



**Politecnico  
di Torino**

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale  
Indirizzo "ICT e Data Analytics per il Management"  
A.A. 2023/2024  
Sessione di Laurea Marzo/Aprile 2024

# **Opportunità e Sfide nell'era dell'EU AI Act**

un'analisi dell'impatto dell'IA generativa nel contesto  
universitario

Relatrice:

Prof.ssa Tania Cerquitelli

Candidato:

Daniele Caponetto

*“Cominciate col fare il necessario,  
poi ciò che è possibile e all'improvviso  
vi sorprenderete a fare l'impossibile”  
San Francesco D'Assisi*

# *Abstract*

Nell'era digitale in costante evoluzione, l'utilizzo dell'intelligenza artificiale (IA) emerge come uno dei pilastri chiave per la trasformazione del tessuto socioeconomico Europeo, ma pone altrettante sfide come preoccupazioni etiche e ridefinizione delle dinamiche occupazionali. Recentemente sono stati compiuti sforzi da parte delle istituzioni europee per sviluppare un quadro normativo al fine di garantire una sicura integrazione delle intelligenze artificiali nei vari settori d'utilizzo. Questa tesi si propone di tracciare un percorso attraverso il labirinto tecnologico e normativo che circonda l'IA, soffermandosi sul peso di queste tecnologie nell'ambito dell'istruzione superiore nelle università italiane ed esplorando i fattori principali che spingono l'adozione delle applicazioni di intelligenza artificiale generativa dalle parti interessate.

Attraverso un approccio metodologico, è stata condotta un'indagine sull'adozione delle intelligenze artificiali generative tra gli studenti italiani mediante la somministrazione di un sondaggio che ha permesso di raccogliere dati significativi al fine di analizzare le dinamiche e le percezioni legate all'impiego di queste tecnologie nell'ambito educativo. Le risposte ottenute forniscono un quadro informativo sul livello di familiarità degli studenti con le IA generativa, oltre ad evidenziare le loro aspettative in merito a queste innovative risorse didattiche, permettendo di rilevare relazioni significative tra vari fattori, tra cui i principali scopi d'utilizzo, l'utilità e l'efficacia percepita.

I risultati di questo studio permettono di ottenere una visuale più ampia per guidare la pianificazione strategica relativa all'integrazione dell'IA e contribuire alla comprensione dei vantaggi e delle sfide dell'intelligenza artificiale nell'istruzione superiore.

## Sommario

Introduzione.....	6
1. Intelligenza Artificiale in Europa.....	10
1.1. I principali usi dell’Intelligenza Artificiale in Europa.....	10
1.2. IA nella Sanità.....	11
1.3. IA nella Finanza.....	12
1.4. IA nel Manufacturing.....	13
1.5. IA nel Retail.....	13
2. Fondamenti dell’Intelligenza Artificiale.....	16
2.1. Storia.....	16
2.2. Classificazione delle Intelligenze Artificiali.....	17
2.2.1. Differenza tra Intelligenza Artificiale Stretta (Debole) e Generale (Forte).....	18
2.3. Le Reti Neurali.....	19
2.3.1. Rete Neurale Feed – Forward.....	22
2.3.2. Rete Neurale Convoluzionale.....	23
2.3.3. Rete Neurale Ricorrente.....	26
2.3.4. Auto-encoders.....	27
2.4. Chatbot: cosa sono e come funzionano.....	29
3. EU AI Act: la legge Europea sull’Intelligenza Artificiale.....	33
3.1. Panoramica Generale della Legge.....	33
3.2. Limiti del progetto di legge.....	37
4. Benefici dell’IA: produttività e accuratezza.....	39
4.1. Il paradosso della produttività.....	40
4.2. Il punto di vista di Microsoft Italia: il contributo positivo dell’IA a livello aziendale e un nuovo concetto di produttività.....	41
4.3. L’IA, il rialzo della Borsa e il caso NVIDIA.....	42
5. Chatbot e successo accademico: un’analisi dell’impatto sull’apprendimento universitario...	45
5.1. Raccolta Dati.....	46
5.1.1. Informazioni Demografiche.....	48
5.1.2. Andamento Accademico.....	49
5.1.3. Modalità d’uso dei Chatbot.....	51
5.2. Elaborazione & Risultati.....	54
5.2.1. Pre-processing.....	54
5.2.2. Analisi Monovariata.....	59
5.2.3. Analisi Multivariata.....	63
5.2.4. Risultati.....	68

Conclusioni .....	72
Bibliografia .....	74

## Indice delle Figure

Figura 1: Diagramma a torta della composizione del mercato Europeo delle AI .....	10
Figura 2: funzione sigmoideale .....	20
Figura 3: funzione tangente iperbolica.....	20
Figura 4: funzione "Rectified Linear Units" .....	20
Figura 5: funzione a gradino .....	21
Figura 6: struttura del neurone di una rete neurale.....	21
Figura 7: struttura rete neurale feed-forward .....	22
Figura 8: struttura rete convoluzionale .....	24
Figura 9: funzionamento Max Pooling .....	25
Figura 10: funzionamento Average Pooling .....	25
Figura 11: struttura rete ricorrente .....	26
Figura 12: struttura auto-encoder "vanilla" .....	27
Figura 13: struttura auto-encoder variazionale.....	29
Figura 14: Istogramma Corsi di Studio .....	49
Figura 15: Istogramma Uso dei Chatbot.....	51
Figura 16: Grafico a torta "Chatbot Utilizzato" .....	52
Figura 17: Istogramma Valutazione Chatbot .....	53
Figura 18: Matrice di correlazione con variabili comuni .....	60
Figura 19: Istogramma "Area di Studio" .....	60
Figura 20: Incidenza utilizzo chatbot nelle Aree d studio.....	61
Figura 21: Matrice di correlazione con variabili relative all'utilizzo dei chatbot .....	62
Figura 22: Correlation Matrix dopo la riduzione dimensionale .....	64
Figura 23: Grafico a linee "Elbow Method" .....	67
Figura 24: Grafico a linee dei centroidi .....	68
Figura 25: Heat Map cluster .....	69

## Indice delle Tabelle

Tabella 1: livelli di emulazione cerebrale e FLOPs necessari .....	36
Tabella 2: Dati Informazioni Demografiche .....	48
Tabella 3: Dati Andamento Accademico.....	51
Tabella 4: Dati Modalità d'uso del Chatbot .....	53
Tabella 5: Traduzione Attributi Chatbot .....	53
Tabella 6: Rinominazione Variabili.....	55
Tabella 7: Categorizzazione "Reddito Familiare" .....	56
Tabella 8: Categorizzazione "Area di Studio" .....	57
Tabella 9: Pesì Caratteristiche "Valutazione Chatbot" .....	58
Tabella 10: autovettore prima PCA.....	65
Tabella 11: autovettore seconda PCA.....	65

## Introduzione

Nell'attuale periodo storico, l'intelligenza artificiale (IA) sta avendo un impatto significativo su molteplici settori, portando innovazione, efficienza e crescita aziendale. Tuttavia, con l'aumento dell'utilizzo delle intelligenze artificiali, emergono importanti preoccupazioni riguardanti i pericoli che questa tecnologia innovativa comporta.

I capitoli e gli argomenti trattati nel presente elaborato si propongono come un percorso di analisi delle opportunità, ma nel contempo delle sfide e dei limiti dell'IA nell'era dell'*EU AI Act* (8 dicembre, 2023), con particolare attenzione, come suggerisce il sottotitolo, all'impatto dell'IA generativa nel contesto universitario. Per questo, nel primo capitolo, sono stati approfonditi i principali usi dell'IA in Europa nei diversi contesti come finanza, sanità, *manufacturing* e *retail*, in quanto è imprescindibile conoscere e comprenderne i campi d'applicazione e i risvolti pratici dell'IA al giorno d'oggi. Gran parte dei sistemi di intelligenza artificiale, infatti, vengono usati dalle imprese per migliorare l'efficienza operativa, prendere decisioni più informate e ottimizzare i processi. Pertanto, risulta evidente come la competitività e il vantaggio strategico di un'azienda dipendano dall'adozione di tecnologie avanzate. Secondo un recente studio del MIT Sloan Management Review, oltre l'80% delle aziende vede l'intelligenza artificiale come un'opportunità strategica e quasi l'85% come un modo per ottenere un vantaggio competitivo (Ransbotham, Kiron, Gerbert, & Reeves, 2017). I dati affermano che la crescita del mercato digitale europeo sarà fortemente trainata dall'intelligenza artificiale e da altri abilitatori del mercato digitale come cybersecurity, Big Data e Cloud.

Nel secondo capitolo, si è cercato di pennellare a grandi linee i fondamenti che stanno alla base dell'IA, facendo un rapido accenno alla storia – per quanto non ne esista ancora un quadro completo -, per poi dedicare una sezione alla classificazione delle Intelligenze Artificiali e alla differenza tra IA *stretta* e *forte* e a disaminare le diverse Reti Neurali (feed-forward, convoluzionale, ricorrente, auto-econders).

Nel terzo, invece, ci si è focalizzati sul testo del EU AI Act (8 dicembre, 2023), ovvero la legge Europea sull'Intelligenza Artificiale con un focus sui limiti del progetto di legge. Poiché, per quanto concerne caratteristiche come la sicurezza, la privacy e la responsabilità, le applicazioni di IA stanno diventando sempre più complesse e invasive soprattutto su aspetti e decisioni della vita quotidiana. L'utilizzo diffuso di algoritmi di intelligenza artificiale influenza le dinamiche quotidiane nella nostra società sempre più interconnessa, dalla personalizzazione degli annunci pubblicitari alla guida autonoma. Questioni etiche e giuridiche emergono sempre di più a causa della crescente complessità e diffusione di queste applicazioni. La discriminazione algoritmica, la perdita di privacy e la possibilità di danni, diretti o indiretti, causati da decisioni automatizzate sono alcuni dei rischi associati all'IA. Basti pensare ai recenti scandali che hanno coinvolto imprese nel settore del *food delivery* in Italia, accusate di discriminazione e non

adeguata informazione sul funzionamento del sistema di assegnazione delle consegne ai rider. Tali accuse derivano dagli algoritmi di Intelligenza artificiale che si occupano dell'assegnazione del punteggio (*rating*), basato sull'applicazione di una formula matematica che penalizza i rider che non accettano tempestivamente l'ordine o lo rifiutano, favorendo invece coloro che accettano nei termini stabiliti o consegnano il maggior numero di ordini. Oltre alle questioni giuridiche, risulta sempre più determinante anche l'aspetto etico legato alla direzione che alcuni rami delle IA stanno prendendo. Infatti, il potere dell'intelligenza artificiale si sta ora rivolgendo a questioni sempre più intime della mente umana. Come riportato dalla rivista americana "The Economist" nel 2017, una ricerca condotta presso l'Università di Stanford da Michal Kosinski e Yilun Wang ha dimostrato che, tramite la scansione delle foto, l'intelligenza artificiale può inferire sull'orientamento sessuale. L'IA in questione è stata addestrata usando 130.741 immagini di 36.630 uomini e con 170.360 foto appartenenti a 38.593 donne provenienti dai profili pubblici di un sito di appuntamenti americano. L'esperimento ha permesso di raggiungere risultati significativi: l'intelligenza artificiale ha individuato l'orientamento sessuale degli uomini nell'81% dei casi e quello delle donne nel 74% (Wang, Y & Kosinski, M. , 2018). Risulta evidente, quindi, come esista un collegamento tra questo genere di IA e la "Fisiognomica", disciplina pseudoscientifica diffusasi in Italia tra il 1800 ed il 1900 da parte del suo massimo esponente Cesare Lombroso (cui museo ha sede a Torino), che si proponeva di dedurre le caratteristiche psicologiche degli individui dal loro aspetto corporeo, in particolare dai lineamenti e dalle espressioni del viso. La fisiognomica ha contribuito al razzismo scientifico nel XIX e XX secolo e ha fornito una copertura morale ad alcuni dei peggiori desideri dell'umanità: denigrare, accusare e uccidere i propri simili. L'opinione pubblica e la comunità scientifica si interrogano sulla possibilità che dietro le reti neurali del 21° secolo ci sia la possibilità di sostituire i calibri del 19° secolo; paura alimentata dalla consapevolezza che un percorso scientifico di questo genere porterà le IA non solo a riconoscere l'orientamento sessuale, ma anche l'orientamento politico ed il quoziente intellettivo delle persone. Tutto ciò preoccupa a causa della possibilità di una strumentalizzazione non etica, soprattutto se usati in sistemi di "legitimate harm"<sup>1</sup>, capaci di provocare danni diretti verso delle persone. La diffusione di intelligenze artificiali in grado di causare notevoli danni ha generato la necessità da parte delle imprese di sforzarsi per sviluppare IA sempre più affidabili, così da sensibilizzare l'opinione pubblica e sbloccare il potenziale economico e strategico ad esse associato. Come parte di questo processo, anche gli organi legislativi hanno dato un apporto. In particolare, il 21 aprile 2021 la Commissione europea ha pubblicato la proposta di regolamento sull'intelligenza artificiale. La legge rappresenta il primo quadro giuridico in assoluto che stabilisce norme armonizzate per lo sviluppo, l'immissione sul mercato e l'uso dell'intelligenza artificiale nel territorio europeo. Essa persegue esplicitamente il duplice scopo di promuovere l'adozione della

---

<sup>1</sup> Termine che fa riferimento a situazioni in cui un'azione che normalmente sarebbe considerata dannosa o lesiva è giustificata e/o legalmente consentita

tecnologia e affrontare i rischi associati al suo uso. Al momento della stesura della presente relazione, il Consiglio dell'Unione europea e il Parlamento europeo stanno esaminando la proposta, che entrerà in vigore solo nel momento in cui i due enti concorderanno su un testo comune. L'adeguamento delle intelligenze artificiali agli standard regolatori in questo contesto è diventato essenziale. La legge europea sull'intelligenza artificiale funge da punto di riferimento per la regolamentazione dell'utilizzo di questa tecnologia. Il suo obiettivo non è solo ridurre i rischi derivanti dall'IA, ma anche trovare un modo per equilibrare l'innovazione tecnologica con la protezione dei diritti fondamentali.

Nel quarto, invece, si è fatto riferimento ai benefici dell'IA in merito a produttività e accuratezza. Considerando il concetto di produttività da diversi punti di vista e le diverse posizioni che ancora dividono il dibattito politico-accademico riguardo l'uso, l'integrazione e/o la sostituzione dell'IA al lavoro umano, specie nel settore manifatturiero, per attività di tipo meccanico e ripetitivo, ma anche a livello aziendale per la gestione di attività di tipo cognitivo.

Questo percorso conduce, infine, all'ultimo capitolo, nel quale ci si è proposto di affrontare il problema del rapporto tra IA e apprendimento universitario, - un'evidente ed esplosiva idiosincrasia per alcuni, mentre per altri una grande opportunità. Partendo dal sempre più emergente successo dei chatbot e dal suo crescente impiego nell'ambito accademico, è stata condotta una raccolta dati strutturata secondo un'impostazione pluri-livellare, che ha tenuto conto di: informazioni demografiche, andamento accademico, modalità e usi dei chatbot. Dalla raccolta dati, che ha tenuto conto del punto di vista dei semplici fruitori (studenti), sembra ancora che l'uso dell'IA possa considerarsi, seppur entusiasmante, perturbante e problematico a livello di efficacia e miglioramento. Ma bisogna pure aggiungere che non c'è nessun campo che non possa essere considerato ugualmente problematico. L'IA, pertanto, può essere valutata un'invenzione disorientante e per certi versi anche "pericolosa", ma proprio alla sua imposizione come strumento indispensabile ai diversi campi dello scibile, non ci resta altro che mettere in crisi le vecchie e le nuove certezze su cui si basa la nostra visione del mondo. L'analisi proposta in questo elaborato si offre, dunque, come una proposta introduttiva al complesso mondo dell'IA, alle sfide e ai limiti ad esso connesso. Un percorso esplorativo che sottolinea il mio personale interesse verso un campo che sarà preminente ed integrante nel nostro campo d'azione - l'Ingegneria gestionale, ma non solo - e che ci spingerà ad imparare ad abbattere le barriere che ci circondano e ad arrivare a un compromesso unificante.





# Capitolo 1

## 1. Intelligenza Artificiale in Europa

### 1.1. I principali usi dell'Intelligenza Artificiale in Europa

Da anni assistiamo ormai al passaggio da una società analogica ad una nuova società digitale (nuove tecnologie, nuovi modelli di business, nuove modalità di organizzazione e comunicazione, ecc.) con i cambiamenti e le trasformazioni che ciò comporta sia nelle modalità di business, che nella concezione dei modelli e nella nuova strutturazione dei posti di lavoro. L'intelligenza artificiale è destinata a essere la prossima rivoluzione tecnologica, seguendo le orme di Internet. Il panorama europeo nell'utilizzo delle intelligenze artificiali è un quadro dinamico, con le tecnologie emergenti che permeano vari aspetti della società e dell'economia. L'Europa si trova al centro di un'accelerata trasformazione digitale, con numerose aziende e settori che adottano soluzioni basate sull'IA per migliorare l'efficienza operativa, l'innovazione produttiva e la qualità dei servizi offerti.

Secondo le analisi riportate da "Precedence Research", la quota di mercato delle intelligenze artificiali europea sfiora il 25%, seconda solo alla quota Asiatica che raggiunge il 38.8%, la quale però ospita diversi colossi del campo e, nel corso degli anni ha investito ingenti somme per la ricerca (Mercato dell'intelligenza artificiale (AI), 2023). L'ultima *Worldwide Artificial Intelligence Spending Guide* (V2 2023) pubblicata da International Data Corporation (IDC) prevede che la spesa per l'intelligenza artificiale in Europa supererà i 96,1 miliardi di dollari nel 2027 ed un tasso di crescita annuale composto (CAGR) del 29,6% tra il 2022 e il 2027 (Croce, 2023).

### COMPOSIZIONE DEL MERCATO EUROPEO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

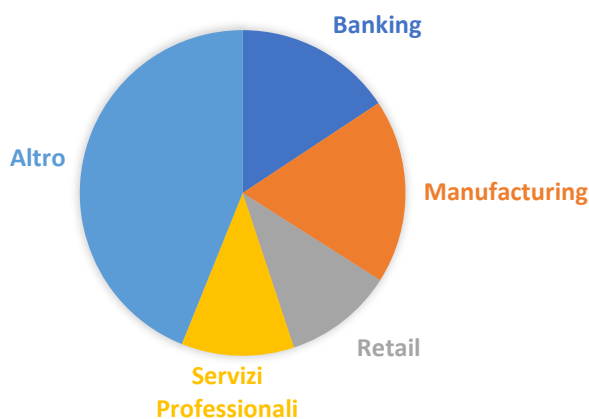


Figura 1: Diagramma a torta della composizione del mercato Europeo delle AI

L'IA è diventata un catalizzatore per la crescita economica, soprattutto nei settori come la sanità, manufacturing e servizi finanziari. È importante però individuare quali tipi di sistemi siano maggiormente diffusi per comprendere il contesto attuale in cui la legge Europea sull'intelligenza artificiale si inserisce.

## 1.2. IA nella Sanità

L'utilizzo dell'intelligenza artificiale nel settore sanitario sta vivendo un'espansione straordinaria, rivoluzionando la pratica medica e migliorando l'efficienza complessiva della cura della salute. La crescente disponibilità di dati sanitari digitali, unita a potenti algoritmi di apprendimento automatico, ha aperto nuove frontiere nella diagnosi, nel trattamento e nella gestione delle malattie. L'adozione delle IA è particolarmente evidente nelle immagini mediche, dove algoritmi avanzati possono analizzare rapidamente e con precisione scansioni radiologiche, tomografie computerizzate e risonanze magnetiche, assistendo i medici nella individuazione precoce di condizioni patologiche. Inoltre, la medicina predittiva beneficia dell'IA attraverso la valutazione dei rischi e la previsione dello sviluppo di malattie specifiche, consentendo interventi preventivi più mirati.

L'utilizzo crescente dell'IA nel settore sanitario svolge un ruolo chiave soprattutto per queste funzioni:

- Diagnosi assistita da IA per una valutazione più precisa delle immagini diagnostiche.
- Medicina predittiva per identificare precocemente i rischi e prevenire lo sviluppo di malattie.
- Personalizzazione dei trattamenti basata sull'analisi delle caratteristiche individuali dei pazienti.
- Gestione avanzata dei dati sanitari per una migliore organizzazione delle informazioni cliniche.
- Monitoraggio continuo dei pazienti attraverso dispositivi IoT

Tali funzioni risultano molto vantaggiose, ma per raggiungere esiti sicuri ed efficaci è necessario un dialogo costante tra tutte le parti che costituiscono l'IA per la salute, ovvero: sviluppatori, produttori, autorità, utenti e pazienti. Pertanto, affinché l'impatto dell'IA sia efficiente l'OMS si è posto come obiettivo la regolamentazione di elevati standard di qualità e integrità dei dati, identificando sei aree chiave per la definizione di una regolamentazione dell'IA applicata alla salute:

- *Documentation and transparency*
- *Risk management and artificial intelligence systems development lifecycle approach*
- *Intended use and analytics and clinical validation*
- *Data quality*
- *Privacy and data protection*
- *Engagement and collaboration*

Oltretutto, le sperimentazioni e tecnologie IA per essere commercializzate, devono essere approvate dalla severa *Food and Drug Administration*. Fino al settembre 2022, sono state rilasciate 521 autorizzazioni per dispositivi *AI-enabled*, di cui la prima risale al 1995. La maggior parte (75%) appartiene al settore della radiologia, l'11% all'area cardiovascolare e solo il 3% all'ematologia e alla neurologia.

Nonostante in Italia ed Europa non esista ancora un elenco univoco delle autorizzazioni CE, possiamo vantare ottime esperienze e sperimentazioni dell'IA nel settore sanità, da parte di Università, ospedali e/o enti pubblici e privati. Ad esempio, è necessario segnalare l'esperienza del Politecnico di Bari e dell'Università Aldo Moro, che ha sviluppato un algoritmo di IA che permette di riconoscere, in immagini di risonanza magnetica, cambiamenti patologici dovuti all'Alzheimer, anche in fasi precoci, individuando anche un lieve indebolimento cognitivo. Un raggiungimento significativo, perché tali alterazioni non sono visibili ad occhio nudo ed inoltre perché in questa fase è possibile fornire trattamenti cruciali. Oppure, l'esperienza del Policlinico Gemelli di Roma che ha sviluppato il Generatore *Heart Failure DataMart*, ovvero una piattaforma digitale che combina una grande quantità di dati e informazioni eterogenee (consulti cardiologici, misurazioni eco-cardiografiche, farmaci assunti, esami di laboratorio, diagnosi cliniche standard, ricoveri, eventi in urgenza, diari infermieristici, contatti familiari e sociali) per progettare e addestrare modelli predittivi che individuino in anticipo terapie in caso di situazioni di ri-ospedalizzazione del paziente, precedentemente dimesso (Mischitelli, 2023).

### 1.3. IA nella Finanza

L'impiego crescente dell'intelligenza artificiale nel settore finanziario sta rivoluzionando il modo in cui le istituzioni gestiscono operazioni, prendono decisioni e forniscono servizi. Gli algoritmi di apprendimento automatico stanno diventando fondamentali per l'analisi dei dati finanziari, consentendo una valutazione più rapida e accurata delle tendenze di mercato e delle opportunità di investimento. Soprattutto in ambiti come la gestione del rischio, caratterizzato da molte variabili anche esogene, l'IA è utilizzata per identificare potenziali minacce e modellare scenari complessi, contribuendo a una maggiore robustezza del sistema finanziario. L'intelligenza artificiale sta pian piano modellando il panorama finanziario a livello globale, offrendo una gamma diversificata di applicazioni che migliorano l'efficienza operativa, ottimizzano le decisioni finanziarie e rafforzano la sicurezza.

Gli utilizzi principali dell'intelligenza artificiale nell'ambito finanziario includono:

- Trading algoritmico
- Identificazione di potenziali frodi creditizie mediante il rilevamento di comportamenti e transazioni sospette
- Sviluppo di portafogli di investimento adattati alle esigenze ed agli obiettivi finanziari del cliente

- Calcolo del Credit Score dei clienti per migliorare il processo di concessione del credito
- Algoritmi di predizione
- Forecasting finanziario a supporto della pianificazione strategica e la gestione delle risorse.

## 1.4. IA nel Manufacturing

Con l'avvento dell'industria 4.0, nel manufacturing l'adozione dell'intelligenza artificiale è particolarmente evidente data la crescente automazione dei processi produttivi. I robot industriali, supportati da algoritmi avanzati, contribuiscono a migliorare l'efficienza operativa e la qualità della produzione. Un grande apporto è dato soprattutto dalla manutenzione predittiva, alimentata dall'IA, la quale permette di ridurre i tempi di inattività delle macchine e intervenire in caso di eventuali inefficienze, ottimizzando la catena di produzione complessiva. In particolare, gli usi più frequenti in questo campo sono:

- Tecniche di *Computer Vision* per controllo qualità e riduzione degli errori di produzione
- Sistemi predittivi per la gestione della *supply chain*
- Machine Learning per l'ottimizzazione dell'inventario

Gli ambiti applicativi dell'IA sono comunque in continuo aumento come risulta dai dati dell'Osservatorio *Artificial Intelligence* della School of Management del Politecnico di Milano. Infatti, in Italia sembra che il mercato dell'IA in campo industriale sia aumentato del 20/25%, anche se bisogna sottolineare che tale stima riguarda principalmente le grandi imprese, mentre nelle PMI (piccole e medie imprese) permangono ancora delle criticità legate alla mancanza di competenze specialistiche e di risorse da investire su robotica, digitalizzazione e ammodernamento dei processi produttivi.

## 1.5. IA nel Retail

L'IA rivoluziona l'esperienza d'acquisto nel settore del commercio al dettaglio. Grazie all'analisi avanzata dei dati, i rivenditori possono personalizzare le offerte in base al comportamento e alle preferenze dei clienti. La previsione della domanda, alimentata dall'IA, ottimizza gli stock, riducendo gli sprechi e migliorando la soddisfazione del cliente. Vantaggi che si trasformano in una maggiore redditività e competitività dei negozi. Infatti, attraverso gli strumenti di *pricing* basati sull'IA, un'azienda sulla propria piattaforma e-commerce può regolare il prezzo più adeguato in quel momento, grazie al monitoraggio dei prezzi di concorrenza ma anche a quello del livello di domanda; successivamente attraverso il *repricing* automatico, può modificare velocemente i propri prezzi, aumentandoli quando la domanda è maggiore ed ottimizzando così i profitti, senza perdere così alcuna opportunità. In aggiunta, l'IA può aiutare a consigliare prezzi

personalizzati ai propri *buyer* accelerando la decisione finale d'acquisto, oppure progettare campagne di *cross-selling* e offerte mirate per un pubblico che mostra una maggiore probabilità di acquisto. Oltre ai prezzi, l'IA riesce ad analizzare i comportamenti degli utenti all'interno dell'e-commerce, cioè, analizzare le sezioni consultate o il carrello degli acquisti al fine di creare azioni sempre più personalizzate per ciascun utente. Infine, l'IA riesce a potenziare i canali di comunicazione digitale, può ad esempio consigliare prodotti in modo personalizzato con l'aiuto di bot programmati, fornendo agli utenti esperienze di acquisto sempre migliori. Sempre in questo settore, l'IA può potenziare anche processi interni all'azienda, ottimizzando la logistica e la distribuzione degli ordini, facendo previsioni dello stock e della domanda per evitare l'esaurimento delle scorte, migliorare la gestione dell'inventario e del catalogo nelle diverse categorie, individuando opportunità di vendita e proponendo l'inserimento di nuovi prodotti per superare la concorrenza, prevedere le tendenze di acquisto e di movimento domanda-offerta e prevenire frodi da parte degli utenti. In conclusione, l'IA riesce a mantenere le aziende sempre pronte ai diversi cambiamenti di mercato, automatizzando lavori secondari e noiosi per i dipendenti.



# Capitolo 2

## 2. Fondamenti dell'Intelligenza Artificiale

Spesso l'IA viene nominata senza che si abbia una piena conoscenza di essa. Per poter comprendere a pieno l'oggetto di questa tesi è necessario fare una breve panoramica degli aspetti teorici riguardanti l'intelligenza artificiale.

### 2.1. Storia

L'intelligenza artificiale è una disciplina del campo dell'informatica il cui obiettivo è studiare metodologie e tecniche che consentono di progettare sistemi hardware e software atti a fornire all'elaboratore elettronico prestazioni che, a un osservatore comune, sembrerebbero essere di pertinenza esclusiva dell'intelligenza umana. È fondamentale però specificare che l'obiettivo principale di essa non è replicare l'intelligenza umana, peraltro ritenuto impossibile da molti studiosi, bensì quello di emularne alcune funzioni. L'IA nasce ufficialmente nel 1956, data convenzionale, a seguito di un seminario tenutosi presso il Dartmouth College di Hanover, durante il quale la comunità scientifica ha ufficialmente fondato questa disciplina. Per delineare criticamente la storia dell'intelligenza artificiale è importante riconoscere come questa abbia ereditato molte idee, punti di vista e tecniche da altre discipline, in particolare dalla filosofia, dalla matematica e dalla psicologia. Più precisamente, derivano dalla filosofia i risultati relativi al dibattito sulla natura dell'intelligenza e della razionalità; dalla matematica l'approccio formale basato sulla logica; dalla psicologia l'analisi delle relazioni fra conoscenza e azione. Alan Turing emerge come una figura centrale e precursore nell'evoluzione dell'intelligenza artificiale, contribuendo in modo significativo alle fondamenta teoriche di questa disciplina. Il suo lavoro, intrapreso nel contesto della Seconda Guerra Mondiale, ha aperto la strada a concetti chiave che si sono successivamente intrecciati con lo sviluppo dell'IA moderna.

Il Teorema di Turing, in particolare, rappresenta un pilastro fondamentale. Intorno agli anni '30, Turing ha sviluppato il concetto di macchina di Turing, un modello astratto di calcolatrice che può eseguire qualsiasi calcolo descritto in termini algoritmici. Questo modello forniva una definizione formale di "algoritmo" e stabiliva le basi teoriche della computazione. L'idea di una macchina universale che può eseguire qualsiasi calcolo rappresenta un concetto cruciale per comprendere l'ambito dell'IA. Turing tramite il suo teorema, affermando che non esista un algoritmo universale che possa decidere in modo generale se un altro algoritmo si arresti o meno, ha delineato i limiti intrinseci della computazione. Questo teorema ha impatti profondi sull'IA in quanto sottolinea il concetto di indecidibilità e pone una cornice teorica alla nostra comprensione delle capacità e delle limitazioni dell'elaborazione algoritmica.

L'avvento dell'intelligenza artificiale è stato ispirato dall'idea di emulare l'intelligenza umana attraverso elaboratori elettronici. Questa visione si basa sui concetti



fondamentali della macchina di Turing, un sistema teorico che può eseguire una sequenza finita di azioni in base a simboli su un nastro infinito. Alan Turing, con il suo Teorema e Test, ha svolto un ruolo cruciale nel definire i limiti e le potenzialità delle macchine pensanti.

L'interesse per l'IA ha iniziato a concretizzarsi negli anni '50, culminando nel Seminario di Dartmouth nel 1956, dove si cercava di dimostrare che ogni aspetto dell'intelligenza potesse essere simulato da una macchina. Da qui è nata ufficialmente la disciplina dell'IA, con un iniziale entusiasmo nei confronti delle possibilità illimitate. Tuttavia, negli anni successivi, le aspettative sono state ridimensionate a causa delle sfide incontrate nei progetti di traduzione automatica e nell'affrontare problemi complessi. Si è passati a una fase di concentrazione su aree più ristrette, con la creazione di sistemi esperti che incorporavano conoscenze specifiche del dominio. Il paradigma della simulazione ha ceduto il passo al paradigma della prestazione, concentrato su risultati tangibili come giochi di scacchi e dama. Gli anni '80 hanno visto, invece, l'IA emergere come un'industria con la creazione di sistemi esperti commerciali di successo. Parallelamente, le reti neurali, dopo un periodo di declino, sono tornate in auge grazie a nuovi algoritmi di apprendimento. L'IA ha iniziato a interagire con le scienze cognitive e a integrare approcci metodologici diversificati, come quelli basati sulla probabilità e sulla logica *fuzzy*.

Negli anni recenti, l'IA ha subito ulteriori trasformazioni, con una maggiore attenzione a problemi del mondo reale e all'utilizzo di teorie esistenti, evidenze sperimentali e metodi probabilistici. La disciplina si è estesa oltre il pensiero razionale, abbracciando sempre più l'agire razionale. L'IA continua a evolversi, mantenendo una pluralità di approcci e cercando soluzioni pragmatiche a problemi del mondo reale.

## 2.2. Classificazione delle Intelligenze Artificiali

Attualmente, la letteratura sull'intelligenza artificiale riflette un'ampia comprensione degli sviluppi tecnologici che caratterizzano il campo. Fin dalle prime fasi dello sviluppo, la comunità scientifica ha tentato di definire e classificare vari sistemi d'intelligenza. Approcci diversi e continui progressi tecnologici hanno generato un ampio dibattito su come classificare accuratamente tali sistemi. In particolare, in letteratura sono state individuate tre macrocategorie che descrivono diverse tipologie di intelligenza artificiale e costituiscono un'importante mappa concettuale per comprendere la complessità e la diversità di questo ambito. Nello specifico, le tecnologie di intelligenza artificiale sono classificate in base alla loro capacità di imitare le caratteristiche umane, alla tecnologia che utilizzano per farlo ed alle loro applicazioni nel mondo reale. Esse sono:

- Intelligenza Artificiale Stretta (ANI – Narrow AI)
- Intelligenza Artificiale Generale (AGI – Strong AI)
- Super Intelligenza Artificiale (ASI)

In particolare, le tre categorie appartengono a tre sviluppi tecnologici diversi, uno di seguito all'altro. Ad oggi, la letteratura è ricca di ANI (*Weak AI*) progettate per funzioni

specifiche relative all'assistenza agli umani. Nel tempo, si presuppone già nelle prossime decadi, lo sviluppo tecnologico porterà alla generazione di sistemi interdisciplinari, ossia le AGI (*Strong AI*), capaci di risolvere problemi di più tipologie, senza necessariamente essere dedicati ad un solo compito. In futuro, l'obiettivo di questa disciplina, ma soprattutto la sfida, è creare un'intelligenza artificiale che possa superare l'intelligenza umana in tutti gli aspetti cognitivi. In altre parole, la super intelligenza artificiale è un sistema capace di superare di gran lunga le capacità intellettuali umane in tutti gli ambiti, compresi creatività, apprendimento, risoluzione dei problemi e comprensione. Si tratta di un panorama ipotetico e non esiste nessuna garanzia sulla possibilità di un reale raggiungimento, ma l'andamento dello sviluppo tecnologico odierno porta ad interrogarsi su un futuro caratterizzato da esse.

### 2.2.1. Differenza tra Intelligenza Artificiale Stretta (Debole) e Generale (Forte)

L'intelligenza artificiale debole, nota anche come *Narrow AI*, rappresenta la maggior parte dei sistemi attuali ed è una classe di sistemi progettati per eseguire compiti specifici e limitati senza mostrare una comprensione globale del contesto. Ciò consente loro di dimostrare un'efficacia significativa entro confini limitati, ma non estende la loro capacità oltre quell'ambito specifico in quanto operano sotto una serie ristretta di vincoli e limitazioni. Le IA deboli vengono addestrate su set di dati specifici e spesso richiedono quantità significative di dati etichettati per ottenere prestazioni ottimali. Il suo apprendimento è limitato al contesto specifico per il quale è stato progettato. Questa classe di intelligenza artificiale può essere applicata in molti campi diversi, dalle applicazioni quotidiane come il riconoscimento vocale e facciale agli strumenti medici avanzati come la diagnosi assistita da computer, influenzando molti aspetti della nostra vita. Questa categoria comprende centinaia di esempi concreti come motori di ricerca (Google), assistenti vocali (Siri, Alexa, ecc.), sistemi di raccomandazione (utilizzati da Netflix, Prime Video o Spotify), veicoli a guida autonoma e infine i chatbot, oggi molto diffusi, come ChatGPT (prodotto da OpenAI) o Gemini (l'IA di Google rilasciata a Dicembre 2023).

Mentre l'intelligenza artificiale debole si concentra sulla tecnologia in grado di eseguire mosse pre-pianificate in base a determinate regole e di applicarle per raggiungere un obiettivo specifico, l'intelligenza artificiale generale (AGI) si basa sulla creazione di una tecnologia in grado di pensare e agire proprio come gli esseri umani. L'AGI, nota anche come *Strong AI*, può pensare, comprendere e agire in un modo indistinguibile da quello di un essere umano in una determinata situazione, utilizzando la teoria della mente<sup>2</sup> che si riferisce alla capacità di percepire i bisogni, i sentimenti, le credenze e i processi mentali di altri esseri intelligenti. Finora non esistono sistemi specifici classificabili come

---

<sup>2</sup> Teoria della Mente: è la capacità di attribuire stati mentali credenze, intenzioni, desideri, emozioni e conoscenze a sé stessi e agli altri, e la capacità di comprendere che gli altri hanno stati mentali diversi dai propri. La teoria della mente, formulata nel 1978 da David Premack e Guy Woodruff, è fondamentale in ogni interazione sociale e serve ad analizzare, giudicare e comprendere il comportamento degli altri.

AGI, ma si presume che verranno realizzati nel prossimo futuro con il continuo sviluppo scientifico. Inoltre, l'implementazione dell'AGI solleva una serie di sfide etiche, tecniche e sociali, perché la creazione di un'entità che pensa in modo indipendente e comprende il mondo in modo simile a un essere umano comporta questioni complesse e responsabilità importanti.

John Searle, il filosofo della mente che pubblicò nel suo articolo "Minds, Brains, and Programs" del 1980 sulla rivista "Behavioral and Brain Sciences" il test della stanza cinese, affermò che, anche se una macchina potesse eseguire compiti complessi indistinguibili da quelli di un essere umano, non mostrerebbe vera comprensione o coscienza. Secondo lui, l'elaborazione simbolica dell'informazione, sebbene altamente sviluppata, non corrisponde ad una vera comprensione del significato, perché a differenza dell'intelligenza artificiale, la mente umana possiede una consapevolezza intenzionale, cioè la capacità di comprendere il significato intrinseco delle cose, mentre le macchine possono solo manipolare i simboli senza una reale comprensione. Pertanto, secondo Searle, creare un'AGI in grado di pensare e comprendere come un essere umano in tutte le situazioni è un obiettivo irraggiungibile attraverso semplici processi informatici (Searle, 1980). La sua prospettiva presenta sfide significative alla creazione di un'intelligenza artificiale che riproduca pienamente la complessità della mente umana.

### 2.3. Le Reti Neurali

Tra gli approcci più innovativi e rilevanti all'intelligenza artificiale ci sono le reti neurali, strumenti che imitano l'attività dei neuroni nel cervello umano, consentendo ai computer di imparare dalle esperienze passate e migliorare le prestazioni nel tempo.

La relazione tra intelligenza artificiale e reti neurali è profonda e fondamentale per comprendere come le macchine apprendono e si adattano a compiti complessi. Le reti neurali sono modelli costituiti dalle unità di base chiamate "neuroni artificiali", che imitano la struttura dei neuroni e delle sinapsi nel cervello biologico. Ogni neurone, per fornire un output, riceve uno o più ingressi, moltiplica ognuno degli ingressi per il relativo coefficiente e somma i risultati dei prodotti; successivamente si aggiunge al risultato un valore detto "bias", valore offset che consente al neurone di apprendere una traslazione dell'output, ed infine applica la funzione d'attivazione al totale.

La funzione di attivazione introduce il concetto di non-linearità nella computazione e consente al neurone di simulare il comportamento biologico ed attivarsi quando i segnali di ingresso superano una certa soglia, permettendo di elaborare i dati e catturare relazioni complesse tra essi. In particolare, esistono vari tipi di funzione di attivazione ed il loro utilizzo varia in base all'obiettivo:

- **Funzione Sigmoidale:**  
la funzione assume valori di uscita compresi tra 0 e 1 ed è centrata a 0.5 per  $X=0$ . Viene utilizzata soprattutto per ottenere probabilità statistiche, percentuali ecc.

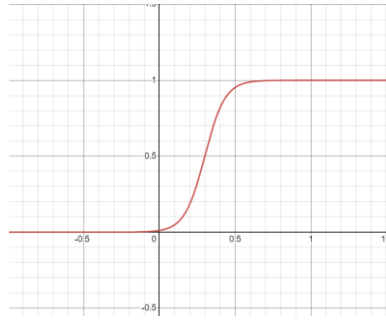


Figura 2: funzione sigmoideale

- **Funzione Tangente Iperbolica:**  
simile alla funzione sigmoideale ma diverge in quanto i valori di output variano tra -1 e +1 ed è centrato in 0 per valori di  $X=0$ .

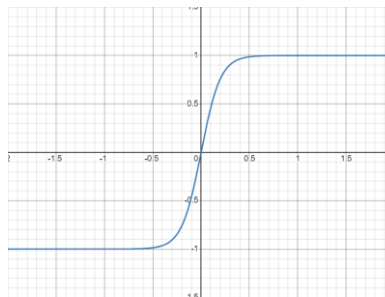


Figura 3: funzione tangente iperbolica

- **Funzione Rectified Linear Units (ReLU):**  
Funzione lineare che rimane nulla per valori di  $X$  negativi. Utile poiché filtra i valori negativi di ingresso e la sua derivata risulta semplice.

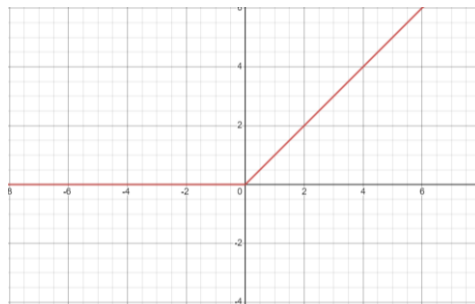


Figura 4: funzione "Rectified Linear Units"

Esiste una versione simile a questa funzione chiamata "Leaky ReLU" che, però, limita il "filtraggio" dei valori negativi applicando un coefficiente compreso tra 0 e 1.

- **Funzione a Gradino:**  
La funzione a gradino, a differenza delle altre funzioni, è caratterizzata da un comportamento puramente binario in quanto, a seguito del superamento dell'input di una certa soglia, attiva al massimo il neurone che, in caso contrario, si trova in uno stato di totale inattività.

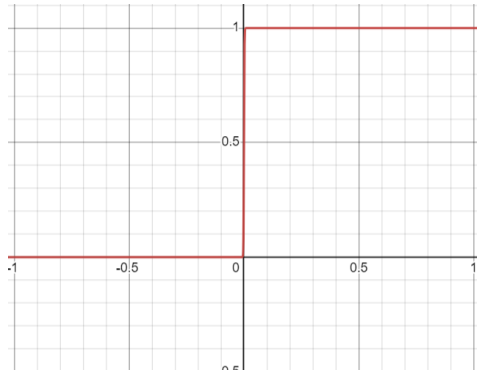


Figura 5: funzione a gradino

Di seguito la rappresentazione della struttura di un neurone:

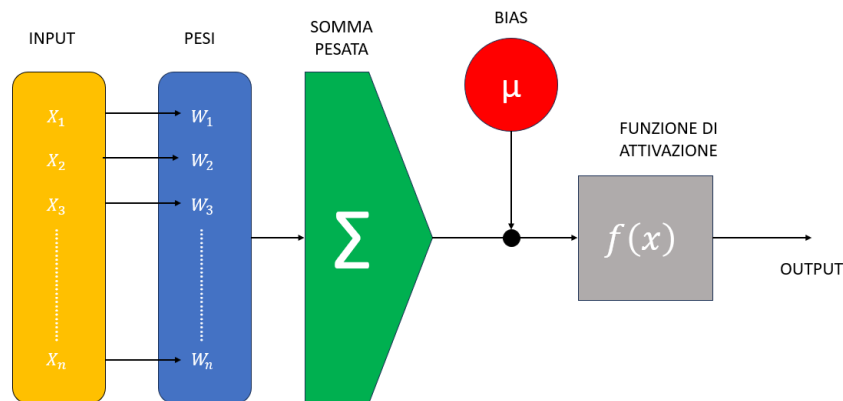


Figura 6: struttura del neurone di una rete neurale

Ogni rete neurale è composta da diversi neuroni collegati tra loro attraverso connessioni sinaptiche, formando una struttura complessa capace di poter apprendere dai dati. L'apprendimento automatico, ossia la capacità di una rete neurale di migliorare le proprie prestazioni in un determinato compito attraverso l'esperienza, è il concetto che sta alla base delle reti neurali ed avviene mediante l'addestramento della rete su un'enorme quantità di dati, consentendo ad esse di regolare il peso delle connessioni tra i neuroni per ridurre gli errori di previsione.

Per comprendere la loro funzione è importante studiarne le caratteristiche e l'architettura. Esistono molti tipi di reti neurali, ciascuna progettata per dei compiti specifici. Le 4 tipologie principali di reti neurali sono:

- Feed-Forward (FFNN)
- Convoluzionali (CNN)
- Ricorrenti (RNN)
- Auto-encoders

### 2.3.1. Rete Neurale Feed – Forward

Le reti neurali feed-forward, altrimenti note come perceptron multilivello, rappresentano un pilastro fondamentale nel campo del machine learning in quanto sono una delle architetture più semplici, ma anche più diffuse. La caratteristica peculiare di esse sta nella direzione unilaterale che percorre il flusso di informazione che, a differenza delle reti neurali ricorrenti, parte da nodi di input, attraversa i nodi intermedi e arriva ai nodi di output senza alcun ciclo o loop.

Esse sono composte da un'architettura sequenziale, formata da tre livelli, ognuno composto a sua volta da un certo numero di nodi (neuroni): *input layer*, *hidden layer* ed *output layer*.

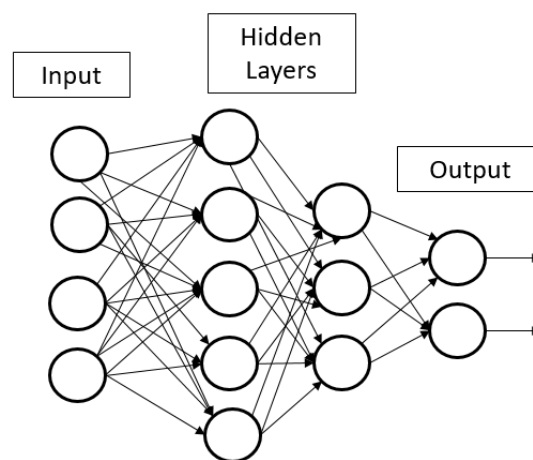


Figura 7: struttura rete neurale feed-forward

L'input layer costituisce il punto d'ingresso da cui la rete riceve i dati da dover processare. Successivamente, le informazioni avanzano attraverso uno o più layer intermedi ossia gli hidden layer che, nonostante siano nascosti dal mondo esterno, svolgono una funzione fondamentale nell'elaborazione dei dati. Ogni hidden layer è collegato sia ai nodi del layer successivo che di quello antecedente e, mediante l'applicazione di pesi specifici, consente di ponderare l'importanza delle informazioni provenienti dai layer precedenti.

Il numero di hidden layer, generalmente, dipende dalla complessità del problema a cui si interfaccia e modifica in modo consistente la capacità di imparare rappresentazioni gerarchiche ed astratte dei dati, migliorando la sua capacità di generalizzazione su nuovi esempi. Uno dei compiti più ardui nella progettazione di queste architetture è valutare il numero adatto di hidden layer in quanto esistono due trade-off critici: uno tra il numero di hidden layer e la qualità dei risultati, l'altro tra grandezza della rete e capacità della rete di generalizzare. Il rischio di avere un numero eccessivo di hidden layer si chiama "overfitting" ossia la difficoltà del modello di elaborare dati sensibilmente diversi dai dati di training in quanto legato a dettagli di essi.

Infine, l'informazione elaborata raggiunge l'ultimo strato della rete composto dall'output layer. Esso, in base alla natura del problema, restituisce la previsione per cui è stata progettata la rete, che può variare dalla classificazione alla previsione di serie temporali.

In particolare, le reti neurali feed-forward, grazie alla loro struttura sequenziale ed all'assenza di cicli, trovano maggiore applicazione per problemi di classificazione, predizione, regressione, apprendimento supervisionato, riduzione della dimensionalità e riconoscimento del linguaggio naturale.

L'algoritmo utilizzato in una rete neurale feed-forward opera in maniera iterativa sui dati di input e, inizialmente, assegna dei valori di peso ed offset casuali ad ogni neurone. Successivamente, comincia a processare ogni istanza del set di dati di training ed ogni neurone, mediante l'applicazione dei pesi, offset e funzione d'attivazione, calcola il risultato e lo inoltra al nodo successivo finché non verrà generato l'output. Il risultato ottenuto verrà confrontato con il valore atteso, calcolando così l'errore che, a sua volta, verrà inviato a ritroso a tutti i nodi che aggiorneranno i valori dei pesi e degli offset (questo fenomeno è chiamato "backpropagation"). Il processo convergerà ad una fine quando la percentuale di accuratezza supera una certa soglia imposta, la percentuale d'errore è al di sotto della soglia e finché l'intero set dei dati di addestramento non sarà processato dall'algoritmo di apprendimento per un certo numero di volte.

La rete neurale Feed-forward riesce a raggiungere una buona performance soprattutto in presenza di un grande numero di dati ma, a causa della sua natura di "black box", non è possibile interpretare il modello. Inoltre, un altro limite di questa struttura è la non incrementabilità, ossia l'impossibilità di processare nuovi dati senza dover ri-addestrare la rete, che, a sua volta, a causa del calcolo di parametri di tuning complessi, comporta una perdita in termini di tempo. Nonostante ciò, la struttura feed-forward risulta comunque tra le più robuste ad outlier e rumori.

### 2.3.2. Rete Neurale Convolutionale

Un'altra struttura diffusa nell'ambito del machine learning è la rete neurale convoluzioneale (CNN). Esse fanno parte della famiglia delle reti feed-forward ma il loro utilizzo si focalizza più per scopi di classificazione e di computer vision, come per esempio guida autonoma o diagnostica per immagini. Le reti neurali convoluzionali, rispetto alle altre configurazioni di rete, offrono un approccio più scalabile alle attività di classificazione delle immagini e riconoscimento degli oggetti in quanto il pattern di connettività tra i neuroni è ispirato dall'organizzazione della corteccia visiva animale, i cui neuroni individuali sono disposti in maniera tale da rispondere alle regioni di sovrapposizione che tassellano il campo visivo (Rete neurale convoluzioneale, s.d.). Esse, infatti, grazie alle ottime performance con input di tipo multimediale, trovano ampio utilizzo per il riconoscimento di immagini e video, nei sistemi di raccomandazione, nell'elaborazione del linguaggio naturale e, recentemente, nella bioinformatica<sup>3</sup>.

---

<sup>3</sup> Bioinformatica: disciplina scientifica dedicata alla risoluzione di problemi biologici con metodi informatici

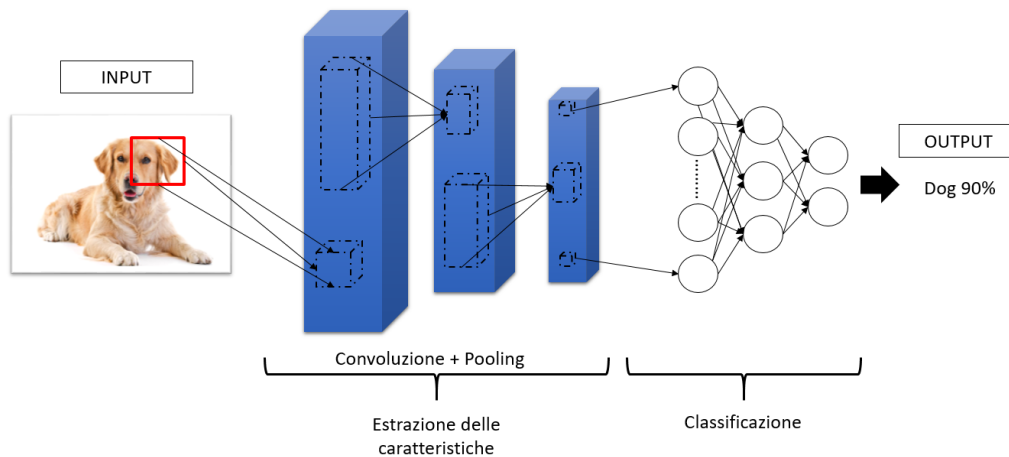


Figura 8: struttura rete convoluzionale

Le reti neurali convoluzionali (CNN) hanno una struttura particolare composta da layers convoluzionali che svolgono una funzione cruciale nell'estrazione delle caratteristiche dall'input e, di seguito, da una rete feed-forward (totalmente connessa) che permette di elaborare l'output.

Il livello convoluzionale, che rappresenta l'essenza di una rete neurale Convoluzionale (CNN), svolge un ruolo fondamentale nell'elaborazione di dati bidimensionali come immagini o video, con l'obiettivo di estrarre caratteristiche rilevanti. Questo livello può essere composto da un numero variabile di strati, che può arrivare a diverse decine o centinaia.

La funzione principale del livello convoluzionale è eseguire una trasformazione matematica che coinvolge l'uso di un filtro, o kernel, e una porzione dei dati di input. Il risultato di questa operazione è una mappa delle caratteristiche, o feature map.

Supponendo che i dati di input siano costituiti da un'immagine tridimensionale, il filtro si muove attraverso i campi recettivi dell'immagine, permettendo l'estrazione di diverse caratteristiche locali. Il filtro può essere considerato come un tensore, ovvero un vettore N-dimensionale in cui il numero di dimensioni corrisponde al rango. Nel caso di un'immagine, ogni filtro sarà rappresentato da un tensore di rango tre, che descrive le dimensioni di altezza, larghezza e numero di canali (ad esempio, RGB). Il filtro viene quindi applicato a una specifica area dell'immagine e si calcola un prodotto scalare tra i pixel di input e il filtro. Il risultato di questo prodotto scalare viene successivamente inserito in un array di output. Il filtro si sposta quindi di un passo, ripetendo il processo fino a quando non ha attraversato l'intera immagine. L'output finale, ottenuto dalla serie di prodotti scalari tra l'input e il filtro, è noto come mappa delle caratteristiche.

Dopo ogni operazione di convoluzione, la CNN applica una trasformazione ReLU (Rectified Linear Unit) alla mappa delle caratteristiche, introducendo così la non linearità nel modello. Questa funzione d'attivazione è preferita alle altre in quanto permette di evitare il rischio di gradiente evanescente e, inoltre, la sua derivata è semplice da calcolare comportando un beneficio per la backpropagation.



Come anticipato precedentemente, le operazioni di convoluzione e pooling vengono effettuate in maniera iterativa con lo scopo di poter catturare più caratteristiche possibili. In particolare, durante il processo di training, ogni layer convoluzionale impara a riconoscere dei pattern particolari dal tensore d'input e, ad ogni iterazione, vengono catturate caratteristiche sempre più astratte.

Successivamente viene effettuata l'operazione di pooling che permette la riduzione della dimensionalità, diminuendo il numero di parametri all'input del layer convoluzionale seguente. L'operazione di pooling avviene in modo analogo a quella convoluzionale applicando un filtro che, a differenza della convoluzione, non contiene alcun peso ma effettua un'operazione d'aggregazione statistica, popolando così l'array di output. Esistono due tipologie di pooling:

- MaxPool: è la tipologia più diffusa nel quale il filtro viene applicato al tensore di input e seleziona il valore massimo da inviare al tensore d'output.

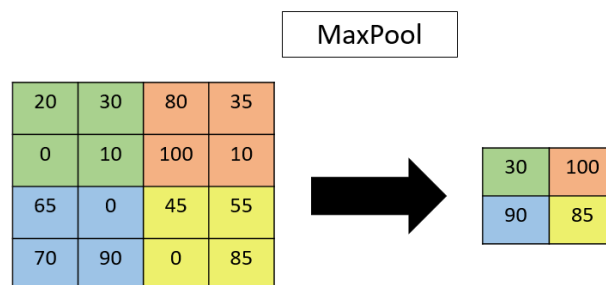


Figura 9: funzionamento Max Pooling

- AVGPool: in questa tipologia di pooling, a differenza della precedente, il filtro seleziona il valore medio da inviare al tensore di output.

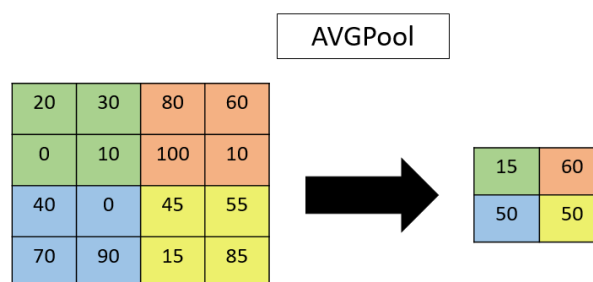


Figura 10: funzionamento Average Pooling

Nonostante l'operazione di pooling comporti la perdita di informazioni, esso offre dei vantaggi in termini d'efficienza in quanto permette di ridurre la complessità del modello e limita il rischio di overfitting.

Infine, l'output generato dall'ultimo livello convoluzionale coincide con l'input del livello completamente connesso, il cui funzionamento è analogo ad una rete feed-forward, che effettua la classificazione facendo leva su una funzione d'attivazione softmax e producendo una probabilità compresa tra 0 e 1.

### 2.3.3. Rete Neurale Ricorrente

La rete neurale ricorrente (RNN) è una generalizzazione della rete Feed-Forward con la differenza che il flusso delle informazioni non è unidirezionale in quanto i neuroni sono collegati tra loro in cicli. Questa struttura implica che gli output di uno strato di un livello superiore della rete sono utilizzati anche come input di uno strato di livello inferiore, consentendo al neurone di mantenere una memoria dello stato ed elaborare ciclicamente dati sequenziali. L'interconnessione tra i nodi permette alla rete di modellare un comportamento dinamico temporale dipendente dalle informazioni ricevute agli istanti di tempo precedenti.

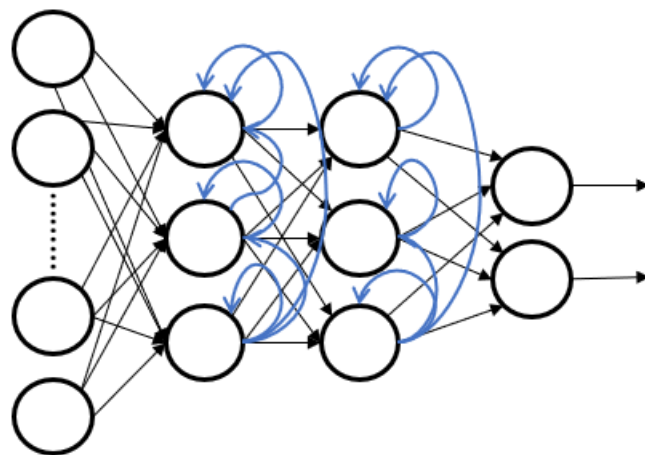


Figura 11: struttura rete ricorrente

Inoltre, un'altra caratteristica peculiare delle RNN è la condivisione dei parametri di peso tra i nodi dello stesso livello. Questo permette alla rete di poter catturare informazioni relative a dipendenza temporali tra i dati e le rende adatte per compiti in cui l'ordine delle informazioni è cruciale.

Durante l'addestramento, per calibrare ed aggiornare i pesi dei nodi, si fa uso del concetto di "Backpropagation Through Time" (BPTT) che estende la retropropagazione dell'errore attraverso le diverse iterazioni temporali, aggiornando i pesi durante tutti i loop. Questo processo, tuttavia, causa un problema noto come "vanishing gradient", in cui i gradienti decrescono troppo rapidamente per poter aggiornare i pesi. Ciò causa a sua volta una difficoltà della rete ricorrente di conservare dati in memoria a lungo termine che possono essere ovviate adottando varianti strutturali avanzate delle RNN come le "Long Short-Term Memory" (LSTM) e le "Gated Recurrent Unit" (GRU) che integrano meccanismi di memoria sofisticati, consentendo loro di gestire in modo più efficace le dipendenze a lungo termine nelle sequenze.

### 2.3.4. Auto-encoders

Infine, l'ultima tipologia di rete neurale che verrà analizzata è l'auto-encoder che è un tipo di architettura progettata per codificare in modo efficiente i dati di input fino alle caratteristiche essenziali e, successivamente, decodificare l'input originale a partire dalla rappresentazione compressa. L'obiettivo principale di questa tipologia di rete è apprendere in maniera non supervisionata caratteristiche dell'input non etichettate, addestrando il modello ad ignorare dati insignificanti. Questa capacità di apprendere una rappresentazione compatta dei dati trova particolare utilizzo soprattutto in ambiti relativi al riconoscimento facciale, denoising delle immagini, comprensione del significato delle parole ma anche in modelli generativi, creando quindi dei risultati totalmente nuovi ispirati da caratteristiche dei dati di addestramento.

La sua struttura è composta da tre componenti principali: un encoder, che comprime i dati di input nello *spazio latente*<sup>4</sup>, il codice, ossia i dati di input compressi generati dall'encoder, e un decoder che ricostruisce l'output originale dalla rappresentazione latente.

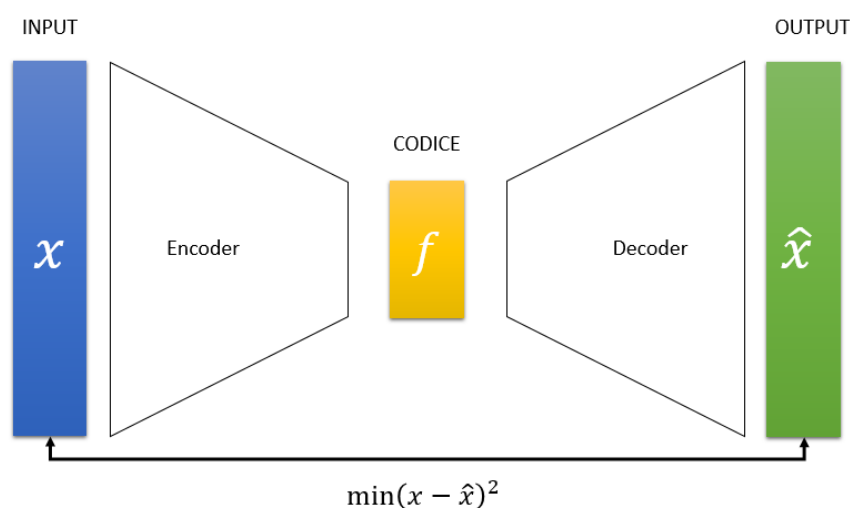


Figura 12: struttura auto-encoder "vanilla"

Il codice viene anche identificato come "collo di bottiglia" in quanto contiene la rappresentazione più compressa dei dati ed è identificato sia come output dell'encoder che come input del decoder. Tipicamente la dimensione del codice determina la quantità di dati da comprimere ed è utilizzato come termine di regolarizzazione per risolvere problemi come sovradattamento o sottoadattamento. Sia l'encoder che il decoder sono modellati come delle reti neurali feed-forward collegati tra loro da uno o più strati nascosti e progettati con lo stesso numero di nodi per facilitare la ricostruzione dell'input. Per fare ciò, viene fatto uso del meccanismo di backpropagation durante la

<sup>4</sup> Spazio latente: insieme delle variabili latenti di un determinato set di dati di input

fase di addestramento che permette di minimizzare l'errore di ricostruzione<sup>5</sup> ed aggiornare i pesi per ottimizzare la capacità di rappresentazione.

La funzione principale del decoder è quello di addestrare l'encoder a filtrare soltanto le informazioni utili ed infatti, in molte applicazioni di auto-encoder, dopo l'addestramento il decoder viene rimosso al fine di utilizzare l'encoder come componente di un'altra rete neurale.

Il vantaggio di una struttura come l'auto-encoder rispetto ad altre configurazioni che effettuano una riduzione dimensionale dei dati, una tra tutte la PCA, è la capacità di poter acquisire correlazioni complesse non lineari.

Esistono varie configurazioni di auto-encoder:

- Auto-encoder Incompleti: è una variante degli auto-encoder standard in cui l'encoder o il decoder (o entrambi) sono ridotti o semplificati rispetto alla loro architettura completa, principalmente per motivi legati alla riduzione della dimensionalità. I livelli intermedi contengono un numero di nodi minore rispetto all'input e l'output ed il codice ha una capacità fissa.
- Auto-encoder Regolarizzati:
  - Sparsi: a differenza degli auto-encoder classici, questa configurazione è caratterizzata da una "funzione di scarsità" che impone un vincolo di nodi che possono essere attivi contemporaneamente. Ciò consente alla rete di raggiungere una maggiore capacità ma senza incorrere nel rischio di overfitting ed inoltre consente l'attivazione di alcuni nodi solo in presenza di determinate caratteristiche.
  - Contrattivi: essi sono progettati per avere una maggiore robustezza a variazioni non significanti dell'input attraverso un termine di regolarizzazione<sup>6</sup> che, durante il processo di addestramento, penalizza la rete se effettua delle modifiche all'output a seguito di variazioni non sufficientemente consistenti dell'input e viceversa se l'output rimane stabile.
  - Denoising: gli encoder di denoising si distinguono dalle altre configurazioni in quanto sono addestrati nella rimozione del rumore gaussiano da dati corrotti. Essi, infatti, ricevono in input i dati di verità a cui vengono aggiunti dati di rumore che rendono l'input corrotto, ed il loro scopo è imparare a filtrare le informazioni significative per ricostruire fedelmente l'input originale.

---

<sup>5</sup> Errore di rappresentazione: differenza tra input e la sua ricostruzione

<sup>6</sup> Termine di regolarizzazione: applicazione della norma di Frobenius nella matrice Jacobiana delle attivazioni neurali

- Auto-encoder Variazionali (VAE): essi, invece, sono reti neurali probabilistiche in quanto integrano principi di apprendimento automatico e inferenza bayesiana per le modellazioni di distribuzioni di dati. A differenza degli altri auto-encoders, i VAE non si limitano a ricostruire un input ma sono modelli generativi poiché creano nuovi dati, apprendendo distribuzioni di probabilità dalle rappresentazioni compresse dai dati di addestramento.

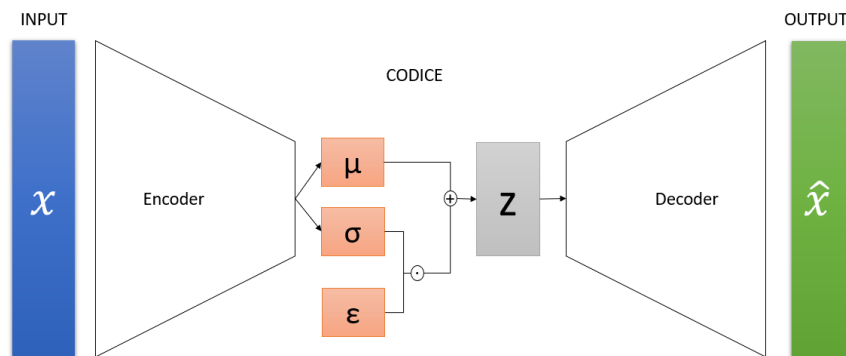


Figura 13: struttura auto-encoder variazionale

I VAE comprendono variabili latenti continue e non discrete come gli altri auto-encoders, estraendo dal set di dati di addestramento non un singolo vettore di codifica dello spazio latente ma due vettori distinti, un vettore delle medie ( $\mu$ ) ed un vettore delle deviazioni standard ( $\sigma$ ), che permettono di apprendere una codifica stocastica anziché una deterministica.

Per generare nuovi dati viene effettuato un campionamento casuale di un vettore latente ( $\epsilon$ ) dalla distribuzione gaussiana definita da  $\mu$  e  $\sigma$ , selezionando un punto di partenza casuale all'interno di essa che, successivamente, si sposta in base alla media e varianza. Per facilitare l'apprendimento e la backpropagation, i VAE utilizzano il trucco di riparametrizzazione che consiste nel trasformare la variabile latente  $\epsilon$  in una nuova variabile  $Z$  (definita come  $Z = \mu + \sigma * \epsilon$ )

## 2.4. Chatbot: cosa sono e come funzionano

I chatbot sono una forma di Intelligenza Artificiale programmata per simulare e mantenere una conversazione, sia scritta che orale (da qui "Chat"), con utenti umani, ricorrendo al linguaggio naturale. Un chatbot è un tipico esempio di IA e rappresenta una delle più semplici e diffuse *Human Computer Interaction* (HCI). Attualmente, il chatbot più noto è sicuramente ChatGPT, ma ne esistono di vario tipo; ad esempio, alcuni si limitano a scansionare le parole chiave che arrivano come input e ad elaborare una risposta con le parole chiave più corrispondenti (esattamente come i motori di ricerca), altri, invece, sfruttando sistemi di riconoscimento e analisi del linguaggio naturale (NLP – Natural Language Processing), riescono a simulare un dialogo umano, dando risposte automatiche a domande sempre più specifiche. Ecco perché bisogna distinguere tra chatbot pre-programmati e chatbot IA. Quest'ultimi, a differenza dei primi, sono

alimentati da una tecnologia di elaborazione del linguaggio naturale (NLP - Natural Language Processing), grazie alla quale sono capaci di leggere, decifrare e perfino interpretare sia lo scopo che l'intenzione di ogni domanda, anche laddove si celi un intento poco esplicito, fornendo risposte attinenti e il quanto più personalizzate. Per fare ciò, i chatbot IA sfruttano algoritmi complessi, che al contempo permettono al sistema di imparare dalle continue interazioni con gli utenti, i quali insegnano come migliorare livello di precisione, velocità ed efficienza. I chatbot pre-programmati, invece, hanno capacità molto più limitate e rispondono soltanto in base a istruzioni prestabilite, input e comandi.

I sistemi di chatbot per funzionare correttamente hanno bisogno di regole prestabilite che li orientano nelle risposte in base alle diverse situazioni e anche ad un insieme di dati per l'addestramento. I dataset, infatti, raccolgono diverse tipologie di *question answering* ovvero di richieste degli utenti finali e risposte possibili sulla base di variabili sempre più accurate (in alcuni casi, anche in più lingue). Per fornire un servizio sempre più accurato ed evitare errori, il processo di elaborazione del linguaggio naturale prevede più fasi. La prima fase è detta della *Tokenization* (cioè scomposizione in token: spazi, parole, punteggiatura e frasi). La seconda fase del processo si chiama, invece, *Part of Speech Tagging* (POS) ovvero quella dell'analisi morfologica e lessicale, nella quale vengono consultate liste enormi di parole (e derivati), coniugazioni e declinazioni. Infatti, per disambiguare un termine (si pensi a "pesca" come imperativo del verbo pescare o al sostantivo legato al frutto o all'aggettivo, inteso come colore) si compie l'analisi del contesto, ovvero l'analisi sintattica e la generazione di *Parse Tree* (o alberi sintattici)<sup>7</sup>. Per un'analisi più approfondita del testo interviene la *Named Entity Recognition* (NER) ovvero una sotto attività di *Information Extraction* (IE) che, attraverso regole e statistiche di machine learning, è finalizzata alla ricerca ed estrazione di *Named Entity* (NE), cioè l'estrazione delle unità più utili all'interno di un determinato contesto. I risultati di tali analisi sono sempre più sofisticati grazie al *deep learning*, che attraverso le fasi di analisi semantica e analisi del discorso (*coreference*) permettono di sintetizzare documenti ed estrarre informazioni utili da un testo.

Il termine chatbot venne coniato da Michael Mauldin nel 1994, il quale sviluppò Chatbot Verbot per programmi di conversazione su Windows e il web. Non bisogna stupirsi che essi esistano da circa trent'anni, in quanto da tempo noi utenti siamo abituati alle loro funzionalità senza saperlo, basti pensare ai motori di ricerca, che in pochissimo tempo sono capaci di fornirci enormi quantità di informazioni su tutti i nostri interrogativi, o alle chat nelle relazioni interpersonali, o ai classici assistenti virtuali dei dispositivi smart

---

<sup>7</sup> Un albero sintattico rappresenta la struttura sintattica di una stringa in accordo a determinate forme grammaticali. Il programma che produce quest'albero è detto parser. Gli alberi sintattici possono essere generati sia per l'elaborazione del linguaggio naturale ma anche per linguaggi formali o di programmazione.

home, fino a sistemi avanzati di CRM (*customer relationship management*) che riescono ad aggiornarci su novità e promozioni.

Nonostante le numerose funzionalità dei chatbot, essi fungono generalmente da “agenti intelligenti” o assistenti virtuali smart. Pertanto, diventano soluzioni vantaggiose anche per quelle aziende che svolgono attività di assistenza ai clienti e intendono migliorare la gestione dei processi di vendita grazie a un miglioramento del *customer experience*, in quanto offrono un servizio no stop 24/24 ore. Un valore che non dev'essere sottovalutato, in quanto le difficoltà di interazione con i brand da parte degli utenti influiscono negativamente sulle scelte dei consumatori; pertanto, le aziende per essere competitive devono dotarsi di soluzioni efficienti, che evitino frustrazione nei clienti.

Tra i chatbot più blasonati, quello più famoso in assoluto risulta essere ChatGPT. Esso è un modello di linguaggio basato sull'architettura GPT (“Generative Pre-trained Transformer”) sviluppato da OpenAI nel 2018. Nella definizione tratta dal sito ufficiale di OpenAI, organizzazione no-profit per la ricerca sull'Intelligenza artificiale, esso viene definito in inglese “a free-to-use AI system” ovvero un sistema gratuito di Intelligenza artificiale, che in unico posto, permette di creare conversazioni coinvolgenti, ottenere informazioni utili, automatizzare attività ed assistere al futuro dell'IA. Ciò che lo contraddistingue nel campo del *natural language processing* è l'utilizzo di un sistema estremamente performante di reti neurali di tipo transformer, che costituisce una derivazione delle strutture encoder-decoder con alcune differenze che permettono un'alta parallelizzazione dei calcoli, influenzando non solo le prestazioni del programma, ma anche i tempi di training. In particolare, le reti transformer, a differenza delle reti sequenziali che sono costrette ad analizzare un testo elemento per elemento, sono dotate della capacità di dare priorità ad una determinata parte dell'input processando così solo la sezione pertinente. Questa capacità deriva dall'implementazione di un algoritmo denominato meccanismo dell'attenzione, che è in grado di assegnare un punteggio ad ogni input e tenere conto di quel punteggio nella creazione dell'output.

Esistono diverse versioni di ChatGPT; si stima che la versione GPT-3 abbia fatto uso di ben 570 Gb di dati provenienti da internet che, per avere un'idea della mole di dati utilizzata, contenevano più di 300 miliardi di parole. Grazie alla sua architettura avanzata e all'estensivo processo di allenamento, le ultime versioni di ChatGPT, come il recente GPT-4, producono risposte ancora più fluide e pertinenti alle domande poste, con un grado di precisione impressionante anche per un essere umano. Ovviamente, l'addestramento di ChatGPT è in continuo aggiornamento attingendo sia a tutte le nuove informazioni condivise su internet, che ai feedback degli utenti allo scopo di potersi adattare alle nuove tendenze linguistiche e di migliorare continuamente la sua capacità di generare risposte pertinenti e naturali.





# Capitolo 3

## 3. EU AI Act: la legge Europea sull'Intelligenza Artificiale

Come già ampiamente discusso, l'ascesa dell'intelligenza artificiale ha rivoluzionato il modo in cui le tecnologie influenzano la nostra società e cambiato radicalmente diverse aree chiave. Con l'esponenziale aumento dell'uso delle tecnologie basate sull'intelligenza artificiale, e di conseguenza dei pericoli ad esse connesse, l'Unione Europea ha riconosciuto la necessità di garantire un quadro normativo adeguato che bilanci l'innovazione con la protezione dei cittadini e dei loro diritti fondamentali. La nuova legge europea rappresenta una pietra miliare a livello mondiale in quanto è la prima legge che entra nel dettaglio in merito al campo delle nuove tecnologie. Essa fornisce un quadro completo per lo sviluppo, l'implementazione e l'uso dell'intelligenza artificiale al fine di garantire la tutela dei diritti umani, la trasparenza e la responsabilità.

La prima versione del disegno di legge è stata presentata nell'aprile del 2021 e sono stati necessari due anni e mezzo per raggiungere una prima approvazione da parte delle istituzioni Europee. Nel dicembre 2023, infatti, si è arrivati ad un primo accordo in merito ai contenuti generali trattati nella legge e, nei prossimi mesi, gli organi europei lavoreranno per pubblicare i testi ufficiali di ogni singolo articolo così da approvarli e pubblicarli in gazzetta ufficiale.

### 3.1. Panoramica Generale della Legge

L' "European AI Act", con il suo approccio basato sul rischio, riflette la consapevolezza che non tutte le applicazioni di intelligenza artificiale generano gli stessi livelli di impatto e rischio per la società. Data la natura Europea della legge, è importante specificare che il quadro normativo è riferito solo ai settori che rientrano nell'ambito dell'applicazione del diritto Europeo. Inoltre, il consiglio dell'Unione Europea, nella prima approvazione ufficiale, ha definito delle tipologie di IA su cui, eccezionalmente, non sarà applicato il regolamento, ossia quelle utilizzate esclusivamente per scopi militari (o di difesa) e, analogamente, a scopo di ricerca e innovazione, con il requisito che non siano utilizzati per motivi professionali.

L'idea principale alla base della normativa è quella di aumentare la rigidità delle regole al crescere del livello di rischio di violazione dei diritti fondamentali generato dall'IA. In particolare, il quadro legislativo individua quattro livelli di rischio che fungono da guida fondamentale per l'applicazione delle misure regolatorie:

- Rischio Inaccettabile
- Rischio Alto
- Rischio Limitato
- Rischio Basso

L'articolo 5 della normativa stabilisce criteri precisi per identificare e classificare i sistemi di intelligenza artificiale come sistemi a rischio inaccettabile. Classificare un sistema come tale implica fattori che rappresentano una chiara minaccia per la sicurezza, la sopravvivenza e i diritti delle persone, vietando così l'immissione di tali sistemi sul mercato. L'articolo delinea criteri specifici per restringere le caratteristiche di tali sistemi per i quali il rischio è inaccettabile. In particolare, rientrano in questa categoria le intelligenze artificiali che utilizzano tecniche subliminali/manipolative per distorcere il comportamento di una persona causando danni fisici o mentali. Inoltre, sono considerati a rischio inaccettabile le IA che sfruttano la vulnerabilità di gruppi specifici, come quelli con disabilità fisica o mentale, al fine di alterare il comportamento in modo dannoso. La normativa estende il divieto di distribuzione anche alle IA utilizzate dalle autorità pubbliche per scopi di *social scoring*, classificando o valutando individui sulla base del loro comportamento sociale o delle loro caratteristiche personali, con conseguenze sfavorevoli in contesti estranei a quelli in cui i dati sono stati raccolti. Infine, la normativa impone restrizioni all'identificazione biometrica remota "in tempo reale" in luoghi accessibili al pubblico, consentendo tale pratica solo in circostanze determinate e limitate, come la ricerca di potenziali vittime di reati, la prevenzione di minacce gravi e imminenti o l'identificazione e il perseguimento di sospetti criminali.

L'articolo 6 della presente legislazione, invece, fornisce una classificazione delle intelligenze artificiali considerate pericolose, identificando quelle che generano "alti rischi" in termini di sicurezza delle persone e dei diritti fondamentali. Tale categorizzazione è effettuata per quei sistemi utilizzati in otto specifiche aree tematiche, comprendenti l'identificazione biometrica e la categorizzazione delle persone fisiche, la gestione delle infrastrutture critiche, l'istruzione e la formazione professionale, l'occupazione e la gestione dei lavoratori, l'accesso al lavoro autonomo, l'accesso ai servizi essenziali privati e pubblici, le forze dell'ordine, la gestione della migrazione, dell'asilo e del controllo delle frontiere, nonché l'amministrazione della giustizia e i processi democratici.

Conformemente alla legislazione, le IA identificate come ad alto rischio devono essere preventivamente registrate nel database di proprietà dell'Unione Europea prima di essere immesse sul mercato. Inoltre, tali IA sono tenute a adempiere a specifici requisiti concernenti caratteristiche quali robustezza tecnica, gestione dei dati di addestramento, governance dei dati, trasparenza, supervisione umana e sicurezza informatica.

Secondo le disposizioni di questa legge, le intelligenze artificiali devono rispettare una serie di requisiti generali per essere conformi. Questi requisiti abbracciano diversi aspetti cruciali, tra cui la necessità di adottare sistemi ben strutturati per valutare e mitigare i rischi. È altresì richiesto l'utilizzo di set di dati di qualità superiore, mirati a ridurre al minimo sia i rischi associati che gli esiti discriminatori. Un altro punto chiave riguarda la registrazione dettagliata delle attività svolte dalle IA, garantendo così una tracciabilità completa dei risultati ottenuti. Inoltre, la legge richiede che le IA forniscano documentazione esaustiva riguardo al loro sistema e alla finalità per cui sono progettate. Questo aspetto è particolarmente rilevante per consentire alle autorità di esaminare e

valutare la conformità delle IA con le disposizioni normative vigenti. La trasparenza nei confronti degli utenti è altresì un elemento fondamentale, e pertanto, le IA devono fornire informazioni chiare ed adeguate agli utenti finali riguardo al loro funzionamento e alle implicazioni del loro utilizzo. Inoltre, la legge prescrive l'implementazione di misure di supervisione umana adeguate, contribuendo così a minimizzare i rischi connessi alle attività delle IA. Infine, la normativa sottolinea l'importanza di mantenere un elevato standard di robustezza, sicurezza e precisione per le IA. Questi criteri mirano a garantire che le IA operino in modo affidabile e coerente con gli standard di sicurezza definiti dalla legislazione.

Saranno classificati come a rischio limitato i sistemi interattivi con gli esseri umani, quelli dedicati al riconoscimento delle emozioni, alle operazioni di categorizzazione biometrica, nonché le intelligenze artificiali coinvolte nella generazione o manipolazione di immagini, audio o contenuti video, come ad esempio i deepfake<sup>8</sup>. Questi sistemi, pur essendo soggetti a requisiti di trasparenza, dovranno obbligatoriamente informare chi interagisce con essi in modo inequivocabile sulla loro natura automatizzata, consentendo a chiunque di decidere se desidera proseguire l'interazione con una macchina o richiedere di parlare con un operatore umano.

Parallelamente, nel contesto di intelligenze artificiali a rischio limitato, come il modello generativo ChatGPT di OpenAI o Gemini di Google, verranno imposti specifici requisiti di trasparenza. Questi modelli saranno tenuti a divulgare chiaramente i contenuti generati dall'intelligenza artificiale, al fine di distinguere con chiarezza le produzioni artificiali dalle immagini autentiche. In aggiunta, saranno soggetti a valutazioni approfondite per mitigare i potenziali rischi associati alla salute, sicurezza, diritti fondamentali, ambiente, democrazia e stato di diritto. È importante sottolineare che anche tali modelli dovranno essere registrati nella banca dati dell'Unione Europea prima della loro introduzione sul mercato interno, garantendo così una vigilanza adeguata e una gestione responsabile delle tecnologie avanzate.

Tutti gli altri sistemi sono classificati come a basso o minimo rischio e possono essere utilizzati sul territorio europeo senza la necessità di aderire a specifici requisiti obbligatori. Tuttavia, è importante notare che la legislazione propone un codice di condotta con l'obiettivo di incoraggiare i fornitori a conformarsi volontariamente ai requisiti previsti per i sistemi ad alto rischio.

Tuttavia, l'applicazione dell'EU AI Act a modelli di intelligenza artificiale generativi come ChatGPT presenta alcune sfide come la difficoltà di classificare tali modelli in base al livello di rischio e la necessità di sviluppare adeguate procedure di valutazione e conformità. Nell'attuale quadro giuridico, gli obblighi discussi precedenti, non si applicano ai modelli di uso generale resi accessibili al pubblico con una licenza libera e open source che consenta l'accesso, l'utilizzo, la modifica e la distribuzione del modello

---

<sup>8</sup> Deepfake: contenuti multimediali generati da software di intelligenza artificiale (AI) che, partendo da contenuti reali (immagini e audio), riescono a modificare o ricreare, in modo estremamente realistico, le caratteristiche e i movimenti di un volto o di un corpo e a imitare fedelmente una determinata voce.

e i cui parametri, come pesi e informazioni relative all'architettura del modello, sono resi pubblici.

Nell'ultima versione dell'“European AI Act”, però, è stato inserito un nuovo titolo dedicato esplicitamente alle IA con scopo generale, ovvero il titolo ottavo, che permette di classificare questa tipologia di IA con o senza rischio sistemico. Secondo quanto riportato dall'articolo 52a del disegno di legge, un'IA generale è considerata a rischio sistemico se soddisfa uno dei seguenti criteri:

1. Dispone di capacità ad alto impatto, valutate sulla base di strumenti tecnici e metodologie adeguate, compresi indicatori e parametri di riferimento;
2. Sulla base di una decisione della commissione d'ufficio o a seguito di una segnalazione qualificata del gruppo scientifico, secondo cui un modello di IA per scopi generali ha capacità o impatto equivalenti a quelli di cui al punto 1.

Inoltre, nell'articolo 52a, è riportata la linea guida per poter valutare quanto descritto al punto 1, ossia se la tecnologia dispone di capacità ad alto impatto. Come indice di valutazione viene utilizzata la quantità di operazioni in virgola mobile che l'IA è capace di effettuare, indicata in flop<sup>9</sup>, e la soglia ritenuta limite citata nel testo è 10<sup>25</sup> (EU AI Act, 2024).

Al fine di poter inquadrare meglio la soglia sopracitata, si riporta una stima effettuata nel 2008 da Sandberg e Bostrom (Sandberg & Bostrom, 2008) della quantità di flops necessari per elaborare ciascun livello di dettaglio dell'emulazione cerebrale:

Livello di dettaglio dell'emulazione		FLOPS necessari per eseguire l'emulazione cerebrale in tempo reale
1	Modello di popolazione della rete analogica	10 <sup>15</sup>
2	Rete neurale a picchi	10 <sup>18</sup>
3	Elettrofisiologia	10 <sup>22</sup>
4	Metaboloma	10 <sup>25</sup>
5	Proteoma	10 <sup>26</sup>
6	Stati dei complessi proteici	10 <sup>27</sup>
7	Distribuzione dei complessi proteici	10 <sup>30</sup>
8	Comportamento stocastico delle singole molecole	10 <sup>43</sup>

Tabella 1: livelli di emulazione cerebrale e FLOPs necessari

<sup>9</sup> Flop: sigla di “FLOating point Operations Per Second”, che in informatica indica un'unità di misura della potenza di un calcolatore.

## 3.2. Limiti del progetto di legge

Rishi Bommasani, capo della società presso Stanford HAI “center for Research on Foundation Models”, ha portato avanti un’analisi sull’allineamento dei fornitori di modelli generativi, come OpenAI, DeepMind e Anthropic, all’attuale progetto di legge, portando alla luce aspetti che si trovano in una “zona grigia”.

In particolare, le aree in cui le aziende fornitrici non riescono a raggiungere l’obiettivo, includono la condivisione di un riepilogo dei dati protetti da copyright, utilizzati per addestrare i modelli, la rendicontazione non uniforme del consumo energetico, la divulgazione inadeguata della mitigazione del rischio e l’assenza di standard di valutazione o procedure di audit.

Inoltre, Bommasani ha osservato che la bozza di legge non considera l’ambito di utilizzo del modello. Se qualche tecnologia di IA, come ChatGPT, viene utilizzata per applicazioni mediche o legali anziché, ad esempio, per scopi di intrattenimento, ciò influenza notevolmente la trasparenza e la valutazione che potrebbero essere richieste. Un altro aspetto su cui si è notata una carenza è la mancata considerazione degli aspetti legati alla catena di approvvigionamento dei sistemi di IA come, per esempio, la costruzione dei set di dati e il metodo di formazione (Liang, 2023).

In merito a quest’ultimo punto, nel dicembre del 2023 è stata avviata una battaglia giudiziaria dal New York Times contro OpenAI accusandola di utilizzare articoli della famosa testata giornalistica per addestrare il proprio chatbot, violando la legge sul copyright. La denuncia portata avanti dal New York Times, infatti, citava risposte di GPT-4 che contenevano ampie porzioni di articoli su cui la testata giornalistica ha investito tempo e denaro, una su tutti l’inchiesta vincitrice del premio Pulitzer sull’industria dei taxi, che ha richiesto 18 mesi di lavoro.

Con l’avvento di modelli generativi open source, le testate giornalistiche si sono trovate inconsapevolmente di fronte a nuovi competitor. Data la mancanza di una regolamentazione chiara, le aziende che si occupano di intelligenza artificiale raccolgono le informazioni disponibili online, compresi gli articoli pubblicati dai media, per addestrare i chatbot generativi, attirando rapidamente investimenti miliardari. Nonostante ciò, a giugno, più di quattromila autori hanno firmato una lettera agli amministratori delegati di OpenAI, Google, Microsoft, Meta e altri sviluppatori di IA, accusandoli di “sfruttamento” perché i chatbot che stanno mettendo a punto “imitano e rigurgitano” il loro linguaggio, stile e idee.



# Capitolo 4

## 4. Benefici dell'IA: produttività e accuratezza

Uno studio effettuato dalla Harvard Business School (HBS) in collaborazione con il Boston Consulting Group, nella pubblicazione intitolata “Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality”, ha rilevato che l'utilizzo di tool d'intelligenza artificiale aumenta la produttività dei lavoratori e l'accuratezza in determinati compiti causando, però, un effetto compensativo su altri compiti che vanno oltre una certa “frontiera tecnologica”.

In particolare, i ricercatori hanno scoperto che, attualmente, le capacità dell'intelligenza artificiale coprono un insieme disomogeneo di competenze che definiscono una “frontiera tecnologica frastagliata”: al di fuori di questa frontiera, i risultati dell'intelligenza artificiale non sono accurati o addirittura potrebbero peggiorare le prestazioni umane.

Questo studio è stato sottoposto a 758 consulenti a cui sono stati assegnati 18 compiti di consulenza realistici per monitorare i cambiamenti nella produttività e nell'accuratezza dei lavoratori. Lo studio ha rilevato che, rispetto ai lavoratori senza accesso all'intelligenza artificiale, coloro che hanno utilizzato GPT-4 hanno completato in media il 12,2% in più di attività, il 25,1% più velocemente. Inoltre, il 40% del gruppo di prova ha prodotto risultati di qualità superiore, ma allo stesso tempo, i consulenti che utilizzavano l'intelligenza artificiale per compiti considerati fuori frontiera avevano il 19% in meno di probabilità di produrre soluzioni corrette rispetto a quelli senza intelligenza artificiale.

Uno degli autori, nonché professore dell'HBS, Karim Lakhani, ha affermato che l'IA “sbloccherà molto potenziale in più per gli esseri umani, per tutti noi, se sai come usarlo”. Questa prospettiva ottimistica sottolinea l'importanza di comprendere e sfruttare al meglio le capacità dell'IA per il nostro vantaggio (Dell'Acqua, et al., 2023).

Tuttavia, gran parte della popolazione percepisce queste tecnologie come una minaccia al lavoro umano ed alla privacy personale, preoccupandosi particolarmente in merito all'aumento dei tassi di disoccupazione, all'utilizzo da parte di entità irresponsabili ed alle conseguenze relative all'uso improprio dei dati raccolti. In contrapposizione a queste preoccupazioni, però, l'altra porzione di popolazione crede fermamente che l'intelligenza artificiale possa aiutare gli esseri umani a superare sfide complesse e accelerare i progressi in vari settori, tra cui l'istruzione, l'assistenza sanitaria, i trasporti e la ricerca scientifica, permettendo di catalizzare una maggiore creatività umana e guidare le scoperte per ampliare le frontiere della conoscenza umana.

## 4.1. Il paradosso della produttività

In contrapposizione alle visioni ottimistiche dei sostenitori dell'IA, tra cui si annoverano società di consulenza internazionale come McKinsey (Lane M. & Saint Martin A., 2021), Accenture (How AI boosts industry profits and innovation, 2017) e PWC (Artificial Intelligence in HR: a No-brainer., 2018), che nei loro rapporti stimano un rivoluzionario incremento dei prodotti e dei consumi grazie all'IA - ad esempio, McKinsey stima un aumento del PIL mondiale del 1,2% annuo e Accenture afferma che la produttività aumenterà del 38% (nei paesi più avanzati a livello tecnologico, tra cui non figura l'Italia) entro il 2035 - si trovano posizioni del tutto opposte, per certi versi pessimiste, che guardano alle straordinarie previsioni di crescita solamente come proiezioni di un futuro possibile e pertanto confutabili. Ad esempio, l'economista americano Gordon R., comparando i dati sulla produttività nel settore manifatturiero condotto tra i paesi OCSE, sostiene che l'IA non avrebbe la capacità di incidere in modo rilevante sulla produttività (Gordon, 2018). Per dimostrarne la veridicità, considera uno studio effettuato tra il 2006 e il 2016, in cui la produttività, intesa come il valore aggiunto prodotto per lavorare, è risultata inferiore nel settore manifatturiero rispetto al decennio prima. Secondo questa impostazione, l'IA dunque non porterà a miglioramenti straordinari, sostenendo che ciò che doveva innovare l'ha già fatto (ricerca medica, veicoli senza conducente) e non ci si può aspettare di più. A questa prospettiva "riduttiva" dell'IA, si aggiunge anche quella relativa agli effetti dell'IA sulla compressione di domanda e retribuzione del lavoro (Acemoglu, D. & P. Restrepo, 2018). In quanto si prevede che l'IA, intesa come tecnologia di automazione, sostituirà gradualmente il valore del capitale a discapito del lavoro umano, destinando lavori manuali e anche cognitivi (come, ad esempio, mansioni ripetitive) ad algoritmi e macchinari. Una progressiva sostituzione che attiverrebbe una diminuzione dell'offerta del lavoro, un conseguente abbassamento dei salari e dunque una crisi nell'accesso ai consumi, scindendo così l'assioma "accumulo di capitale e aumento della redditività del lavoro". Frey C. B., economista e storico economico svedese-tedesco, ha valutato che entro il 2050, il 40% della forza lavoro sarà sostituita dall'IA, l'OCSE invece calcola, in modo più prudente, che tale sostituzione indotta da IA nel campo dell'automazione sarà del 14% nei prossimi dieci anni (Frey & Osborne, 2017). Nonostante ciò, entrambi gli scenari presentano dei limiti, in quanto la produttività non può considerarsi soltanto come l'interazione tra fattori produttivi, ma è legata a variabili di contesto. Ad esempio, la competenza di usare l'IA nel mondo è ancora ridotta e diseguale, ed inoltre certe previsioni tendono a dare per scontato che l'IA possa sostituire completamente ed efficacemente il lavoro umano o addirittura che l'IA sia una tecnologia di automazione, quando invece sembrano emergere altre sue qualità, come: la traduzione ed il movimento (Naudé, 2019).

Ad oggi, gli unici studi che hanno portato ad evidenze empiriche sugli impatti dell'IA, si sono concentrati sul settore manifatturiero e sul contesto produttivo statunitense (McElheran, 2018) (Felten, Raj, & Seamans, 2019); essi asseriscono che l'IA non ridurrà la domanda di lavoro, anzi innescherà una tendenza opposta che vedrà una crescita dei salari per i lavoratori più qualificati e, come osservato dallo studio di Fossen e Sorgner,



basato su una *survey* rivolta a imprenditori e impiegati, grazie ai progressi dell'IA ci sarà una maggiore stabilità del lavoro e una crescita dei salari, prospettando un'integrazione dell'IA nel lavoro umano anziché una sostituzione (Fossen & Sorgner, 2019). Evidenze che si scontrano però, con i dati emersi dallo studio degli annunci di lavoro negli USA (in particolare nei settori in cui è in uso l'IA), nel periodo 2010-2018 di Acemoglu *et al*, che hanno riscontrato una riduzione delle offerte di lavoro legate all'automazione, in quanto più facilmente affidate a macchine intelligenti (Acemoglu & Restrepo, 2020). Dati che tuttavia sono ancora poco significativi e che possono autorizzare soltanto a ipotesi, ricerche e ulteriori previsioni. In ultima istanza, per valutare se l'IA possa incidere o meno sulla produttività, bisogna chiedersi però che cosa si intende per produttività, in quanto non si può considerare semplicemente il settore manifatturiero. Proprio perché negli ultimi anni si stanno notando qualità straordinarie dell'IA nel campo della conoscenza, cioè per attività cognitive (non sempre ripetitive) e pertanto "immateriali". In conclusione, per rispondere alla domanda sulle conseguenze dell'IA sulla produttività bisogna assumere uno sguardo diversificato e interdisciplinare che tenga conto dei diversi settori produttivi, nel quale un ruolo significativo giocano le istituzioni politiche che avranno il ruolo di dirigere e normare certi mutamenti tecnologici.

#### 4.2. Il punto di vista di Microsoft Italia: il contributo positivo dell'IA a livello aziendale e un nuovo concetto di produttività.

Pietrobon M. (direttrice Modern Work e coordinatrice del team dedicato a Microsoft 365) si occupa di supportare le aziende a migliorare i loro livelli di efficienza e produttività, accelerando il processo di adozione dell'IA di nuova generazione. Secondo Pietrobon, infatti, l'integrazione dell'IA a livello aziendale può avere un grande impatto a livello di produttività. Quest'ultima intesa come maggior *engagement* e maggior tempo a disposizione dei lavoratori per attività significative e di tipo creativo. Infatti, dai dati osservati nello studio *Work Trend Index* dal titolo "The New Performance Equation in the Age of AI" e "Will AI fix work?" sembra che i dipendenti delle aziende soffrano sempre più di affaticamento e *overload*, causato da mansioni secondarie, come: reperimento di dati, comunicazioni attraverso riunioni, e-mail e chat, produzioni di documenti, fogli di calcolo e presentazioni (Work Trend Index Annual Report, Will AI Fix Work?, 2023) (Work Trend Index Special Report: The New Performance Equation in the Age of AI, 2023). Attività che non permettono di concentrarsi adeguatamente sul proprio lavoro, disperdendo creatività e senso di *engagement* dei dipendenti e determinando effetti negativi sul business. Pertanto, nonostante una diffusa preoccupazione per la sostituzione dei posti di lavoro da parte dell'IA, la maggior parte dei lavoratori si dimostra disponibile a delegare del lavoro all'IA, pur di guadagnare più tempo per concentrarsi sugli impegni importanti e sui processi creativi, ed anche molti leader aziendali sarebbero disposti ad aumentare l'uso di strumenti supportati dall'IA per sostenere (e non sostituire) la forza lavoro. Condizioni che ovviamente prevedono un cambio di paradigma nei confronti dell'IA, e la disponibilità a un nuovo modo di lavorare e collaborare con l'IA, intesa come copilota del proprio lavoro. Cambiamento che presuppone, al contempo, una maggiore consapevolezza e conoscenza dell'IA da parte

dei lavoratori, i quali devono discernere quando e come utilizzarla. Pietrobon, dunque, prospetta un nuovo modello di lavoro, che passerà dalla capacità di lavorare e collaborare sempre più con l'IA e dalla conseguente nascita di nuove competenze chiave per i lavoratori. Resta dunque alle aziende investire sull'apprendimento e la formazione dei propri dipendenti per sfruttare adeguatamente le opportunità offerte dall'IA. Per tutti questi motivi, Microsoft ha messo sul mercato Copilot, uno strumento di IA che intende, come pubblicizzato dalla stessa azienda, migliorare il mondo dei lavoratori e delle imprese su tre versanti, ovvero creatività, produttività e competenza. Per avere degli esempi pratici, lo strumento *Copilot* in Word permette di avviare il processo creativo, in quanto offre una prima bozza su cui lavorare rispetto a un dato argomento, risparmiando tempo di ricerca, scrittura e modifica; su Outlook, invece, sintetizzando lunghi thread di e-mail aiuta alla stesura rapida di possibili risposte. Oppure, nelle riunioni riesce a riassumere i punti chiave e suggerisce step successivi in tempo reale. A livello di competenze, gli strumenti basati sull'IA, come in questo caso *Copilot* di Microsoft, permettono agli utenti di migliorare ciò che già sanno fare e padroneggiare più velocemente ciò che ancora non conoscono. Ad esempio, alcune funzionalità potranno essere sbloccate dal linguaggio naturale.

### 4.3. L'IA, il rialzo della Borsa e il caso NVIDIA

Al di là di teorie più o meno ottimistiche, l'entusiasmo nei confronti dell'IA è evidente dai dati dei mercati internazionali. NVIDIA Corporation, azienda tecnologica statunitense con sede a Santa Clara, specializzata nello sviluppo di processori grafici per il mercato videoludico e professionale, moduli *System-on-a-chip*, *Mobile computing* e per l'industria automobilistica, ha chiuso il 2023 con oltre 60 miliardi di dollari e utili sestuplicati a quasi 30 miliardi (Rai News, s.d.). Un netto rialzo, registrato ad oggi per Milano, Francoforte, Parigi e in coda Londra, ed anche per le borse asiatiche; Tokyo, ad esempio, grazie ai titoli tecnologici è salita ad oltre il 2%, superando il massimo storico, risalente a 35 anni fa.

La sempre più crescente domanda dei prodotti acceleratori di IA - ovvero chip che consentono di elaborare dati da fornire ai modelli IA, che hanno contribuito alla diffusione di chatbot e altri servizi di IA - forniti dal colosso statunitense NVIDIA ha fatto schizzare alle stelle i mercati finanziari di febbraio. Uno scenario che sicuramente non si fermerà a breve, anche se l'azienda mette in evidenza che in Cina le vendite sono calate a causa delle politiche americane. Dato, quest'ultimo, che ci dà uno spunto di riflessione riguardo il concetto di produttività. Come già affermato, infatti, esso non riguarda solo processi intrinseci alle imprese e al mercato, ma anche questioni politiche e istituzionali.

Ciò che stupisce è che questa azienda, fondata nel 1993 e solo da tre anni specializzata nella produzione di chip, in così poco tempo sia diventata la maggiore beneficiaria del boom dell'IA (superando o quasi *Intel*), in quanto annovera tra i suoi investitori e clienti Google, Microsoft, Apple, Amazon, Meta, i quali non solo hanno scommesso sul settore, ma hanno necessità del loro hardware. Il suo successo è stato quello di concentrarsi nella

produzione di chip, che sono diventati dei riferimenti per l'IA. Una domanda, che nonostante l'aumento dell'offerta, non si ferma, poiché l'IA ha innescato un nuovo tipo di investimenti, ovvero quello dei data center a livello mondiale e come afferma Debach G. (Italian market analyst di eToro), l'attività dei data center sarà un giro d'affari sempre più in aumento, e non una tendenza passeggera, che inciderà sulla redditività e la produttività delle aziende, che già puntano alla realizzazione di nuovi chip acceleratori di IA da installare in nuovi computer e smartphone, che consentiranno di attivare l'IA generativa a livello locale, direttamente dal proprio dispositivo, in modo più rapido e sicuro, senza dover viaggiare dal datacenter a noi, evitando rischi collegati alla privacy o alla proprietà intellettuale (L'Intelligenza artificiale giunta a un punto di svolta: Nvidia vola, 2024).



# Capitolo 5

## 5. Chatbot e successo accademico: un'analisi dell'impatto sull'apprendimento universitario

In un contesto di crescente adozione dell'intelligenza artificiale, le opinioni sulla sua influenza variano notevolmente e questa dualità di percezione è evidente quando si tratta dell'uso dei chatbot nell'ambito dell'istruzione e dell'apprendimento.

Come già sottolineato nei capitoli precedenti, L'IA generativa sta avendo un impatto sempre più importante sulla vita quotidiana, in modo particolare su quella degli studenti universitari. I chatbot sono uno dei principali esempi di come l'IA possa assistere durante l'esperienza di apprendimento degli studenti. La rapida diffusione di tecnologie generative di questo tipo ha suscitato l'attenzione su questioni etiche e impatti sociali, tanto da far sottoscrivere alle principali istituzioni europee il primo regolamento che definisce le linee guida per uno sviluppo responsabile delle intelligenze artificiali. La potenza di questa tecnologia sta trasformando inevitabilmente la modalità di fruizione alle informazioni ed il modo in cui gli studenti si interfacciano al mondo accademico. I tool basati sull'intelligenza artificiale possono migliorare notevolmente le prestazioni e la motivazione degli studenti negli ambienti di apprendimento, offrendo un aiuto personalizzato e interattivo e migliorando l'esperienza di apprendimento.

Attualmente, i chatbot possono svolgere molti usi per gli studenti ed in questo contesto è fondamentale esaminare attentamente come gli studenti percepiscono e interagiscono all'interno del loro ambiente accademico per poter comprendere meglio quali siano i vantaggi e gli svantaggi nell'adozione di questi tool. Per indagare se l'adozione dei chatbot nel processo di apprendimento degli studenti universitari comporti benefici tangibili in termini di produttività e rendimento accademico, nel corso di questa tesi è stato condotto uno studio i cui risultati saranno mostrati successivamente. Questa ricerca si è concentrata sull'analisi delle modalità di integrazione dei chatbot nell'ambito dell'istruzione, facendo particolare attenzione sulla possibile correlazione positiva con il rendimento accademico degli studenti. L'obiettivo dello studio è, inoltre, valutare se esistono disallineamenti tra i risultati degli studenti appartenenti ad ambiti di studio diversi e comprendere se esista una correlazione tangibile sulla modalità d'uso dei chatbot e la prestazione accademica.

I risultati di questo studio offrono spunti preziosi per educatori, sviluppatori di tecnologia e responsabili politici coinvolti nello sviluppo e nell'implementazione dell'IA in contesti educativi.

## 5.1. Raccolta Dati

I dati per lo studio sono stati raccolti mediante un sondaggio creato con Google Moduli e somministrato online agli studenti universitari tramite condivisione sull'email istituzionale del Politecnico di Torino, inviata dalla professoressa Tania Cerquitelli ai corsi di cui è titolare, e passaparola ad amici e colleghi universitari.

L'indagine si è concentrata esclusivamente sulla popolazione degli studenti universitari cercando di coinvolgere rappresentanti di tutte le facoltà al fine di poter ottenere un'ampia panoramica sull'utilizzo dei chatbot in un contesto variegato. Limitare lo studio ai soli studenti universitari permette di ottenere una valutazione più approfondita di come tali strumenti si incastrino con le specifiche esigenze delle diverse facoltà ed avere maggiore robustezza e generalizzabilità nell'ambito dell'istruzione superiore.

Al sondaggio hanno preso parte complessivamente 146 partecipanti su base volontaria, interrogati su 27 domande organizzate in tre sezioni: informazioni demografiche, andamento accademico e modalità d'uso dei chatbot. L'idea di base durante la definizione del sondaggio era quella di raccogliere informazioni personali per poter delineare i profili degli studenti e studiare possibili correlazioni con gli usi che ne fanno.

In particolare, il sondaggio è stato organizzato come segue:

### **Sezione 1: Informazioni demografiche**

1. Età
2. Genere
3. Reddito Familiare
4. Qual è la tua nazionalità?
5. Se attualmente frequenti un'università in Italia, in quale regione si trova la tua università?
6. Che tipo di corso stai frequentando?
7. Qual è il tuo corso di studi o la tua area di specializzazione?

### **Sezione 2: Andamento accademico**

8. Qual è la tua media ponderata degli esami finora?
9. A quale anno del corso di laurea sei attualmente iscritto/a?
10. Partecipi regolarmente alle lezioni in aula?
11. Quanto tempo dedichi mediamente allo studio in una settimana?
12. Con quale frequenza fai domande o partecipi alle discussioni durante le lezioni in aula?
13. Hai mai utilizzato un chatbot per motivi legati allo studio?

### **Sezione 3: Modalità di utilizzo dei chatbot**

14. Quale Chatbot utilizzi principalmente?
15. Sei a conoscenza delle policy in merito alla sicurezza, etica e trattamento dei dati del chatbot che utilizzi?

16. Con quale frequenza utilizzi i chatbot?
17. Per quali specifici compiti o scopi li utilizzi?
18. Come integri il chatbot nel tuo percorso di apprendimento?
19. Hai apportato modifiche al tuo metodo di studio a seguito dell'introduzione dei chatbot? In che modo?
20. Quali vantaggi ritieni possa comportare l'utilizzo dei chatbot nel processo di apprendimento?
21. Quali svantaggi ritieni possa comportare l'utilizzo dei chatbot nel processo di apprendimento?
22. Hai notato un miglioramento nei tuoi risultati accademici grazie all'utilizzo dei chatbot?
23. Hai notato un miglioramento nella produttività durante il processo di apprendimento grazie all'utilizzo dei chatbot?
24. Che tipo di linguaggio usi quando interagisci con il chatbot?
25. Indica il tuo livello di accordo per ciascuna delle seguenti caratteristiche delle risposte del chatbot in base alla tua esperienza:
  - a. Le risposte sono chiare e facilmente comprensibili
  - b. Le risposte forniscono informazioni pertinenti e utili
  - c. Le risposte presentano discriminazioni basate su etnia, genere, orientamento sessuale o altri attributi personali
  - d. Le risposte sono pertinenti rispetto alla domanda posta
  - e. Le risposte sono creative o offrono un punto di vista nuovo
  - f. Le risposte dimostrano un grado di empatia o comprensione delle emozioni espresse
  - g. Le risposte sono brevi e concise o forniscono dettagli adeguati
26. Hai mai sperimentato o osservato casi di discriminazione durante l'interazione con un chatbot?
27. Se sì, puoi fornire degli esempi?

Per garantire una maggiore partecipazione e facilitare la codifica per l'elaborazione, le domande sopra proposte sono per lo più a risposta chiusa con qualche eccezione.

Domande come "reddito" o "località dell'università" sono state inserite allo scopo di poter comprendere l'esistenza di una correlazione tra aspetti sociali dello studente e la propensione all'uso di strumenti basati sull'IA. In relazione alle domande della sezione "Andamento accademico", esse sono state scelte per valutare se le abitudini di studio dello studente sono influenzate dall'uso dei chatbot e viceversa.

La domanda n° 13 è di tipo binario (sì o no) ed è stata utilizzata come discriminante per far procedere il partecipante alla sezione 3 soltanto se ha risposto con esito positivo.

Infine, la domanda n° 25 è stata ideata per esaminare le impressioni dei partecipanti basate sull'esperienza relativa a 7 caratteristiche delle risposte ricevute dai chatbot. Le caratteristiche sono state proposte sotto forma di affermazioni a cui l'utente poteva assegnare un punteggio in una scala da "Completamente in disaccordo" a "Totalmente d'accordo".

## 5.2. Analisi dei Dati

Tutti i dati dell'indagine sono stati analizzati utilizzando metodi statistici descrittivi mediante l'uso del software RapidMiner, allo scopo di poter comprendere delle relazioni e dei modelli all'interno di essi. Attraverso questa rigorosa analisi, si è mirato a estrarre preziose informazioni e trarre conclusioni significative sugli argomenti in questione.

### 5.1.1. Informazioni Demografiche

Per comprendere il bacino d'utenza raggiunto, sono stati analizzati innanzitutto i dati ricavati dalla prima sezione riferita alle informazioni demografiche. Essi hanno fornito una prospettiva dettagliata sulla diversificazione della partecipazione, evidenziando variazioni significative tra le diverse fasce d'età e background accademici.

		<b>Frequenza</b>	<b>Proporzione</b>
Genere	Maschio	77	53,47 %
	Femmina	65	45,14 %
	Altro	2	1,39 %
Età (anni)	≤ 18	0	0 %
	18 - 20	24	16,67 %
	21 - 23	46	31,94 %
	24 - 26	60	41,67 %
	27 - 29	13	9,03 %
	≥ 30	1	0,69 %
Reddito (€)	0 - 9.999	6	4,17 %
	10.000 - 19.999	19	13,19 %
	20.000 - 29.999	31	21,57 %
	30.000 - 39.999	25	17,36 %
	40.000 - 49.000	16	11,11 %
	50.000 - 59.999	11	7,64 %
	60.000 - 69.999	12	8,33 %
	70.000 - 79.999	9	6,25 %
	80.000 - 89.999	7	4,86 %
	90.000 - 99.999	2	1,39 %
	≥100.000	6	4,16 %
Tipologia del Corso Universitario	Laurea Triennale	40	27,78 %
	Laurea Magistrale	99	68,75 %
	Laurea a Ciclo Unico	2	1,39 %
	Diploma di Specializzazione	2	1,39 %
	Master	1	0,69 %

Tabella 2: Dati Informazioni Demografiche



La domanda relativa alla nazionalità non si è rivelata utile ai fini dello studio in quanto, nonostante permettesse di rilevare un pattern di comportamento basato sulle origini geografiche, le risposte collezionate hanno constatato il 99% dei partecipanti italiani.

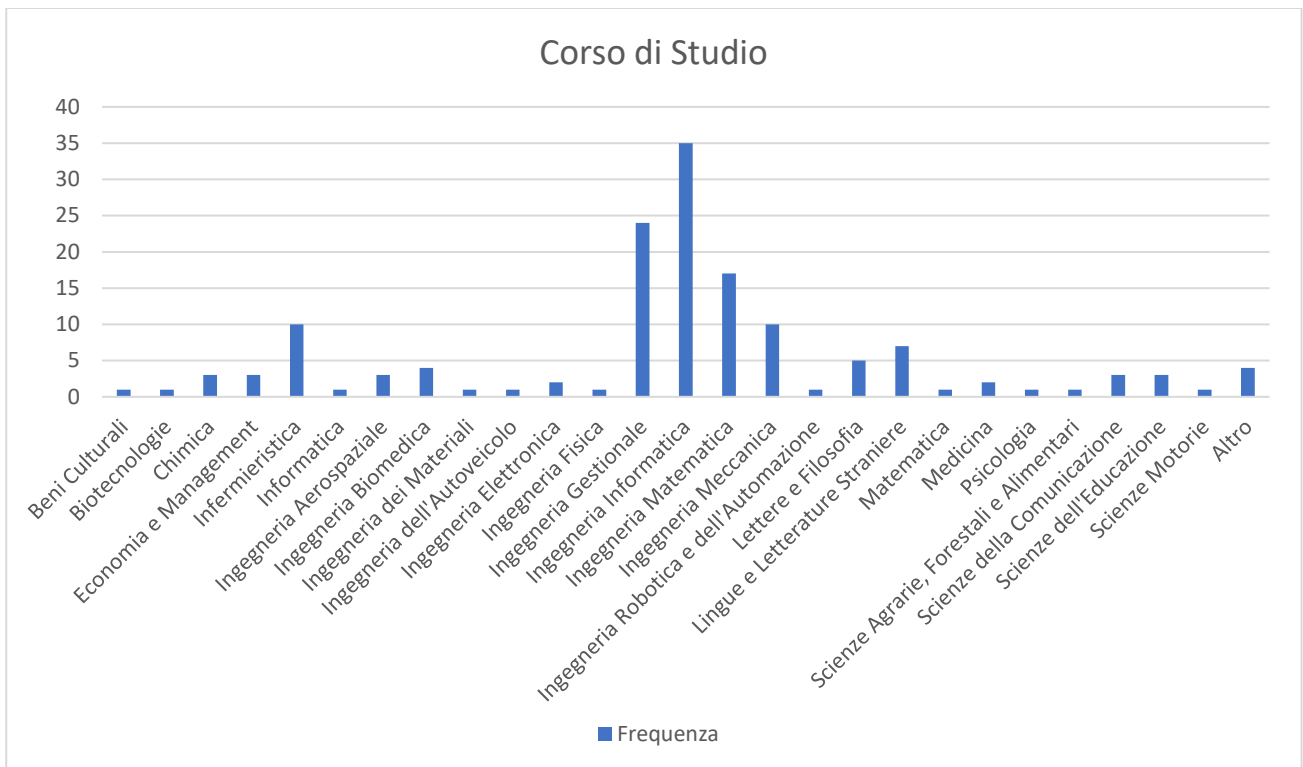


Figura 14: Istogramma Corsi di Studio

I risultati hanno, inoltre, mostrato una partecipazione allo studio da parte di rappresentanti provenienti da 27 corsi di studio diversi, permettendo una maggior comprensione dell'impatto e l'uso dei chatbot nelle varie aree di studio. Ciononostante, come rappresentato in figura, gran parte delle risposte provengono da studenti appartenenti all'area dell'ingegneria.

Benché lo studio sia stato condotto soprattutto con la partecipazione di studenti iscritti presso università localizzate sul suolo piemontese, che hanno registrato l'86% della provenienza dei dati, al restante 14% hanno preso parte anche studenti iscritti in atenei situati in altre regioni: Sicilia, Puglia, Veneto, Toscana, Trentino-Alto Adige, Emilia-Romagna, Lazio e Lombardia.

### 5.1.2. Andamento Accademico

La seconda sezione del sondaggio è stata progettata per la raccolta di informazioni legate alle performance accademiche degli studenti. Al fine di poter catturare eventuali correlazioni tra l'utilizzo (ma anche il non utilizzo) dei tool di IA generativa e risultati ottenuti dagli studenti, sono state poste delle domande mirate all'estrapolazione delle abitudini e modalità di approccio allo studio. In particolare, come *key performance index* per misurare la performance accademica è stata presa in considerazione principalmente

la media in trentesimi (discretizzata in fasce scaglionate ogni due trentesimi) e l'anno di corso a cui si è iscritti.

Per valutare, invece, le abitudini di studio degli studenti, è stato chiesto il livello di frequenza alle lezioni universitarie, la modalità di partecipazione alle lezioni (se è attiva mediante la partecipazione a discussioni in aula o domande di approfondimento) e il quantitativo di ore medie dedicate allo studio.

Al fine di assicurarsi una migliore qualità dei dati e una "retention" del partecipante al sondaggio, le domande poste sono state configurate a risposta chiusa.

Infine, una volta raccolte le informazioni di base per tutti i partecipanti, come già sottolineato all'inizio del capitolo, è stata posta una domanda di carattere binario (sì o no) per conoscere se lo studente fa o ha fatto uso di tool di intelligenza artificiale generativa, quali chatbot, per motivi legati allo studio.

Le risposte collezionate sono riportate di seguito:

		<b>Frequenza</b>	<b>Proporzione</b>
Media Ponderata	18-20	4	2,7 %
	21-23	12	8,2 %
	24-26	52	35,6 %
	27-28	60	41,1 %
	29-30	18	12,3 %
Anno di corso	1°	47	32,2 %
	2°	46	31,5 %
	3°	34	23,3 %
	4°	7	4,8 %
	5°	6	4,1 %
	≥ 6°	6	4,1 %
Partecipazione lezioni	Regolarmente	57	39,0 %
	Spesso	58	39,7 %
	Occasionalmente	22	15,1 %
	Mai	9	6,2 %
Tempo medio settimanale di studio (ore)	< 5	8	5,5 %
	5-10	22	15,1 %
	10-15	11	7,5 %
	15-20	30	20,5 %
	20-25	18	12,3 %
	25-30	24	16,4 %
	30-35	15	10,3 %
> 35	18	12,3 %	
	Sempre	3	2,1 %
	Spesso	10	6,8 %

Frequenza partecipazione attiva alle lezioni	Occasionalmente	44	30,1 %
	Raramente	60	41,1 %
	Mai	29	19,9 %

Tabella 3: Dati Andamento Accademico

In merito alla domanda relativa all'utilizzo dei chatbot per motivi legati allo studio, i risultati hanno rispecchiato le aspettative, mostrando che il 73% della comunità studentesca partecipante al sondaggio ha fatto e/o fa uso di questi strumenti a fini didattici.

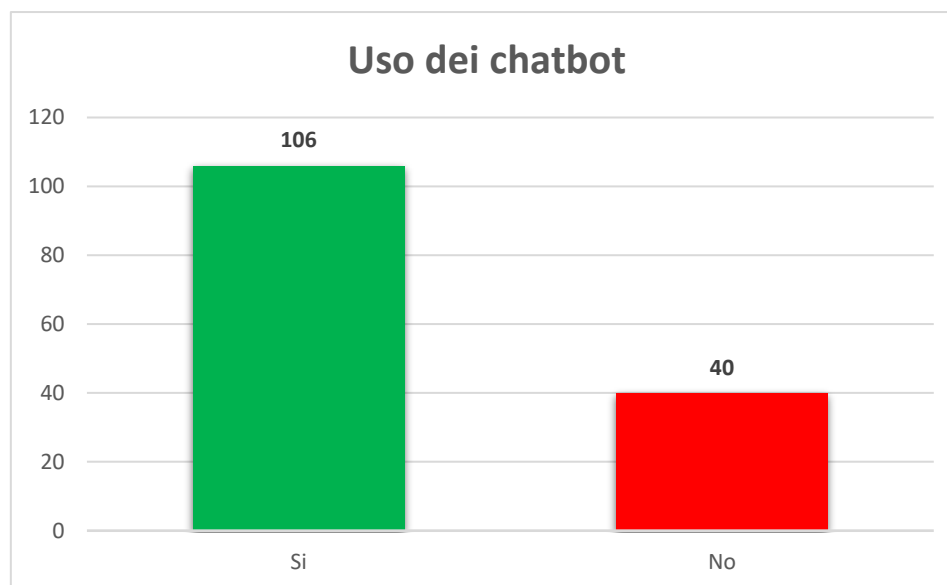


Figura 15: Istogramma Uso dei Chatbot

Ai partecipanti che hanno risposto positivamente alla domanda, sono stati richiesti ulteriori dettagli circa le modalità di utilizzo di questi strumenti, portandoli a rispondere alle domande della sezione successiva, allo scopo di poter valutare abitudini e scopi di utilizzo comuni che potrebbero avere una correlazione con risultati accademici o aumento di produttività.

### 5.1.3. Modalità d'uso dei Chatbot

I 106 che hanno risposto positivamente alla domanda precedente sono stati riportati alla sezione "Modalità d'uso dei Chatbot", cui domande interrogano circa elementi legati al comportamento durante l'uso degli strumenti di IA a fini educativi.

In particolare, la sezione ha indagato in merito ad abitudini ed alla prospettiva degli studenti nell'iterazione con i chatbot, interrogando i partecipanti sulla frequenza di utilizzo, compiti e scopi dell'utilizzo, le modalità di integrazione nel proprio percorso di apprendimento e la valutazione delle caratteristiche del chatbot basata sull'esperienza. Inoltre, è stato richiesto di dare una propria impressione in merito al cambiamento o meno di caratteristiche legate allo studio dopo l'introduzione dell' IA generativa, come risultati accademici e produttività.

La prima domanda è stata posta per ricavare informazioni in merito a quale fosse il chatbot più diffuso nella comunità.

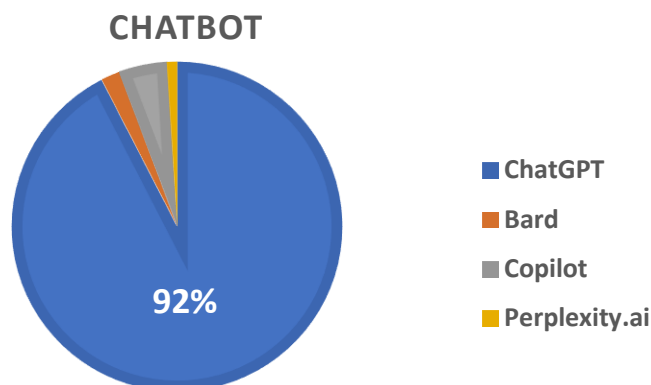


Figura 16: Grafico a torta "Chatbot Utilizzato"

Come riportato nel grafico sopra raffigurato, il chatbot più diffuso tra i partecipanti risulta essere ChatGPT. L'unica risposta non presente tra le alternative del sondaggio ma proposta da un utente è "perplexity.ai", anch'esso un Large Language Model basato su GPT-3.5.

I risultati delle restanti domande del sondaggio sono riportati di seguito:

		<b>Frequenza</b>	<b>Proporzione</b>
Conoscenza delle policy	Si	38	36,2 %
	No	49	46,7 %
	Non mi interessano	18	17,1 %
Frequenza utilizzo chatbot	Quotidianamente	13	8,9 %
	Spesso	34	23,3 %
	Occasionalmente	40	27,4 %
	Raramente	19	13,0 %
Scopi utilizzo chatbot	Chiarimenti e Approfondimenti	78	73,6 %
	Aiuto con compiti accademici	40	37,7 %
	Ideazione e Brainstorming	36	34,0 %
	Generazione di Codice	50	47,2 %
	Traduzione Automatica	23	27,7 %
	Altro	6	5,7 %
Miglioramento risultati accademici	Miglioramento significativo	5	4,7 %
	Leggero miglioramento	25	23,6 %
	Nessun cambiamento	70	66,0 %
	Leggero peggioramento	0	0 %
	Peggioramento significativo	1	0,9 %
Miglioramento produttività	Miglioramento significativo	21	19,8 %
	Leggero miglioramento	49	46,2 %

	Nessun cambiamento	34	32,1 %
	Leggero peggioramento	1	0,9 %
	Peggioramento significativo	1	0,9 %
Linguaggio di interazione	Formale e rispettoso	19	17,9 %
	Informale e colloquiale	45	42,5 %
	Misto	42	39,6 %

Tabella 4: Dati Modalità d'uso del Chatbot

Inoltre, ai partecipanti è stato chiesto di esprimere la propria opinione circa alcune caratteristiche del servizio offerto dal chatbot utilizzato in base alla propria esperienza. La raccolta di queste informazioni è stata effettuata trasformando le caratteristiche da studiare in affermazioni a cui è stato chiesto di associare un livello di accordo o disaccordo su una scala di cinque livelli che va da "Completamente in disaccordo" a "Totalmente d'accordo". In particolare, le caratteristiche e le affermazioni riportate nel sondaggio sono le seguenti:

Caratteristica	Affermazione
Comprensibilità	"Le risposte sono chiare e facilmente comprensibili"
Utilità	"Le risposte forniscono informazioni pertinenti e utili"
Grado di dettaglio	"Le risposte sono brevi e concise o forniscono dettagli adeguati"
Pertinenza	"Le risposte sono pertinenti rispetto alla domanda posta"
Discriminazione	"Le risposte presentano discriminazioni basate su razza, genere, orientamento sessuale o altri attributi personali"
Creatività	"Le risposte sono creative o offrono un punto di vista nuovo"
Empatia	"Le risposte dimostrano un grado di empatia o comprensione delle emozioni espresse"

Tabella 5: Traduzione Attributi Chatbot

I risultati raccolti sono riportati di seguito:

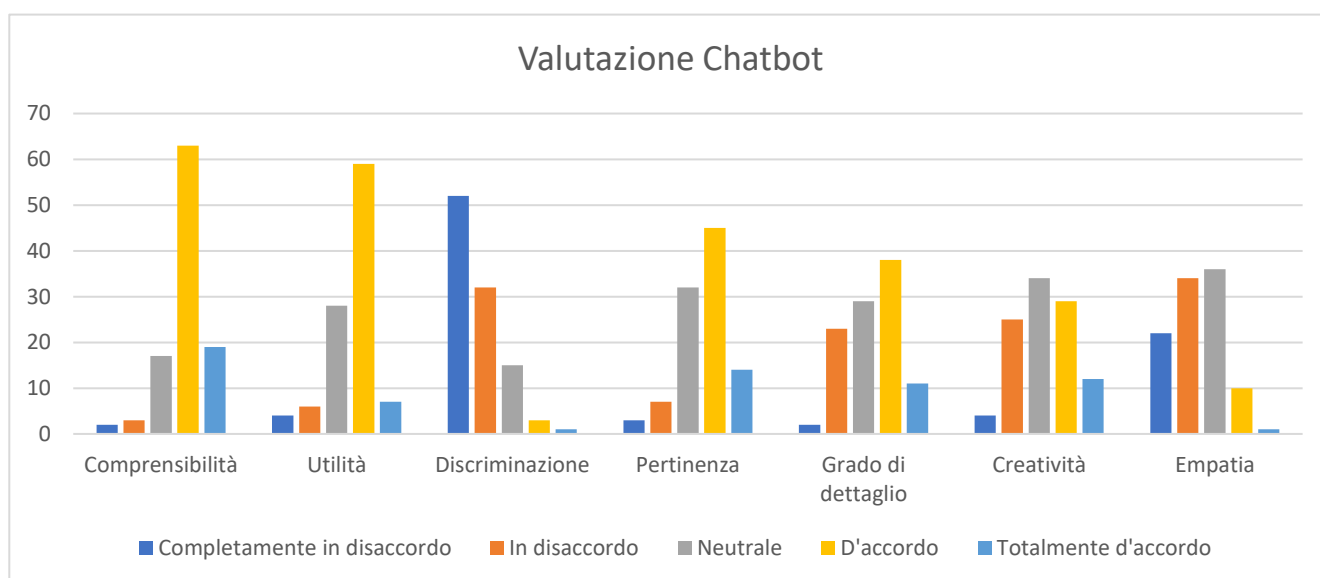


Figura 17: Istogramma Valutazione Chatbot

A differenza delle altre sezioni, oltre che domande a risposta chiusa, sono presenti anche domande a risposta aperta per approfondire la prospettiva dei partecipanti in merito ai vantaggi e svantaggi nell'uso che tali strumenti possano avere e se sono state notate modifiche al metodo di studio a seguito dell'introduzione di essi. In particolare, le domande a risposta aperta sono:

1. Modifiche al metodo di studio
2. Vantaggi nell'uso dei chatbot
3. Svantaggi nell'uso dei chatbot

Infine, le ultime domande del questionario erano destinate ad approfondire eventuali comportamenti discriminanti avvenuti durante l'interazione con i chatbot. I 146 partecipanti al sondaggio, però, hanno affermato di non aver mai rilevato comportamenti simili, collezionando perciò il 100% di risposte negative.

## 5.2. Elaborazione & Risultati

I dati raccolti tramite il sondaggio di *Google Moduli*, come già anticipato all'inizio del capitolo, sono stati successivamente convertiti in formato .CSV ed importati sul software *RapidMiner* che, grazie alle sue funzionalità di *data mining* e *machine learning*, mette a disposizione una vasta gamma di strumenti per l'elaborazione e la visualizzazione dei dati, consentendo di eseguire analisi statistiche e identificare modelli nei dati. L'analisi effettuata ha permesso di ottenere insights significativi e prendere decisioni informate basate sui dati raccolti. Di seguito verranno mostrate tutte le elaborazioni e i risultati ottenuti dalle analisi effettuate.

### 5.2.1. Pre-processing

Un passo critico per l'elaborazione corretta dei dati al fine di garantire che essi siano accurati e pronti per essere processati è *il pre-processing*. In particolare, in questa fase dello studio ci si è soffermati sulla gestione dei seguenti temi:

- Errori di importazione e formattazione
- Rinominazione delle variabili
- Dati Mancanti
- Codifica delle variabili categoriche

Mediante l'operatore del software "Read CSV" è stato possibile importare i dati raccolti che, però, mostravano diversi problemi di formattazione soprattutto in presenza di lettere accentate. Il primo step per una miglior lettura dei dati è stato utilizzare l'operatore "Replace" su tutti gli attributi che presentavano questo tipo di errore, che ha permesso la sostituzione con le lettere corrette. Inoltre, inizialmente, tutti gli attributi erano etichettati con la domanda richiesta sul questionario che, ai fini dell'analisi, risultavano eccessivamente prolissi e poco intuitivi per una comprensione immediata. Al fine di migliorare la leggibilità e la comprensione dei dati, è stato utilizzato l'operatore "Generate Attribute" che ha permesso di rinominare tutti gli attributi con parole chiave

che sintetizzavano l'essenza della domanda. Per una miglior comprensione dei risultati, di seguito vengono illustrate le domande con il nome a loro associato:

<b>Rinominazione variabili</b>	
<i>Domanda</i>	<i>Nome Attributo</i>
Se attualmente frequenti un'università in Italia, in quale regione si trova la tua università?	Regione Università
Che tipo di corso stai frequentando?	Tipo Corso
Qual è il tuo corso di studi o la tua area di specializzazione?	Corso di Studi
Qual è la tua media ponderata degli esami finora?	Media
A quale anno del corso di laurea sei attualmente iscritto?	Anno di Corso
Partecipi regolarmente alle lezioni in aula?	Frequenza partecipazione lezioni
Quanto tempo dedichi mediamente allo studio in una settimana?	Tempo di studio
Con quale frequenza fai domande o partecipi alle discussioni durante le lezioni in aula?	Partecipazione attiva lezioni
Hai mai utilizzato un chatbot per motivi legati allo studio?	Uso chatbot (s/n)
Quale chatbot utilizzi principalmente?	Chatbot
Sei a conoscenza delle policy in merito alla sicurezza, etica e trattamento dei dati del chatbot che utilizzi?	Conoscenza policy
Con quale frequenza utilizzi i chatbot?	Frequenza utilizzo chatbot
Per quali specifici compiti o scopi li utilizzi?	Scopi utilizzo
Come integri il chatbot nel tuo percorso di apprendimento?	Integrazione Chatbot nello studio
Hai notato un miglioramento nei tuoi <b>risultati accademici</b> grazie all'utilizzo dei chatbot?	Miglioramento Risultati Accademici
Hai notato un miglioramento nella produttività durante il processo di apprendimento grazie all'utilizzo dei chatbot?	Miglioramento Produttività
Che tipo di linguaggio usi quando interagisci con il chatbot?	Linguaggio d'Interazione

Tabella 6: Rinominazione Variabili

Gli attributi relativi alla valutazione del chatbot non sono stati riportati in tabella 6 in quanto sono stati rinominati come riportato in tabella 5.

La gestione dei dati mancanti, nel caso specifico, non è stata particolarmente critica poiché quasi la totalità delle domande erano segnate come obbligatorie ai partecipanti per poter procedere con l'invio del sondaggio. Tuttavia, durante la fase di importazione dei dati, si è verificato un inconveniente in cui sono state generate tuple contenenti dati vuoti o informazioni che non erano pertinenti agli attributi specifici in cui erano collocate. Al fine di preservare l'integrità e l'affidabilità del dataset, purtroppo, è stata necessaria l'eliminazione di tali *tuple* problematiche. Questa operazione, sebbene inevitabile, ha comportato una perdita parziale di informazioni, evidenziando l'importanza di una fase accurata di pulizia dei dati per garantire la validità e l'efficacia delle analisi successive.

Inoltre, tutti gli attributi sono stati inizialmente considerati dal software come variabili nominali, ovvero, categorie senza un ordinamento intrinseco nonostante la maggior parte di esse fossero categorizzate in maniera ordinale. Al fine di migliorare l'analisi e consentire una trattazione più efficace delle informazioni, è stato adottato un approccio di categorizzazione mediante l'assegnazione di codici numerici ad alcune variabili. Per avere una miglior comprensione dell'elaborazione successiva, le codifiche effettuate sono spiegate e motivate di seguito.

Il primo attributo codificato è stato "Reddito Familiare", le cui risposte previste alla domanda sul questionario erano di tipo categorico con intervalli di €10k. Per una gestione efficiente dell'attributo si è scelto di dividere i partecipanti in 3 livelli di "ricchezza", unendo le diverse fasce proposte come riportato in tabella:

Reddito Familiare (€)	
0-9.999	1
10.000-19.999	
20.000-29.999	
30.000-39.999	2
40.000-49.999	
50.000-59.999	3
60.000-69.999	
70.000-79.999	
80.000-89.999	
90.000-99.999	
100 o più	

Tabella 7: Categorizzazione "Reddito Familiare"

Anche l'attributo "Corso di Studio", originariamente contenente oltre 27 corsi di laurea differenti, è stato sottoposto a una ristrutturazione al fine di semplificarne l'analisi e agevolarne la categorizzazione. In questo processo, si è optato per la suddivisione dei corsi in aree di studio più generali, a ciascuna delle quali è stato associato un numero per una categorizzazione più efficiente. Nello specifico, si è ritenuto utile isolare i corsi di laurea riconducibili alle discipline sanitarie, umanistico-sociale e STEM (Scienze, Tecnologia, Ingegneria e Matematica), in modo da poterli trattare separatamente. All'interno del raggruppamento STEM, data la predominanza di dati provenienti dall'area delle ingegnerie, è stata effettuata un'ulteriore divisione tra corsi di laurea in "ambito scientifico" ed "ingegneria". Il risultato ottenuto da tale categorizzazione è stato riportato in una nuova variabile generata chiamata "Area di studio". La suddivisione e la categorizzazione effettuata è rappresentata nella tabella di seguito:



Area di studio			
Sanitaria	Umanistico-Sociale	STEM	
		Ambito Scientifico	Ingegneria
1	2	3	4
Infermieristica	Beni Culturali	Architettura	Ingegneria Biomedica
Medicina	DAMS	Biotecnologie	Ingegneria Informatica
Ostetricia	Giurisprudenza	Chimica	Ingegneria Meccanica
	Lingue e Letterature Straniere	Economia Aziendale	Ingegneria Fisica
	Lette e Filosofia	Fisica	Ingegneria Robotica e dell'Automazione
	Psicologia	Informatica	Ingegneria Aerospaziale
	Scienze della Comunicazione	Matematica	Ingegneria Elettronica
	Scienze dell'Educazione	Scienza Agrarie	Ingegneria dell'Autoveicolo
	Scienze Politiche	Scienza Motorie	Ingegneria Gestionale
			Ingegneria Matematica
			Ingegneria dei Materiali

Tabella 8: Categorizzazione "Area di Studio"

Questa trasformazione è stata attuata con l'obiettivo di semplificare l'analisi e facilitare la comprensione dei dati, permettendo al contempo una più agevole manipolazione e interpretazione durante le fasi successive dell'analisi dati.

Allo stesso modo, alcune domande nel sondaggio presentavano alternative di tipo ordinale, che il software interpretava erroneamente di carattere nominale. Per superare questa incongruenza e garantire un'analisi corretta del software, sono state tradotte le alternative di alcuni attributi in una scala ordinale numerica senza effettuare alcun raggruppamento come, ad esempio, quanto fatto per le risposte dell'attributo "Frequenza Utilizzo chatbot": Quotidianamente (=4), Spesso (=3), Occasionalmente (=2), Raramente (=1). Gli altri attributi su cui è stata effettuata questa stessa operazione sono: Media, Frequenza partecipazioni lezioni, Tempo di studio, Partecipazione attiva alle lezioni, Frequenza utilizzo chatbot, Integrazione chatbot e Linguaggio d'interazione. Per gli attributi "Miglioramento risultati accademici" e "Miglioramento produttività", invece, dato che la scala di valutazione composta da cinque livelli variava da "peggioramento significativo" a "miglioramento significativo", si è elaborata una trasformazione in una scala da -2 a +2.

Infine, allo scopo di diminuire la dimensionalità dell'analisi e facilitarne i calcoli, sono stati generati due attributi che permettono di combinarne all'interno altri tra loro correlati. Il primo attributo in oggetto è "Fuoricorso", ossia un attributo di natura binaria che assegna il valore 1 o 0 in base alle risposte degli attributi "Tipo di Laurea" ed "Anno di Corso"; per esempio, se l'utente, alla domanda relativa all'attributo "Tipo Corso" ha selezionato "Laurea Triennale" e alla domanda relativa all'attributo "Anno di Corso" ha indicato "4° anno", allora l'attributo "Fuoricorso" assumerà il valore 1.

Il secondo attributo generato è “Valutazione Chatbot”, il quale ha, inizialmente, codificato le risposte della scala nominale (da “Completamente in disaccordo” a “Totalmente d’accordo”) in una scala ordinale numerica usando lo stesso criterio messo in atto per l’attributo “Miglioramento Produttività” (quindi in una scala da -2 a +2) e , successivamente, calcolato una valutazione globale del chatbot utilizzato dall’utente, moltiplicando la valutazione assegnata per il peso associato a ciascuna caratteristica. I pesi sono stati assegnati in base all’importanza educativa delle caratteristiche, di seguito sono indicati i pesi e la formula di calcolo del nuovo attributo:

<i>Caratteristica</i>	<i>Peso</i>
Comprensibilità	20%
Utilità	40%
Discriminazione	3%
Pertinenza	15%
Creatività	10%
Empatia	2%
Grado di Dettaglio	10%

Tabella 9: Pesi Caratteristiche "Valutazione Chatbot"

#### *Valutazione Chatbot*

$$= 0.2 * \textit{Comprensibilità} + 0.4 * \textit{Utilità} + 0.03 * \textit{Discriminazione} + 0.15 * \textit{Pertinenza} + 0.1 * \textit{Creatività} + 0.02 * \textit{Empatia} + 0.1 * \textit{Grado di Dettaglio}$$

Infine, per raggiungere una formattazione dei dati atto alle analisi, è stata modellato l’attributo “Scopi Chatbot” che raccoglie le risposte degli utenti alla domanda n°17: “Per quali specifici compiti o scopi li utilizzi?”. In particolare, la domanda sul sondaggio presentava sei alternative indicate con la caratteristica di selezione multipla, cinque delle quali erano:

- **Chiarimenti e Approfondimenti:** utilizzo l'AI per ottenere chiarimenti su argomenti trattati in aula o approfondimenti su un determinato argomento.
- **Aiuto con compiti accademici:** impiego l'AI per assistenza nelle attività accademiche, come la stesura di documenti per progetti universitari o la risoluzione di quesiti
- **Ideazione e Brainstorming:** utilizzo l'AI per generare idee o svolgere attività di brainstorming
- **Generazione di Codice:** utilizzo l'AI per generare codice o ottenere assistenza nella programmazione
- **Traduzione Automatica:** sfrutto l'AI per tradurre testi da una lingua all'altra

La sesta alternativa, invece, dava la possibilità agli utenti di inserire altri scopi di utilizzo non presenti tra le alternative. Nonostante ciò, si sono ricevute solo quattro risposte aperte, la restante parte degli utenti ha selezionato una o più risposte proposte.

Purtroppo, però, il file .CSV in cui erano rappresentati i dati raccolti dal sondaggio ha processato tutte le alternative in un unico attributo inserendo, nella stessa cella, le alternative selezionate dall'utente, separate da un punto e virgola. Per risolvere questo problema, sono state create cinque variabili binomiali che assumono valore 1 se l'utente ha fatto uso del chatbot per lo scopo indicato, in alternativa 0. Le variabili create sono: Chiarimento, Assistente Compiti, Brainstorming, Coding e Traduzione. Le quattro risposte aperte ricevute sono state analizzate manualmente ed è stato deciso di incorporarle nelle alternative già presenti in quanto cercavano di specificare gli usi effettuati all'interno delle cinque categorie già individuate.

### 5.2.2. Analisi Monovariata

La prima fase dell'analisi condotta è stata effettuata con un approccio monovariato, esaminando le variabili d'interesse in maniera indipendente dalle altre per valutare caratteristiche intrinseche ed esplorare distribuzioni al fine di comprendere in modo dettagliato la natura individuale delle variabili prima di affrontare analisi più complesse e multivariate.

Data la suddivisione tra chi ha utilizzato chatbot per scopi educativi e chi no, la prima operazione effettuata in questo contesto è stata l'analisi delle variabili comuni tra i due gruppi. Per fare ciò, sono state selezionate le variabili di interesse, ossia:

- Uso Chatbot (s/n)
- Partecipazione Lezioni
- Modalità di partecipazione
- Reddito
- Area di Studio
- Ore di Studio
- Età
- Media
- Fuoricorso

Successivamente, i dati sono stati normalizzati al fine di portarli sulla stessa scala di misura mediante l'operatore "*Normalize*", selezionando la distribuzione normale che è risultata la più performante in termini di simulazioni, e infine utilizzati come input dell'operatore "*Correlation Matrix*", che ha permesso di costruire e visualizzare la matrice di correlazione. L'osservazione della matrice ha permesso di esplorare le relazioni tra gli attributi manipolati dopo le operazioni di *pre-processing*. Attraverso questo strumento è stato possibile identificare con chiarezza le coppie di attributi correlati tra loro ed identificare informazioni ridondanti allo scopo di limitarne l'utilizzo per le future analisi multivariate. In particolare, la matrice di correlazione ottenuta è la seguente:



Figura 18: Matrice di correlazione con variabili comuni

La correlazione più importante individuata dalla matrice di correlazione in figura 18, come ci si poteva aspettare, è quella tra l'attributo "Area di Studio" ed "Uso chatbot (s/n)". L'analisi suggerisce, quindi, che alcune aree di studio potrebbero mostrare una propensione maggiore o minore all'utilizzo del chatbot; quest'informazione, però, potrebbe essere influenzata dalla distribuzione della variabile, per cui risulta necessario effettuare un'analisi più approfondita.

Come anticipato nei capitoli precedenti, gran parte dei dati proviene dall'area dell'ingegneria in quanto lo studio nasce nel contesto del Politecnico di Torino; quindi, si è voluto analizzare la distribuzione della variabile generata "Area di Studio" che risulta la seguente:

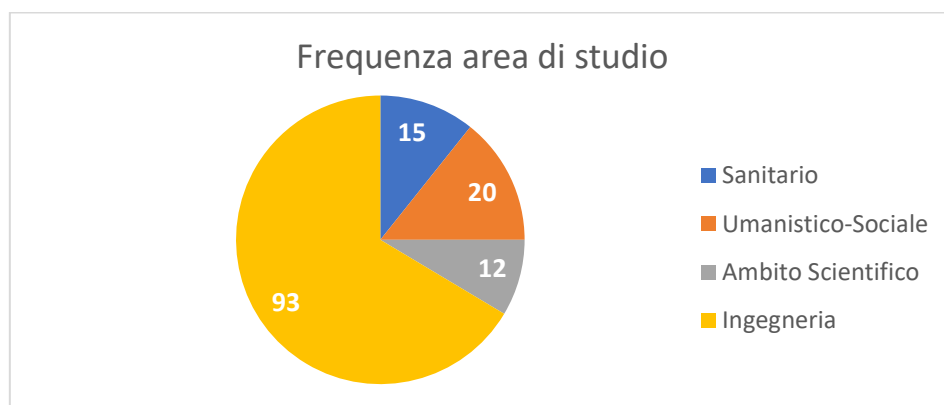


Figura 19: Istogramma "Area di Studio"

Comprensibilmente con quanto riportato in figura 19, i dati provenienti da ingegneria incidono per il 64% sui dati totali, condizione che inevitabilmente condiziona la

correlazione sotto analisi. Per avere una visione ancora più dettagliata, si è voluto analizzare l'incidenza dell'attributo "Uso dei chatbot(s/n)" nel contesto di ciascuna categoria dell'attributo "Area di studio".

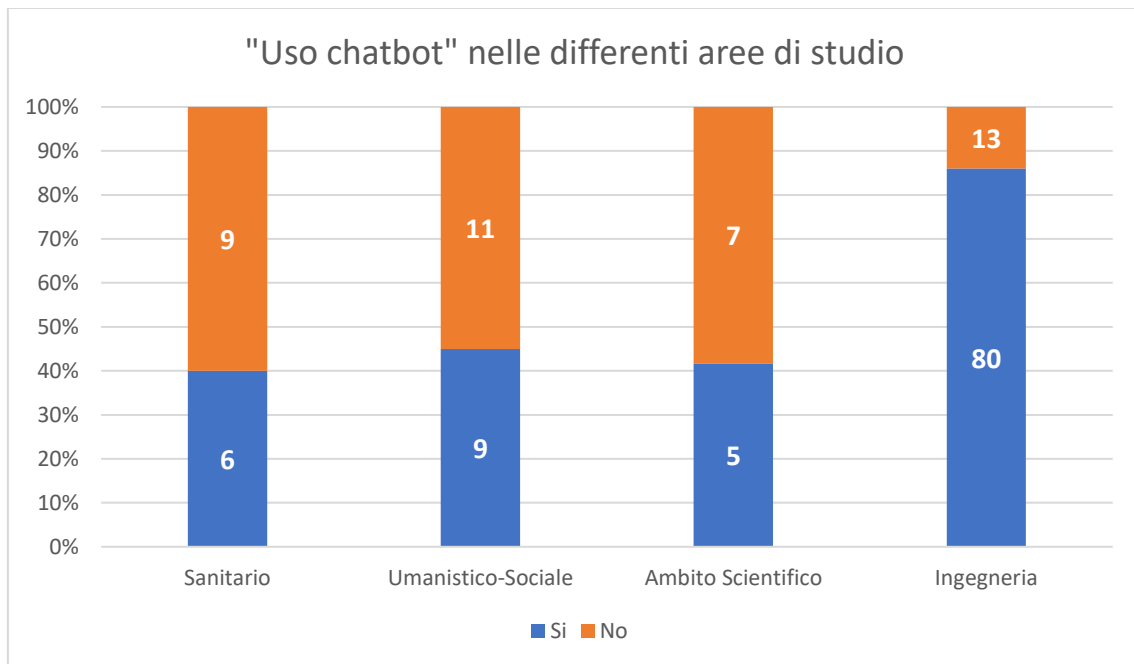


Figura 20: Incidenza utilizzo chatbot nelle Aree di studio

I dati riportati in figura 20 confermano che, nonostante il peso preponderante dei dati provenienti dall'ingegneria, nei campioni rappresentanti le altre aree di studio, seppur formati da pochi records, confermano quanto individuato dalla matrice di correlazione in quanto, nell'ambito sanitario, umanistico-sociale e scientifico, meno del 50% utilizza chatbot a fini educativi.

La matrice di correlazione in figura 18, inoltre, mostra altre correlazioni non strettamente legate all'obiettivo dello studio, ma che permettono di confermare la validità del set di dati come quella tra l'attributo "Età" e l'attributo "Fuoricorso" o quella tra "Partecipazione lezioni" e "Modalità Partecipazione". È interessante anche la correlazione tra gli attributi "Media" e "Modalità Partecipazione" che, nonostante non sia stretta, mostra un collegamento tra un comportamento propositivo durante le lezioni accademiche ed un andamento accademico caratterizzato da miglior voti.

Successivamente, l'analisi si è concentrata sulla quota di partecipanti che utilizza i chatbot a fini didattici. A questo scopo, è stato applicato al processo di RapidMiner l'operatore "Filter Example" con l'istruzione di selezionare i record che all'attributo "Uso Chatbot (s/n)" contenevano una risposta positiva. Una volta filtrate le 106 tuple, sono stati selezionati, oltre che gli attributi comuni utilizzati precedentemente, anche gli attributi relativi alla prospettiva degli studenti in merito agli effetti nell'uso dei tool in questione, ovvero:

- Frequenza Utilizzo Chatbot
- Valutazione Chatbot

- Integrazione Chatbot nello studio
- Miglioramento produttività
- Miglioramento risultati accademici
- Chiarimento
- Brainstorming
- Assistente compiti
- Coding
- Traduzione

A seguire nel processo, come già illustrato nei paragrafi precedenti, i dati sono stati normalizzati e collegati all'operatore "Correlation Matrix" che ha riportato il seguente esito:

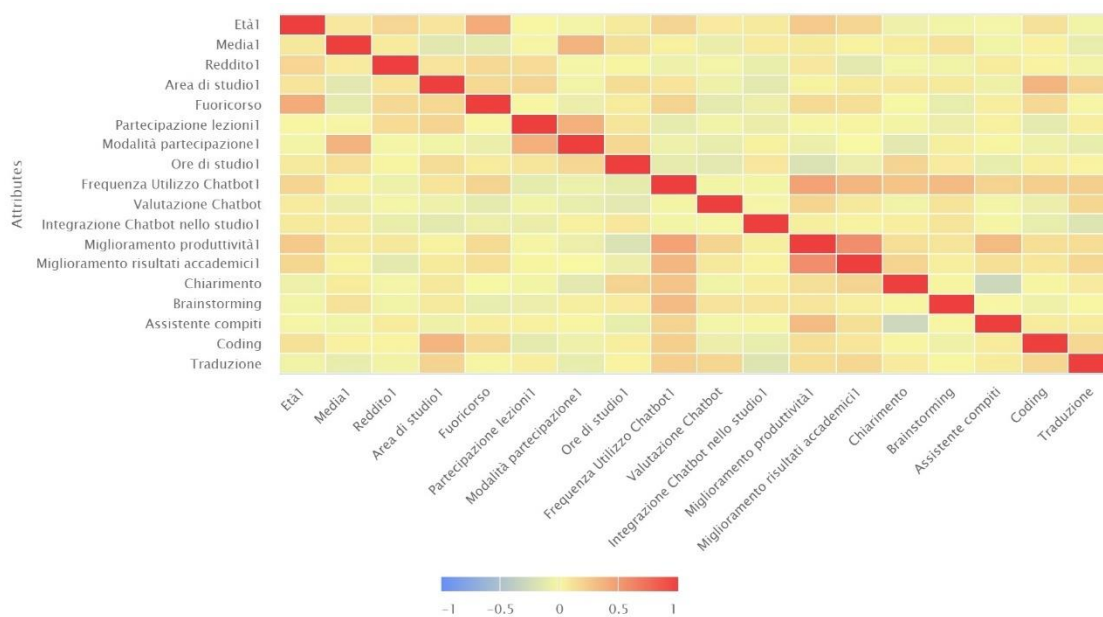


Figura 21: Matrice di correlazione con variabili relative all'utilizzo dei chatbot

La matrice di correlazione in figura 21, oltre che mostrare informazioni già apprese dalle analisi precedenti, mostrano molte altre relazioni interessanti ai fini dello studio. L'attenzione si è concentrata soprattutto sulle correlazioni tra gli attributi "Frequenza utilizzo chatbot", "Miglioramento produttività" e "Miglioramento risultati accademici". In particolare, la correlazione più importante risulta essere tra la percezione degli studenti rispetto ad un miglioramento della produttività e dei risultati accademici. Questo dato descrive quindi, in termini di percezione individuale, una consequenzialità tra i fattori produttività e risultati che, però, non è confermata da una correlazione con l'attributo "Media", che quindi è considerata una variabile indipendente. Questa consequenzialità è condivisa tra gli utilizzatori più frequenti dei chatbot che, si sottintende, abbiano raggiunto una consapevolezza sull'utilizzo corretto dei tool; intuizione che è parzialmente confermata da una lieve correlazione positiva tra la percezione sulla produttività e la valutazione del chatbot.

Infine, le domande a risposta aperta non sono risultate centrali ai fini dello studio in quanto le risposte dei partecipanti erano particolarmente brevi da non mettere in rilievo informazioni significative. Questo, insieme alla scarsità di risposte, non ha permesso agli algoritmi utilizzati di catturare relazioni particolari tra le parole. Pertanto, data la limitata numerosità, è stata condotta un'analisi approssimativa delle domande – cioè, domanda per domanda, sono state estrapolate tutte le parole attraverso l'operatore "*process document from data*", il quale ha filtrato le *stop words* e calcolato la frequenza di ognuna - che ha permesso di catturare un quadro generale della percezione degli studenti. In particolare, in merito alla domanda riferita al cambiamento del metodo di studio, si è notato che il 50% delle risposte degli intervistati contenesse la parola "no", mentre la restante porzione afferma che ha notato dei cambiamenti, seppur lievi, nell'accesso alle informazioni legate ad approfondimenti/chiarimenti in quanto il chatbot risulta un'alternativa vantaggiosa rispetto alle lunghe ricerche su libri, articoli scientifici o siti internet, soprattutto per chi si occupa di programmazione. Nel sondaggio, i vantaggi messi in rilievo dagli studenti riguardano principalmente il risparmio di forze, infatti le due parole più ripetute erano "efficienza" e "tempo", rispettivamente 42 e 51 volte. Per gli svantaggi, invece, le opinioni degli studenti sono risultate divisive, causando un'impossibilità nell'inquadramento delle parole chiave. Nonostante ciò, tali opinioni hanno offerto diversi spunti di riflessione e, sintetizzando, gli svantaggi emersi sono raggruppabili in tre categorie: aumento degli errori a causa della frequente incorrettezza delle informazioni, diminuzione del pensiero autonomo e un conseguente aumento della pigrizia, diminuzioni delle relazioni interpersonali.

### 5.2.3. Analisi Multivariata

Dopo l'analisi precedente, che si è concentrata sulle caratteristiche individuali degli attributi ritenuti chiave, si è proceduto nell'esplorazione delle relazioni sinergiche e complesse tra gli attributi attraverso un approccio più ampio, orientato alla ricerca di pattern comuni che emergono dall'insieme dei dati. Pertanto, partendo dai risultati dell'analisi condotta nel paragrafo precedente, si è voluto procedere con l'elaborazione di una *Cluster Analysis* al fine di riconoscere gruppi di individui con comportamenti simili per poter identificare effetti e misure di regolarizzazione da prendere, atti all'efficientamento dei processi concernenti l'ambito universitario.

In primo luogo, dopo aver analizzato il legame tra le variabili, si è proceduto con un'ulteriore riduzione dimensionale del problema, andando a selezionare e combinare gli attributi che sono risultati correlati tra loro nelle *correlation matrix* mostrate al paragrafo precedente. A tal fine, le prime correlazioni sotto analisi sono state individuate tra "Modalità partecipazione" e "Media", e tra "Modalità partecipazione" e "Partecipazione lezioni". Questi tre attributi sono stati raggruppati in un'unica variabile chiamata "Indicatore Accademico" che, come quanto fatto per la valutazione del chatbot, moltiplica i valori delle variabili per un peso assegnato. La modalità di calcolo è riportata di seguito:

### Indicatore Accademico

$$= 0.4 * Media + 0.3 * Partecipazione Lezioni + 0.03 * Modalità Partecipazione$$

Un'altra correlazione elevata individuata tra gli attributi è quella tra la percezione sul miglioramento della produttività e dei risultati accademici a seguito dell'utilizzo dei chatbot. Per combinarle in un unico attributo, si è pensato di generare un indicatore che misurasse globalmente la percezione del miglioramento delle performance, dando però un maggior peso alla percezione relativa ai risultati accademici che, fondamentalmente, sono determinanti nella valutazione universitaria:

### Miglioramento Performance

$$= 0.6 * Miglioramento risultati Accademici + 0.4 * Miglioramento Produttività$$

Dopo la riduzione dimensionale effettuata si è analizzata la nuova *correlation matrix* al fine di rilevare nuove ulteriori correlazioni tra i nuovi attributi e quelli già esistenti.

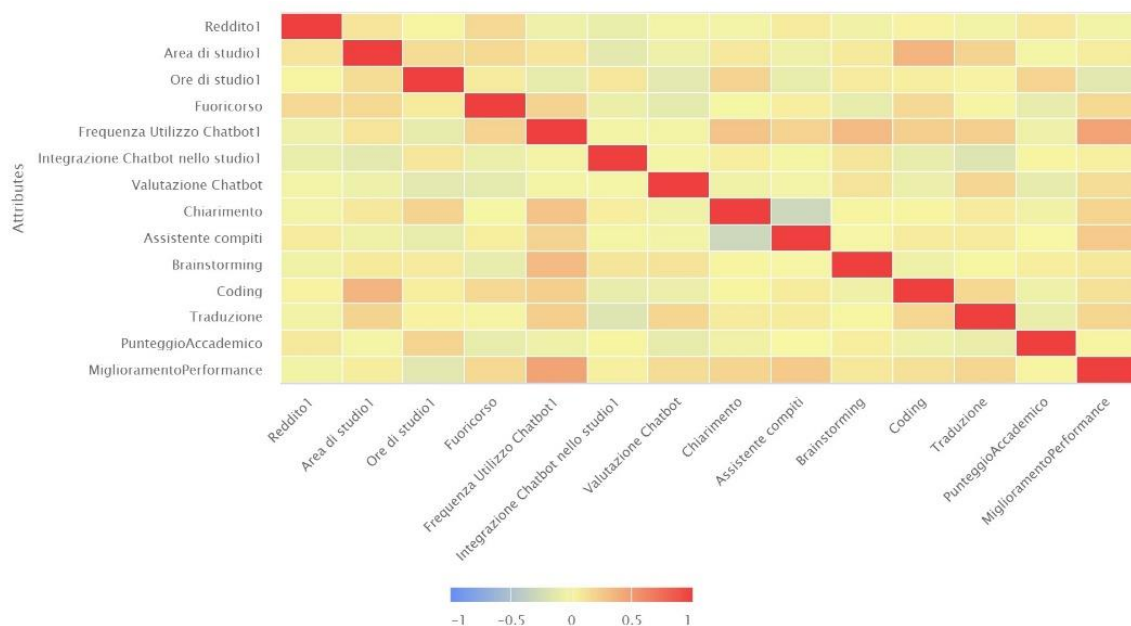


Figura 22: Correlation Matrix dopo la riduzione dimensionale

Analizzando la figura 22, la variabile che ancora contiene correlazioni elevate con gli altri attributi risulta essere "Frequenza Utilizzo Chatbot". Sebbene l'analisi consigli ciò, si è ritenuto saggio non combinarla o rimuoverla dallo studio in quanto ritenuta un indicatore chiave per il raggiungimento dell'obiettivo. Nonostante si sia ridotto considerevolmente il numero di variabili, arrivando ad averne 14, ai fini della *cluster analysis* risultano ancora troppo numerose per un'analisi significativa. Per avere un'evidenza empirica sugli attributi più importanti da selezionare per lo sviluppo dello



studio, si è voluto procedere con la *Principal Component Analysis* (PCA). La PCA è una tecnica di analisi delle componenti principali che viene utilizzata per ridurre la dimensionalità dei dati, mantenendo al contempo il maggior numero possibile di informazioni. Essa permette di trasformare le variabili originali in un nuovo set di variabili, noto come componenti principali, che sono linearmente indipendenti e spiegano la massima varianza dei dati, rendendo più facile l'esplorazione di pattern nascosti. In *RapidMiner*, per far elaborare i dati all'operatore "PCA" è necessario inserire un valore di input in corrispondenza delle *variance threshold*, ossia la soglia di varianza, che è un parametro fondamentale per determinare quante componenti principali saranno mantenute, in quanto specifica la percentuale minima di varianza che ciascuna componente principale deve rappresentare, affinché venga inclusa nel risultato finale. Nello studio in questione, si è deciso di inserire come soglia di varianza il valore di 0,95 poiché permette di ottenere un bilanciamento ottimale tra la riduzione delle dimensioni del dataset e la conservazione di una quantità significativa di informazioni. L'operatore propone 14 combinazioni di componenti principali ordinate per varianza rappresentata. Data la presenza di attributi correlati tra loro nonostante le combinazioni effettuate, per selezionare gli attributi utili all'analisi sono state effettuate due iterazioni della PCA: nella prima iterazione è stata inclusa la variabile "Fuoricorso" a sfavore della variabile "Età" (correlata con essa) mentre, allo stesso modo, è stata inclusa la variabile "Miglioramento Performance" a sfavore di "Frequenza Utilizzo Chatbot"; nella seconda iterazione, invece, sono state incluse gli attributi esclusi alla prima iterazione. Selezionando solo la prima combinazione di *principal components*, i risultati ottenuti sono i seguenti:

<b>Iterazione 1</b>	
<b>Attributo</b>	<b>PC1</b>
Reddito	-0.052
Area di studio	-0.212
Ore di studio	-0.535
Fuoricorso	-0.028
Integrazione Chatbot nello studio	-0.111
Valutazione Chatbot	0.375
Punteggio Accademico	-0.230
Miglioramento Performance	0.326
Chiarimento	-0.364
Assistente compiti	0.446
Brainstorming	0.007
Coding	-0.044
Traduzione	0.144

Tabella 10: autovettore prima PCA

<b>Iterazione 2</b>	
<b>Attributo</b>	<b>PC1</b>
Reddito	0.001
Area di studio	-0.125
Ore di studio	-0.541
Età	-0.025
Integrazione Chatbot nello studio	-0.237
Valutazione Chatbot	0.310
Punteggio Accademico	-0.278
Frequenza Utilizzo Chatbot	0.121
Chiarimento	0.452
Assistente compiti	-0.457
Brainstorming	-0.029
Coding	-0.050
Traduzione	-0.175

Tabella 11: autovettore seconda PCA

I valori riportati nelle tabelle sono gli autovettori associati alla specifica combinazione di attributi e la presenza di valori positivi e negativi indica come le variabili contribuiscono

alla varianza lungo quella direzione specifica. Al fine di selezionare solo gli attributi più significativi, si è scelto di inserire in input alla cluster analysis solo gli attributi capaci di spiegare almeno il 20% della varianza del dataset. Perciò, analizzando i due output delle PCA, rappresentati in tabella 10 e 11, si è deciso di selezionare gli attributi della prima iterazione in grado di superare la soglia definita, ossia: Area di studio, Ore di studio, Valutazione Chatbot, Punteggio Accademico, Miglioramento Performance, Chiarimento e Assistente compiti.

L'algoritmo scelto per condurre la cluster analysis è il *K-Means*, una decisione basata sulla sua comprovata efficacia e semplicità. L'algoritmo inizia l'elaborazione dei cluster selezionando casualmente  $k$  punti come centroidi iniziali, dove  $k$  rappresenta il numero desiderato di cluster e, successivamente, assegna ciascun punto al cluster il cui centroide è più vicino, utilizzando solitamente come misura di valutazione la distanza euclidea. Infine, i centroidi vengono aggiornati iterativamente calcolando la media aritmetica dei punti assegnati a ciascun cluster. Questi passaggi vengono iterati finché i centroidi convergono, o fino a quando viene raggiunto un numero massimo di iterazioni. Il risultato finale è una suddivisione dei dati in  $k$  cluster, con l'obiettivo di minimizzare la somma delle distanze quadrate tra i punti dati e i centroidi del loro cluster di appartenenza. Risulta quindi evidente che la scelta appropriata di  $k$  è un aspetto cruciale per ottenere risultati significativi. Nel caso in esame, la stima del parametro è stata condotta sperimentalmente attraverso l'*Elbow method*, il quale consiste nel calcolo della somma delle distanze quadrate tra cluster (*Sum Squared Error*), ossia la varianza all'interno dei cluster, in scenari con diversi valori di  $k$ . I risultati ottenuti vengono poi rappresentati graficamente per poter identificare il punto in cui la diminuzione della varianza rallenta notevolmente, formando una sorta di "gomito" nella curva, ed il valore di  $k$  corrispondente a quel punto è considerato il numero ottimale di cluster da utilizzare per suddividere i dati. Nello studio in questione, l'SSE è stato monitorato al variare di  $k$  mediante l'operatore "*Cluster Distance Performance*" ed il grafico rappresentante l'*elbow method* risulta essere il seguente:

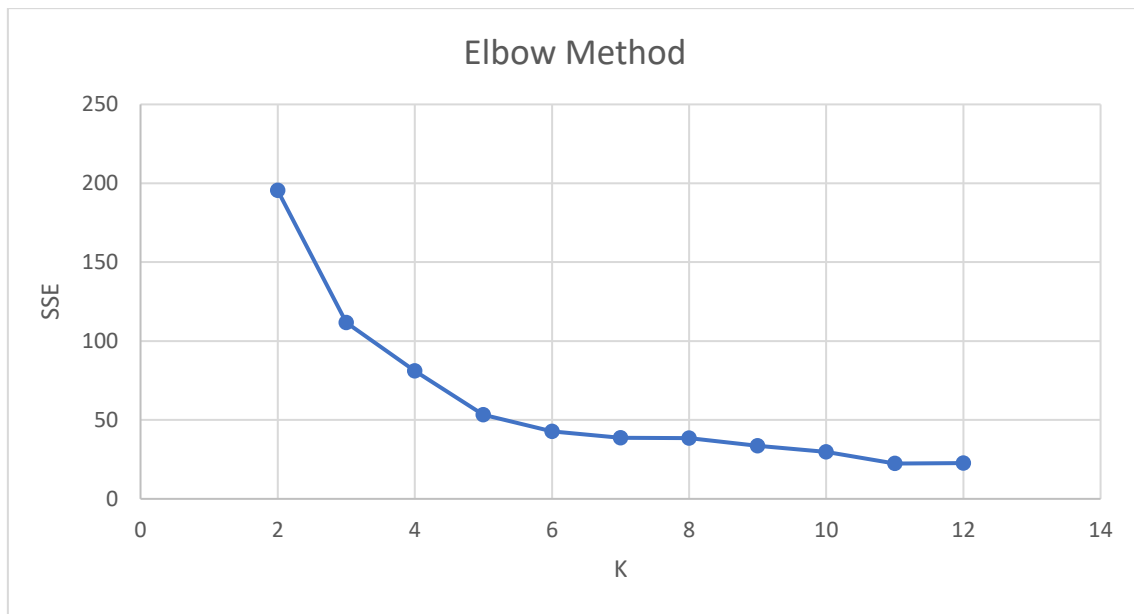


Figura 23: Grafico a linee "Elbow Method"

Dalla figura 23 è possibile osservare che il punto in cui viene effettuata la cosiddetta curva a gomito, ossia il punto in corrispondenza del quale la decrescita dell'SSE è considerevolmente minore rispetto ai punti precedenti, è identificato in  $k$  uguale a 5.

Al fine di validare la qualità del risultato dell'analisi appena effettuata, si è osservato l'indice di Davies-Bouldin (DBI). Questa metrica fornisce una misura della separazione tra i cluster e della coesione all'interno dei cluster, e il suo obiettivo è ottenere un valore di DBI più basso possibile (vicino allo 0), indicando una soluzione di clustering migliore. La formula dell'indice di Davies-Bouldin per un insieme di cluster è definita come segue:

$$DBI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max_{j \neq i} \left( \frac{S(i) + S(j)}{d(C_i, C_j)} \right)$$

Dove:

- $n$  è il numero totale di cluster.
- $S(i)$  è la misura di dispersione del cluster  $i$
- $d(C_i, C_j)$  è la distanza tra i cluster  $i$  e  $j$

Per ciascun cluster, l'indice di Davies-Bouldin valuta la misura di dispersione interna del cluster e la distanza media tra il cluster in esame e il cluster più simile (più vicino). L'indice, infine, viene calcolato per tutti i cluster e la media di questi valori è restituita come risultato finale. L'interpretazione dell'indice varia in base alla natura ed al contesto dei dati ma, solitamente, un valore più basso indica che i cluster sono ben separati e coerenti. Nello studio appena condotto, l'indice ha assunto il valore di 0.214 che, in termini di validità, è un valore ottimo in quanto prossimo allo zero, ma bisogna anche considerare che è influenzato dalla limitata numerosità del dataset e dal numero di cluster utilizzati.

## 5.2.4. Risultati

Una volta definita la validità della soluzione di clustering ottenuta, si è proceduto con l'analisi della composizione di ciascun cluster, al fine di poter definire i pattern comuni tra gli studenti intervistati mediante il sondaggio. L'output dell'algoritmo *k-means* è particolarmente dipendente dall'inizializzazione dei centroidi e, a differenza di altri algoritmi, non garantisce cluster equilibrati in termini di numero di records. Nonostante ciò, l'output raggiunto risulta soddisfacente in quanto, tranne uno, i cluster contengono all'incirca lo stesso numero di punti. Nello specifico i 5 cluster sono composti come segue:

- Cluster 0: 26 items
- Cluster 1: 24 items
- Cluster 2: 20 items
- Cluster 3: 12 items
- Cluster 4: 20 items

Come già spiegato in precedenza, nonostante gli studenti che hanno partecipato al sondaggio e che usano chatbot a fini di studio siano 106, l'algoritmo è riuscito a clusterizzarne solo 102, in quanto quattro di queste righe sono state danneggiate nell'esportazione dei dati dal file .CSV, compromettendo la loro elaborazione.

Per poter analizzare i tratti caratteristici dei 5 cluster, si è analizzato il grafico dei centroidi che permette di comprendere il posizionamento dei rappresentati di ogni cluster nei vari attributi.

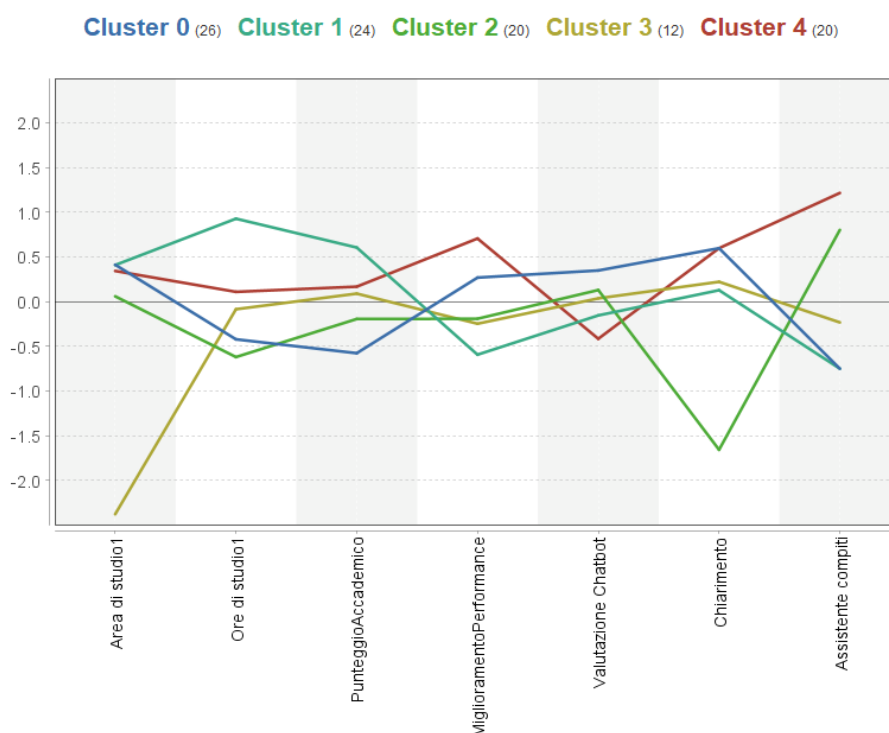


Figura 24: Grafico a linee dei centroidi

I valori che assumono i centroidi riportati nel grafico non sono riferiti a quelli assegnati dalla codifica già commentata, ma sono relativi alla seguente normalizzazione effettuata prima dell’algoritmo di clustering. Già dal grafico è possibile notare che i cluster assumono comportamenti diversi nei vari attributi ma, ciononostante, non è facile delineare un profilo chiaro. Mediante l’operatore “Cluster Model Visualizer” è stato, però, possibile ottenere delle statistiche che hanno permesso di dare un contesto ad ogni cluster e poter comprendere i pattern comuni tra gli studenti in relazione all’interazione con i chatbot. Di seguito è riportata la *Heat Map* che descrive i legami tra cluster e attributi.

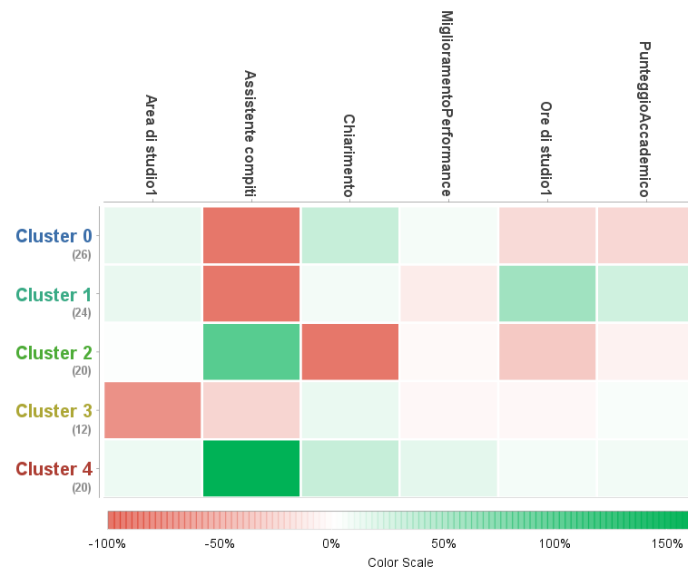


Figura 25: Heat Map cluster

Attraverso l'analisi visuale di strumenti sopracitati, è stato possibile identificare e isolare con precisione i tratti distintivi che il K-Means ha sfruttato per suddividere i records. Questi strumenti hanno giocato un ruolo cruciale nel fornire una rappresentazione visiva chiara delle caratteristiche salienti di ciascun cluster, offrendo una panoramica che ha permesso di definire una descrizione informata del contesto specifico associato a ogni gruppo:

- **Cluster 0:** Nel primo cluster sono stati inclusi gli studenti che utilizzano i chatbot con una frequenza leggermente sopra la media, carattere interpretabile dalla correlazione forte tra “Miglioramento Performance” e “Frequenza di utilizzo chatbot”, e che sfruttano l’IA più come sostituto alla ricerca bibliografica per approfondimenti o chiarimenti su concetti specifici, che in sostituzione di uno sforzo personale. Inoltre, sono caratterizzati da un punteggio accademico minore del 30% rispetto alla media, nonostante ritengano di aver avuto miglioramenti in termini di performance accademiche.
- **Cluster 1:** Questo cluster contiene, invece, gli studenti più “brillanti” in termini di performance accademiche e caratterizzati da una routine universitaria simile, basata su un elevato quantitativo di ore di studio che gli permette di raggiungere

ottimi risultati. Loro, come il cluster 0, nonostante facciano un uso limitato dei chatbot strettamente legato ad approfondimenti o chiarimenti, ritengono che la loro introduzione nel processo di apprendimento abbia quasi peggiorato le loro performance, ma nonostante ciò, valutano la loro esperienza con essi positiva.

- **Cluster 2:** Il cluster due è composto prevalentemente da coloro che non ritengono abbiano avuto netti miglioramenti delle performance e che hanno un punteggio accademico leggermente sotto la media caratterizzato da un basso impegno in termini di tempo dedicato allo studio individuale, ben minore del 40% della media. Nonostante utilizzino con poca frequenza i chatbot, i loro usi sono prevalentemente legati alla assistenza per compiti universitari e quindi in sostituzione allo sforzo individuale.
- **Cluster 3:** Questo cluster è quello contenente meno record in quanto caratterizzato da studenti provenienti da aree di studio non scientifiche. La loro frequenza d'interazione con i chatbot è limitata e il loro utilizzo è prevalentemente atto al chiarimento di determinati argomenti.
- **Cluster 4:** l'ultimo cluster raccoglie, invece, gli studenti che, nonostante abbiano dato una valutazione complessiva negativa relativa al chatbot utilizzato, ritengono che esso gli abbia determinato un miglioramento significativo delle performance. Inoltre, la percezione di un miglioramento delle performance è legata ad un punteggio accademico sopra la media caratterizzato anche da un uso frequente dei chatbot sia per fini legati al chiarimento di argomento ma, soprattutto, per un uso significativo nell'ambito delle attività accademiche, quali la stesura di documenti, la risoluzione di quesiti e altri compiti universitari.

I cluster identificati offrono l'opportunità di poter interpretare la prospettiva e il comportamento degli studenti in merito a questo nuovo approccio di studio ma, nonostante i risultati, questo studio deve essere interpretato considerando alcune limitazioni. L'appartenenza degli intervistati a diversi corsi di studio legati alla facoltà di ingegneria in Italia potrebbe aver influenzato la loro esposizione ad argomenti legati all'intelligenza artificiale, il che potrebbe comportare una migliore conoscenza dei concetti di intelligenza artificiale rispetto agli studenti di altre facoltà. Questa conoscenza ed esposizione pregressa ha influenzato le loro risposte alle domande del sondaggio. Pertanto, questo potenziale *bias* di autoselezione avrebbe potuto portare a un campione composto principalmente da individui più "tecnologici". Inoltre, la ridotta dimensione del campione può compromettere la rappresentatività delle diverse caratteristiche e della tendenza dei dati, rendendo più difficile trarre conclusioni affidabili. È importante comprendere che tutto ciò potrebbe limitare la generalizzabilità dei risultati della ricerca oltre la popolazione dello studio.



## Conclusioni

La tesi si è proposta di creare un percorso di esplorazione sistematica del mondo dell'Intelligenza Artificiale, il cui focus centrale ha riguardato il suo progressivo inserimento nell'ambito dell'apprendimento universitario e l'analisi del suo impatto sul successo accademico degli studenti.

Oggigiorno l'IA entusiasma e preoccupa allo stesso tempo, essa ormai ha catturato un livello di attenzione tale che supera altri campi della tecnologia e che non può essere ignorato. La speranza di un cambiamento economico e produttivo e la distribuzione dell'occupazione e del reddito preoccupa le grandi potenze politiche ed economiche, non solo europee, ma mondiali. Proprio per la sua estrema versatilità e accessibilità, è un processo inarrestabile, che va analizzato con attenzione e che riguarda anche la nostra quotidianità, quella più vicina, in questo caso quella universitaria.

Per questo motivo, la divisione dei capitoli è stata scelta secondo un progetto di progressione sequenziale, che partendo da una panoramica sulle origini dell'IA è passata al suo funzionamento tecnico, a questioni etiche e legali, fino a giungere ai maggiori settori d'uso e all'analisi di uno di questi, ovvero quello universitario, mediante una survey che attraverso metodi statistici descrittivi e un'attenta analisi – monovariata e multivariata – ha cercato di trarre delle correlazioni tangibili sulla modalità d'uso dei chatbot e la prestazione accademica, fornendo dei validi spunti di riflessione e ulteriore ricerca per educatori, sviluppatori di tecnologia e responsabili politici coinvolti nello sviluppo e nell'implementazione dell'IA in contesti educativi.

L'intera analisi è stata condotta mediante l'ausilio del software RapidMiner, il quale, con il portfolio di operatori disponibili, si è rivelato cruciale per l'elaborazione dei dati poiché ha consentito una navigazione agevole per tutte le fasi dell'analisi ed ha contribuito in modo sostanziale alla solidità delle conclusioni raggiunte. La potenza analitica del software ha permesso di implementare con successo i diversi algoritmi e poter effettuare più simulazioni con parametri di input diversi per studiare l'evolversi dell'output e selezionare quello più soddisfacente in termini di performance.

Inoltre, l'indagine si è proposta di interrogare circa la percezione degli studenti riguardo l'uso dell'IA a livello accademico. La suddivisione dell'analisi nei due livelli di dettaglio ha permesso di valutare diversi aspetti nascosti dei dati. Da un lato è stato possibile studiare le correlazioni tra le variabili, molte delle quali hanno confermato le aspettative generali, come l'attitudine dell'utilizzo dei chatbot in base al percorso di studio intrapreso, mentre altre hanno, invece, sottolineato un vero e proprio gap tra aspettative e realtà, come una mancata correlazione tra la coloro che hanno espresso un miglioramento dei risultati a seguito dell'utilizzo dei chatbot e la media vera e propria; dall'altro lato, però, ha permesso di identificare dei profili di studenti con pattern comuni e valutare il



cambiamento di percezione al variare delle caratteristiche attitudinali di essi e degli obiettivi personali, offrendo alle istituzioni educative preziose informazioni per adattare strategie e politiche in modo più mirato ed efficace.

I risultati conseguiti sembrano portare a una sorta di disaccordo, in quanto nonostante la maggior parte degli studenti riconosca la funzionalità dei chatbot, specie per il supporto per i compiti o approfondimenti, non è emerso un miglioramento generalizzato del loro rendimento accademico a seguito del loro utilizzo.

Il quadro complessivo dell'analisi suggerisce che i chatbot non costituiscano più il futuro, ma siano una vera e propria realtà. Quello che principalmente è emerso dai fruitori del servizio è che questi tool di IA permettano il raggiungimento di benefici legati alla produttività, nel senso di risparmio di tempo e forze, nella ricerca d'informazioni mirate, poiché permettono di abbattere quel muro invisibile che c'è tra studente e professore, mediante un'assistenza personalizzata, sempre disponibile e senza alcun tipo di remore dello studente. Nonostante ciò, l'ottimismo di queste posizioni si scontra con la realtà dei fatti, ossia che un utilizzo più frequente dei chatbot causa una diminuzione del tempo dedicato allo studio che, però, risulta ancora, inevitabilmente, la chiave per il successo accademico, come mostrato dal cluster 1. Possiamo trarre come conclusione che l'IA generativa nel campo dell'istruzione non potrà mai sostituire né il rapporto studente-professore né lo sforzo del singolo, ma, al contempo, il suo utilizzo dev'essere inquadrato come strumento che può generare una sorta di efficace sinergia tra fruitori, funzionalità e versatilità e non come un elemento minatorio nelle performance degli studenti.

Eppure, nonostante le tecniche di analisi utilizzate abbiano cercato di trovare delle correlazioni e conclusioni significative, per effettuare un bilancio tra obiettivi perseguiti e risultati ottenuti, vanno tenuti in considerazione alcuni limiti della ricerca, ovvero la quantità limitata dei dati e il fatto che questi provengano principalmente dall'area dell'ingegneria.

In conclusione, con il seguente elaborato si è cercato di avvicinarsi il più possibile alla realtà odierna. Da questi nuovi sentieri potranno sorgere avvincenti sfide intellettuali, magari un po' spiazzanti all'inizio ma, a ben vedere, dominanti nell'ambito accademico. I dati, pertanto, dimostrano sempre più giusta l'asserzione secondo la quale non si può considerare seriamente un'attività senza tenere conto dei suoi impatti e degli obiettivi di applicazione. Non è dunque solo il rapporto tra IA e massimi sistemi, come le commissioni europee e mondiali, che meritano di essere valutate, ma anche quelle tra IA e i suoi fruitori, in questo caso gli studenti.

## Bibliografia

- (s.d.). Tratto da Rai News: <https://www.rainews.it/articoli/2024/02/apertura-della-borsa-entusiasmo-per-intelligenza-artificiale-spinge-i-mercati-90928b30-569f-4df6-979c-2403a86e4908.html>
- Acemoglu, D., & P. Restrepo. (2018). Artificial Intelligence, Automation and Work. *NBER*.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*.
- Anitec-Assinform. (2023, Febbraio 9). Tratto da Anitec-Assinform: <https://www.anitec-assinform.it/media/comunicati-stampa/intelligenza-artificiale-mercato-cresce-del-22-annuo-varra-700-milioni-nel-2025-al-via-roadshow-di-piccola-industria-e-anitec-assinform-sul-territorio.kl>
- Artificial Intelligence in HR: a No-brainer*. (2018). Tratto da PWC: <https://www.pwc.nl/nl/assets/documents/artificial-intelligence-in-hr-a-no-brainer.pdf>
- Croce, C. L. (2023, Settembre 14). *GenAI Solutions Help European AI Market Thrive in an Uncertain Economic Environment*. Tratto da International Data Corporation (IDC) : <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prEUR251222623#:~:text=MILAN%2C%20September%2014%2C%202023%20%E2%80%94,of%20the%20worldwide%20AI%20market.>
- Dell'Acqua, F., McFowland, E., Mollick, E., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Rajendran, S., . . . Lakhani, K. (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. *Harvard Business School Technology & Operations Mgt.*, 58.
- EU AI Act*. (2024, Febbraio 6). Tratto da <https://www.euaiact.com/>
- Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2019). The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization. *NYU Stern School of Business*, 67.
- Fossen, F., & Sorgner, A. (2019). New Digital Technologies and Heterogeneous Employment and Wage Dynamics in the United States: Evidence from Individual-Level Data. *IZA Discussion Paper Series, No. 12242*.
- Frey, C., & Osborne, M. (2017). The Future of Employment. How Susceptible Are Jobs to Computerization? *Technological Forecasting and Social Change*, 254-280.
- Gordon, R. (2018). Why has Economic Growth Slowed When Innovation Appears to be Accelerating? *NBER Working Paper Series, No. 24554*, 28.
- How AI boosts industry profits and innovation*. (2017). Tratto da Accenture : [https://www.accenture.com/fr-fr/\\_acnmedia/36DC7F76EAB444CAB6A7F44017CC3997.pdf](https://www.accenture.com/fr-fr/_acnmedia/36DC7F76EAB444CAB6A7F44017CC3997.pdf)
- L'Intelligenza artificiale giunta a un punto di svolta: Nvidia vola*. (2024, Febbraio 22). Tratto da La Repubblica: [https://www.repubblica.it/economia/finanza/2024/02/22/news/lintelligenza\\_artificiale\\_giunta\\_a\\_un\\_punto\\_di\\_svolta\\_nvidia\\_vola-422182755/](https://www.repubblica.it/economia/finanza/2024/02/22/news/lintelligenza_artificiale_giunta_a_un_punto_di_svolta_nvidia_vola-422182755/)

- Lane M., & Saint Martin A. (2021). The impact of Artificial Intelligence on the labour market: What do we know so far? . *OECD Social, Employment and Migration Working Papers No.256*, 60.
- Liang, R. B. (2023). *Do Foundation Model Providers Comply with the Draft EU AI Act?* Tratto da Stanford Center for Research on Foundation Models: <https://crfm.stanford.edu/2023/06/15/eu-ai-act.html>
- McElheran, K. (2018). Economic Measurement of AI. *NBER* , 29.
- Mercato dell'intelligenza artificiale (AI)*. (2023, Ottobre). Tratto da Precedence Research: <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-market>
- Mischitelli, L. (2023, Maggio 16). *IA in Sanità, c'è fermento: le iniziative in Italia e Ue*. Tratto da Agenda Digitale: <https://www.agendadigitale.eu/sanita/ia-in-sanita-ce-fermento-le-iniziativa-in-italia-e-ue/>
- Naudé, W. (2019). *The Race against the Robots and the Fallacy of the Giant Cheesecake: Immediate and Imagined Impacts of Artificial Intelligence*. Tratto da IZA: Institute of Labor Economics: <https://www.iza.org/publications/dp/12218/the-raceagainst-the-robots-and-the-fallacy-of-the-giant-cheesecake->
- NVIDIA*. (s.d.). Tratto da Wikipedia: <https://it.wikipedia.org/wiki/NVIDIA>
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2017, Settembre 06). *RESHAPING BUSINESS WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE: Closing the Gap Between Ambition and Action*. Tratto da MIT Sloan Management Review : <https://sloanreview.mit.edu/projects/reshaping-business-with-artificial-intelligence/>
- Rete neurale convoluzionale*. (s.d.). Tratto da Wikipedia: [https://it.wikipedia.org/wiki/Rete\\_neurale\\_convolutzionale](https://it.wikipedia.org/wiki/Rete_neurale_convolutzionale)
- Sandberg, A., & Bostrom, N. (2008). Whole Brain Emulation: A Roadmap. *Technical Report #2008-3, Future of Humanity Institute, Oxford University*, 130.
- Searle, J. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*.
- Wang, Y , & Kosinski, M. . (2018). Deep neural networks are more accurate than humans at detecting sexual orientation from facial images. *Journal of Personality and Social Psychology*.
- Work Trend Index Annual Report, Will AI Fix Work?* (2023, Maggio 9). Tratto da Microsoft: <https://www.microsoft.com/en-us/worklab/work-trend-index/will-ai-fix-work>.
- Work Trend Index Special Report: The New Performance Equation in the Age of AI*. (2023, Aprile 20). Tratto da Microsoft: <https://www.microsoft.com/en-us/worklab/work-trend-index/the-new-performance-equation-in-the-age-of-ai>