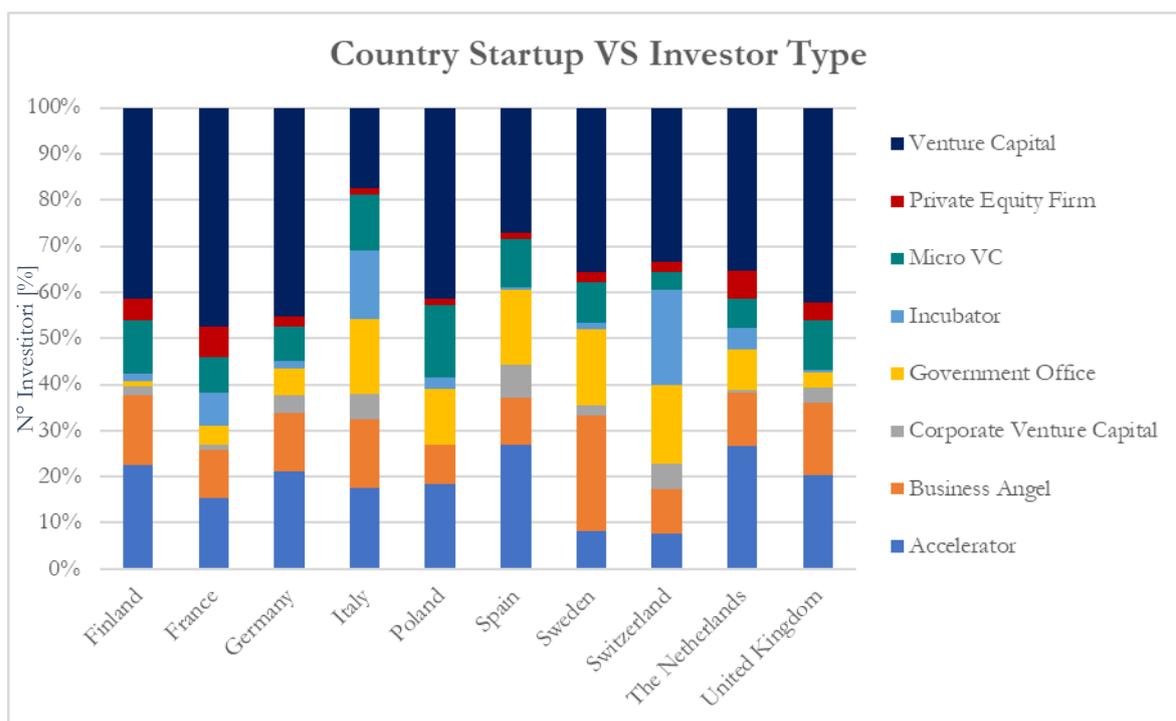


Figura 5.15 - Tipologie di investitori [%] per i principali Paesi europei

Si nota che i Venture Capitalist sono predominanti in quasi tutti gli Stati, con percentuali che si aggirano intorno a più del 30% degli investitori. Solo in Italia risultano in numero più ridotto (18%); l'Italia, infatti, presenta una distribuzione piuttosto uniforme tra VC, Incubatori, Government Office, Business Angels e Acceleratori.

Si registrano percentuali piuttosto consistenti di Business Angels in Svezia (circa il 25%) e Incubatori in Svizzera (21%). È frequente il ricorso ad Acceleratori in Spagna e Paesi Bassi con il 26%, oltre a Finlandia (22%) e Germania (21%).

Gli uffici governativi risultano essere meno rilevanti in UK, Francia e Germania, i tre Paesi leader per startup di AI; mentre costituiscono una fonte significativa di finanziamento per Paesi come Italia, Spagna e Polonia.

La scelta di un determinato tipo di investitore piuttosto che un altro in un certo Paese può essere determinata da vari fattori, tra cui clausole legislative più o meno favorevoli, o la presenza di particolari risorse sul territorio, come nel caso caso di Acceleratori o Incubatori.

5.4.3 Paese della startup VS Tipologia di round di investimento

Sempre valutando gli investimenti a livello di Paesi, si riportano in Figura 5.16 e 5.17 la distribuzione dei tipi di round per i principali Stati europei, considerando i Last Funding Round riportati su Crunchbase per ciascuna startup, sia in termini di numero (Fig. 5.16) sia di ammontare in denaro (Fig. 5.17).

Si sono selezionate le tipologie di round più frequenti, che in ordine temporale tipicamente partono da Grant e Angel, Seed, per poi arrivare ai Round A, B, C e successivi.

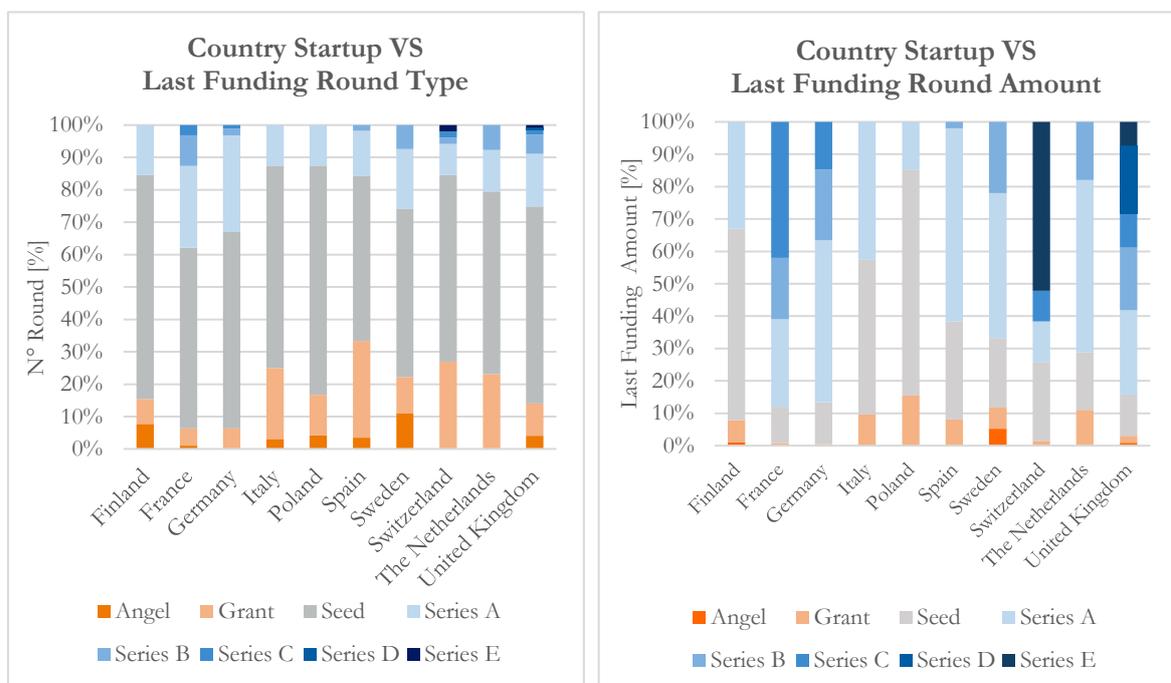


Figura 5.16 - Distribuzione [%] n° tipologie di round per i principali Paesi europei

Figura 5.17 - Distribuzione [%] amount tipi di round per i principali Paesi europei

Si nota in tutti gli Stati la predominanza di round di tipo Seed, seguiti da Round A soprattutto in Francia, Germania e UK. In Italia, Spagna e Svizzera sono significativi anche i round di tipo Grant, che vengono effettuati principalmente da enti governativi, i quali forniscono capitale “a fondo perduto” alle startup per incentivare l’innovazione, senza ottenere in cambio partecipazioni all’equity dell’impresa.

I round avanzati costituiscono una percentuale piuttosto ridotta: solo il 2.15% di tutte le startup raggiunge round superiori al B. In particolare, i round D ed E si riscontrano solamente in Regno Unito e Svizzera.

Solitamente l’ammontare investito aumenta all’avanzare dei round: in Figura 5.17 si nota che i Round Seed, pur essendo prevalenti in numero, sono meno corposi in quantità in denaro; mentre i Round A sembrano i più significativi in termini monetari. In Svizzera, i round E rappresentano circa il 50% del denaro raccolto in investimenti.

È comunque rilevante ricordare che le analisi sulle tipologie di investitori e di round di investimento sono collegate, in quanto una certa categoria di investitore tenderà ad effettuare un certo tipo di investimento in un determinato stadio di vita della startup.

5.4.4 Distribuzione degli investimenti: Power Law

Il fenomeno delle startup è caratterizzato da una forte eterogeneità, in particolare in termini di investimenti. Come già affermato, è presente un ampio numero di imprese che ottiene finanziamenti limitati, mentre poche startup riescono invece a raccogliere cifre molto ingenti, e proprio queste realtà risultano di forte interesse. Pertanto, è poco significativo cercare di catturare tali dinamiche attraverso valori medi: la ricerca di **Crawford et al. (2015)** sostiene che la realtà empirica delle imprese imprenditoriali non è rappresentata in modo accurato da una distribuzione normale (curva gaussiana) con media e varianza, bensì obbedisce a leggi di potenza (Power Law).

Le leggi di potenza sono una grande famiglia di distribuzioni a cui appartiene anche la legge di Pareto, secondo cui solo pochi fattori esercitano la maggiore influenza su un dato fenomeno. Solitamente si parla del rapporto 80/20, cioè il 20% delle cause provoca l'80% degli effetti, ma tali percentuali sono indicative, e possono variare a seconda del contesto.

In netto contrasto con le distribuzioni normali, nelle distribuzioni di Power Law (PL) la maggioranza delle osservazioni è molto a sinistra della media e pochi valori anomali (*outliers*) rappresentano una quantità sproporzionata dell'output complessivo; di conseguenza, la media della distribuzione è un valore poco significativo. In termini imprenditoriali, i valori anomali sono rappresentati da startup ad impatto elevato, con tecnologie o modelli di business radicalmente nuovi, che guidano l'innovazione e spesso portano a trasformazioni di interi settori. Poiché queste aziende hanno un potenziale così forte, sono quelle più interessanti dal punto di vista pratico, e non possono essere semplicemente considerate *outliers* da escludere dal campione di analisi per soddisfare le caratteristiche della gaussiana.

Proprio le distribuzioni di Power Law, a differenza della normale, presumono esplicitamente l'esistenza e l'influenza di osservazioni estreme, anche molti ordini di grandezza maggiori della media, e quindi appaiono più adeguate a descrivere i fenomeni imprenditoriali.

La Figura 5.18 rappresenta una curva normale (gaussiana) e una generica distribuzione di Power Law: la curva nera a campana della normale suggerisce che la maggior parte dei dati siano concentrati intorno ad una media (μ), con probabilità di eventi estremi nelle code simmetriche prossima allo zero.

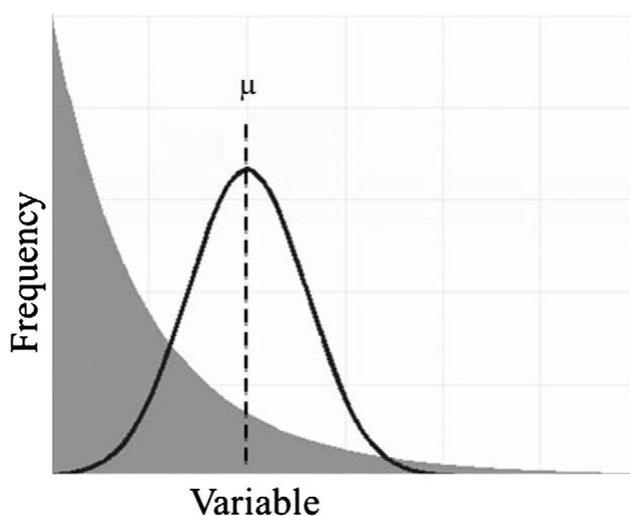


Figura 5.18 – Distribuzione normale VS Distribuzione Power Law / Fonte: Crawford (2015)

Al contrario, l'area grigia relativa alla PL mostra che la maggioranza (in figura la frequenza più alta) dei risultati appare nella parte superiore dell'asse y, mentre la minoranza (frequenza più bassa) dei dati è alla fine della *long-tail* dell'asse x.

Declinando queste considerazioni sul dataset in esame, dal campione di 1117 imprese, ne sono state prese in considerazione solamente 890, poiché sono quelle di cui è noto il valore totale degli investimenti ricevuti. In Figura 5.19 è stato plottato un grafico che traccia i valori di investimento totali ottenuti dalle startup in ordine decrescente: l'asse x riporta il numero startup, mentre sull'asse y si trova il totale di investimenti ricevuti da ciascuna. L'asse verticale secondario si riferisce alla curva di distribuzione cumulativa, che rappresenta la percentuale degli investimenti sul totale. La distribuzione degli investimenti rispetto al numero di startup segue un andamento esponenziale negativo che sembra obbedire ad una legge di potenza.

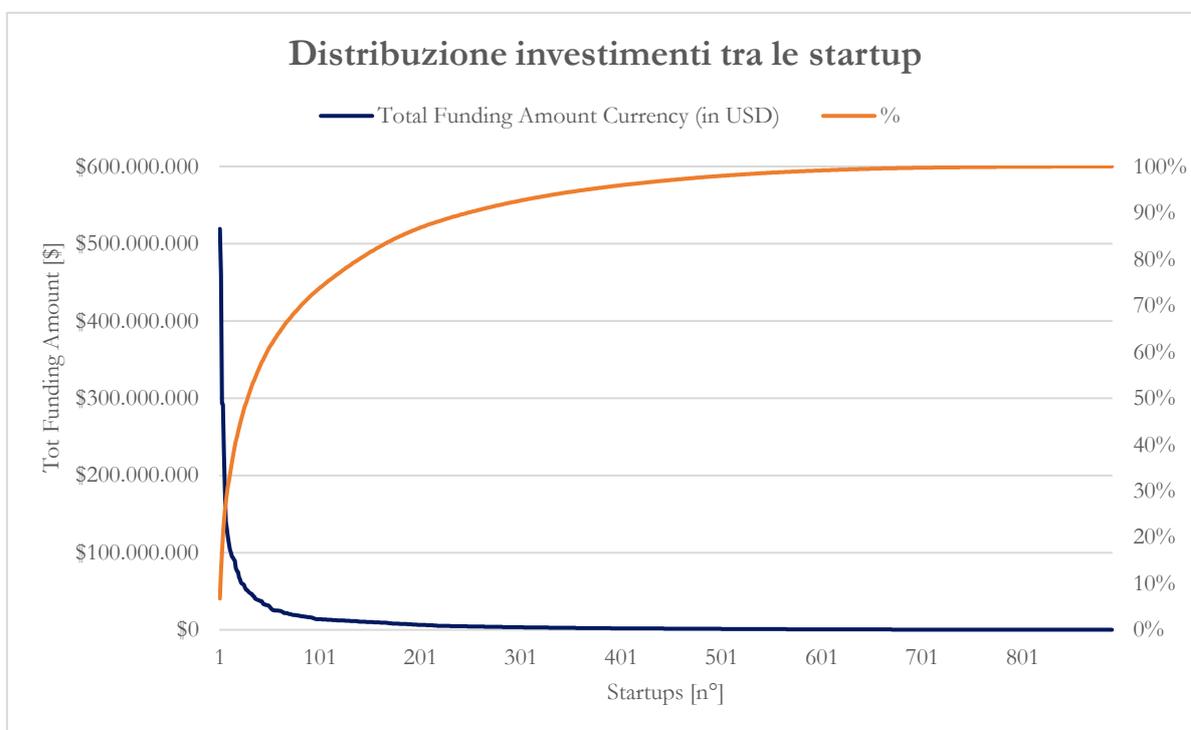


Figura 5.19 - Distribuzione degli investimenti rispetto al numero di startup

Dal punto di vista matematico, una quantità x segue una legge di potenza se estratta da una distribuzione di probabilità del tipo:

$$p(x) \propto x^{-\alpha}$$

dove α è il parametro della distribuzione che rappresenta l'esponente di scala.

Se si applica tale distribuzione a dati empirici, questi obbediranno alla legge a partire da un certo valore x_{min} , mentre al di sotto di questo valore la Power Law non è la miglior distribuzione per rappresentare i dati. Le osservazioni di maggiore interesse sono quindi quelle successive a x_{min} : questi dati, anche se spesso costituiscono una minoranza del campione, contribuiscono in modo sproporzionato al totale

complessivo. Nel caso in esame, ciò significa che solo poche imprese raccolgono la maggior parte dei finanziamenti, mentre un ampio numero di startup ottiene investimenti abbastanza irrilevanti, come già ipotizzato.

Per verificare se i dati del campione di 890 startup seguano effettivamente una Power Law, è stato applicato un metodo empirico sviluppato dagli studiosi **Clauset, Shalizi e Newman (2009)**. La variabile d'interesse scelta è il finanziamento totale ricevuto da ciascuna startup.

Il metodo si divide principalmente in due step:

1. Stimare i parametri α e x_{min} della Power Law;
2. Valutare la bontà di adattamento (*goodness of fit*) tra i dati empirici e la Power Law precedentemente stimata, osservando il valore del *p-value*. Infatti, non è detto che la Power Law ottenuta approssimi in modo adeguato i dati, quindi il test della bontà di adattamento genera un *p-value* che valuta la plausibilità dell'ipotesi:
 - Se il *p-value* è maggiore di 0,1 la Power Law rappresenta bene i dati empirici;
 - Se il *p-value* è inferiore o uguale a 0,1 l'ipotesi va rifiutata.

Entrambi i passi sono stati implementati su Matlab, ricorrendo a due script preimpostati resi disponibili dagli autori del metodo^b.

In Tabella 5.13 si mostrano i dati di partenza relativi al numero di startup considerate e agli investimenti totali in aggregato (circa 7.6 MLD\$), mentre i risultati ottenuti sono riportati in Tabella 5.14.

Tabella 5.13 - Dati aggregati di partenza per il metodo empirico PL

Ecosistema	Numero startup [n°]	Tot investimenti [\$]
Startup di AI in Europa con Tot investimenti noti	890	\$7.693.112.864

Tabella 5.14 - Risultati del metodo empirico PL

Ecosistema	α	x_{min}	p-value	Startup dopo x_{min} [n°]	% Startup descritte da PL	Tot inv. dopo x_{min} [\$]	% Inv. descritti da PL
Startup di AI in Europa	2,0707	\$ 8.864.521	0,5910	167	18,76%	\$ 6.423.338.062	83,49%

Si è ottenuto un esponente di scala α pari a 2.0707, con x_{min} pari a \$ 8.864.521. Poiché il metodo è considerato affidabile con *p-value* maggiore o uguale a 0,1, tale condizione è rispettata, in quanto il *p-value* ottenuto risulta pari a 0,5910. Le startup dopo x_{min} sono 167 su 890 e raccolgono un importo di 6.4 MLD\$ su 7.6 MLD\$.

^b Script preimpostati implementati su Matlab per ottenere i valori di α , x_{min} e il *p-value*: <http://tuvalu.santafe.edu/~aaronc/powerlaws/>

In percentuali, le imprese che sono descritte nella Power Law rappresentano circa il **19%** del totale e raccolgono la quasi totalità dei finanziamenti (**83%**). Tali valori percentuali sono molto vicini al principio paretiano 80/20.

La funzione nello script fornito dalla letteratura consente di ottenere il valore di x_{min} per distinguere quali osservazioni del dataset siano ben descritte da una Power Law, tuttavia non permette di estrapolare in modo preciso i parametri β e α della funzione di Power Law di tipo $y = \beta * x^\alpha$ (con esponente di scala α negativo) per descrivere accuratamente l'andamento delle osservazioni. Si ottiene infatti solo un valore di α senza tenere conto del valore del coefficiente β . Pertanto, ricorrendo al tool di Matlab "Curve fitting", è stato possibile trovare i parametri della funzione che fittano precisamente l'andamento delle osservazioni del dataset. In Tabella 5.15 si mostrano i risultati ottenuti per $f(x) = \beta * x^\alpha$:

Tabella 5.15 - Risultati curve fitting PL

Coefficienti (con intervallo di confidenza al 95%)	Goodness of fit
$\beta = 624.400.000.000$ (6.129e+08, 6.358e+08)	$R^2 = 0.9521$
$\alpha = -0.7749$ (-0.7846, -0.7653)	

L'R-quadro, o coefficiente di determinazione, è un'altra misura della bontà di adattamento di un modello, ed è pari al rapporto tra la varianza spiegata dal modello e la varianza totale. Il suo valore è sempre compreso tra 0 (nessun adattamento) e 1 (perfetto adattamento). Nello specifico, indica di quanto i dati in input sono vicini alla curva di best fit: più il risultato si avvicina ad 1, più la curva descrive bene l'andamento dei dati. In questo caso, il valore R^2 è pari a 0,9521 (95,21%): ciò significa che il modello spiega il 95% della varianza totale, ossia la curva rappresenta il 95% della varianza dei punti dati, e si può ritenere un valore più che soddisfacente. Nel grafico in Figura 5.20 è rappresentato l'output di Matlab con i dati del campione a disposizione, indicati con punti neri, insieme alla curva di fitting in blu, che segue esattamente l'andamento dei dati, con funzione: $y = 6.244 * 10^8 * x^{-0.7749}$.

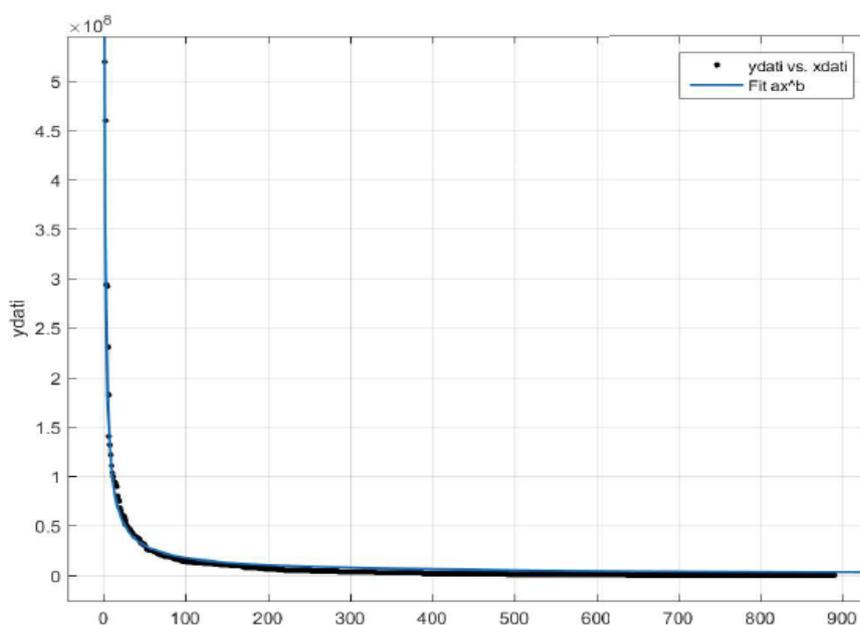


Figura 5.20 - Fitting dati con curva di Power Law / Fonte: Matlab output

5.4.5 Range di investimento

A valle dei risultati ottenuti con la Power Law, si è verificato che la maggior parte del valore creato è effettivamente concentrato in poche startup; pertanto, l'obiettivo è quello di isolare proprio queste imprese al fine di comprendere le loro caratteristiche e individuare dei possibili drivers di successo.

Uno studio di **CB Insights**, "Startup Continent: The Most Well-Funded Tech Startups In Europe" (2020), ha identificato le startup tecnologiche più finanziate sul territorio europeo, incluse le *unicorn*, concentrandosi solo sulle imprese che hanno ricevuto almeno 1 M\$ e suddividendole in 4 fasce, in base agli investimenti totali ricevuti, con soglie di 1, 10, 100 e 1000 M\$ di finanziamenti totali raccolti.

Si è deciso di applicare tale classificazione al dataset a disposizione; tuttavia, il massimo investimento raggiunto dalle startup di AI europee prese in esame è di 520 M\$, pertanto nessuna startup rientra nell'ultima fascia. I range sono quindi stati conseguentemente riadattati:

1. Finanziamenti totali minori di 1 M\$, per escludere le startup con investimenti molto piccoli;
2. Finanziamenti totali maggiori o uguali a 1 M\$ (*low capital attraction*);
3. Finanziamenti totali maggiori o uguali a 10 M\$ (*medium capital attraction*);
4. Finanziamenti totali maggiori o uguali a 100 M\$ (*high capital attraction*).

Si riportano nel grafico in Figura 5.21 i conteggi e le percentuali delle startup suddivise in base al range di investimento di appartenenza. Si nota che più dell'80% riceve in totale meno di 10 M\$ di investimenti, mentre le startup che raggiungono i 100 M\$ o più costituiscono solo l'1% del totale.

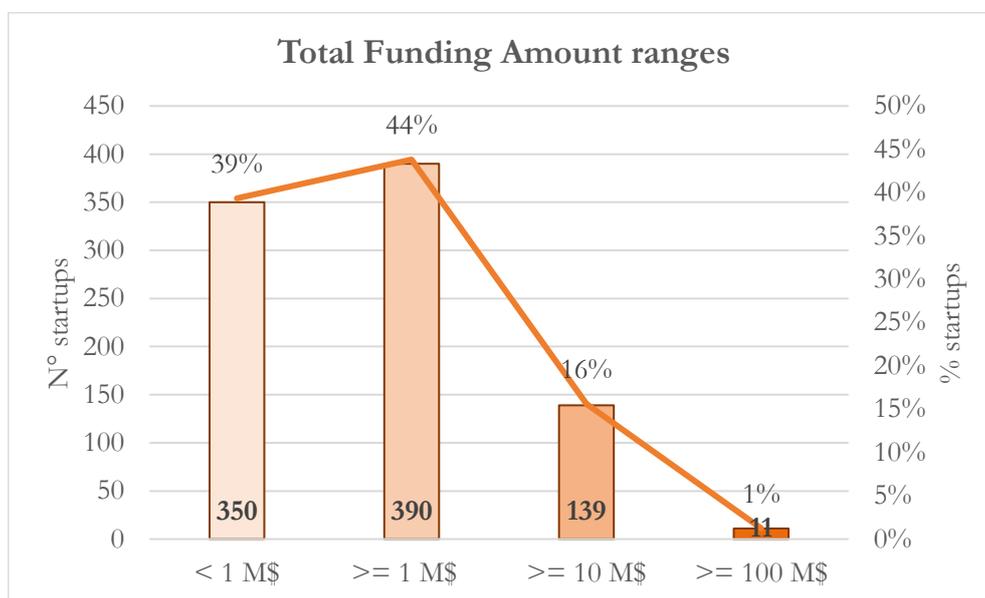


Figura 5.21 – Distribuzione delle startup per range di finanziamento

5.5 Startup di AI ad “high capital attraction”

Con l’obiettivo di isolare le startup di AI europee che attraggono maggior valore economico in termini di investimenti, si sono selezionate unicamente le startup appartenenti alla Fascia 4 (investimenti totali superiori o uguali a 100 M\$), applicando un filtro al database sulla categoria Total Funding Amount. Tra le startup individuate, cinque sono etichettate da Crunchbase con tag “**Unicorn**”. Poiché le considerazioni presentate da questo momento in poi hanno lo scopo di individuare determinate caratteristiche per queste startup specifiche, spesso si è eseguito un confronto con il campione totale (4266) per evidenziare differenze, uguaglianze o eventuali patterns. La principale criticità di questo confronto è l’esigua dimensione del campione di startup in Fascia 4, in quanto sono solamente 11.

Nell’istogramma in Figura 5.22 sono rappresentate tutte le startup emerse applicando il filtro, riportando nella legenda in basso: se sono Unicorn (anche colorate in oro nell’istogramma) o meno (in tal caso appare “vuoto”), il nome della Startup, il settore NACE di appartenenza e il Paese in cui sono collocate. Inoltre, l’altezza delle colonne dell’istogramma indica l’ammontare complessivo di investimenti raccolti da ciascuna startup.

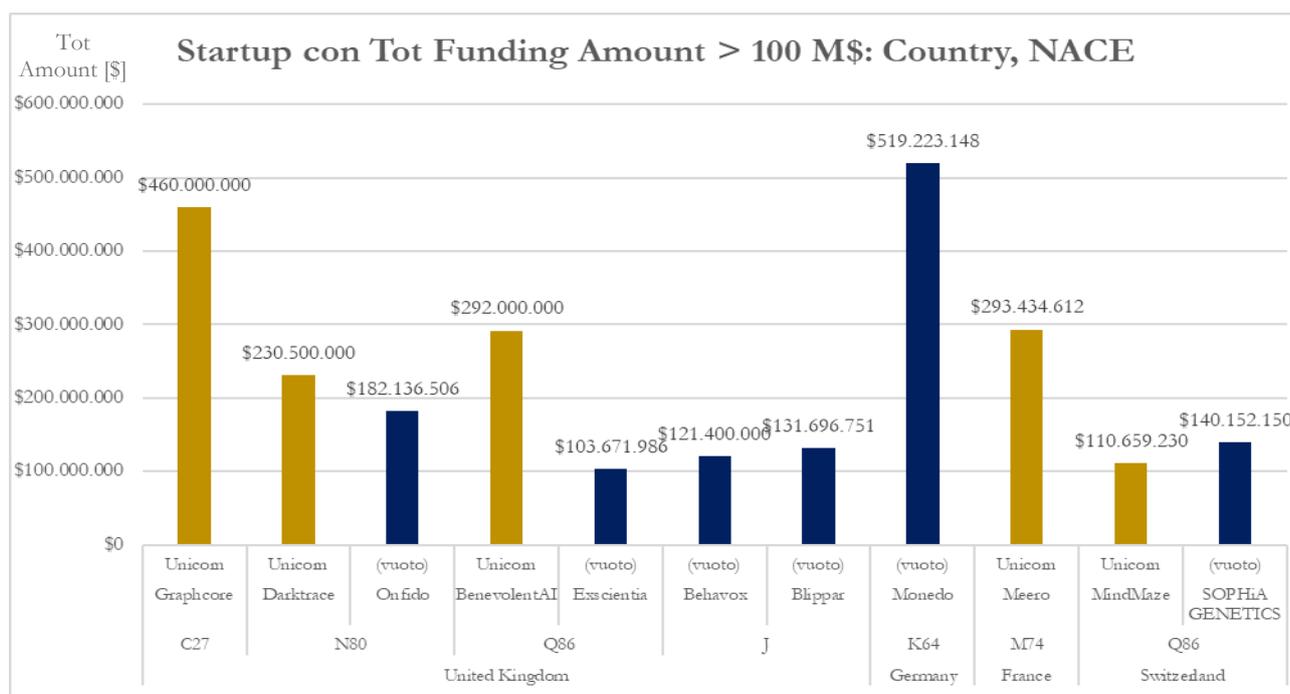


Figura 5.22 - Startup con finanziamenti totali ricevuti superiori a 100 M\$

La startup Monedo, con sede in Germania, pur non essendo classificata come Unicorn, è quella che ha ottenuto complessivamente la massima quantità di investimenti (circa 520 M\$).

Per quanto riguarda i settori di applicazione, emerge il settore **Health** (Q86) come dominante, con ben 4 startup operanti, di cui 2 *unicorn*. Un’altra evidenza è che, delle 11 startup prese in esame, 7 sono state fondate in **UK**, così come 3 delle 5 *unicorn*. Sempre il Regno Unito è il Paese dove in aggregato sono stati raccolti più investimenti. Gli altri Stati che emergono dall’analisi sono nuovamente Germania, Francia e Svizzera.

Pertanto, un profilo tipico di una startup di AI europea in grado di attrarre alti investimenti prevede l'appartenenza al settore Health (36% dei casi) e la scelta del Regno Unito per l'Headquarter (64% dei casi). Si riportano le percentuali nelle Figure 5.23 e 5.24.

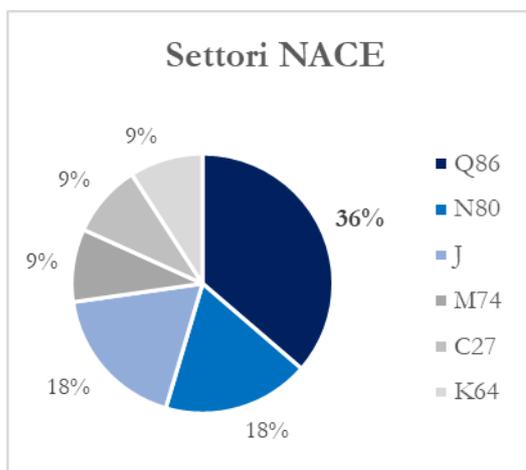


Figura 5.23 - Settori NACE per startup ad high capital attraction [%]

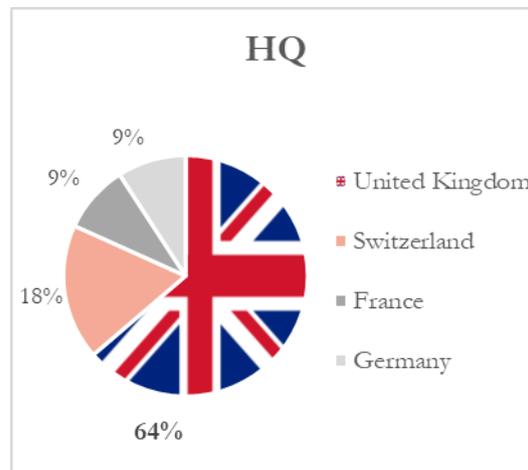


Figura 5.24 - Paesi HQ startup ad high capital attraction [%]

Queste particolari startup sono state fondate tra il 2011 e il 2016; come si nota in Figura 5.25, non ci sono microimprese, le piccole imprese sono ridotte, mentre il 90% del totale è costituito da medie (45%) o grandi (45%) imprese, che quindi si concentrano in questo gruppo di startup ad alti finanziamenti. Infatti, nel campione completo, più della metà delle startup (54%) rientra nella categoria delle microimprese.

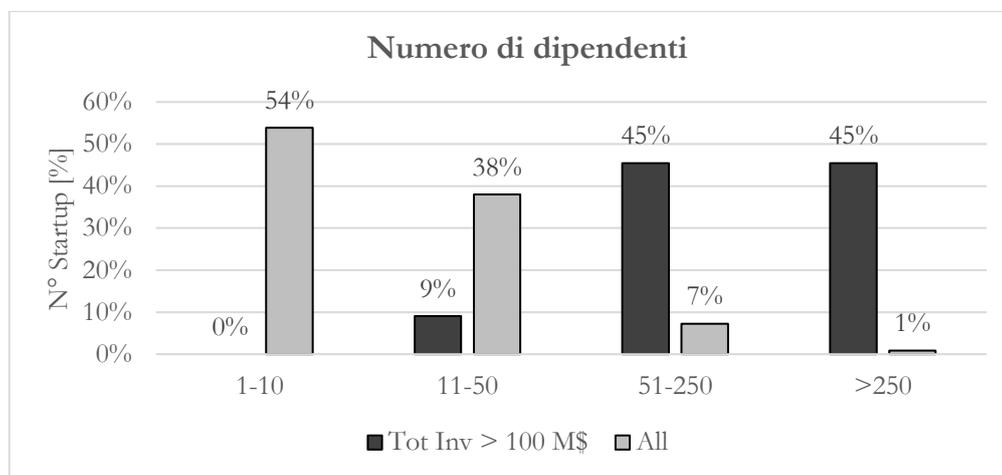


Figura 5.25 - Numero di dipendenti per startup con Tot Fundings > 100 M\$

Per quanto concerne lo stadio del ciclo di vita delle startup considerate, una delle 11, la britannica Blippar, ha raggiunto l'exit: in particolare è stata acquisita nel 2019 da Candy Capital, agenzia di VC fondata in UK dall'imprenditore Nick Candy. Le altre startup si trovano invece in fase Late-stage.

5.5.1 Fondatori delle startup ad “high capital attraction”

A questo punto, è stata eseguita un'indagine sui fondatori delle startup selezionate: si è deciso di paragonare i risultati ottenuti a quelli relativi all'intero campione delle 4266 startup di AI, al fine di evidenziare eventuali caratteristiche che contraddistinguono i founders delle startup più efficaci nella creazione di valore.

Nel gruppo di grafici in Figura 5.26 (A, B, C, D) sono state prese in considerazione informazioni sui founders in merito a genere, titolo, luogo di studio ed esperienza lavorativa precedente alla fondazione della startup. Nel complesso, si nota che le percentuali sono abbastanza simili ai risultati generali (rappresentati in grigio nei grafici), tuttavia è opportuno citare alcune leggere differenze emerse.

Per quanto riguarda il genere, la percentuale di imprenditrici donne risulta leggermente più elevata (12% vs 8%). In termini di grado di istruzione, mentre la percentuale di fondatori con una Laurea Magistrale è pressoché la stessa, risulta leggermente più elevata quella relativa ai Dottorati di Ricerca (26% vs 21%), contrariamente alle lauree di primo livello che sono minori (17% vs 21%). Sembra quindi che un titolo di studio più alto dei founders possa influire sulla maggiore capacità di attrarre investimenti; tuttavia, per sostenere questa tesi, sarebbe necessario condurre analisi più approfondite per verificare se le differenze sono significative. Osservando il luogo di studio, si nota che la percentuale di imprenditori che ha frequentato un istituto nel Regno Unito è nettamente più elevata rispetto ai risultati generali (58% vs 22%). Questo risultato è in linea con il fatto che la maggior parte delle startup ad *high capital attraction* è collocata proprio in UK. Passando all'ultima esperienza lavorativa, l'attività in un contesto aziendale è nuovamente la più gettonata, con il 61% del totale. Tuttavia, in questo caso, sembra che l'esperienza in un'altra startup sia leggermente più frequente (27% vs 22%).

Uno dei fattori identificati in letteratura nel profilo di una startup di successo, in particolare le unicorn, è la presenza nei team dei cosiddetti *serial entrepreneur*, ossia quegli imprenditori che in un certo periodo di tempo hanno avviato un numero considerevole di nuovi business. Sembra quindi che aver fondato in passato altre startup possa rappresentare un vantaggio: infatti, l'esperienza acquisita, anche attraverso i fallimenti, può dare la giusta visione strategica che manca ad un imprenditore principiante; così come la rete di contatti costruita nel tempo può essere sfruttata per supportare la nuova impresa nelle sue fasi iniziali (Simon, 2016).

L'imprenditore medio di queste startup appare quindi come un esperto di business, che possiede un forte background accademico ottenuto nelle migliori università: il 20% ha studiato all'Università di Oxford, seguita da Imperial College London, Università di Cambridge (UK) ed Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (Svizzera); spicca anche all'università di Stanford in USA.

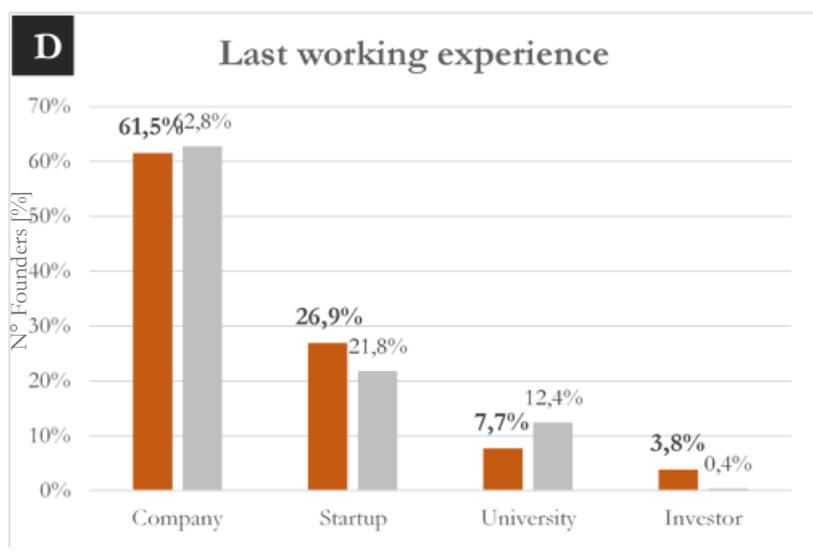
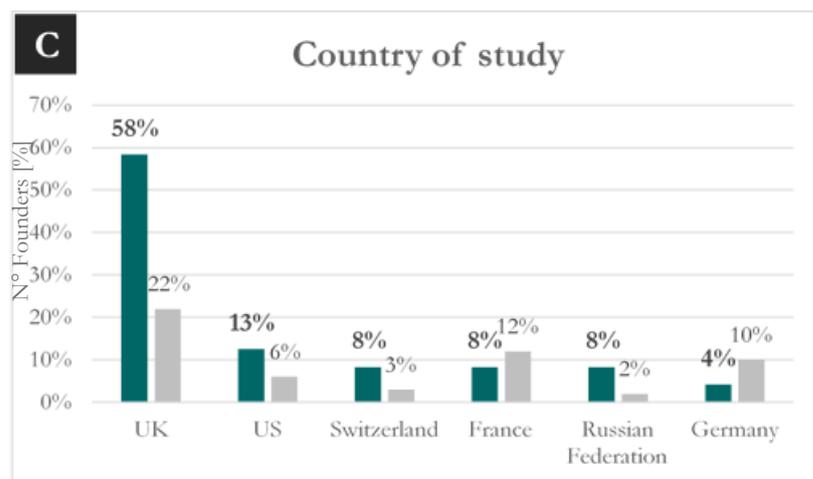
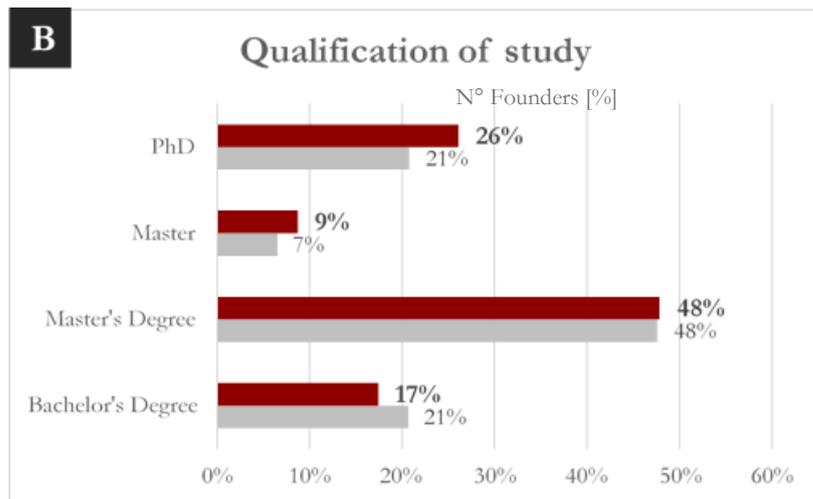
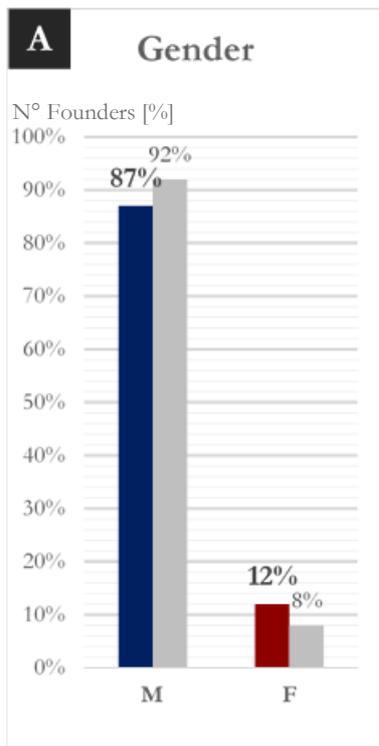


Figura 5.26 - Caratteristiche dei founders di startup con Tot Fundings > 100 M\$
 (A: Genere; B: Titolo di studio; C: Paese DI studio; D: Ultima esperienza lavorativa)

È stata poi eseguita una ricerca sui founders delle 11 startup per determinare quanti di essi fossero ancora attualmente impegnati nel business. Come si osserva nel grafico in Figura 5.27, è emerso che circa l'80% degli imprenditori lavora ancora all'interno della startup, mentre il 20% rimanente è composto da founders che hanno lasciato l'impresa, per motivi diversi: nel caso di Blippar per via dell'acquisizione, o nel caso di Sophia Genetics per il cambio di collocazione geografica dell'Headquarter, da Losanna in Svizzera a Boston negli USA.

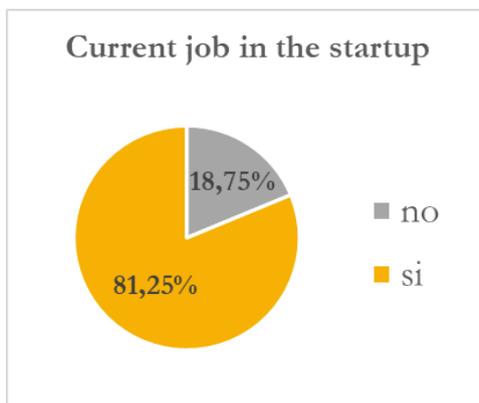


Figura 5.27 - Founders che lavorano ancora nella startup [%]

5.5.2 Investitori delle startup ad “high capital attraction”

Analizzando le caratteristiche degli investitori per le startup con finanziamenti superiori a 100 M\$, sono stati raccolti i seguenti risultati.

In Tabella A.5 in Appendice si riportano, per le 11 startup prese in esame, l'anno di fondazione, i dati relativi al primo e all'ultimo round di finanziamento con l'ammontare, la tipologia di round e la provenienza dell'investitore, oltre alla presenza o meno di investitori americani.

Il primo investimento è sempre ottenuto entro due anni dalla fondazione, e non c'è una tendenza sul primo round, né in termini di dimensioni, né in termini di tipologia (n.b. è il primo round noto su Crunchbase, ma potrebbe non essere il primo in assoluto). Gli investitori del primo round sono sempre europei, ma 9 startup su 11 attraggono successivamente almeno un investitore americano.

In Tabella A.6 in Appendice si riportano invece tutti i nomi dei Lead Investors delle startup. È rilevante citarne alcuni: per quanto riguarda la startup Blippar, tra i suoi investitori principali si nota Candy Capital, agenzia di VC che, dopo averla finanziata, ha deciso di acquisire la startup.

Inoltre, vi sono alcuni fondi che hanno investito in più di una delle startup selezionate: Foundation for Technological Innovation (FIT), ufficio governativo in Svizzera; Global Founders Capital, azienda di VC con sede a Berlino, e Idinvest Partners, impresa di Private Equity parigina, leader europea per investimenti in startup unicorn.

Spiccano nella lista anche big tech come Microsoft, che ha partecipato al Round D di 200 M\$ per la startup Graphcore, instaurando una collaborazione per lo sviluppo di chip specifici per l'AI.

Il gigante finanziario americano Goldman Sachs ha investito nella startup BenevolentAI che si occupa di drug discovery, partecipando ad un round di 115 M\$.

Per citare altri esempi, SoftBank Group, holding finanziaria con sede a Tokyo, ha finanziato la startup Darktrace in ambito cybersecurity in un round C di 65 M\$; mentre Salesforce, impresa globale di cloud computing con sede a San Francisco, attraverso Salesforce Ventures, il suo fondo di investimento corporate, ha finanziato Onfido, startup che sviluppa una tecnologia AI di verifica dell'identità, che prima valuta il documento d'identità di un utente e poi confronta la sua biometria facciale.

Altre realtà rilevanti sono il fondo di VC statunitense Sequoia Capital, l'impresa di VC Atomico situata a Londra e l'acceleratore Plug and Play, sempre con sede in USA.

A questo punto, si è condotta un'analisi in aggregato per comprendere le principali caratteristiche di tali investitori. Osservando la tipologia di investitori, prevalgono i Venture Capitalist con il 53%, seguiti dalle imprese di Private Equity (22%) e dai fondi di Corporate Venture Capital (6%). Vedasi Figura 5.28.

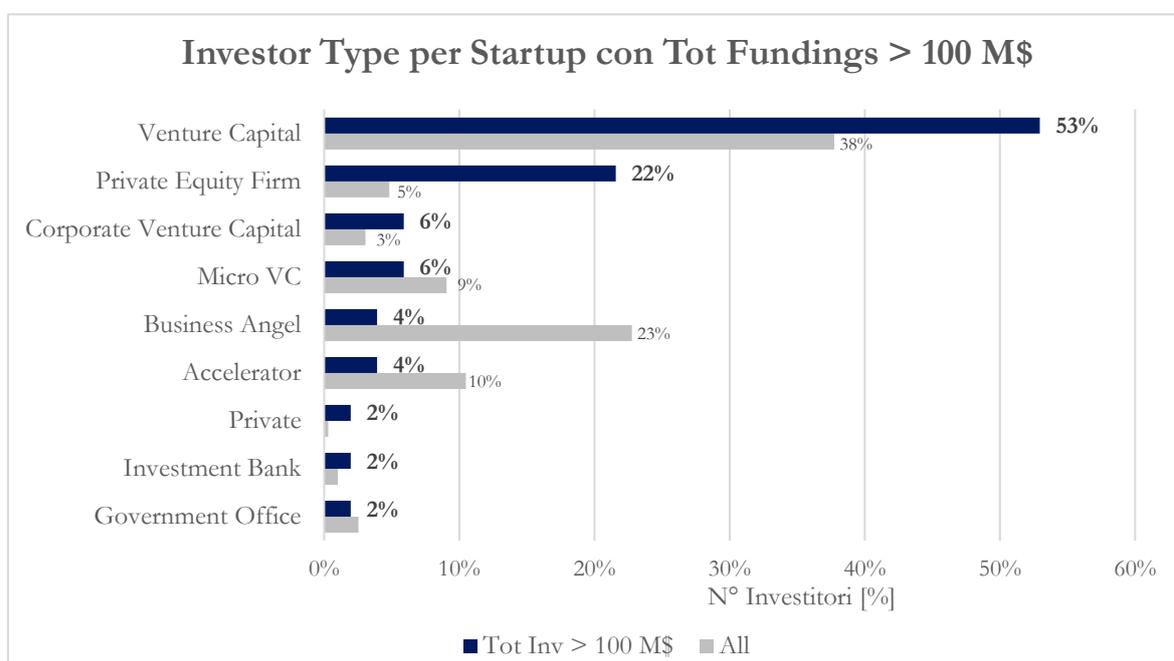


Figura 5.28 - Tipologie di investitori in startup con finanziamenti totali superiori a 100 M\$

Si notano differenze evidenti con il campione totale: la percentuale dei VC sembra nettamente più rilevante (53% vs 38%), per cui si può affermare che essi siano determinanti nella crescita delle startup di successo. Anche la percentuale di imprese di Private Equity è decisamente più alta (22% vs 5%), ma questo è giustificato dal fatto che tali istituzioni intervengono soprattutto nei round avanzati, che si concentrano proprio in queste startup.

La predominanza dei Venture Capitalist è in linea con la letteratura: le startup di successo, in particolare gli unicorni, fanno forte affidamento sui VC per i finanziamenti in fase iniziale, di sviluppo e di exit. I VC tendono a fornire una consulenza aggiuntiva alle startup oltre al puro sostegno finanziario, e la ricerca ha dimostrato che l'esperienza degli investitori ha un'influenza diretta sulle performance di una company. In particolare, le startup puntano a raggiungere VC con alta reputazione, poiché si verificano due effetti: si presume che essi investano solo in imprese di qualità superiore (*selection effect*); inoltre, il loro forte

supporto operativo per le società che hanno in portafoglio, costituito da attività di mentoring, network di contatti, più facile accesso al mercato, agevola il successo dell'impresa (*treatment effect*). Si crea così un circolo virtuoso, poiché tali investitori importanti creano maggiore visibilità anche per se stessi, così da attrarre altre imprese di qualità che a loro volta hanno una più alta probabilità di raggiungere ottime performance, ed eventualmente lo status di unicorn. Dati questi presupposti, gli imprenditori sono persino disposti ad accettare sconti nei primi round di finanziamento per accedere al capitale di investitori ad alta reputazione, con l'obiettivo di avere benefici sul lungo periodo. Infatti, un investitore importante nelle fasi iniziali può attrarre altri investitori nelle fasi successive, che saranno più aperti a impegnare cifre elevate, notando investitori già presenti altamente affidabili. Tuttavia, nel concreto, risulta complesso stabilire delle proxy della reputazione degli investitori: la letteratura ha utilizzato per esempio l'età del fondo, il numero totale di investimenti fatti o la percentuale di imprese finanziate che hanno poi raggiunto l'IPO (Simon, 2016; Bock, 2020).

Bock e Hackober (2020) hanno rilevato nella loro ricerca che anche gli investimenti da parte di un fondo di Corporate Venture Capital (CVC) hanno un'influenza positiva sulla probabilità di una startup di raggiungere lo status di unicorn. I CVC stabiliscono condizioni di investimento e obiettivi diversi rispetto ai VC autonomi: quando investono in nuove imprese, cercano di ottenere l'accesso a nuove tecnologie, mercati e dipendenti altamente qualificati. D'altra parte, forniscono alle startup, oltre al sostegno finanziario, la possibilità di sfruttare asset complementari della corporation madre, come le infrastrutture per lo sviluppo prodotto, la produzione e la distribuzione. Inoltre, i CVC hanno vincoli di tempo meno stringenti nel loro orizzonte di investimento rispetto ai VC; pertanto, le startup possono dedicare più tempo a sviluppare prodotti e servizi di superiore qualità. Ricevere un investimento da un investitore CVC può essere considerato per la startup una vera e propria certificazione del proprio prodotto. Tuttavia, tra gli investitori delle 11 imprese considerate, solo il 6% è costituito da CVC (contro il 3% del campione totale), ma in generale il supporto strategico degli investitori sembra uno dei fattori driver del successo di una startup.

In merito alle tipologie di round finanziate, il grafico in Figura 5.29 riporta il conteggio dei tipi di round di investimento ottenuti dalle startup prese in esame. Si nota un picco per i Round di tipo C, ed in generale sono significativi i round delle categorie late-stage (il 54% è costituito da round superiori al B). Infine, per quanto riguarda la provenienza degli investitori, si può osservare dal grafico in Figura 5.30 che al primo posto si trovano gli USA con il 36% degli investitori, seguiti al secondo posto dall'UK con il 32%. La percentuale degli USA è nettamente più elevata rispetto al campione totale (36% vs 15%), pertanto si conferma l'incidenza degli USA nel finanziare startup di successo. Tuttavia, resta da capire la direzione della causalità, ossia se l'interesse degli investitori statunitensi si manifesti soprattutto per le startup nelle fasi late-stage con l'obiettivo di esportare competenze e prodotti già affermati, oppure se tali startup raggiungano una certa solidità proprio grazie agli ingenti investimenti statunitensi.

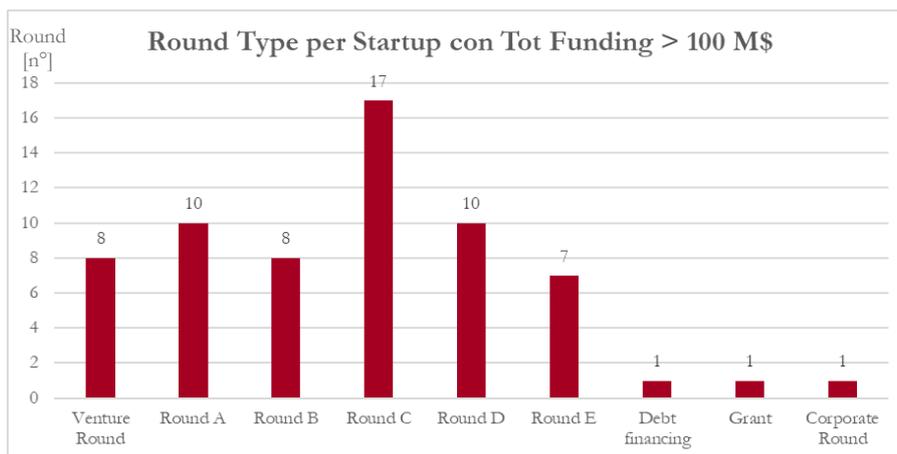


Figura 5.29 – Tipologie di round per startup con finanziamenti totali superiori a 100 M\$

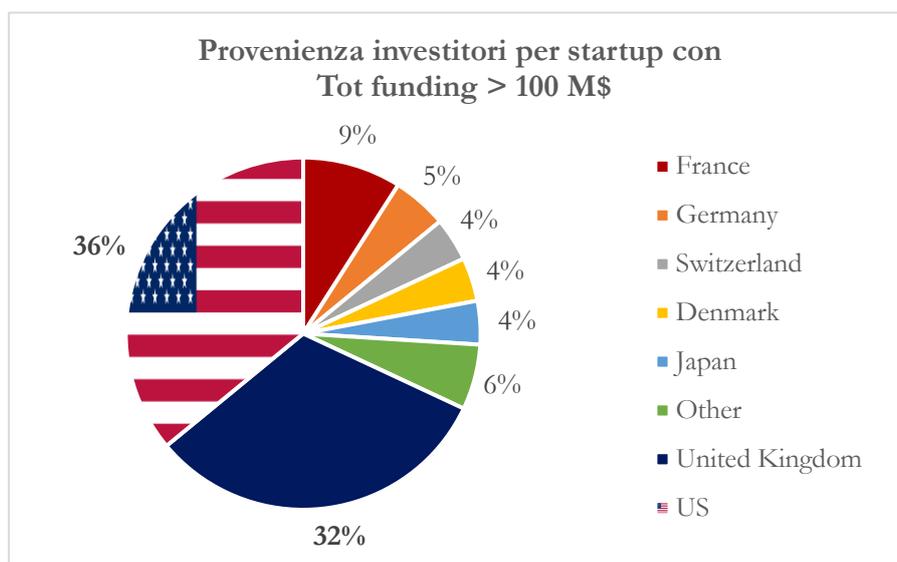


Figura 5.30 – Provenienza investitori in startup con finanziamenti totali superiori a 100 M\$

Considerando solo l'Europa, il Regno Unito possiede il maggior numero di investitori, in particolare VC: questo può spiegare la prevalenza dell'UK per numero di startup che ottengono alti finanziamenti. Viceversa, si potrebbe pensare che l'assenza di startup particolarmente efficaci nell'attrarre valore, tra cui gli unicorni, in altri paesi come l'Italia o la Spagna sia direttamente collegata alla loro rete di VC più debole (Simon, 2016).

Tutte queste evidenze sulle caratteristiche distintive delle startup che hanno ottenuto più di 100 M\$ di finanziamenti, generano implicazioni per i founders, ad esempio nella scelta degli investitori e dell'area geografica per la sede, al fine di massimizzare la probabilità di successo della propria impresa, o addirittura di raggiungere lo status di unicorn.

5.5.3 Focus sulle startup Unicorn

Per quanto riguarda le cinque startup unicorn emerse dall'analisi, si sono ricercati maggiori dettagli sulle attività che svolgono in ambito AI.

Graphcore, con sede a Bristol, ha realizzato un nuovo modello innovativo di processore per supportare gli algoritmi di AI. A dicembre 2018, la società ha raccolto 200 milioni di dollari in un round di finanziamento di serie D, per fornire su larga scala il chip AI più avanzato al mondo. Con una valutazione di 1.7 MLD\$, si è quindi aggiunta alla lista degli Unicorn della Gran Bretagna.

Darktrace, dal laboratorio dell'Università di Cambridge, ha sviluppato il suo Enterprise Immune System, che si occupa di rilevare e contrastare le minacce informatiche utilizzando l'Intelligenza Artificiale e il Machine learning. Agendo come "anticorpo" digitale, Darktrace sta già proteggendo dal cybercrime la città di Las Vegas, BNP Paribas, Ebay e Peugeot. A maggio 2018, ha raggiunto un valore di mercato di 1.25 miliardi di dollari, ottenendo lo status di unicorno.

BenevolentAI è una startup di AI britannica che sta sviluppando "AI brain", una piattaforma di Machine learning per la scoperta di nuovi farmaci, che analizza l'enorme mole di dati sulla ricerca medica per accelerare lo sviluppo di cure per un'ampia gamma di malattie. Ha raggiunto una valutazione di 2 MLD\$ ad aprile 2018, dopo un round di finanziamento di 115 milioni di dollari.

Meero, con sede a Parigi, ha dichiarato nel 2019 di aver raccolto per la sua piattaforma fotografica basata sull'AI 230 milioni di dollari di investimenti, spingendo l'azienda ad una valutazione superiore ad 1 MLD\$. Fondata nel 2016, Meero vuole reinventare il mercato della fotografia professionale, utilizzando l'AI per elaborare grandi moli di immagini per aziende di e-commerce o agenzie di viaggi. La piattaforma Meero collega fotografi professionisti con i clienti, gestendo i loro servizi fotografici dall'inizio al post-produzione: l'AI è in grado di elaborare le foto in pochi secondi, mentre manualmente servirebbero diverse ore di editing.

Mindmaze ha sviluppato una piattaforma che combina VR, grafica, imaging cerebrale e neuroscienze in ambito medico, volta ad aiutare i pazienti con malattie, traumi e disturbi del sistema nervoso. Il progetto era iniziato come ricerca di dottorato nel 2012 all'EPFL in Svizzera, ed è entrato nel gruppo degli unicorni quattro anni dopo (**Trajkovska, 2019**).

Anche se si possono identificare tratti comuni, si riscontra una certa eterogeneità negli unicorns, essendo fenomeni praticamente unici: sono generalmente diversi in termini di sviluppo tra settori, modelli di business, organizzativi e di crescita (**Simon, 2016**).

Inoltre, sebbene siano presenti alcuni casi di particolare successo, è evidente che sul totale il numero di startup di AI unicorn in Europa sia decisamente ridotto (ne sono state identificate solamente 5 con i filtri applicati, mentre nel campione completo sarebbero 7; le 2 escluse sono state classificate come adopter). Facendo un paragone con i numeri statunitensi, su Crunchbase si sono identificate 27 startup unicorn in campo AI con gli stessi filtri. Inoltre, tali imprese in Europa si concentrano unicamente nelle aree geografiche con gli ecosistemi più forti (UK, Francia e Svizzera).

Conclusioni

Il proposito della presente tesi è stato quello di identificare le dinamiche che caratterizzano le startup di Artificial Intelligence nei principali Paesi europei, focalizzandosi sui settori di applicazione della tecnologia e sulla capacità delle startup di attrarre investimenti, a partire dagli spunti proposti dalla letteratura. Lo studio si articola in alcuni ambiti di ricerca:

- individuare i principali Stati europei leader per numero di startup di Intelligenza Artificiale e per investimenti ricevuti, e indagare alcuni attributi delle startup rispetto all'area geografica in cui si collocano;
- identificare i settori di applicazione dell'AI prevalenti per numero di startup e investimenti, e rilevare eventuali specializzazioni di alcune nazioni in determinati settori, sulla base della distribuzione di questi sul territorio europeo;
- osservare le dinamiche di investimento nelle startup di AI europee, evidenziando le caratteristiche degli investitori in termini di provenienza, tipologia e round a cui partecipano e analizzare le startup più efficaci nell'attrarre capitale, tra cui le *unicorn*, al fine di comprendere quali siano le caratteristiche distintive che abbiano agito come drivers di successo.

È emerso che l'80% delle startup di AI analizzate si concentra in dieci Paesi europei: Regno Unito, Germania, Francia, Spagna, Svizzera, Paesi Bassi, Svezia, Italia, Finlandia e Polonia; e il 50% è collocato solamente in UK, Germania, Francia, dimostrando una distribuzione polarizzata sul territorio. La stessa tendenza si evidenzia anche in termini di investimenti ricevuti, che si concentrano per l'80% in UK, Francia, Germania e Svizzera.

Il numero di startup è poi stato rapportato ad alcune grandezze economico-demografiche del Paese di appartenenza, ossia il GDP (Gross Domestic Product) che è una misura dell'economia locale, il GERD (Gross domestic Expenditure on R&D) che rappresenta l'ammontare di risorse investite in Ricerca e Sviluppo da parte di un Paese, e la popolazione. Osservando i primi dieci Stati per numero di startup, emerge che le zone del Nord Europa, in particolare Finlandia e UK, registrano i valori più alti per gli indicatori con GDP e GERD: il numero di startup è quindi elevato considerando l'economia del Paese e le risorse che sono state investite in ricerca.

Indagando alcune caratteristiche delle startup rispetto agli Stati di appartenenza, quali il numero di componenti del team di founders, il numero di dipendenti e l'età della startup dall'anno di fondazione, sembrano non emergere differenze significative tra un Paese e l'altro: le startup sono per la maggior parte micro e piccole imprese (meno di 50 dipendenti), di recente fondazione (1-5 anni di età) e con un team di founders ridotti al di sotto di 3 componenti.

Per quanto riguarda i settori di applicazione, classificati con la codifica NACE, l'80% degli investimenti si concentra in 8 settori e il 50% è distribuito solo tra il settore Software (J), Healthcare (Q86) e Finance (K). L'indicatore *Attractiveness Ratio*, che calcola il rapporto tra investimenti ricevuti in aggregato e numero di startup per settore, registra il valore più elevato per il settore C27 (Robotica), in quanto raccoglie ben

548 M\$ con solamente 11 startup. All'estremo opposto, il settore N82 (Customer Service), riesce ad attrarre relativamente pochi investimenti rispetto al numero di startup. Confrontando invece i settori Q86 e M73, che possiedono un numero di imprese simile (111 e 100 rispettivamente), si notano valori differenti dell'indicatore (9,81 vs 5,17): infatti, il settore Healthcare riesce ad avere molto più successo nel raccogliere finanziamenti rispetto al settore Marketing (1088 M\$ rispetto a 516 M\$).

Un altro risultato significativo riguarda l'analisi degli investimenti in termini medi: si nota che anche i settori che hanno ricevuto più investimenti in aggregato, in realtà hanno una media, e ancor più una mediana, decisamente inferiori. Pertanto, sembra che in tutti i settori sia presente un ampio numero di startup che ottiene finanziamenti abbastanza limitati, a cui si affiancano poche realtà di successo che riescono invece a raccogliere cifre molto ingenti.

Al fine di studiare la distribuzione dei settori NACE a livello geografico, sono stati applicati due indicatori. Il TPI (Thematic Profile Indicator) è espresso in percentuale e valuta l'incidenza a livello nazionale delle startup in un certo settore: il settore J risulta predominante in tutti gli Stati, mentre al secondo posto si trovano: il settore Marketing (M73) per Francia, Germania e Polonia; il settore Healthcare (Q86) per Italia, Spagna, Svezia, Svizzera, Paesi Bassi e UK; il settore Customer Service (N82) per la Finlandia. Tuttavia, il TPI considera ciascun Paese in modo indipendente; pertanto, si è ricorso all'RCA (Revealed Comparative Advantage), che a differenza del TPI, è pesato rispetto agli altri Paesi. In particolare, misura la specializzazione di un Paese in un certo settore rispetto alla specializzazione media a livello europeo in quel settore; per valori di RCA superiori a 1 si parla di "vantaggio comparativo". Le specializzazioni più marcate, con RCA maggiore di 2, si registrano in Finlandia per il settore Customer service (2,61) e in Svizzera per il settore Security (2,34), mentre gli altri valori di poco superiori a 1 sono stati giudicati deboli per ipotizzare altre specializzazioni. I tre Paesi leader appaiono complessivamente più generalisti, mentre altri Stati in fase emergente nell'adozione dell'AI sembrano focalizzarsi su determinati settori.

Passando agli investitori, il 46% è localizzato in Unione Europea, il 28% proviene dal Regno Unito e il 15% dagli USA. Si è quindi effettuata un'indagine per evidenziare le corrispondenze tra Paese della startup e Paese dell'investitore, ed è emerso che nel 53% dei casi coincidono: molti investitori tendono infatti a finanziare startup con sede nello stesso Paese in cui sono collocati, spinti da vantaggi in termini di prossimità territoriale, culturale e agevolazioni burocratiche. Di conseguenza, i founders tenderanno a prediligere nella scelta dell'Headquarter per la loro startup proprio i Paesi in cui si concentrano più investitori. Infatti, a parte gli Stati Uniti, i Paesi in cui è collocata la maggior parte degli investitori sono gli stessi in cui sono fondate più startup, denotando l'esistenza di veri e propri ecosistemi favorevoli per lo sviluppo di realtà imprenditoriali. Analizzando i singoli Stati più nel dettaglio, si evince che le percentuali degli investitori domestici sono sempre predominanti, con il 71% per l'UK, 67% per la Germania e 75% per la Francia. La Gran Bretagna è la più abile ad attrarre investimenti extra-europei, con il 21% di investitori americani. Inoltre, spesso gli USA superano gli investimenti degli altri Paesi europei, denotando la debolezza degli investimenti cross-country nel Vecchio continente.

Osservando poi le tipologie di investitori, i Venture Capitalist sono prevalenti in tutti gli Stati (più del 30% degli investitori), seguiti dagli Acceleratori. I Business Angels sono numerosi in Svezia (25%), mentre gli incubatori hanno una percentuale significativa in Svizzera (21%). Gli uffici governativi che solitamente partecipano a round di tipo Grant, ossia “a fondo perduto”, sembrano meno significativi nei tre Paesi leader. Per quanto concerne le tipologie di round, si nota che la maggior parte delle startup rientra ancora in fase early-stage, con più della metà degli investimenti di tipo Seed in tutti i Paesi, seguiti dai Round A. I round avanzati, oltre al C, si evidenziano solamente in UK, Germania, Francia e Svizzera, ma in percentuale sono piuttosto limitati. Sembra piuttosto difficile per le startup europee raggiungere round di fase late-stage: infatti, solo il 2.15% delle startup prese in esame ha raggiunto uno stadio di finanziamento superiore al Round B.

Rispetto alla distribuzione dei finanziamenti, è stato applicato un metodo empirico per verificare se i dati seguissero una Power Law, secondo cui solo pochi fattori hanno la maggiore influenza su un dato fenomeno: è emerso che il 19% delle startup è descritto adeguatamente dalla legge, e raccoglie l'83% di tutti gli investimenti. Le startup sono state quindi suddivise in range di investimento, in base alle soglie di 1, 10 e 100 M\$ ottenuti in finanziamenti, orientando l'analisi solo sulle startup di maggiore successo che avessero ottenuto investimenti complessivi superiori a 100 M\$: le imprese selezionate sono risultate 11, tra cui 5 unicorns, e costituiscono solo l'1% del totale.

Si evince che il profilo tipico di una startup di AI europea in grado di attrarre alti investimenti prevede l'appartenenza al settore Healthcare (36% dei casi) e la scelta del Regno Unito per l'Headquarter (64% dei casi). Dal punto di vista dei founders, emerge che le percentuali di coloro che possiedono un titolo di studio di alto livello, come un PhD, è leggermente più elevata rispetto ai risultati generali (26% vs 21%); il 58% degli imprenditori ha studiato in UK; il 61% ha avuto un'esperienza lavorativa precedente in azienda e il 27% ha fondato un'altra startup (contro il 22% delle analisi generali). Infine, in merito agli investitori, appaiono determinanti quelli statunitensi, che raggiungono la percentuale più elevata con il 36%, seguiti dai britannici al 32%. Il primato degli USA nell'investire in queste startup in fase più avanzata denota uno sbilanciamento a sfavore dell'Europa: gli investitori europei si prendono carico dei maggiori rischi negli stadi iniziali, mentre gli Stati Uniti intervengono quando le startup hanno già raggiunto fasi più avanzate, spesso anche con l'obiettivo di acquisirle. I tipi di investitori più frequenti per le 11 startup selezionate sono Venture Capitalist (53%) e imprese di Private Equity, e partecipano principalmente a round avanzati (dalla serie C).

Infine, sono state riportate le descrizioni delle attività svolte dalle startup di AI unicorn, evidenziando una certa eterogeneità; il numero di tali imprese è estremamente ridotto, se paragonato ai rivali USA e Cina, ed è concentrato solo negli ecosistemi più forti; questo fenomeno è una conseguenza della debolezza del panorama europeo in campo AI, che nonostante le potenzialità, al momento risulta ancora piuttosto frammentato.

Nel lavoro di ricerca vanno considerate inevitabili limitazioni: la presenza di numerosi valori missing nel dataset di riferimento, soprattutto relativi ai round di investimento e all'ammontare investito; la possibile

perdita di informazioni nell'applicazione di filtri per depurare il campione, o ancora, in fase finale, la ridotta dimensione del gruppo di startup ad alti finanziamenti. Inoltre, la compilazione manuale di alcune sezioni del database da parte di persone diverse del team di lavoro potrebbe aver determinato disallineamenti, dovuti per esempio a valutazioni differenti nell'applicare le classificazioni. Vi sono poi indubbiamente altri dati sulle startup che non sono stati considerati nello studio, ma che avrebbero arricchito l'analisi, quali il possesso o meno di brevetti. Le ipotesi e considerazioni effettuate si basano unicamente sui dati empirici del campione di riferimento, e richiederebbero l'implementazione di un eventuale modello econometrico per ottenerne la validazione o confutarle. Tuttavia, lo scopo principale è quello di dare una visione ad alto livello delle dinamiche che caratterizzano il contesto europeo in campo di Artificial Intelligence, e fornire spunti per approfondimenti futuri o analisi in aree di ricerca complementari.

Appendice

Tabella A.0 – Legenda DB STARTUPS, FOUNDERS, INVESTORS

DB STARTUPS	ID_startup	Startup Identification code		
	NACE_code1	NACE code level 1 of the startup's industry		
	NACE_code2	NACE code level 2 of the startup's industry		
	NACE_mod	NACE code modified: level 1 for J, level 2 for any other code		
	Country	Headquarters country		
	NUTS_code0	NUTS code level 0: Country		
	NUTS_code1	NUTS code level 1		
	NUTS_code2	NUTS code level 2		
	NUTS_code3	NUTS code level 3		
	Headquarters Regions	Headquarters region	EU	EXTRA EU
	AI_status	State of use of AI by the startup	Creator	Adopter
	AI_sold	If the startup has been sold (1) or not (0)		
	AI_domain	Main domain in 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	Private	Public Delisted
	Exit Date	Date when the startup made the exit		
	Exit Date_year	Exit year		
	Hub Tags	Other characteristics of the startup		
	Operating Status	Actual status of the startup	Active	Closed
	Founded Date	The date when the startup was founded		
	Founded Date_year	Foundation year		
	Closed Date	Date in which the startup closed		
	Closed Date_year	Closing year		
	Company Type	Startup purpose	For profit	Non-profit
	Number of Founders	Number of founders of the startup		
Founders	Names of the startup's founders			
Number of Employees	Number of the startup's employees			

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

DB FOUNDERS	ID_Startup	Identification code of the startup
	ID_Founder	Identification code of the startup's founder
	Founder_Name	First name and surname of the founder
	Gender	Gender of the founder (M; F)
	Country_birth	Country of birth of the founder
	Qualification_study	Highest qualification of the founder
	University	University where the founder got the (highest) qualification
	STEM (0,1)*	STEM qualification
	MBA (0,1)*	MBA qualification
	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)*	Previous university activities carried out by the founder (not study)
	Company_experience_prev (0,1)*	Previous working experiences
Startup_experience_prev (0,1)*	Previous startup experiences	

* 0 = NO, 1 = YES

DB INVESTORS	ID_Startup	Identification code of the startup		
	ID_Investor	Identification code of the startup's investor		
	Investor_Name	Name of the investor		
	Location_City	Headquarters location of the investor		
	Location_Country	Country of the headquarters		
	Investor_Type	Type of investor	Accelerator Angel Group Corporate Venture Capital Co-Working Space Entrepreneurship Program Family Investment Office Fund of Funds Government Office Hedge Fund Incubator Investment Bank Micro VC Pension Fund Private Equity Firm Secondary Purchaser Startup Competition Syndicate University Program Venture Capital Venture Debt	
	Round Type	Type of the round (0=NO; 1=YES)	Angel Round Pre-Seed Round Seed Round Venture Round If Venture Round = 1: "-" from Round A to Round F; 0 elsewhere Round A Round B Round C Round D Round E Round F Equity crowdfunding Private Equity Round Convertible Note Debt financing Grant Corporate Round Initial Coin Offering Post-IPO Debt Non Equity Assistance	
	Investor Amount [USD]	Amount in USD provided by the individual investor in the Investment Round	-	Missing value: Information is only about the total amount of the investment made by a group of investors; the part provided by the individual investor is unknown
			[\$]	Amount of the individual investor: conversion to-dollar if necessary, according to real time data
	Amount round [USD]	Total Amount in USD of the Investment round	-	Missing value: the total amount of the Investment Round is unknown
		[\$]	Total amount of the Investment round	

Tabella A.1 – Codici NACE

NACE1	NACE1_Description	NACE2	NACE2_Description
A	AGRICULTURE, FORESTRY AND FISHING	A1	Crop and animal production, hunting and related service activities
		A2	Forestry and logging
		A3	Fishing and aquaculture
B	MINING AND QUARRYING	B6	Extraction of crude petroleum and natural gas
		B8	Other mining and quarrying
C	MANUFACTURING	C10	Manufacture of food products
		C11	Manufacture of beverages
		C14	Manufacture of wearing apparel
		C16	Manufacture of wood and of products of wood and cork, except furniture; manufacture of articles of straw and plaiting materials
		C18	Printing and reproduction of recorded media
		C20	Manufacture of chemicals and chemical products
		C21	Manufacture of basic pharmaceutical products and pharmaceutical preparations
		C24	Manufacture of basic metals
		C26	Manufacture of computer, electronic and optical products
		C27	Manufacture of electrical equipment
		C28	Manufacture of machinery and equipment n.e.c.
		C29	Manufacture of motor vehicles, trailers and semi-trailers
		C30	Manufacture of other transport equipment
		C32	Other manufacturing
C33	Repair and installation of machinery and equipment		
D	ELECTRICITY, GAS, STEAM AND AIR CONDITIONING SUPPLY	D35	Electricity, gas, steam and air conditioning supply
E	WATER SUPPLY; SEWERAGE; WASTE MANAGEMENT AND REMEDIATION ACTIVITIES	E36	Water collection, treatment and supply
		E37	Sewerage
		E38	Waste collection, treatment and disposal activities; materials recovery
F	CONSTRUCTION	F41	Construction of buildings
		F42	Civil engineering
		F43	Specialised construction activities
G	WHOLESALE AND RETAIL TRADE	G45	Wholesale and retail trade and repair of motor vehicles and motorcycles
		G46	Other specialized wholesale
		G47	Retail trade, except of motor vehicles and motorcycles
H	TRANSPORTING AND STORAGE	H49	Land transport and transport via pipelines
		H50	Water transport
		H51	Air transport
		H52	Warehousing and support activities for transportation
		H53	Postal and courier activities
I	ACCOMMODATION AND FOOD SERVICE ACTIVITIES	I55	Accommodation
		I56	Food and beverage service activities

Tabella A.1 (Continuazione) – Codici NACE

NACE1	NACE1_Description	NACE2	NACE2_Description
J	INFORMATION AND COMMUNICATION	J58	Other software publishing
		J59	Motion picture, video and television programme production, sound recording and music publishing activities
		J60	Programming and broadcasting activities
		J61	Telecommunications
		J62	Computer programming, consultancy and related activities
		J63	Information service activities
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

Tabella A.2 - Legenda AI domain e AI activities con riferimenti bibliografici

AI domain	AI activity	Descrizione	Riferimenti bibliografici
PERCEPTION	Computer vision	Estrapolazione di dati da analisi di immagini o video; riconoscimento di caratteristiche ricorrenti nelle immagini, o nei video, che possono essere identificate e classificate (pattern recognition), ad esempio persone, oggetti o luoghi.	Cautela, 2019 Patel, 2020 Bessen, 2018 Tsinghua University, 2018 Stone et al., 2016 Samoili et al., 2018 Samoili et al., 2020 Semoli, 2019
	3D reproduction - reconstruction	Riproduzione di oggetti o spazi in 3D e immagini virtuali.	Jaakkola, 2019
	Facial scan	Scansione facciale e identificazione di particolari caratteristiche dell'utente. Il software riconosce i tratti somatici unici di un individuo, con mappatura del viso, rilevando la distanza tra i punti facciali principali. I punti sono poi trasformati in coordinate che contengono le informazioni sul volto della persona, per poterlo riconoscere altre volte e confrontarlo con quello di altri soggetti.	Jaakkola, 2019 Bessen, 2018 Tsinghua University, 2018 Semoli, 2019
	Photo e video* editing	Creazione e modifica di immagini, foto e video, ricostruendo in modo realistico il paesaggio e gli oggetti presenti all'interno.	Vinuesa et al., 2020 *aggiunta alla classifica UE
	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).	Samoili et al., 2020
	Audio processing	Sistemi che permettono la percezione o la generazione (sintesi) di segnali audio, tra cui il linguaggio parlato, oppure altro materiale sonoro, come suoni nell'ambiente circostante o musica.	Vinuesa et al., 2020 Samoili et al., 2020
LEARNING	Social behaviour	Profilazione e previsione del comportamento utente e profilazione attraverso l'osservazione delle sue attività su piattaforme web, social network e ambienti reali con tecniche di Machine Learning.	Jaakkola, 2019 Overgoor, 2019 Bessen, 2018 Tsinghua University, 2018 Stone et al., 2016
SERVICES	Web vulnerability	Studio delle superfici di attacco dei siti web.	Hosomi, 2018 Samoili et al., 2020
	AI training	Training degli algoritmi AI attraverso grandi moli di dati per l'adattamento successivo a diverse aree di applicazione.	Jaakkola, 2019 Samoili et al., 2020
	Sensor monitoring	Monitoraggio mediante sensori fisici per la raccolta e l'ulteriore elaborazione dei dati. Include anche il monitoraggio delle condizioni dell'aria, dei suoni e di componenti meccanici.	Hu 2017 Che 2019 Tsinghua University, 2018 Samoili et al., 2020
	Consulting	Attività di consulenza che forniscono una serie di soluzioni basate sull'Intelligenza Artificiale.	Avdeenko, 2017 Tsinghua University, 2018
	Augmented analytics	Analisi di dati per identificare patterns ricorrenti e fare previsioni. Gli "augmented analytics" ottimizzano l'uso dei dati per il decision making a livello aziendale, applicando l'automazione al ciclo completo di analisi dati. Tale ciclo prevede l'identificazione di un problema di business, la preparazione e l'analisi dei dati, lo sviluppo di un modello, la decisione, l'azione e il monitoraggio.	Cautela, 2019 Jaakkola, 2019 Andriole, 2019 Prat, 2019 Tsinghua University, 2018 Gartner 2017
	Drug design	Combinazione di caratteristiche (agenti patogeni) con l'obiettivo di produrre antibiotici o medicine più efficaci.	Wang, 2018
	Predictive machinery maintainance	Manutenzione predittiva di macchinari industriali.	Mou, 2019 Vinuesa et al., 2020
COMMUNICATION	NLP (Natural Language Processing)	Capacità della macchina di identificare, comprendere, processare, e/o generare informazioni nel linguaggio naturale umano, scritto o parlato. L'NLP si basa su metodi di Machine learning, in particolare Deep learning, che permettono una comprensione dei testi a diversi livelli di significato, anche intrinseco.	Peek et al., 2015 Samoili et al., 2020 Lu, 2017 Semoli, 2019
	Voice analysis	Analisi della voce e del linguaggio delle persone (e.g. tools di riconoscimento vocale come Apple Siri o Amazon Alexa).	Jaakkola, 2019 Tsinghua University, 2018 Stone et al., 2016

Tabella A.2 (Continuazione) - Legenda AI domain e AI activities con riferimenti bibliografici

AI domain	AI activity	Descrizione	Riferimenti bibliografici
COMMUNICATION	Chat analysis	Analisi di conversazioni scritte e orali, specialmente nella realizzazione di chatbot, ossia software in grado di dialogare con un essere umano usando il linguaggio naturale.	Cautela, 2019 Jaakkola, 2019
	Machine translation	Traduzione automatica di testi scritti o dialoghi da una lingua ad un'altra (e.g. Google Translate).	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
	Sentiment analysis	Raccolta e interpretazione di opinioni, reazioni e intenti degli utenti su una piattaforma, con l'interpretazione del "tono" di un testo, effettuando un'analisi di polarità (positivo/negativo, accordo/disaccordo), per identificare l'umore soggettivo e il sentimento medio.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
	Speech-to-text and text-to-speech conversion	Conversione di comandi vocali in testo scritto o viceversa.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html Graves et al., 2013 Lu, 2017
	Document analysis	Lettura, analisi ed estrapolazione di informazioni da documenti e testi scritti.	Cautela, 2019 Mehta, 2019 Bessen, 2018 Stone et al., 2016 McCarthy, 2007
	Topic discovery and modeling	Comprensione del significato e dei temi trattati (topics) in raccolte di testo, con applicazione di analisi avanzate, come ottimizzazioni e previsioni.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
	Contextual extraction	Estrazione automatica di informazioni da fonti testuali.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
	Document summarization	Generazione automatica di riassunti da grandi corpi testuali.	https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html
REASONING	Knowledge representation	Utilizzo di regole simboliche per rappresentare e dedurre la conoscenza.	Samoili et al., 2020
	Common sense reasoning	Deduzione automatica una classe sufficientemente ampia di conseguenze immediate di tutto ciò che viene detto all'algoritmo e di ciò che già conosce.	McCarthy, 1959 Samoili et al., 2020
	Automated reasoning	Processo di giustificazione /ragionamento dei dati e delle informazioni disponibili, fornendo soluzioni e rappresentandole in modo efficiente, sulla base di un insieme di regole simboliche.	Vinuesa et al. 2020 Samoili et al., 2020
PLANNING	Planning and scheduling	Pianificazione attraverso la riduzione di tempi e costi.	Peek et al., 2015 Samoili et al., 2020
	Searching	Procedura passo-passo utilizzata per individuare dati specifici all'interno di una raccolta di dati.	Samoili et al., 2020
	Optimisation	Ottimizzazione della progettazione e esecuzione di strategie, ossia un set organizzato di azioni, a livello aziendale.	Samoili et al., 2020
INTEGRATION and INTERACTION	Robotics and Automation	Ricerca e applicazione di strumenti tecnologici intelligenti per assistere o sostituire l'attività umana, o per permettere azioni che non sono eseguibili da parte dell'uomo (e. g. robot medici), per ottimizzare i limiti tecnici, i costi di manodopera o di produzione.	Webb 2020 Samoili et al., 2020
	Connected and Automated vehicles	Tecnologie dei veicoli autonomi, dei veicoli connessi e dei sistemi di assistenza alla guida, considerando tutti i livelli di automazione e tutte le tecnologie di comunicazione.	Samoili et al., 2020
	Multi-agent system	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.	Spanish RDI Strategy in Artificial Intelligence Samoili et al., 2020

Tabella A.3 - Investitori corporate specializzati per settore (NACE)

Settore NACE	Investitori corporate specializzati
J	Huawei Technologies Microsoft NVIDIA Barclays Accelerator BMW Innovation Lab (Accelerator) Google Assistant Investments (CVC) Cisco Investments (CVC) PayPal Ventures (CVC) Unilever Ventures (CVC) BNP Paribas (Private Equity Firm)
Q86	Debiopharm Group Siemens Healthcare
K	Allianz MasterCard Barclays Accelerator Accenture (Accelerator) Intesa Sanpaolo (Investment Bank)
N80	Salesforce Ventures TIM Ventures Softbank BNP Paribas Développement (VC) Breed Reply (Accelerator)
C27	Microsoft Breed Reply (Accelerator)
M73	Google Google Launchpad Accelerator Telefónica Google Launchpad Accelerator Sonae IM (retail, telco group) CVC
N82	Google Digital News Initiative Telefónica, Telefónica Open Innovation METRO Xcel (Accelerator) Microsoft Accelerator Salesforce Ventures (CVC)
M74	-
M70	METRO Xcel (Accelerator) Salesforce Ventures (CVC) UniCredit Group (Investment Bank) BNP Paribas Développement (VC) Bose Ventures (VC)
G47	Sonae, Sonae IM (CVC) Robert Bosch VC Salesforce Ventures Zalando

Tabella A.4 - Incrocio Paese startup VS Paese investitore

COUNTRY STARTUP	COUNTRY INVESTOR											Tot
	Finland	France	Germany	Italy	Netherlands	Poland	Spain	Sweden	Switzerland	United Kingdom	US	
Finland	58,54%	1,22%	6,10%	0,00%	2,44%	0,00%	0,00%	1,22%	3,66%	9,76%	17,07%	100%
France	0,00%	75,17%	3,45%	0,00%	0,69%	0,00%	0,34%	1,03%	2,07%	3,45%	13,79%	100%
Germany	0,43%	1,30%	67,10%	0,00%	0,43%	0,43%	1,73%	0,87%	3,03%	7,36%	17,32%	100%
Italy	0,00%	0,00%	5,26%	84,21%	2,63%	0,00%	5,26%	0,00%	2,63%	0,00%	0,00%	100%
Netherlands	0,00%	8,96%	4,48%	0,00%	52,24%	0,00%	4,48%	0,00%	0,00%	17,91%	11,94%	100%
Poland	0,00%	0,00%	4,76%	0,00%	0,00%	73,81%	0,00%	0,00%	2,38%	11,90%	7,14%	100%
Spain	0,00%	2,91%	1,94%	0,00%	3,88%	0,00%	68,93%	0,00%	0,97%	3,88%	17,48%	100%
Sweden	1,30%	1,30%	5,19%	0,00%	2,60%	0,00%	0,00%	58,44%	0,00%	18,18%	12,99%	100%
Switzerland	1,96%	0,98%	7,84%	0,98%	1,96%	0,00%	2,94%	0,98%	68,63%	4,90%	8,82%	100%
United Kingdom	0,23%	1,04%	2,55%	0,81%	0,93%	0,00%	2,09%	0,23%	0,46%	70,92%	20,74%	100%
Totale complessivo	2,85%	12,77%	11,24%	2,11%	3,01%	1,69%	5,38%	2,85%	4,91%	36,25%	16,94%	100%

Tabella A.5 - Investimenti nel dettaglio per Startup con Tot Fundings > 100 M\$

Startup	Birth Year	1st Round Year	1st Round Type	1st Round Amount [\$]	1st Round Investor Country	Almeno 1 Lead Investor USA	% Lead Inv. USA	Last Round Type	Last Round Amount [\$]	Tot Inv. Amount [\$]
Behavox	2014	2014	Seed Round	\$400.000	-	Si	60%	Venture Round	\$100.000.000	\$121.400.000
BenevolentAI	2013	2015	Venture Round	\$87.000.000	-	Si	25%	Venture Round	\$90.000.000	\$292.000.000
Blippar	2011	2012	Seed Round	-	-	Si	33%	Round E	\$37.000.000	\$131.696.751
Darktrace	2013	2015	Round A	\$18.000.000	UK	Si	33%	Round E	\$50.000.000	\$230.500.000
Exscientia	2012	2016	Private Equity	-	-	Si	25%	Round C	\$60.000.000	\$103.671.986
Graphcore	2016	2016	Round A	\$30.000.000	UK	Si	60%	Round D	\$150.000.000	\$460.000.000
Meero	2016	2016	Seed Round	\$475.180	-	No	0%	Round C	\$230.000.000	\$293.434.612
MindMaze	2012	2010	Grant	\$10.981	Switzerland	Si	33%	Undisclosed	-	\$110.659.230
Monedo	2012	2014	Debt Financing	\$10.000.000	UK	Si	60%	Venture Round	\$21.902.710	\$519.223.148
Onfido	2012	2013	Seed Round	\$199.025	-	Si	60%	Round D	\$100.000.000	\$182.136.506
SOPHiA GENETICS	2011	2011	Debt Financing	\$109.807	Switzerland	No	0%	Round E	\$77.000.000	\$140.152.150

Tabella A.6 - Lead investors in startup con Tot Fundings > 100 M\$

Startups	Lead Investors (TOP 5)
Behavox	Citigroup Index Ventures Hoxton Ventures SoftBank Vision Fund Promus Ventures
BenevolentAI	Goldman Sachs Temasek Holdings Lundbeck Woodford Investment Management Lansdowne Partners
Blippar	Qualcomm Ventures Khazanah Nasional Candy Capital
Darktrace	Kohlberg Kravis Roberts SoftBank Insight Partners Vitruvian Partners Summit Partners
Exscientia	Evotec Bristol-Myers Squibb Novo Holdings Celgene GT Healthcare Capital Partners
Graphcore	Microsoft Sequoia Capital Draper Esprit Atomico Foundation Capital
Meero	Eurazeo Global Founders Capital Idinvest Partners Alven Eduardo Ronzano
MindMaze	Venture Kick Leonardo DiCaprio Foundation for Technological Innovation (FIT) Hinduja Group
Monedo	Founders Fund Global Founders Capital Runa Capital Rakuten Amadeus Capital Partners
Onfido	Salesforce Ventures M12 Augmentum Fintech Plug and Play Idinvest Partners
SOPHiA GENETICS	Balderton Capital Swisscom Ventures Idinvest Partners Foundation for Technological Innovation (FIT) 360 Capital Partners

Bibliografia

- Accenture** Applied Intelligence, Explained Intelligenza Artificiale: istruzioni per l'uso, 2018.
- Accenture** Applied Intelligence, Realising the Economic and Societal Potential of Responsible AI in Europe, 2018.
- Aernoudt R. and De San José A.**, A gender financing gap: fake news or evidence?, *Venture Capital*, 22:2, pp. 127-134, 2020.
- Andrieu G. and Groh A. P.**, Specialist versus generalist investors: Trading off support quality, investment horizon and control rights, *European Economic Review*, Elsevier, 2017.
- Bessen J.E., Impink S.M., Reichensperger L. and Seamans R.**, The Business of AI Startups, Boston University School of Law Law & Economics Series Paper No. 18-28, 2018.
- Bock C., Hackober C.**, Unicorns - what drives multibillion-dollar valuations?, *Business Research*, 2020.
- Bormans J., Privitera M., Bogen E. and Cooney T.**, *European Startup Monitor 2019/2020*, 2019.
- Brattberg E., Csernaton R. and Venesa R.**, Europe and AI: Leading, Lagging Behind, or Carving Its Own Way?, *Carnegie Endowment for International Peace*, 2020.
- Brynjolfsson E., McAfee A.**, The business of artificial intelligence, *Harvard Business Review*, 2017.
- Cautela C., Mortati M., Dell'Era C. and Gastaldi L.**, The impact of artificial intelligence on design thinking practice: Insights from the ecosystem of startups, *Strategic Design Research Journal*, pp. 114-134, 2019.
- Corea F.**, *Artificial Intelligence and Exponential Technologies: Business Models Evolution and New Investment Opportunities*, Springer, 2017.
- Crawford G. C., Aguinis H., Lichtenstein B., Davidsson P. and McKelvey B.**, Power law distributions in entrepreneurship: Implications for theory and research, *Journal of Business Venturing*, Volume 30, Issue 5, Pages 696-713, 2015.
- Clauset, A., Shalizi, C.R. and Newman M.E J.**, *Power Law Distribution in Empirical Data*, Santa Fe Institute, 2009.
- De Prato G., López Cobo M., Samoili S., Righi R., Vázquez-Prada Baillet M. and Cardona M.**, *The AI Techno-Economic Segment Analysis. Selected Indicators*, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2019.
- De Prato G.**, How to monitor the AI ecosystem? - The EC AI Watch and the techno-economic segments (TES) approach applied to the AI landscape, *EC JRC – Digital Economy Unit*, Madrid, 2019.

Delponte L., European Artificial Intelligence (AI) leadership, the path for an integrated vision, European Union – Policy Department, 2018.

Fenwick M., Vermeulen E. P. M. and Corrales M., Business and Regulatory Responses to Artificial Intelligence: Dynamic Regulation, Innovation Ecosystems and the Strategic Management of Disruptive Technology, Robotics, AI and the Future of Law, Springer, 2018.

Ferreira M. A., Matos P., Pereira J. P., Pires P., Do locals know better? A comparison of the performance of local and foreign institutional investors, Journal of Banking and Finance, Volume 82, pp. 151-164, 2017.

Genome LLC, Global Startup Ecosystem Report, 2018.

Holst A. for Statista, Artificial Intelligence (AI), Statista, 2018.

Huang M. H., Rust R. and Maksimovic V., The Feeling Economy: Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI), California Management Review, 2019.

Jaakkola H., Henno J., Mäkelä J. and Thalheim B., Artificial intelligence yesterday, today and tomorrow, 2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO 2019 – Proceedings, pp. 860-867, 2019.

Jia J., Jin G. Z. and Wagman L., The Short-Run Effects of GDPR on Technology Venture Investment, 2018.

LeCun Y., Bengio Y. and Hinton G., Deep learning, Nature, pp. 436-444, 2015.

McKinsey Global Institute, Artificial intelligence: the next digital frontier?, McKinsey&Company, 2017.

McKinsey Technology, Media, and Telecommunications Practice, Europe's start-up ecosystem: Heating up, but still facing challenges, McKinsey&Company, 2020.

Mehta D. and Hamke A.K. for Statista, In-depth: Artificial Intelligence 2019 - Statista Digital Market Outlook, Statista, 2019.

Overgoor G., Chica M., Rand W. and Weishampel A., Letting the Computers Take Over: Using AI to Solve Marketing Problems, California management review, pp. 156-185, 2019.

Prat N., Augmented Analytics, Business and Information Systems Engineering, pp. 375-380, Springer, 2019.

Roche M. P., Conti A. and Rothaermel F. T., Different founders, different venture outcomes: A comparative analysis of academic and non-academic startups, Research Policy, Elsevier, 2020.

Roland Berger and ASGARD, Artificial Intelligence – A strategy for European startups, 2018.

Roland Berger and France Digitale, The road to AI - Investment dynamics in the European ecosystem, 2020.

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

Samoili S., Righi R., Cardona M., López Cobo M., Vázquez-Prada Baillet M., and De Prato G., TES analysis of AI Worldwide Ecosystem in 2009-2018, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2020.

Semoli A., AI marketing. Capire l'Intelligenza Artificiale per coglierne le opportunità, Hoepli, 2019.

Simon J. P., How to catch a unicorn. An exploration of the universe of tech companies with high market capitalisation, Institute for Prospective Technological Studies, JRC Technical Report, 2016.

Stipic A., Bronzin T., Prole B. and Pap K., Deep learning advancements: Closing the gap, 2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO 2019 – Proceedings, pp. 1087-1092, 2019.

Stix C. and Braşoveanu C., The European AI Landscape, Workshop Report, European Commission, 2018.

Tripathi N., Seppanen P., Boominathan G., Oivo M. and Liukkunen K., Insights into Startup Ecosystems through Exploration of Multi-vocal Literature, Information and Software Technology, Elsevier, 2018.

Yang L. and Zhu M., Review on the status and development trend of AI industry, 2019 IEEE 4th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics, ICCCBDA, pp. 89-93, 2019.

Zhang, X., Ming, X., Liu, Z. et al., A reference framework and overall planning of industrial artificial intelligence (I-AI) for new application scenarios., The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018.

Sitografia

- **CB Insights**, Startup Continent: The Most Well-Funded Tech Startups In Europe, consultato in data 16/11/2020, <https://www.cbinsights.com/research/top-startups-europe-map/>, 2020.
- **Crunchbase Product Team**, Glossary of Funding Types, consultato in data 04/11/2020, <https://support.crunchbase.com/hc/en-us/articles/115010458467-Glossary-of-Funding-Types>, 2020.
- **Crunchbase Product Team**, Glossary of Investor Types, consultato in data 04/11/2020, <https://support.crunchbase.com/hc/en-us/articles/115010624128-Glossary-of-Investor-Types>, 2020.
- **European Commission**, How research and innovation contributes to AI policy, consultato il 04/11/2020, https://ec.europa.eu/info/research-and-innovation/research-area/industrial-research-and-innovation/key-enabling-technologies/artificial-intelligence-ai_en, 2020.
- **Fontana P.**, L'Intelligenza Artificiale nella Finanza: ritorno al futuro - Le infinite potenzialità ed applicazioni delle macchine intelligenti, consultato in data 04/11/2020, <https://www.findynamic.com/lintelligenza-artificiale-nella-finanza-ritorno-al-futuro>, 2019.
- **Gartner**, Top Trends on the Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, consultato in data 04/11/2020, <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/top-trends-on-the-gartner-hype-cycle-for-artificial-intelligence-2019/>, 2019.
- **IBM**, IaaS, PaaS e SaaS – Modelli di servizi IBM Cloud, consultato in data 25/10/2020, <https://www.ibm.com/it-it/cloud/learn/iaas-paas-saas>
- **Lavalle C.**, Apre a Parigi il più grande incubatore di start up al mondo, consultato in data 04/11/2020, <https://www.lastampa.it/tecnologia/news/2017/07/03/news/apre-a-parigi-il-piu-grande-incubatore-di-start-up-al-mondo-1.34445524>, 2017 (ultima modifica: 2019).
- **Magnani L.**, Da start-up ad unicorno: ad avere successo in Europa sono in pochi, consultato il 03/11/2020, <https://www.we-wealth.com/it/news/investimenti/venture-private-equity/da-startup-ad-unicorno-ad-avere-successo-in-europa-sono-in-pochi/>, 2020.
- **Nechay V.**, Are beacons in retail still the staple of proximity marketing?, consultato in data 04/11/2020, <https://www.itransition.com/blog/beacons-in-retail>, 2019.
- **O'Brien C.**, AI photography platform Meero raises \$230 million to become France's newest unicorn, consultato in data 03/11/2020, <https://venturebeat.com/2019/06/18/ai-photography-platform-meero-raises-230-million-to-become-frances-newest-unicorn/>, 2019.
- **Schulze E.**, 40% of A.I. start-ups in Europe have almost nothing to do with A.I., research finds, consultato in data 04/11/2020, <https://www.cnn.com/2019/03/06/40-percent-of-ai-start-ups-in-europe-not-related-to-ai-mmc-report.html>, 2019.
- **Trajkovska B.**, 27 European startups that have reached unicorn status, consultato in data 04/11/2020, <https://www.eu-startups.com/2019/04/27-european-startups-that-have-reached-unicorn-status/>, 2019.

Indice delle Figure

Figura 1.1 - Modello dell'Hype cycle / Fonte: Gartner.....	4
Figura 1.2 - Hype cycle applicato all'AI / Fonte: Stipic, 2019	4
Figura 1.3 - Processo di funzionamento del ML.....	7
Figura 1.4 - Gerarchia: Artificial Intelligence, Machine learning e Deep learning	8
Figura 1.5 - Multi-layer processing nelle reti neurali / Fonte: Stipic, 2019	9
Figura 1.6 - Multi-layer processing di un'immagine nelle reti neurali / Fonte: Stipic, 2019.....	9
Figura 2.1 - Distribuzione startup di AI a livello globale / Fonte: Roland Berger & ASGARD, 2018 ..	19
Figura 2.2 - Distribuzione delle startup di AI a livello globale.....	19
Figura 2.3 - Startup e unicorn: confronto USA, Europa e Asia / Fonte: McKinsey (2020)	25
Figura 4.1 - Conteggio startup per settori di applicazione (NACE).....	30
Figura 4.2 - Distribuzione geografica delle startup di AI in Europa.....	34
Figura 4.3 - Distribuzione geografica startup di AI con distinzione tra Paesi UE ed EXTRA.UE.....	35
Figura 4.4 - AI Status (creator vs adopter)	35
Figura 4.5 - AI domains.....	36
Figura 4.6 - AI domains con suddivisione nelle AI activities	36
Figura 4.7 - Stato operativo della startup.....	37
Figura 4.8 - Andamento del numero di startup fondate ogni anno (2005-2020)	37
Figura 4.9 - Numero di dipendenti delle startup	38
Figura 4.10 - Dimensione dei team delle startup.....	38
Figura 4.11 - Numero di startup acquisite.....	39
Figura 4.12 - Paesi delle startup acquisite	39
Figura 4.13 - Genere dei founders	40
Figura 4.14 - Paese di nascita dei founders.....	40
Figura 4.15 - Titolo di studio dei founders.....	41
Figura 4.16 - Titolo STEM.....	41
Figura 4.17 - Titolo MBA.....	41
Figura 4.18 - Paese di studio dei founders.....	42
Figura 4.19 - Esperienza lavorativa immediatamente precedente dei founders	42
Figura 4.20 - Esperienza precedente dei founders in attività universitarie.....	43
Figura 4.21 - Esperienza precedente dei founders in azienda	43
Figura 4.22 - Esperienza precedente dei founders in un'altra startup.....	43
Figura 4.23 - Paesi di provenienza degli investitori.....	44
Figura 4.24 - Città di provenienza degli investitori	44
Figura 4.25 - Tipologie di investitori	45
Figura 4.26 - Numero di round di finanziamento ricevuti dalle startup.....	47
Figura 4.27 - Tipologie di round di finanziamento	47
Figura 4.28 - Tipologie di round [%] nel periodo 2015-2020.....	49
Figura 4.29 - Tipologia e ammontare dell'ultimo round di investimento delle startup (2015-2020).....	50
Figura 4.30 - Incidenza degli investitori USA nei diversi round.....	51
Figura 5.1 - Distribuzione delle startup sul territorio europeo	52
Figura 5.2 - Investimenti raccolti dai primi 10 Paesi.....	53
Figura 5.3 - Numero di startup assoluto e relativo al GDP per ciascun Paese europeo.....	56
Figura 5.4 - Distribuzione numero di componenti team di founders per i 10 Paesi europei principali ..	59
Figura 5.5 - Distribuzione del numero di dipendenti delle startup per i 10 Paesi principali	60
Figura 5.6 - Distribuzione dell'età delle startup per i 10 Paesi principali	61
Figura 5.7 - Numero startup VS Investimenti per i principali settori NACE	63
Figura 5.8 - Media e mediana degli investimenti per i 10 principali settori NACE.....	65
Figura 5.9 - Rappresentazione grafica dell'indicatore TPI.....	67
Figura 5.10 - Rappresentazione grafica dell'indicatore RCA rispetto al benchmark	69

Figura 5.11 - Distribuzione geografica globale degli investitori.....	70
Figura 5.12 - Distribuzione geografica degli investitori, con raggruppamenti per aree	70
Figura 5.13 - Corrispondenza tra Paese dell'investitore e Paese della startup	71
Figura 5.14 - Investitori domestici [%] per i 10 Paesi europei principali.....	72
Figura 5.15 - Tipologie di investitori [%] per i principali Paesi europei	74
Figura 5.16 - Distribuzione [%] n° tipologie di round per i principali Paesi europei.....	75
Figura 5.17 - Distribuzione [%] amount tipi di round per i principali Paesi europei	75
Figura 5.18 - Distribuzione normale VS Distribuzione Power Law / Fonte: Crawford (2015).....	76
Figura 5.19 - Distribuzione degli investimenti rispetto al numero di startup.....	77
Figura 5.20 - Fitting dati con curva di Power Law / Fonte: Matlab output	79
Figura 5.21 - Distribuzione delle startup per range di finanziamento	80
Figura 5.22 - Startup con finanziamenti totali ricevuti superiori a 100 M\$.....	81
Figura 5.23 - Settori NACE per startup ad high capital attraction [%]	82
Figura 5.24 - Paesi HQ startup ad high capital attraction [%].....	82
Figura 5.25 - Numero di dipendenti per startup con Tot Fundings > 100 M\$.....	82
Figura 5.26 - Caratteristiche dei founders di startup con Tot Fundings > 100 M\$.....	84
Figura 5.27 - Founders che lavorano ancora nella startup [%]	85
Figura 5.28 - Tipologie di investitori in startup con finanziamenti totali superiori a 100 M\$.....	86
Figura 5.29 - Tipologie di round per startup con finanziamenti totali superiori a 100 M\$	88
Figura 5.30 - Provenienza investitori in startup con finanziamenti totali superiori a 100 M\$	88

Indice delle Tabelle

Tabella 5.1 – Elenco primi 10 Stati europei per numero di startup [n°] e cumulata [%]	53
Tabella 5.2 – Elenco primi 10 Stati europei per totale di investimenti [\$] e cumulata [%].....	54
Tabella 5.3 – Elenco di tutti i Paesi europei con startup di AI con calcolo dell'indicatore Ratio	55
Tabella 5.4 – Numero di startup relativo a GDP, GERD e Popolazione per tutti gli Stati europei.....	58
Tabella 5.5 – Et� media delle startup per i 10 Paesi principali.....	61
Tabella 5.6 - Elenco dei primi 10 settori NACE per numero di startup [n°] e cumulata [%].....	62
Tabella 5.7 – Elenco dei primi 10 settori NACE per totale di investimenti [\$], cumulata [%] e calcolo dell'indicatore Ratio.....	63
Tabella 5.8 – Misure di posizione (media, mediana) e di dispersione (deviazione standard, range interquartile) per i 10 settori NACE principali	65
Tabella 5.9 – Indicatore TPI.....	67
Tabella 5.10 – Indicatore RCA.....	69
Tabella 5.11 – Elenco dei 10 Paesi principali per numero di investitori e cumulata [%].....	71
Tabella 5.12 - Distribuzione [%] della provenienza degli investitori per i 10 Paesi europei principali....	72
Tabella 5.13 - Dati aggregati di partenza per il metodo empirico PL	78
Tabella 5.14 - Risultati del metodo empirico PL.....	78
Tabella 5.15 - Risultati curve fitting PL	79
Tabella A.0 – Legenda DB STARTUP, FOUNDERS, INVESTORS	94
Tabella A.1 – Codici NACE.....	97
Tabella A.2 - Legenda AI domain e AI activities con riferimenti bibliografici	99
Tabella A.3 - Investitori corporate specializzati per settore (NACE)	101
Tabella A.4 - Incrocio Paese startup VS Paese investitore	102
Tabella A.5 - Investimenti nel dettaglio per Startup con Tot Fundings > 100 M\$	103
Tabella A.6 - Lead investors in startup con Tot Fundings > 100 M\$	104