LUISS

Corso di Laurea in *Economia e Management*

Cattedra di *Economia e Gestione delle Imprese*

AI nell'Investment Banking: L'evoluzione del settore con l'avvento dell'intelligenza artificiale e la sua implementazione nel caso studio J.P. Morgan Chase

Federica Brunetta

RELATRICE

Nicolò Paduano

CANDIDATO

Anno Accademico 2024/2025

INDICE 2

INTRODUZIONE 6

1. Il settore dell'investment banking: evoluzione e innovazione tecnologica 10

1.1 Origini e sviluppo storico dell'investment banking 10

1.1.1. Cos'è l'Investment Banking: Origini ed Evoluzione …….. 10

1.1.2. Dati del Settore a Livello Mondiale 15

1.2 Le Banche di Investimento Oggi..... 18

1.2.1 Le Divisioni dell'Investment Banking …… 18

1.2.2 Il Trend Futuro per l'Investment Banking 22

1.3 La Digitalizzazione e l'Avvento delle Tecnologie Digitali 26

1.3.1 Il Ruolo delle Tecnologie nel Settore dell'Investment Banking .. 26

1.3.2 Innovazioni Recenti: Dalle Fintech alle Soluzioni Cloud e l'IA .. 28

2 Intelligenza artificiale: principi teorici e applicazioni nei servizi finanziari 30

2.1 Storia e sviluppo dell'AI 30

2.1.1 I dati sul valore dell'AI …… 36

2.2 Modelli principali e differenze 40

2.2.1 Modelli tradizionali: Machine learning e deep learning 40

2.2.2 Generative AI: caratteristiche e funzionamento 47

2.2.3 I modelli ibridi come soluzione alla spiegabilità 52

3 L'AI nell'investment banking: use case catalogue 55

3.1 Fraud Detection e Rilevazione di Anomalie 55

3.2 Personalizzazione dei Servizi 57

3.3 Credit Scoring avanzato 58

3.4 Risk Management, Compliance e Previsioni su Serie Temporali Finanziarie 60

3.5 Text Mining e Sentiment Analysis 62

3.6 Ottimizzazione dei Portafogli e Trading Automatizzato 65

3.7 Automazione Operativa 66

4 Il caso J.P. Morgan Chase 68

4.1 Domanda di ricerca, metodologia d'analisi e selezione del caso 68

4.2 Applicazioni chiave dell'AI nell'investment banking di J.P. Morgan Chase 71

4.2.1 COiN e la gestione intelligente dei contratti e della prevenzione delle frodi 71

4.2.2 LOXM e l'evoluzione del trading automatizzato 73

4.2.3 IndexGPT e la nuova frontiera della consulenza finanziaria 74

4.2.4 Katana Lens e i nuovi sistemi integrati di Risk Management 75

4.2.5 Iris e l'automazione intelligente del Customer Service 77

4.3 Impatto strategico operativo ……..…… 79

4.4 Sfide e soluzioni nell'implementazione dell'AI ……. 80

4.5 Risultati e prospettive future ……... 81

5. Analisi e risultati 83

5.1 Introduzione all'analisi dei risultati 83

5.2 Cosa c'è di nuovo e cosa viene confermato dalla letteratura 84

5.3 Le principali sfide emerse dal caso studio 85

5.4 Implicazioni per i policy maker e le imprese del settore 87

CONCLUSIONE 89

Bibliografia e Sitografia 92

INTRODUZIONE

In un mondo in cui la digitalizzazione ha investito ogni settore ed ogni area geografica, il sistema finanziario non poteva sperare di esimersi dalla potenza di questo fenomeno.

Il settore bancario è stato profondamente trasformato rispetto alle sue origini, a partire dalle attività di front office fino a quelle di back office, impattando sia l'ampiezza e il tipo di servizi offerti che il modo in cui operano.

La rivoluzione più radicale che il settore bancario sta affrontando, sia per le potenzialità sia per la velocità con cui ha rivoluzionato l'ambiente competitivo, è senza dubbio l'intelligenza artificiale che in brevissimo tempo è diventata protagonista della maggior parte delle funzioni core del business, garantendo efficienza e ottimizzazione.

Trattare il tema dell'adozione dell'intelligenza artificiale, soprattutto nelle cosiddette *investment banks,* non riguarda solo il punto di vista del mero progresso tecnologico, ma questa è diventata una necessità competitiva per sopravvivere all'interno di un mercato in forte crescita, d'altronde come molti altri che l'intelligenza artificiale ha stravolto, e sempre più legato all'analisi strategica e quantitativa dei dati.

Le banche di investimento sono un ambito che ha de sempre catturato la mia attenzione personale e professionale, mi ha affascinato sin da subito il ruolo centrale e strategico delle attività che svolge all'interno dei mercati finanziari a livello globale. Insieme a questa, ho sempre nutrito una forte passione per la tecnologia in generale ma mai nessun prodotto o servizio aveva brillato ai miei occhi come l'hanno fatto i modelli, i programmi e i plugins di intelligenza artificiale. La vastità di possibili mansioni, dalle più quotidiani e semplici fino alle più complesse e specialistiche, mi ha fatto aprire gli occhi sul futuro che ci aspetta e sulle forti implicazioni che questa tecnologia avrà su di noi, senza che da parte nostra possa esserci alcun tipo di opposizione.

La ricerca del connubio tra queste due passioni è ciò che mi ha portato a trattare questa tematica nella mia tesi, cercando di approfondire e sviscerare nel profondo l'impatto che l'intelligenza artificiale sta avendo nel settore dell'investment banking e capire in che modo la tecnologia abbia cambiato questo settore e, ancora più rilevante, come lo possa cambiare nel futuro più prossimo.

La ricerca si struttura nell'analisi dell'integrazione dei sistemi di intelligenza artificiale nei processi core delle banche di investimento,

concentrandosi sul dualismo sfide-opportunità che si sono aperte a chi opera in questo mercato. Cercherò di approfondire in che campi questi strumenti possono portare il maggior guadagno, in termini di produttività, efficienza e anche economici, alle banche e quali siano le implicazioni strategiche intrinseche.

Risk management, trading automatizzato, fraud prevention e analisi predittiva, tutte attività svolte tipicamente da esperti in materia ed altamente specializzati, sono state stravolte dall'avvento dell'intelligenza artificiale che ne ha migliorato velocità e qualità, aspetti chiave nei processi decisionali tipici di un investment bank.

Come tutto, d'altronde, è difficile trovare in natura qualcosa privo di difetti; infatti, anche una tecnologia apparentemente benevola e benefattrice nasconde aspetti più complicati, difficilmente osservabili a primo impatto, ma che sono legati a temi come la regolamentazione, la governance dei dati e la cyber security.

Affronterò prima di tutto l'evoluzione del settore dell'investment banking per poi concentrarmi sui vari modelli di intelligenza artificiale e le loro applicazioni reali attraverso uno '*use case catalog'*.

In seguito, dedicherò un'intera sezione all'analisi delle applicazioni che J.P. Morgan ne ha trovato nel suo modello di business, uno dei player più grandi al mondo e che si è distinta per i suoi investimenti miliardari in intelligenza artificiale.
Infine, svolgerò un'analisi dei risultati, delle strategie operative emergenti e delle prospettive di questa tecnologia *disruptive*.

L'intelligenza artificiale, ad oggi, rappresenta l'opportunità più grande di innovazione che si è presentata al settore bancario da decenni ed è quindi necessario capire come le banche di investimento si stanno comportando, sfruttando le leve che la tecnologia offre e proteggendosi dalle potenziali minacce, per anticipare i cambiamenti futuri del settore e sviluppare strategie di successo, adatte ad un ecosistema sempre più dinamico e digitalizzato.

1. Il settore dell'investment banking: innovazione e evoluzione tecnologica

1.1 Origini e Sviluppo storico dell'Investment Banking

1.1.1 Cos'è l'Investment Banking: Origini ed Evoluzione

Le banche di investimento costituiscono una parte cruciale del sistema finanziario odierno, e la loro funzione principale è quella di intermediario tra gli emittenti di titoli azionari o bond, e gli investitori in surplus che hanno necessità di allocare il proprio capitale. La struttura interna come l'organizzazione e le caratteristiche dei servizi offerti non è stata sempre la stessa, ma nel corso della storia è mutata rispondendo a esigenze temporali e geografiche. In alcune nazioni, infatti, le banche di investimento possono essere considerate come delle realtà autonome, costituendo una vera e propria categoria di istituzioni finanziarie del tutto a parte; in altre invece lavorano al fianco di entità più grandi e diversificate che sono caratterizzate dalla vastità dei servizi che offrono: intermediazione, negoziazione di titoli, consulenze di investimento e assicurazioni. Quest'ultime sono formalmente note come banche universali e nella maggior parte dei casi, anche se le società di

investimento pure stanno diventando sempre più diffuse, hanno al loro interno, o come controllata in un gruppo bancario o come funzione aziendale, un reparto che si occupa esclusivamente di investment banking.[1]

La prima fase del processo di evoluzione di questo settore riguarda le origini medievali del modello di banca di investimento, in particolar modo quello legato ai mercanti. Con il tempo questi si erano specializzati nel finanziare le spedizioni commerciali attraverso metodi che erano del tutto innovativi per l'epoca, ad esempio l'aggregazione del capitale come mezzo per distribuire rischi e profitti, l'utilizzo di cambiali per finanziare il commercio delle merci, l'arbitraggio triangolare la speculazione sulle valute internazionali. Le prime banche di mercanti iniziarono a comparire prima e successivamente a Firenze, Genova e in altre città impegnate nel commercio medievale, in Europa Amsterdam emerse come centro bancario mercantile nel XVII secolo, seguita subito dopo da Londra in cui questi enti sono stati così importanti che nel Regno Unito le banche d'investimento sono ancora conosciute come merchant banks.

[1] Fohlin, *A Brief History of Investment Banking from Medieval Times to The Present*, 2016, pp. 133-134

L'evoluzione naturale delle banche mercantili fu l'inizio della vendita di titoli e finanziamenti a lungo termine, e l'invenzione se cos' si può definire delle prime azioni societarie.[2]

Se dovessimo individuare un momento di svolta per lo sviluppo e l'evoluzione delle banche di investimento sicuramente lo troveremmo nel diciannovesimo secolo; I governi furono trai principali primi clienti delle banche d'investimento richiedendo finanziamenti su larga scala, tipicamente attraverso titoli di debito, specialmente in tempi di grande industrializzazione (come il boom ferroviario negli anni '30) o di guerra come negli Stati Uniti per la Guerra Civile all'inizio degli anni '60. Questo creò un'enorme domanda di finanziamento governativo e diede l'impulso alla formazione di banche d'investimento anche in territorio americano ed è qui che nacquero e si consolidarono colossi come J.P. Morgan.[3]

Con l'avvento della Grande Guerra, tutti i paesi industrializzati avevano sviluppato le proprie forme di investment banking, includendo istituzioni finanziarie e mercati finanziari in cui operavano i banchieri. La guerra ebbe effetti devastanti anche sui mercati finanziari, generò un lungo periodo di instabilità con i paesi coinvolti che sostenevano debiti pubblici

[2] Fohlin, *Early Origins of Investment Banking: Merchant Banks from Medieval Times to the early Nineteenth Century*, 2016, pp. 134-135
[3] Fohlin, *Blossoming of Investment Banking Services and the Build- up of Universal Banks: Mid-nineteenth Century to the First World War*, 2016, pp. 135-137

enormi. In alcuni casi, ciò portò a iperinflazione e crisi bancarie mentre in altri i mercati delle nuove emissioni si espansero rapidamente alimentando nuove attività per le banche d'investimento. Questo periodo di boom terminò con il crollo del 1929 e la Great Depression globale degli anni '30, aprendo un'era di regolamentazione finanziaria che durò per gran parte del XX secolo e che tornerà importantissima anche nella successiva crisi del 2008.[4]

Il primo grande, e noto, intervento normativo a riguardo avvenne nel 1933 con il Glass-Steagall Act, in cui il legislatore statunitense separava le attività di investment banking da quelle di commercial banking con l'intento di ridurre le pratiche altamente rischiose che erano state padri del collasso. Altre norme come il Bank Holding Company Act del 1956 continuarono a calcare la stessa linea aumentando ulteriormente le restrizioni, rendendo ancora più difficile per le banche commerciali operare come banche d'investimento e segnando la strada anche per altri Paesi, soprattutto europei, compresa l'Italia, che seguirono introducendo norme simili per proteggere i clienti bancari al dettaglio e i depositanti.[5]

Il periodo di regolamentazione continuò fino ad un brusco calo nei decenni del 1980 e 90, periodo in cui la deregolamentazione tornò in auge

[4] Fohlin, *Financial Regulation, Deregulation, and Re- regulation: 1920s to the Present*, 2016, pp. 153-154

[5] Fohlin, *The 1920s to 1980s: Government Regulation Era*, 2016, pp. 154-155

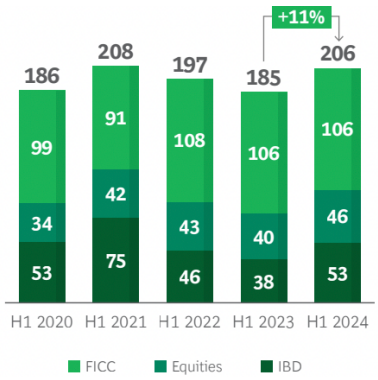
e grazie alla riduzione delle restrizioni le banche di investimento riconquistarono il ruolo di protagonisti nei mercati finanziari, diversificandosi in nuovi ambiti prima d'ora non esplorati come il trading di derivati e l'asset management. Come ci insegna la storia e la sua ciclicità, questa condizione non poteva non tradursi in una crisi: quella a cavallo tra 2007 e 2008. Questa innescò un'ondata di ristrutturazioni delle istituzioni finanziarie in tutto il mondo, alcune delle banche di investimento più importanti del mondo come Lehman fallirono e molto altre ci andarono molto vicino, salvate da fusioni o interventi statali. La crisi sollevò nuove preoccupazioni circa la struttura, la portata e la dimensione delle istituzioni finanziarie, in particolare sulla combinazione di investment e commercial banking e sulla difficoltà di liquidare istituzioni too big to fail, un cui collasso avrebbe generato non un danno limitato ai confini di quella organizzazione, ma di tipo sistemico andando ad impattare tutto il panorama finanziario. Fondamentale fu il Dodd–Frank Act del 2010 che introdusse una serie di regole che imponevano alle banche di dismettere la maggior parte delle attività di hedge fund, private equity, trading proprietario con strumenti complessi come i derivati e la loro negoziazione in mercati più trasparenti e pubblici. Anche in Europa ci fu ovviamente un adeguamento delle norme, in

particolar modo riferite all'adeguamento dei requisiti minimi di capitali delle banche, con la promulgazione di Basilea 2.5 e 3.[6]

1.1.2 Dati del Settore a Livello Mondiale

Secondo uno studio condotto dalla BCG in merito alla condizione del mercato dell'investment banking alla fine della prima metà del 2024, "*il fatturato complessivo dell'investment banking e dei mercati globali è stato pari a 206 miliardi di dollari, con un aumento dell'11% rispetto all'anno precedente*"[7].

Tavola 1.1 - *Andamento storico del fatturato totale IB & Markets*



Fonte: Jennison, Hein, Stockinger, Shahani, Baveja and Bahra, 2024, p.1

I settori che hanno contribuito di più a questa crescita sono stati quello dell'Orgination & Advisory, passato da 38 a 53 miliardi di dollari di

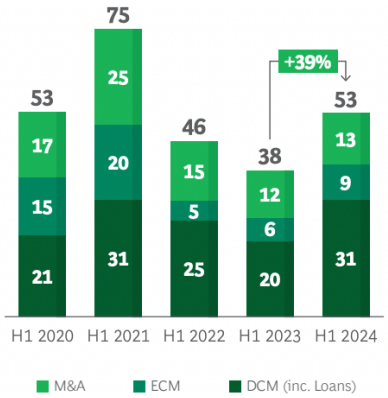
[6] Fohlin, *The New Era of Financial Regulation: The Global Financial Crisis of 2007– 08 and Beyond*, 2016, pp. 157-159
[7] Tim Jennison, Julian Hein, Quirin Stockinger, Amrit Shahani, Rishi Baveja and Sandeep Bahra, IB & Global Markets H1 2024 Update, 2024, p. 1

fatturato, e quello dei ricavi azionari, passato da 40 a 46 miliardi di dollari. Sono rimasti invece abbastanza stabili i dati relativi alle commodities, al fixed income e alle valute, che si sono confermati intorno ai 106 miliardi di dollari[8].

I ricavi del settore di O&A sono attribuibili alla crescita delle prestazione dell'M&A, che con una crescita del 9% rispetto all'esercizio precedente è passata da 12 a 13 miliardi di dollari dopo aver toccato il punto più basso degli ultimi 5 anni, dell'Equity Capital Markets, che con una crescita del 51% è passata da 6 a 9 miliardi di dollari (trainata dalla crescita negli Stati Uniti che ha coperto il declino osservato invece in Cina), e dal Debt Capital Market, che con la crescita maggior – del 54% - è passata da 20 a 31 miliardi di dollari di fatturato "rendendola il prodotto più grande e con la migliore performance all'interno delle divisioni dell'Investment Banking nel primo semestre 2024".[9]

[8] Ibidem
[9] Ivi, p. 45

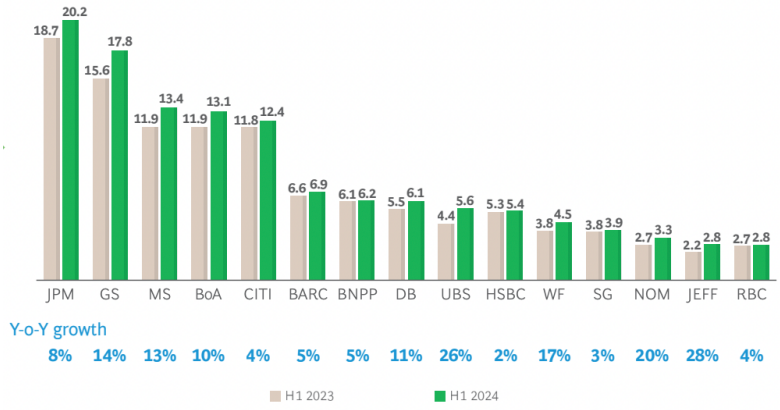
Tavola 1.2 - *Andamento storico del fatturato totale O&A*



Fonte: Jennison, Hein, Stockinger, Shahani, Baveja and Bahra, 2024, p.2

Nel report sono anche indicati i 15 player più forti del mercato dell'investment banking, con le *bulge bracket* americane a fare da padrone alla classifica, le prime 5 posizioni sono ricoperte infatti da JPMorgan Chase, Goldman Sachs, Morgan Stanley, Bank of America e Citigroup[10].

Tavola 1.3 – *Confronto tra top players nel settore IB&M*



Fonte: Jennison, Hein, Stockinger, Shahani, Baveja and Bahra, 2024, p.1

[10] Ibidem

1.2 Le Banche di Investimento Oggi

1.2.1 Le Divisioni dell'Investment Banking

Le principali divisioni all'interno di una Investment Bank sono quella che si occupa di M&A, cioè fusioni e acquisizioni, quella dei mercati azionari o Equity capital markets, quella dei mercati obligazzionari o Debt capital markets, quella del Sales and Trading, del Wealth management e infine dell'Asset management[11].

La funzione di M&A offre un servizio di consulenza o a clienti corporate o a fondi di private equity che desiderano effettuare operazioni su singole imprese o gruppi societari. Possono ottenere incarichi sia cosiddetti *sell-side*, "offrendo consulenza sulla vendita di un'intera azienda o su una sua scissione", sia *buy-side*, "che riguardano l'acquisto di intere aziende o di divisioni di esse".[12]

Un altro compito importante che svolgono è quello di "ristrutturare e riorganizzare realtà aziendali o scorporando divisioni per aumentare il valore per gli azionisti o cambiare drasticamente la struttura del capitale aziendale per evitare il fallimento o facilitarne la vendita.[13]

[11] David P. Stowell, Paul Stowell, Investment Banks, Hedge Funds, and Private Equity, 2023, p. 15
[12] Ivi, p. 21
[13] Ivi, p. 21

La parte chiave della funzione di M&A è quella di valutazione aziendale e di negoziazione, motivo per cui spesso i team che si occupano di queste operazioni vogliono interagire direttamente con i CEO, CFO e consiglio di amministrazione per comprendere a pieno la natura di quello che stanno negoziando.[14]

Come abbiamo visto prima il gruppo dei capital markets si divide in Equity e Debt; gli addetti all'ECM sono specializzati nell'emissione di azioni ordinarie, nell'emissione di titoli convertibili e derivati azionari. Le emissioni di azioni ordinarie includono IPO, emissioni secondarie per grandi azionisti che desiderano vendere parte delle loro partecipazioni, e collocamenti privati.[15]

Altro ruolo importante è quello di mettere a conoscenza i clienti di tutte le alternative di raccolta di capitale e di hedging, aggiornarli sulle condizioni di mercato e i suoi sviluppi recenti, e a seconda di quanto sia urgente la necessità del cliente la discussione si sposta sulla fattibilità, sui metodi e sul tempismo dell'operazione, considerando non solo i fattori di mercato ma anche eventuali vincoli legali e contabili e l'ideale sincronizzazione tra l'offerta azionaria e altre priorità aziendali.[16]

[14] Ivi, p. 22
[15] Ivi, p. 19
[16] Ivi, p. 19

Per quanto riguarda invece il campo del Debt capital market, si concentra su finanziamento, questa volta tramite debito, di clienti corporate e/o governativi. I clienti possono appartenere a due categorie: Investment Grade, co un rating creditizio superiore al BAA di Moodys e alla BBB di S&P, oppure Non-Investment Grade, con rating inferiore a questa soglia e le cui emissioni sono tipicamente note con il termine di "high-yield bonds" o addirittura "junk bonds".[17]

Come nella funzione di ECM, è importante definire gli obiettivi più appropriati per gli emittenti e aiutare i clienti a decidere in merito alla tempistica, alla scadenza, alle dimensioni, alle clausole contrattuali, alle opzioni di rimborso anticipato e altri aspetti di un finanziamento tramite debito. Gli addetti alla funzione studiano le probabili reazioni degli obbligazionisti esistenti, delle agenzie di rating e di terze parti potenzialmente interessate all'operazione.[18]

Pur non proprio centrale con l'aspetto teorico della funzione, è importante notare come negli ultimi anni le investment banks hanno assunto anche esperti in tematiche ESG a seguito del grande interesse da parte delle aziende ad emettere *green bonds*.[19]

[17] Ivi, p. 20
[18] Ivi, p. 21
[19] Ivi, p. 21

La divisione di Sales and Trading, anche nota come Global Markets, serve investitori istituzionali offrendo accesso ai mercati azionari e obbligazionari globali, fornendo liquidità facendo da market maker, prestando denaro per permettere investimenti a leva, prestando titoli per facilitare le vendite allo scoperto, e creando strumenti derivati e prodotti strutturati che si configurino meglio con i profili di rischio/rendimento di ogni investitore.[20]

Al suo interno la divisione è composta della funzione Equity e da quella FICC (Fixed Income, Currencies and Commodities). La divisione Equities opera nei mercati azionari, su titoli ordinari, convertibili e strumenti derivati generando commissioni dall'esecuzione delle transazioni dei clienti.[21]

La funzione FICC invece tratta titoli di Stato, obbligazioni societarie, titoli garantiti da mutui, valute e materie prime, oltre ai derivati collegati a tutti questi prodotti e in alcune società è anche coinvolta nella concessione di prestiti ad aziende e fondi di private equity.[22]

Per quanto riguarda invece le divisioni di gestione abbiamo l'Asset Management, che gestisce fondi per conto di investitori esterni e i cui investimenti sono offerti sotto forma di fondi comuni, hedge fund e altri

[20] Ivi, p. 22
[21] Ivi, p. 23
[22] Ivi, p. 23

fondi di investimento privati, e il Wealth Management, che agisce come consulente per individui e famiglie aiutandoli a decidere come investire la loro ricchezza personale.[23]

1.2.2 Il Trend futuro per l'Investment Banking

Nel recente rapporto condotto da CB Insights "Killing the I Bank: The Disruption of Investment Banking"[24] viene analizzato nel dettaglio lo scenario futuro del settore dell'investment banking, che sta attraversando una trasformazione dirompente dovuta alla tecnologia e alla regolamentazione post crisi finanziarie.[25]

I trend principali che il settore dovrà cavalcare sono quello del maggiore uso della tecnologia e dell'automazione per ridurre costi e rischi, del creare business model sostenibili e digitali, all'avanguardia e con possibilità di adattamento a nuove tecnologie, della riduzione conseguente del personale e della delocalizzazione verso paesi a basso costo.[26]

Un aspetto importante sottolineato nel report è la nuova tendenza nelle IPO, se in passato i ricavi da queste rappresentavano circa il 25% dei

[23] Ivi, p. 24
[24] CB Insights, *Killing The I-Bank: The Disruption Of Investment Banking*, 2020
[25] Tony Boobier, *AI and the Future of Banking*, 2020, p. 175
[26] Ivi, p. 178

ricevi totali delle banche di investimento, negli ultimi anni il dato è sceso fino al 15% e non sembra promettere bene. Ad oggi le aziende promettenti che desiderano quotarsi, infatti, "sfruttano la loro influenza per ottenere commissioni più basse dalle banche, alcune esplorano anche alternative all'IPO, come la quotazione diretta (DPO) e borse alternative mentre altre, che forse è tendenza più impattante, scelgono di non quotarsi affatto.[27]

Per quanto riguarda invece il settore dell'M&A, "la tecnologia sta modificando la natura delle operazioni e dimostra che gran parte della catena del valore delle M&A può essere automatizzata o semplificata. Questo avviene soprattutto nelle operazioni di medio livello, transazioni trai 10 milioni e il miliardo di dollari, in cui reti private e strumenti software consentono a dirigenti e broker di aziende più piccole di gestire direttamente operazioni di M&A, in modo più rapido ed economico".

La prova lampante di questo sono alcune delle ultime grandi acquisizioni come quella di Beats da parte di Apple, di DreamWorks da Comcast, di WhatsApp da Facebook e di Micros Systems da Oracle che sono state tutte completate senza l'intervento di banche d'investimento.[28]

[27] CB Insights, *Killing The I-Bank: The Disruption Of Investment Banking*, 2020, p. 6
[28] Ivi, p. 19

Grandi antagonisti delle banche di investimento in questo campo stanno diventando le Boutique Banks, piccoli intermediari più specializzati che possono essere preferiti vista l'assenza di conflitti d'interesse con l'attività di brokeraggio, dato che non la perseguono.[29]

Per quanto riguarda invece la parte di gestione patrimoniale, questa è stata sempre tra le attività più redditizie per le banche di investimento ma a seguito del crack di Lehman e della crisi finanziaria del 2008, gli enti regolamentari hanno imitato l'uso del denaro dei clienti da parte delle banche favorendo la nascita e la crescita di società specializzate, e con meno restrizioni normative, in Asset Management. Queste sono le stesse che oggi dominano il panorama di questa fetta di mercato e sono nell'ordine BlackRock, Vanguard, Fidelity e State. [30]

Per le banche è preoccupante detenere soltanto una piccola fetta di un mercato così redditizio. Per questo, molte stanno puntando sulla gestione patrimoniale "private" ovvero il Wealth Management, anche se i risultati non reggono il confronto con quelli dei grandi gestori specializzati, motivo per cui continueranno a dominare. A questi si aggiungono anche una lunga serie di startup emergenti o realtà appena più strutturate che offrono servizi di gestione a basso costo, via app, con integrazione di

[29] Ivi, p. 22
[30] Ivi, p. 28

intelligenza artificiale e robo-advisor; la speranza per le grandi banche è che una volta cresciuti, e accumulato capitalo, gli utenti si rivolgeranno ai gestori tradizionali ma se questi ultimi non offriranno strumenti digitali competitivi, "rischiano di perdere un'intera generazione di investitori".[31]

Per invertire la rotta e sopravvivere in un mercato sempre più competitivo, le banche d'investimento dovranno reinventarsi radicalmente adottando modelli più snelli e digitali, investendo in tecnologia proprietaria (da sfruttare come leva competitiva), e soprattutto dovranno capire che il vecchio modello di banca d'investimento che ha funzionato per secoli, basato su operazioni manuali, grandi commissioni e rendite di posizione, non tornerà più.

1.3 La Digitalizzazione e l'Avvento delle Tecnologie Digitali

1.3.1 Il Ruolo delle Tecnologie nel Settore dell'Investment Banking

Nell'ultimo decennio, la tecnologia ha assunto sempre più un ruolo da protagonista nel settore dell'Investment Banking influenzandone ogni

[31] Ivi, p. 32

suo aspetto, dall'esecuzione delle operazioni di trading alla gestione del customer service.[32]

Dal miglioramento della velocità delle transazioni al potenziamento delle capacità decisionali, la tecnologia ha rimodellato il modo in cui le banche d'investimento operano e offrono i loro servizi; se storicamente le banche d'investimento erano caratterizzate da processi costosissimi in termini di risorse economiche e personali, in cui gli accordi venivano gestiti con un ampio coinvolgimento umano, i dati venivano analizzati manualmente nel dettaglio e le interazioni erano dirette faccia a faccia, ora non si può dire che sia più così.[33]

Un chiaro esempio di quanto abbiamo appena detto erano le transazioni di M&A che richiedevano lunghi processi di due diligence, mentre l'attività di trading venivano svolte tramite telefono (all'interno degli iconici trading floors) o interazioni dirette. I primi cenni di un cambiamento radicale in termini di tecnologia si avevano avuti all'inizio degli anni 2000, con l'introduzione delle piattaforme di trading elettronico che hanno rivoluzionato il modo in cui venivano eseguite le operazioni. Se questo all'epoca venne recepito come un progresso che aveva rivoluzionato e rimodellato completamente il settore finanziario,

[32] Raksha Sharma, Assessing the impact of technology on the efficiency and effectiveness of investment banking services, 2020, p. 209
[33] Ibidem

la portata mastodontica degli effetti che recentemente hanno apportato nuove tecnologie come l'intelligenza artificiale, il machine learning, la blockchain e l'analisi avanzata dei dati non è minimamente paragonabile. Queste tecnologie non solo hanno permesso alle grandi banche di aumentare l'efficienza operativa, ma hanno anche migliorato la qualità dei servizi offerti ai clienti, consentendo decisioni più precise basate sui dati e riducendo gli errori umani.[34]

L'adozione e l'implementazione di queste tecnologie nei processi e nelle filiere produttive delle banche di investimento, oltre che quelle commerciali, ha permesso di snellire le operazioni in termini di volume, di ridurre i costi e offrire servizi più personalizzati.[35]

1.3.2 Innovazioni Recenti: Dalle Fintech alle Soluzioni Cloud e l'IA

Andiamo ora ad analizzare più nel dettaglio quelle che sono le tecnologie disruptive che abbiamo citato in precedenza partendo dal grande fenomeno delle fintech fino a quello più recente dell'AI.

Il termine *Fintech* deriva dall'abbreviazione di *financial technology* ed è stato menzionato per la prima volta dal presidente di Citicorp, John Reed,

[34] Ivi, p. 210
[35] Ivi, p. 209

all'inizio degli anni 90. Questo termine in realtà indica più cose, è un contenitore che ha al suo interno soluzioni finanziarie innovative rese possibili dalle tecnologie informatiche. Se volessimo dare una definizione realmente comprensiva dell'ampia sfera del Fintech, potremmo dire che è un "abilitatore di innovazioni nel settore finanziario", che permette e fa da facilitatore all'introduzione di innovazioni in ogni aspetto del mondo della finanza a partire dall'introduzione del primo bancomat, al passaggio al trading elettronico con il NASDAQ fino ad arrivare alle odierne startup.[36]

L'OCSE, in un suo report del 2018[37], ha individuato le 7 tecnologie/processi digitali alla base dei modelli di business, prodotti e servizi fintech che sono la Distributed Ledger Technology, i Big Data, l'Internet of Things, il Cloud Computing, l'Intelligenza artificiale, le tecnologie biometriche e la realtà aumentata/virtuale che operano, secondo un altro report condotto da IOSCO[38], in collaborazioni con il G20 e il FSB, in 8 settori principali: Pagamenti, Assicurazioni, Pianificazione Finanziaria, Prestiti e Crowdfunding, Blockchain, Trading, Data Analysis e Sicurezza[39].

[36] Puschmann, T., Fintech, 2017, p. 70
[37] OCSE, Financial Markets, Insurance and Pensions: DIGITALISATION AND FINANCE, 2018
[38] IOSCO, IOSCO Research Report on Financial Technologies (Fintech), 2017
[39] Ferdinando Giglio, Fintech: A Literature Review, 2021, pp. 614-615

L’intelligenza Artificiale è senza dubbio l’innovazione più rivoluzionaria, tra quelle che abbiamo citato, nell’investment banking moderno. Le applicazioni di questa incredibile tecnologia sono senza confini e spaziano dalla gestione del rischio al trading algoritmico, fino alle strategie personalizzate e ai chatbot.

Anche se affronteremo il tema in maniera molto più approfondita nei capitoli a seguire, è giusto per completezza indicare quali sono i punti di forza di questa tecnologia: grazie alla sua capacità di analizzare enormi quantità di dati, riconoscere modelli e prendere decisioni intelligenti, ha permesso alle banche di aumentare la propria produttività, di migliorare la capacità decisionale, di ridurre i costi e migliore l’esperienza per il cliente.[40]

Per evitare ripetizioni e considerando che questo è il tema chiave di questa tesi, per ora ci limiteremo a questo, affrontando ogni dettaglio nei capitoli 2 e 3.

[40] Nurhadhinah Nadiah Ridzuan, Masairol Masri, Muhammad Anshari, Norma Latif Fitriyani, and Muhammad Syafrudin, *AI in the Financial Sector: The Line between Innovation, Regulation and Ethical Responsibility*, 2024, pp. 4-5

2. Intelligenza artificiale: principi teorici e applicazioni nei servizi finanziari

2.1Storia e sviluppo dell'AI

La prima traccia di intelligenza artificiale risale al secolo scorso, in particolar modo al 1942, quando lo scrittore americano di fantascienza Isaac Asimov pubblicò il racconto *Runaround*, una storia su un robot sviluppato dagli ingegneri Gregory Powell e Mike Donavan. Nello stesso momento, in Inghilterra, un altro soggetto stava facendo la storia dell'intelligenza artificiale, ma prima di quello, stava cambiando il corso della storia a livello mondiale creando una macchina decifratrice per il governo britannico chiamata *The Bombe*, con l'obiettivo di decrittare il codice Enigma usato dall'esercito tedesco durante la Seconda Guerra Mondiale, il suo nome era Alan Turing. Nel 1950 pubblicò anche una sua ricerca in cui descriveva come creare macchine intelligenti e, in particolare, come testarne l'intelligenza attraverso il Test di Turing che tutt'ora fa scuola:" se una persona, interagendo con un'altra persona e con una macchina, non riesce a distinguere quale sia la macchina, allora quest'ultima può essere considerata intelligente".

Fino a questo momento però non si può ancora parlare precisamente di intelligenza artificiale per un semplice motivo: questo termine non era stato ancora coniato. Per questo, infatti, dovremo aspettare fino al 956, quando Marvin Minsky e John McCarthy organizzarono il *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence* (DSRPAI), un seminario di circa otto settimane che aveva come scopo quello di riunire ricercatori di diversi ambiti per creare una nuova area di ricerca finalizzata alla costruzione di macchine in grado di simulare l'intelligenza umana.[41]

Da qui, iniziò un periodo molto prospero per l'IA con numerosi ricercatori che ottennero numerosi successi in questo campo, un esempio è quello di Joseph Weizenbaum che con il suo programma per computer ELIZA fu uno dei primi capaci di superare il Test di Turing, oppure quello di Herbert Simon, il General Problem Solver. Questo slancio di positività portò molto esperti del settore a pensare che nel giro di un decennio si sarebbero potute ottenere macchine intelligenti al livello di un umano medio e quindi, anche i governi, iniziarono a stanziare ingenti fondi per finanziari questi progetti con altissime potenzialità. Sfortunatamente questo periodo durò poco e presto ci si

[41] Haenlein, M., Kaplan, A., A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence, 2019, pp. 2-3

rese conto della difficoltà di creare macchine così avanzate, e la risposta da parte delle istituzioni fu, prima da parte del governo britannico seguito poi anche da quello statunitense, di porre fine al supporto per la ricerca sull'AI. Se le fasi iniziali e di sviluppo precedenti erano note con il nome di Primavera ed Estate dell'intelligenza artificiale, questo blocco non preventivato non può che non prendere il nome di Inverno.[42] Il motivo per cui ci fu questo rallentamento risiede nel fatto che i programmatori tentavano di ricreare l'intelletto umano attraverso una logica top-down, sotto forma di una serie di dichiarazioni del tipo "se-allora". Questi sistemi funzionavano perfettamente se applicati ambiti che si prestano a tale formalizzazione, come ad esempio il programma di scacchi Deep Blue di IBM che nel 1997 riuscì a battere il campione del mondo Gary Kasparov, ma andavano fortemente in crisi in ambiti che non si prestano alla formalizzazione, come ad esempio il riconoscimento di un'immagine. Per svolgere correttamente questo tipo di compiti infatti è necessario che un sistema sia in grado di interpretare correttamente i dati esterni, apprendere da questi, e utilizzare quanto appreso per raggiungere obiettivi e svolgere compiti specifici tramite adattamento. Sono proprio quest'ultime, infatti, le caratteristiche che definiscono l'intelligenza artificiale e per questo stesso motivo, i sistemi

[42] Ivi, pp. 3-4

citati in precedenza non possono essere definiti come tali. In realtà, metodi statistici per raggiungere una vera IA erano già stati discussi negli anni ’40 con una teoria che replicava il processo dei neuroni nel cervello umano, le cosiddette Reti Neurali Artificiali, ma la ricerca si fermò poiché si pensava che i computer non potessero raggiungere quella potenza di calcolo. Il tema è tornato ufficialmente alla ribalta nel 2015 sotto forma di Deep Learning quando nel 2015 AlphaGo, un programma sviluppato da Google, riuscì a battere il campione del mondo del gioco da tavolo Go, sostanzialmente più complesso degli scacchi e pensato come imbattibile dai computer. Questo programma utilizzava come detto il Deep Learning che, insieme alle reti neurali, costituisce la base della maggior parte delle applicazioni che conosciamo con il nome di intelligenza artificiale. Sono alla base degli algoritmi di riconoscimento delle immagini, di riconoscimento vocale e delle auto a guida autonoma.[43]

La rivoluzione che più ha fatto parlare di sé però è stata senza dubbio l’IA generativa che promette, proprio come il nome suggerisce, di generare testi, immagini, contenuti multimediali come canzoni o podcast con una qualità sorprendente, il tutto grazie ad un comando detto *prompt* con cui si richiede al modello di eseguire una determinata

[43] Ivi, p. 4

azione. La duplice facciata di questi strumenti è che da una parte hanno migliorato, efficientato e trovato soluzione alternative in innumerevoli settori, mentre dall'altra hanno sollevato preoccupazioni etiche e di sicurezza riguardo la manipolazione delle informazioni e la creazione di contenuti falsi attraverso una tecnologia detta *deepfake* che permette di generare immagini e video utilizzando la fisionomia di persone realmente esistenti con implicazioni gravissime.

Il fatto che nel prossimo futuro i sistemi di intelligenza artificiale faranno sempre più parte della nostra vita quotidiana rende naturale chiedersi se sia necessaria una regolamentazione e di che tipo. Invece di cercare di regolamentare direttamente l'IA, il modo migliore per evitare errori, bias, e allucinazioni è probabilmente quello di sviluppare requisiti condivisi e accettati per l'addestramento e il collaudo degli algoritmi IA che sono la fase più critica di tutto il processo. Idee di possibili norme legislative comprendono la possibilità di applicare anche forme di garanzia, simili ai protocolli di collaudo per la sicurezza dei prodotti fisici.[44]

Un altro effetto che già sta impattando il mondo reale è la riduzione della necessità di impiegati e anche di professionisti altamente qualificati, non è neanche chiaro se saranno necessariamente creati

[44]Ivi, pp. 6-7

nuovi posti di lavoro in altri ambiti per assorbire i lavoratori espulsi e quindi creare un quadro normativo per evitare questa evoluzione potrebbe dover essere necessario. Un'idea è quella di chiedere alle aziende di investire una percentuale del denaro risparmiato tramite l'automazione nella formazione dei dipendenti per nuovi lavori non automatizzabili oppure di appellarsi direttamente agli Stati e domandare una limitazione di questi strumenti.[45]

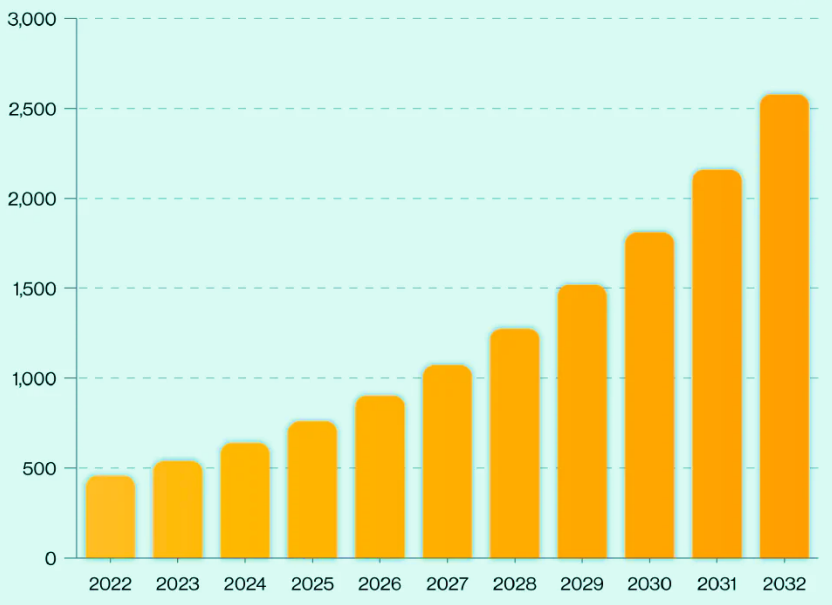
Gli approcci alla regolamentazione sono diversi di stato in stato e da cultura a cultura, in Cina ormai da anni vigono sistemi di sorveglianza rigidi basati su Big Data e AI, in America invece si è deciso di vietare l'uso della tecnologia di riconoscimento facciale mentre in Europa si è intrapresa una direzione opposta con il GDPR. Per riuscire ad ottenere una realtà normativa solida sarà necessaria una coordinazione internazionale delle norme trai paesi, è improbabile che un fenomeno a carattere globale come l'AI posso trovare una soluzione efficace e localizzata solo in alcuni paesi nel lungo periodo.[46]

[45] Ivi, pp. 7-8
[46] Ivi, p. 8

2.1.1 I dati sul valore dell'AI

Per comprendere al meglio la portata del fenomeno è bene fornire dei dati esplicativi del mercato dell'intelligenza artificiale: secondo uno studio condotto da Bain & Company[47] "il mercato globale dell'hardware e software legato all'intelligenza artificiale è destinato a crescere tra il 40% e il 55% all'anno, raggiungendo un valore compreso tra i 780 e i 990 miliardi di dollari entro il 2027" mentre le stime per il 2030 condotte da Forbes[48] proiettano un valore di 1.339 miliardi di dollari.

Tavola 2.1 – *Dimensione del mercato dell'AI*



Fonte: AIPRM, AI Statistics 2024, 2024

[47] Mauro Colopi, *Boom dell'Intelligenza Artificiale: il mercato globale potrebbe sfiorare i 1000 miliardi entro il 2027*, 2024.
[48] Katherine Haan, *Lauren Holznienkemper, 22 Top AI Statistics And* Trends, 2024

Tra i principali settori che stanno investendo in questo ambito ci sono sicuramente le *Big Tech*, che concorrono anche allo sviluppo della tecnologia, il settore finanziario, quello sanitario e molti altri ancora.

Il settore finanziario è leader nella classifica delle industrie che più investono nel mercato dell'AI; nel 2023 ha staccato con una incredibile cifra di 35 miliardi di dollari il settore retail, che si assestava 15 miliardi indietro, con circa 19,71 miliardi di spesa totale. Il tasso di crescita previsto per il settore finanziario è del 29% annuo, un dato incredibile se pensiamo che di questo passa raggiungerebbe il valore di 126.4 miliardi di dollari entro il 2028.[49]

Inoltre, secondo il Global Outlook 2024 Banking and Finance di IBM Institute for Business Value che si basa su un campione di 600 dirigenti bancari in tutto il mondo, già l'86% delle organizzazioni bancarie ha investito e ha in funzione sistemi di intelligenza artificiale.[50]

L'azienda leader per quanto riguarda invece la creazione dei modelli di intelligenza artificiale e quella a cui va attribuito il merito di avere reso questa tecnologia fruibile a tutti grazie alle diverse versioni del software ChatGPT è OpenAI che di recente si è resa partecipe dell'ennesimo

[49] Statista Research Department, *Estimated value of the financial sector's artificial intelligence (AI) spending worldwide from 2023 to 2024, with forecasts from 2025 to 2028*, 2025.
[50] Shanker Ramamurthy, John J. Duigenan, *2024 Global Outlook for Banking and Financial Markets: Regenerate banking with AI*, IBM, 2024.

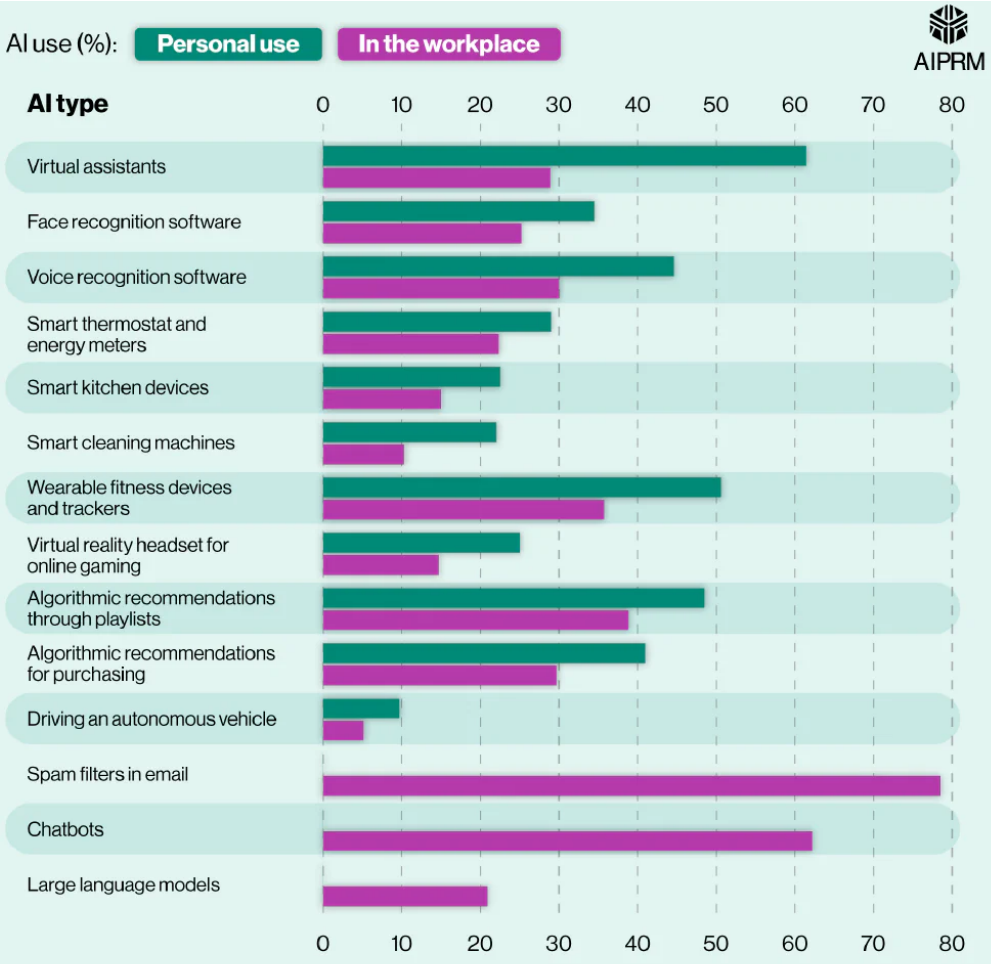
investimento ingente, questa volta attraverso una joint venture da 100 miliardi di dollari mirata a finanziare infrastrutture e data center per l'intelligenza artificiale, con l'obiettivo di raggiungere un investimento totale di 500 miliardi. L'iniziativa, chiamata "Stargate", è stata presentata direttamente dal presidente Trump assieme ai protagonisti, il CEO di OpenAI Sam Altman, Masayoshi Son, CEO di SoftBank, e Larry Ellison, fondatore di Oracle.[51]

L'impatto della tecnologia anche sula vita quotidiana è senza paragoni, secondo uno studio condotto dalla koreana Samsung[52] circa il 90% degli intervistati ha una certa comprensione del fenomeno AI, anche se non tutti sono pienamente a conoscenza delle molteplici applicazioni; circa il 15% ne è pienamente consapevole e ovviamente i dati riflettono un trend inversamente proporzionale all'età. Circa il 40% ha espresso un forte interesse riguardo all'implementazione della tecnologia con i dispositivi domotici, lo stesso numero che crede che l'AI possa essere un aiuto concreto nelle proprie passioni migliorando quindi i viaggi, il gaming o il guardare la TV. Servizi utili a tal riguardo sarebbero traduzione automatica, riduzione e pulizia del rumore ecc. Per quanto riguarda il

[51] Silvia Martelli, *Stargate: SoftBank, OpenAI, Oracle e Mgx: chi sono e cosa fanno con l'intelligenza artificiale*, 2025
[52] Chris Brauer, Timothy Hospedales, *Intelligent Living: How AI is enhancing everyday experiences,* Samsung, 2024

tempo libero, il 30% circa è interessato al benessere fisico quindi a tutto quello che riguarda la creazione di piani dietetici personalizzati e allenamenti.

Tavola 2.2 - *Principali usi dell'IA al lavoro e a casa*



Fonte: AIPRM, *AI Statistics 2024*, 2024

Sebbene l'idea generalmente condivisa sia che l'intelligenza artificiale sarà la causa di milioni e milioni di licenziamenti nel mondo, la realtà è

ben diversa. In particolar modo secondo un un report di McKinsey[53] i posti di lavoro generati dal fenomeno AI saranno 170 milioni mentre quelli perduti solo di 92 milioni. Entro il 2030 si prevede che circa il 30% del monte ore settimanale lavorato dai dipendenti potrà essere automatizzato e questo potrebbe risultare in un cambio di lavoro per più di 12 milioni di persone solo negli Stati Uniti. Lo switch avverrà tra ruoli in declino, con bassi salari e facilmente sostituibili, come servizio clienti e produzione, e quelle nell'ambito STEM, con salari più elevati e un aumento della domanda del 17–30% entro il 2030.

2.2 Modelli principali e differenze

2.2.1 Modelli tradizionali: Machine learning e deep learning

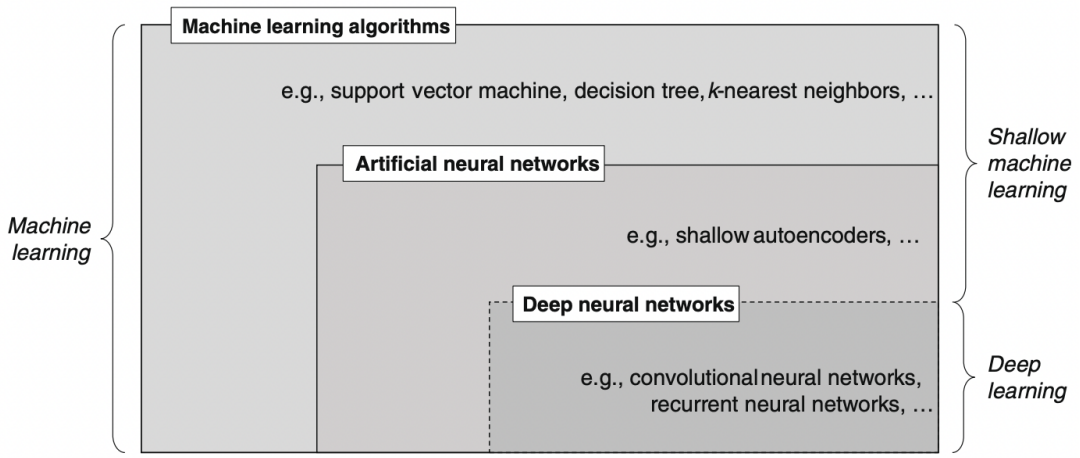
I modelli che oggi rendono possibili tutte le applicazioni di intelligenza artificiale che abbiamo enarrato finora si basano quasi tutti sul Machine Learning, un insieme di sistemi in grado di apprendere da dati di addestramento specifici per il problema e risolverli automatizzando

[53] Kweilin Ellingrud, Saurabh Sanghvi, Gurneet Singh Dandona, Anu Madgavkar, Michael Chui, Olivia White, Paige Hasebe, *Generative AI and the future of work in America*, 2023

anche il processo di costruzione dei modelli analitici. Il Deep Learning è invece un sottoinsieme del ML, è più complicato in quanto si basa sulle reti neurali artificiali, ma riesce a superare in termini di prestazioni sia i modelli di Machine Learning che i modelli tradizionali di analisi dei dati.[54]

Per comprendere a piano di cosa stiamo parlando, è necessario distinguere tra diversi concetti rilevanti e la loro gerarchia: gli algoritmi di machine learning, le reti neurali artificiali, e le reti neurali profonde.[55]

Tavola 2.1.1 – *Diagramma di Venn del Macchine Learning*



Fonte: Christian Janiesch, Patrick Zschech, Kai Heinrich, *Machine learning and deep learning*, 2021

[54] Christian Janiesch, Patrick Zschech, Kai Heinrich, *Machine learning and deep learning*, 2021, p. 685
[55] Ivi, p. 686

Partendo dal Machine Learning, questo "implica che le prestazioni di un programma informatico migliorano con l'esperienza, rispetto ai risultati precedenti in una specifica classe di compiti".[56]

L'obiettivo di questi modelli è quello di consolidare i metodi di risoluzione dei problemi, ovvero automatizzare il processo di costruzione dei modelli analitici per svolgere al meglio compiti come il riconoscimento di immagini o della lingua e la conseguente traduzione. Questo è possibile grazie alla complessità degli algoritmi che vi sono alla base dei modelli, che apprendono ripetutamente dai dati di addestramento e consentono di creare modelli risolutivi senza essere esplicitamente programmati (i campi in cui sono particolarmente applicabili sono quelli legati alla classificazione, al clustering e alle regressioni).[57]

A seconda del problema e dei dati che sono disponibili ai programmatori che desiderano allenare i modelli, si distinguono tre tipologie di apprendimento: quello supervisionato, non supervisionato e quello per rinforzo. Il più utilizzato è quello supervisionato, in cui il dataset comprende dati di input e output già etichettati e su questi si allena per fare previsioni su nuove coppie di dati (ad esempio la previsione dei mercati azionari), ma "esistono anche implementazioni degli altri due,

[56] Jordan, M. I., Mitchell, T. M., *Machine learning: Trends, perspectives, and prospects*, 2015
[57] Ivi, p. 686

come il market-making tramite apprendimento per rinforzo o la segmentazione del mercato con apprendimento non supervisionato".[58]

In base alla complessità dell'apprendimento che è necessario, si possono utilizzare modelli di Machine Learning che si basano su varie tecniche, tra cui modelli di regressione, alberi decisionali, metodi bayesiani e, le più importanti, reti neurali artificiali. Quest'ultime, anche dette ANN, sono costituite ad immagine e somiglianza del cervello umano, sono formati infatti da neuroni artificiali interconnessi tra loro e ognuno di questi è suddiviso in uno strato di input, uno di output, e dei layer nascosti nel mezzo che identificano le relazioni tra l'input e l'output. La peculiarità dei sistemi di Deep Learning sta proprio in questi strati nascosti, più sviluppati, e nella presenza di neuroni più avanzati che insieme formano le reti neurali profonde (DNN). Questo permette ai modelli di Deep Learning di ricevere grandi quantità di dati grezzi e di apprendere autonomamente la rappresentazione necessaria per il compito da svolgere.[59]

Se, come abbiamo capito, la fase di apprendimento è quella più importante per la buona riuscita di un modello (sia che esso sia ML che

[58] Ivi, p. 686
[59] Ivi, pp. 687-688

DL), è chiaro che l'elemento più importante sia la qualità e la quantità di dati su cui essi vengono allenati.

Oggi grazie ai siti web, app e piattaforme di social media è possibile reperire vastissime masse di dati sia numerici che versatili, quest'ultimi in particolar modo si dicono non strutturati e non trasversali e sono ad esempio serie temporali, immagini e testi. Questi dati, una volta raccolti, sono poi utilizzati per la costruzione di modelli analitici ed ognuno ha il suo campo di applicazione: i dati temporali, ad esempio, vengono utilizzati nella previsione dei mercati finanziari o nel comportamento dei processi aziendali, i dati immagine sono utilizzati nel riconoscimento o nel conteggio di oggetti, mentre i dati di testo sono presenti quando si analizzano grandi volumi di documenti, come e-mail aziendali o post sui social. Un grande progresso che ha contribuito a rendere i modelli sempre più affidabili è quello dell'apprendimento cross-modale, reso possibile dal Deep Learning, che consiste nell'elaborare dati di tipo diverso in combinazione.[60]

Una volta raccolti i dati, "un passaggio fondamentale per l'identificazione automatica di pattern e relazioni nei grandi dataset è l'estrazione di caratteristiche utili per la costruzione del modello".[61]

[60] Ivi p. 688
[61] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron CourvilleGoodfellow, *Deep Learning,* 2016

Le performance dei modelli di Machine Learning dipendono strettamente dalle caratteristiche individuate, e quindi dal processo di estrazione. Per ottenere il risultato migliore, esistono diverse tecniche di estrazione: per i dati temporali si usano caratteristiche del dominio temporale, come la media e l'intervallo, e del dominio delle frequenze, per le immagini si utilizzano metodi come HOG[62], SIFT[63] e Viola-Jones[64] mentre nel Natural Language Processing si usano TF-IDF[65] e "word shape features"[66]. Se la progettazione manuale delle caratteristiche rappresenta un limite per i modelli di Machine Learning, le reti neurali profonde superano questo limite grazie alla capacità di apprendimento automatico delle caratteristiche con minimo intervento umano. "Il Deep Learning è più adatto quindi a dati su larga scala, rumorosi e non strutturati, procede in modo gerarchico, partendo dalle caratteristiche più per arrivare a quelle più complesse".[67]

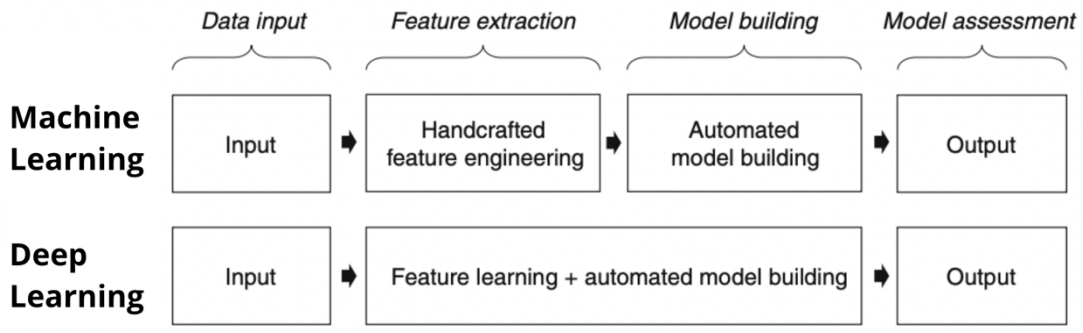
Per quanto riguarda poi la costruzione del modello, l'input viene utilizzato da algoritmi di apprendimento differenti che utilizzano ognuno il proprio meccanismo per la costruzione del modello analitico. Per il

[62] Dalal, N., Triggs, B., *Histograms of oriented gradients for human detection*, 2005
[63] Lowe, D. G., *Distinctive image features from scale-invariant Keypoints* 2004
[64] Viola, P., Jones, M., *Rapid object detection using a boosted cascade of simple features*, 2001
[65] Salton, G., Buckley, C., *Term-weighting approaches in automatic text retrieval*, 1988
[66] Wu, M., Liu, F., Cohn, T., *Evaluating the utility of hand-crafted features in sequence labelling*, 2018
[67] Christian Janiesch, Patrick Zschech, Kai Heinrich, *Machine learning and deep learning*, 2021, p. 689

Deep Learning esistono diverse architetture ognuna più adatta a dei compiti specifici e sono le CNN, o *Convolutional Neural Networks,* le RNN, o *Recurrant Neural Networks*, le Distributed Representations e le GAN, o *generative adversarial neural networks*.[68]

L'ultima fase che è altrettanto importante è quella della valutazione del modello in cui si tengono conto di diversi aspetti, tra cui la performance, le risorse e l'interpretabilità. L'obiettivo di questo processo finale è quello di valutare quanto bene un modello soddisfa l'obiettivo del compito di apprendimento e definire se, dopo la fase di testing, sia pronto per essere utilizzato su larga scala e in modo affidabile.[69]

Tavola 2.1.2 – *Processo di costruzione di un modello ML e DL*



Fonte: Christian Janiesch, Patrick Zschech, Kai Heinrich, *Machine learning and deep learning*, 2021

[68] Ibidem
[69] Ivi, pp. 689-691

2.2.2 Generative AI: caratteristiche e funzionamento

Il termine Intelligenza Artificiale Generativa ha iniziato a circolare nei nostri vocabolari quotidiani ormai 3 anni fa, nel 2022, dopo il rilascio da parte di OpenAI dell'applicazione "Chat Generative Pre-trained Transformer" (ChatGPT).

Tavola 2.2.1 – *Ricerche per "ChatGPT" su Google (2022-2024)*

Fonte: Statista, Google Trends, 2025.

Per Generative AI si intende una branca dell'intelligenza artificiale che è in grado di produrre contenuti (testo, foto, video o audio) nuovi e significativi, indistinguibili da quelli creati dall'essere umano.[70] Questi

[70] Stefan Feuerriegel, Jochen Hartmann, Christian Janiesch, Patrick Zschech, *Generative AI*, 2024

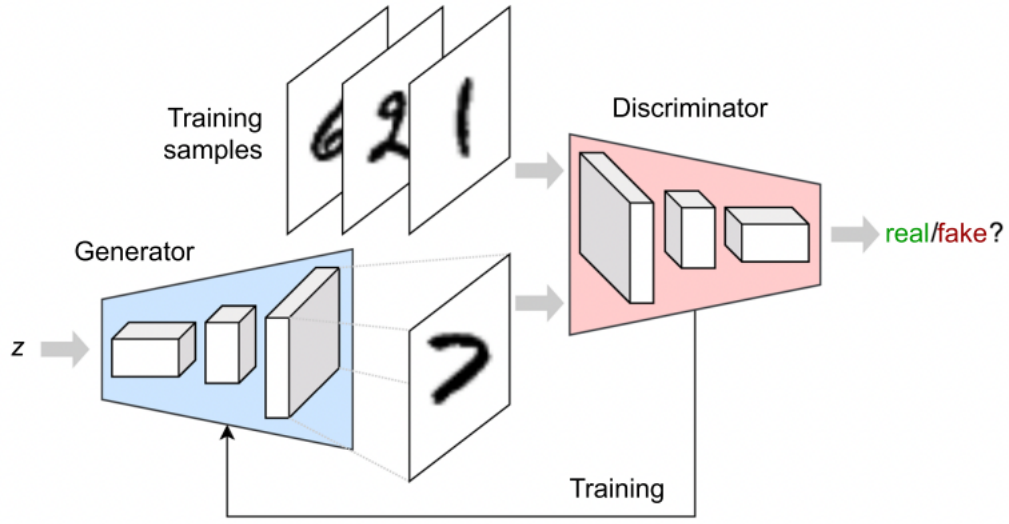
contenuti sono così di alta qualità che ChatGPT, leader in termini di utenti ad oggi, è riuscito a superare il già citato test di Turing.[71]

Cerchiamo ora di capire come funzionano tecnicamente i modelli di intelligenza artificiale generativa, analizzando le architetture di Deep Learning su cui si basa per la creazione dei contenuti.

La prima è quella delle GAN o Generative Adversarial Networks; queste funzionano attraverso un meccanismo competitivo tra due modelli di reti neurali, un generatore e un discriminatore. I compiti che gli sono affidati sono rispettivamente quello di creare campioni di dati realistici e quello di cercare di distinguere tra i dati reali e quelli generati. "Questa competizione avversaria porta il generatore a migliorare le sue capacità di generazione dei dati nel tempo, fino a produrre risultati realistici e di alta qualità". Questo processo si affina sempre di più e si conclude quando il discriminatore non è più in grado di riconoscere le differenze tra le due tipologie di dati; principalmente le GAN vengono usate per la generazione e manipolazione di immagini, il riconoscimento e la segmentazione di oggetti. [72]

[71] Fiona Fui-Hoon Nah, Ruilin Zheng, Jingyuan Cai, Keng Siau, Langtao Chen, *Generative AI and ChatGPT: Applications, challenges, and AI-human collaboration*, 2023
[72] Leonardo Banh, Gero Strobel, *Generative artifcial intelligence*, 2023

Tavola 2.2.2 - *Processo di training con GAN*



Fonte: S. Feuerriegel, J. Hartmann, C. Janiesch, P. Zschech, Generative AI, 2024.

Un'altra architettura, spesso usata anche in modelli ibridi con le GAN, sono i VAE o Variational Autoencoders. Anche queste sono reti neurali che si differenziano però poiché riescono ad apprendere informazioni e caratteristiche da un set compresso di dati in input, anche detti a bassa dimensionalità, ricostruendo i dati originali a partire da quella rappresentazione. La loro peculiarità sta nell'utilizzo di un approccio probabilistico nella fase di codifica e decodifica e sono molto performanti nel rilevamento delle anomalie, nella compressione dei dati ma anche nella generazione di immagini e testi.[73]

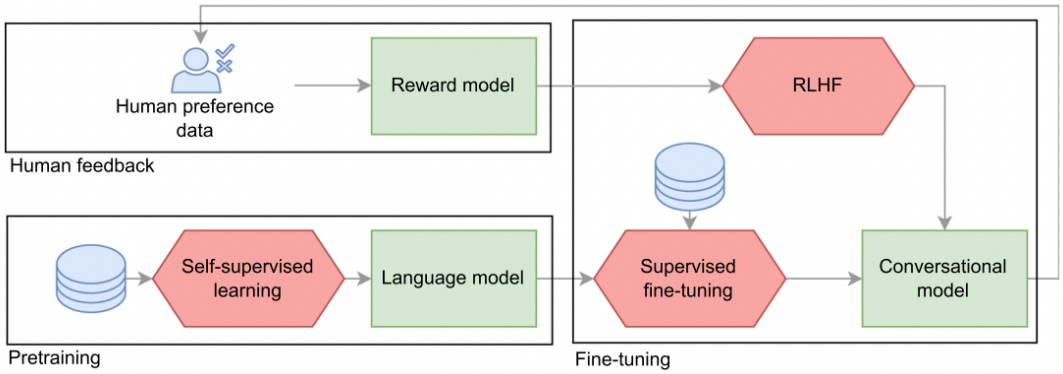
[73] Stefan Feuerriegel, Jochen Hartmann, Christian Janiesch, Patrick Zschech, Generative AI, 2024

Importantissimi sono anche i Transformer perché la loro tecnologia, basata sul "meccanismo di self-attention che assegna pesi differenti all'importanza di ciascuna parte dei dati in input", ha permesso di creare quelli che oggi conosciamo come LLM: reti neurali progettate per modellare e generare dati testuali. Quest'ultimi combinano tipicamente tre caratteristiche che sono "l'uso di una rete neurale sequenziale su larga scala (proprio come il Transformer), il pretraining tramite auto-supervisione, e l'utilizzo di dataset testuali di grandi dimensioni".[74]

Gli LLMs passano poi attraverso quella che è la fase di tuning che può essere o *fine tuning*, se svolto "autonomamente" dal modello, o RLHF (*Reinforcement Learning with Human Feedback*), se sfrutta appunto il feedback umano. In quest'ultimo gli sviluppatori interagiscono con il modello e secondo schemi di valutazioni e ricompense danno indicazioni al modello che utilizza per aggiornare i propri parametri e migliorare la precisione o la rilevanza delle risposte[75].

[74] Ibidem
[75] Ibidem

Tavola 2.2.3 - *Processo di training con RLHF*



Fonte: S. Feuerriegel, J. Hartmann, C. Janiesch, P. Zschech, Generative AI, 2024.

Secondo un report condotto dalla Harvard Business School[76] il trend dell'utilizzo della GenAI sta cambiando: se nell'anno passato la maggior parte delle applicazioni erano tecniche, oggi c'è stata una transizione verso usi più emotivi e personali. Non a caso, secondo questo studio, la top 3 dei principali use-cases è: terapia/compagnia emotiva, organizzare la propria vita, trovare uno scopo. Nella classifica dei temi principali c'è infatti al primo posto il supporto personale e professionale (con il 31%) seguito dalla creazione e modifica di contenuti (al 18%), l'apprendimento e l'istruzione (al 16%) e l'assistenza tecnica (al 15%). Per quanto riguarda gli usi a livello corporate abbiamo il decision-making fermo all'ultima posizioni con il 9% ma con ovviamente grandissime

[76] Marc Zao-Sanders, *How People are Really Using Generative AI Now*, 2025

potenzialità visto il trend attuale delle aziende che cerca di efficientare quanti più processi possibili con l'uso dell'intelligenza artificiale.

2.2.3 I modelli ibridi come soluzione alla spiegabilità

I modelli di Machine e Deep Learning che abbiamo trattato finora si basano su processi estremamente complessi, il che rende estremamente difficile la comprensione del loro funzionamento dall'esterno (proprio per questo vengono anche detti Black Box). Si dice infatti che gli output dei modelli non sono né interpretabili né trasparenti, il che limita la fiducia nel sistema nel suo complesso, soprattutto nei sistemi e nelle applicazioni in cui la sicurezza è essenziale, come il settore healthcare e finanziario.[77]

Sebbene dei miglioramenti si siano effettivamente riscontrati, non è stato ancora raggiunto il livello di spiegabilità richiesto e per questo è nata la disciplina della XAI, o Explainable AI, il cui obiettivo è fornire spiegazioni su come e perché un modello ha preso una determinata decisione, permettendo così una maggiore fiducia da parte degli utenti

[77] Lars Nolle, Frederic Stahl, Tarek El-Mihoub, *On Explanations for Hybrid Artificial Intelligence*, pp. 3-4, 2024.

finali, attraverso due metodi: o attraverso tecniche post-hoc, che analizzano a posteriori il comportamento di modelli, o attraverso modelli intrinsecamente interpretabili (detti Glass Box, in opposizione alla definizione Black Box).[78]

Dalla necessità di una maggiore spiegabilità, gli esperti hanno iniziato a far lavorare insieme più modelli di AI, classici e XAI, per risolvere un singolo problema, creando dei sistemi ibridi. Da qui nasce la disciplina dell'Hybrid AI, in cui diversi tipi di modelli interagiscono tra di loro e permettono lo scambio dei risultati e delle spiegazioni, con il fine di ricavare una soluzione globale.[79]

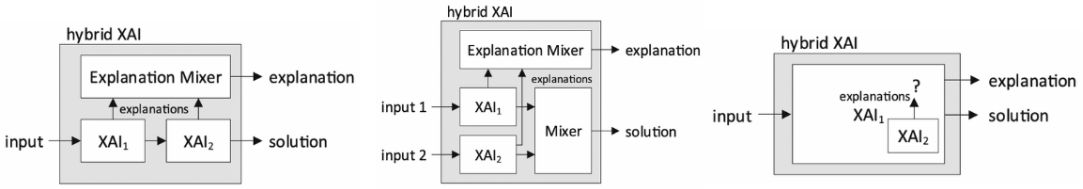
Questo metodo offre quindi la perfetta infrastruttura per implementare, all'interno di modelli già esistenti, modelli di XAI. Ma come?

Esistono tre modalità di collaborazione tra modelli: in sequenza, in parallelo o annidato. "Nella combinazione in sequenza, l'output del primo sistema viene utilizzato come input per il secondo che produrrà poi il risultato finale; in quella in parallelo i sistemi lavorano indipendentemente, o sullo stesso data set o su data set diversi, e i loro risultati devono essere combinati in una fase successiva detta mixer; infine l'ultimo consiste nell'incorporazione di un modello all'interno di

[78] Ivi, pp. 5-7
[79] Ivi, p. 4

un altro al fine di potenziarne le capacità di risoluzione dei problemi, producendo così l'output complessivo, ovvero la soluzione al problema". Per far si che queste tecniche siano applicabili è necessario, ovviamente, di un minimo di due modelli, senza potenzialmente un limite massimo.[80]

Tavola 2.3.1 – *Architetture Hybrid XAI (sequenza, parallelo, annidato)*



Fonte: Lars Nolle, Frederic Stahl, Tarek El-Mihoub, *On Explanations for Hybrid Artificial Intelligence*, 2024.

[80] Ivi, pp. 4-5

3. L'AI nell'Investment Banking: use case catalogue

3.1 Fraud detection e Rilevazione di Anomalie

La prima area di applicazione che andremo ad approfondire è quelle legata al rilevamento delle frodi e delle anomalie nei sistemi finanziari. Questo si basa sull'analisi di transazioni, pattern comportamentali e metriche finanziarie grazie a diversi algoritmi, alcuni già visti come le reti neurali[81] e gli autoencoder, mentre altri che conosciamo ora come LSTM[82], RF[83] e GBDT[84].

Il rilevamento delle frodi nelle transazioni finanziarie, per banche di investimento che gestiscono volumi enormi, è una sfida molto complessa e le tecnologie di AI hanno aiutato di molto questo processo. Ad esempio, modelli di LSTM vengono utilizzati per studiare il comportamento e l'andamento delle transazioni del cliente nel tempo così da apprenderne le abitudini di spesa e segnalare un'anomalia quando si verifica

[81] Quelle utilizzate per questi compiti sono dette Reti Neurali Profonde o DNN, diverse dalle CNN e RNN affrontate in precedenza ma il funzionamento alla base rimane lo stesso.
[82] Long Short-Term Memory, tipo di rete neurale ricorrente (RNN) progettata per apprendere e memorizzare dipendenze a lungo termine nelle serie temporali.
[83] Random Forest, algoritmo di apprendimento supervisionato basato su un insieme di alberi decisionali, in cui ogni albero contribuisce a una previsione aggregata.
[84] Gradient Boosting Decision Trees, metodo di machine learning che combina più alberi decisionali addestrati in sequenza, ottimizzando iterativamente l'errore residuo tramite il boosting, per migliorare l'accuratezza predittiva rispetto ai singoli alberi.

un’attività insolita, come un improvviso trasferimento di capitale a entità non correlate. Per ridurre la possibilità di falsi positivi si tende ad affiancare a questi anche modelli di Random Forest.

Anche il riciclaggio è un grande problema per gli intermediari finanziari al giorno oggi, le normative globali come il Bank Secrecy Act e le direttive Anti-Money Laundering (AML) gli impongono un costante monitoraggio di ciò che avviene all’interno dei loro conti e in ballo ci sono sanzioni miliardarie. Per migliorare sotto questo aspetto ad oggi alcune banche utilizzano strumenti di Text Mining e Natural Language Processing per identificare connessioni sospette tra individui e aziende analizzando vaste quantità di documenti, tra cui registri aziendali e documenti legali ma anche fonti esterne come articoli di giornale. Per individuare le reti di riciclaggio, vengono costruite mappe relazionali tra aziende, individui e conti bancari. Questo è un approccio che permette di scoprire connessioni tra entità apparentemente scollegate, spesso utilizzate per mascherare operazioni di riciclaggio e prevenire eventuali nuove azioni prima che queste si verifichino. I modelli sono così avanzati che sono in grado di riconoscere anche possibili casistiche di elusione dalle normative AML come ad esempio le transazioni frazionate, per non superare i limiti di segnalazione obbligatoria imposti dalla legge.

Molti illeciti avvengono anche nel trading, in cui l'AI può riconoscere pratiche di *spoofing* e *layering* ovvero strategie fraudolente che consistono nel piazzare ordini di acquisto o vendita senza l'intenzione di eseguirli, con l'obiettivo di creare falsi segnali di domanda e offerta e manipolare i prezzi[85].

3.2 Personalizzazione dei Servizi

I vantaggi competitivi offerti dall'elevatissima personalizzazione dei servizi sono e saranno quelli che faranno la differenza tra il successo e il declino di molte banche. Una delle principali applicazioni dell'AI nel campo della personalizzazione sono i *robo-advisor*, sistemi che sulla base dei profili di rischio e degli obiettivi dei clienti suggeriscono consigli finanziari e strategie personalizzate. Spesso sono proprio gli algoritmi a decifrare le preferenze degli utenti, non il contrario, e grazie agli LLMs e alla Generative AI sono in grado di fornire raccomandazioni personalizzate, con risultati al di sopra della media di mercato, anche in modo più intuitivo e accessibile.

[85]Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, *Deep Learning for Financial Applications: A Survey,* 2020, pp. 10-14

La personalizzazione si espande anche a offerte singolari come prestiti o carte di credito, il tutto fornito a condizioni e tempistiche precisamente elaborate proprio grazie a quegli algoritmi, che conoscono l'utente di riferimento e garantiscono il servizio migliore su misura per lui.

Anche l'introduzione di *chatbot* finanziari e assistenti virtuali basati su AI ha migliorato notevolmente l'esperienza utente nel settore bancario, consentendo un'interazione più efficiente e personalizzata con i clienti. Le funzioni di questi *chatbot* dipendono molto dalla funzione in cui sono utilizzati, alcuni sono adibiti alla semplice funzione di assistenza clienti, risolvendo principalmente pratiche burocratiche o malfunzionamenti, mentre altri sono così avanzati da integrare al loro interno il riconoscimento delle emozioni e il supporto multilingua[86].

3.3 Credit Scoring Avanzato

La valutazione dell'affidabilità creditizia di un individuo o un'azienda è una attività chiave poiché permette alla banca di rimanere sempre solida e bilanciare i propri accantonamenti per coprire le possibili insolvenze.

[86] Yuqi Nie, Yaxuan Kong, Xiaowen Dong, John M. Mulvey, H. Vincent Poor, Qingsong Wen, Stefan Zohren, *A Survey of Large Language Models for Financial Applications: Progress, Prospects and Challenges,* 2024, pp. 16-24

Per migliorare la precisione di queste valutazioni e ridurre il rischio di crediti, le istituzioni finanziarie stanno sfruttando l'ondata dell'AI per aggiornare i loro vecchi procedimenti basati su regressioni logistiche[87] con modelli basati Machine e Deep Learning.

I metodi tradizionali di credit scoring si basano su dati finanziari strutturati (storia creditizia, reddito, beni posseduti). Tuttavia, milioni di persone non hanno una cronologia creditizia consolidata e vengono escluse dai circuiti finanziari. L'AI consente di superare questo problema analizzando Big Data non strutturati, come abitudini di pagamento delle bollette, transazioni digitali e social media, per creare un profilo di rischio alternativo con una precisione superiore all'80%.

L'automazione permette di velocizzare anche il processo di decision making riducendo i tempi di approvazione dei prestiti; è importante che i modelli utilizzati siano addestrati correttamente altrimenti si potrebbe incorrere in discriminazioni basate su genere, etnia o reddito e data la caratteristica di "Black Box" dei modelli di Deep Learning sarebbe poi difficile spiegare i reali motivi dietro queste decisioni. L'uso di

[87] In statistica, il modello logit, noto anche come modello logistico o regressione logistica, è un modello di regressione nonlineare utilizzato quando la variabile dipendente è di tipo dicotomico. L'obiettivo del modello è di stabilire la probabilità con cui un'osservazione può generare uno o l'altro valore della variabile dipendente; può inoltre essere utilizzato per classificare le osservazioni, in base alle caratteristiche di queste, in due categorie. (definizione da *Wikipedia*)

informazioni alternative per il credit scoring, come l'attività sui social network per valutare abitudini e stile di vita, solleva questioni legate alla protezione dei dati sensibili dei consumatori e alla privacy[88].

3.4 Risk Management, Compliance e Previsioni su Serie Temporali Finanziarie

Il Risk Management è un termine che significa molto, i rischi a cui si espone una banca sono moltissimi e tra questi ci sono anche quelli che abbiamo citato in precedenza come il rischio di credito. L'utilizzo di modelli di AI però ha permesso di smussare anche il lato dolente dell'operare sul libero mercato, ovvero il rischio intrinseco di quest'ultimo.

Con i modelli LSTM è stata migliorata l'accuratezza della valutazione del rischio finanziario, dell'andamento dei titoli e della volatilità dei mercati grazie all'analisi di grandi quantità di dati storici e alla capacità di individuare correlazioni nascoste tra le variabili di mercato. Viene applicata per ottimizzare il portafoglio, puntando sulla diversificazione e

[88] Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, *Deep Learning for Financial Applications: A Survey,* 2020, pp. 15-20

muovendosi sul mercato grazie alle analisi predittivi che svolge. Seppur ovviamente sia impossibile eliminare il rischio di mercato, studiando e avendo nel proprio database l'andamento storico di tutti i mercati, questi modelli riescono a non essere impreparati difronte a quasi ogni situazione, perciò, qualora non riuscissero ad evitare del tutto la perdita, sono in grado di trovare una strategia di *hedging*[89] che permetta al cliente di limitare i danni. Un'altra funzionalità incredibile sfrutta le GANs e il Deep Learning per simulare scenari di crisi di ogni tipo e testare quanto il portafoglio costruito fino a quel momento sia resiliente, così da effettuare le valutazioni e correzioni necessarie[90].

Tra i papabili rischi che un intermediario affronta quotidianamente ci sono sicuramente i prima citati rischi legati a frodi e attività fraudolenti, che vengono tempestivamente individuati, ma anche quelli legati invece alla conformità con le normative, la cosiddetta compliance. Grazie al Natural Language Processing vengono analizzati migliaia di documenti

[89] L'hedging contro il rischio di investimento significa utilizzare strategicamente strumenti finanziari o strategie di mercato per compensare il rischio di eventuali variazioni sfavorevoli dei prezzi. In altre parole, gli investitori coprono un investimento effettuando un'operazione su un altro. (definizione da *Investopedia*)
[90] Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, *Deep Learning for Financial Applications: A Survey,* 2020, pp. 21-28

normativi con il fine di verificare che le istituzioni rispettino le normative globali così da evitare di incappare in sanzioni spiacevoli[91].

3.5 Text mining e Sentiment Analysis

L'uso dell'AI in questi campi consente di estrarre informazioni rilevanti da enormi quantità di dati testuali, come notizie finanziarie, comunicati stampa, documenti normativi e post sui social media trasformando sensibilmente il settore. Queste tecniche sono fondamentali per valutare il sentiment di mercato, prevedere le tendenze economiche e migliorare di conseguenza le strategie.

Il Text Mining consente di analizzare e interpretare grandi volumi di dati testuali non strutturati individuando le informazioni chiave, gli LLMs in particolar modo vengono utilizzati per classificare report finanziari, analizzare documenti normativi e identificare contenuti rilevanti per il risk management, ma anche identificare il sentiment delle dichiarazioni dei dirigenti o politici la cui influenza è centrale nell'andamento del mercato; nonostante quest'ultima task sia meno metodologica e

[91] Yuqi Nie, Yaxuan Kong, Xiaowen Dong, John M. Mulvey, H. Vincent Poor, Qingsong Wen, Stefan Zohren, *A Survey of Large Language Models for Financial Applications: Progress, Prospects and Challenges,* 2024, p. 30

scientifica ma più legata all'ambito delle emozioni, delle sensazioni e dell'empatia, cosa che generalmente non si attribuisce ad un agente AI, viene svolta con ottimi risultati[92].

La Sentiment Analysis è una tecnica che analizza il tono e il contenuto di un testo per determinare se al suo interno è espressa un'opinione positiva, negativa o neutra; questo nel settore finanziario serve per comprendere l'umore del mercato e prevedere le reazioni degli investitori. Negli anni c'è stata ovviamente un'evoluzione della tecnologia che permetteva questa pratica, inizialmente esistevano sistemi basati sul lessico in cui in base alla presenza di parole positive e negative si assegnava un punteggio ai testi. Questi, nonostante fossero specificatamente ingegnerizzati per il settore finanziario, spesso non riuscivano ad essere ben compresi, venivano estrapolati dal contesto, e quindi non garantivano una corretta e fedele rappresentazione del contenuto del testo. Con l'arrivo del ML, dei modelli di RF e degli LLMs comuni l'accuratezza è vertiginosamente cresciuta, consentendo di comprendere contesti complessi e sfumature linguistiche nel linguaggio finanziario[93].

---

[92] Yuqi Nie, Yaxuan Kong, Xiaowen Dong, John M. Mulvey, H. Vincent Poor, Qingsong Wen, Stefan Zohren, *A Survey of Large Language Models for Financial Applications: Progress, Prospects and Challenges,* 2024, pp. 15-17

[93] Yuqi Nie, Yaxuan Kong, Xiaowen Dong, John M. Mulvey, H. Vincent Poor, Qingsong Wen, Stefan Zohren, *A Survey of Large Language Models for Financial Applications: Progress, Prospects and Challenges,* 2024, pp. 15-20

Studi recenti inoltre hanno dimostrato come questi modelli, avendo un raggio più ampio, permettono di essere estremamente accurati. Gli studiosi hanno confermato che non solo le fonti istituzionali, le dichiarazioni o gli articoli fossero importanti per la Sentiment Analysis, ma anche i social media avevano il loro ruolo: descrivevano al naturale quello che era lo stato d'animo della più grande fetta di investitori. Ad esempio, i modelli LSTM e CNN sono stati utilizzati per analizzare i tweet e prevedere i movimenti giornalieri delle azioni, aprendo una nuova frontiera ancora non del tutto esplorata per la Sentiment Analysis. L'analisi del tono dei comunicati stampa della Federal Reserve e della Banca Centrale Europea ha permesso di anticipare le decisioni sui tassi di interesse, l'orientamento della politica monetaria e l'analisi delle notizie di Bloomberg e Reuters ha migliorato la capacità di previsione dei movimenti azionari, con un aumento della precisione fino al 20% rispetto ai modelli tradizionali[94].

[94] Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, *Deep Learning for Financial Applications: A Survey,* 2020, pp. 21-23

3.6 Ottimizzazione dei Portafogli e Trading Automatizzato

L'ottimizzazione del portafoglio consiste nel trovare la migliore combinazione di asset per bilanciare rischio e rendimento. Le tecniche AI più utilizzate in questo ambito includono i modelli RF per la selezione delle migliori azioni da includere nel portafoglio e LSTM per l'analisi delle serie temporali e la previsione delle tendenze di mercato[95].

Il trading algoritmico, anche detto *algo-trading*, utilizza modelli AI per eseguire operazioni di mercato in modo automatico e ad alta velocità, riducendo il rischio di decisioni basate sull'emotività. Si avvale principalmente di modelli basati sulle reti neurali per ottimizzare le strategie di trading in base ai dati di mercato passati e in tempo reale e per analizzare grafici di prezzo e identificare pattern di trading vantaggiosi.

La maggior parte delle istituzioni finanziare ad oggi già integrano sistemi di questo tipo al loro interno, per non citare le più famose riportiamo il

[95] Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, *Deep Learning for Financial Applications: A Survey,* 2020, pp. 32-34

caso di alcuni fondi di investimento detti “AI-Driven” come Two Sigma e Renaissance Technology[96].

3.7 Automazione Operativa

Possiamo dire che tutto quello trattato finora riguardava l’automazione operativa, la capacità di sfruttare le tecnologie di intelligenza artificiale per apportare vantaggio e migliorare i processi svolti quotidianamente nelle banche di investimento. Grazie all’utilizzo di tutti questi strumenti è stato possibile migliorare l’efficienza dei processi interni, la precisione, ridurre i costi, automatizzare le attività ripetitive e concentrare le risorse risparmiate in attività più importanti.

Per non ripeterci e non trattare nuovamente quanto visto in precedenza, possiamo aggiungere che grazie all’AI anche altre attività di tipo tradizionale sono state trasformate come l’automazione delle risorse umane, con algoritmi AI elaborano candidature, pianificano turni e monitorano le performance dei dipendenti, o la pianificazione aziendale, con la redazione dei documenti legali, dei bilanci e dei contratti.

[96] Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, *Deep Learning for Financial Applications: A Survey,* 2020, pp. 35-38

L’adozione di questo tipo di tecnologie per il momento non può avvenire senza timore e malcontento trai dipendenti per la possibilità di riduzione dei posti di lavoro, e trai clienti, trattandosi comunque di algoritmi che analizzano dati sensibili di quest’ultimi.

4. Il caso J.P. Morgan Chase

4.1 Domanda di ricerca, metodologia d'analisi e selezione del caso

In questo capitolo analizzeremo un caso studio specifico, introducendo la metodologia di analisi e le scelte dietro alla selezione di quest'ultimo. Per comprendere a pieno come e perché desideriamo svolgere questo tipo di analisi, è opportuno riprendere la domanda di ricerca che ha guidato fin dall'inizio questa tesi: "In che modo l'intelligenza artificiale sta trasformando i processi core dell'investment banking, e quali sono le principali opportunità e criticità strategiche legate alla sua adozione?".

Per arricchire l'analisi svolta in questo elaborato, è stato scelto un caso studio esemplare riguardo al tema e analizzato secondo la metodologia del Single Case Study, formulata da Yin[97]. Questa è una metodologia di ricerca che si concentra, come si deduce dal nome, sullo studio di un singolo caso per comprendere un fenomeno. Innanzitutto, è importante specificare che è un tipo di ricerca qualitativa e le sue componenti

[97] Yin, R. K., Case Study Research and Applications: Design and Methods, 2018

principali sono la domanda di ricerca, la selezione del caso, la raccolta e la conseguente analisi dei dati[98].

Scegliere J.P. Morgan Chase è stato frutto di una scrupolosa ricerca dei competitor all'interno del settore dell'investment banking, cercando di coniugare sia chi fosse riconosciuto come leader nel mercato sia chi si fosse distinto in attività di investimento nel tema della ricerca, l'intelligenza artificiale. Dopo alcune ricerche il nome di J.P. Morgan Chase era obbligato, la banca è leader negli Stati Uniti e nel mondo nel proprio settore con dei numeri da capogiro come possiamo vedere nella tabella sottostante.

Tavola 4.1 - *Indicatori economici, tecnologici e presenza globale di J.P. Morgan Chase*

Voce	Valore
Ricavi totali	$180,6 miliardi
Utile netto	$58,5 miliardi
Capitalizzazione	$737,49 miliardi
Investimenti in AI	$10,6 miliardi
Quota di mercato	9,6 %

Fonte: J.P. Morgan Chase, Annual Report 2024

[98] Ibidem

La rilevanza del caso è subito spiegata, l'azienda stacca per più di 6 miliardi la prima inseguitrice in termini di investimenti in AI e ha assunto più di 500 esperti in Data Science, ha implementato tecnologie di intelligenza artificiale in moltissime delle sue funzioni aziendali (con più di 50 applicazioni AI operative contro le 20 di Standard Chartered e le 10 di BNP Paribas) come la *Fraud Detection*, il *Risk Management*, l'*Algorithmic Trading* e il *Customer Service*[99].

I dati e le informazioni utilizzati per la stesura dei paragrafi che seguono sono stati raccolti esclusivamente presso fonti accademiche, grazie a report, articoli e siti web, cercando attentamente dati che potessero fornire un inquadramento preciso di come J.P. Morgan Chase sta affrontando la sfida dell'AI, e soprattutto come e quanto differisce dai suoi competitor.

[99] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, Transforming Financial Services: The Impact of AI on JP Morgan Chase's Operational Efficiency and Decision-Making, 2024

4.2 *Applicazioni chiave dell'AI nell'investment banking di J.P. Morgan Chase*

4.2.1 *COiN e la gestione intelligente dei contratti e della prevenzione delle frodi*

Tra le applicazioni di intelligenza artificiale più ben riuscite di quelle sviluppate internamente da J.P. Morgan Chase c'è sicuramente COiN, il suo nome deriva dall'abbreviazione di Contract Intelligence e si basa su alcuna delle tecniche che abbiamo analizzato nei capitoli precedenti come il Machine Learning e il NLP. L'idea di questa piattaforma nasce in primo luogo per analizzare in maniera automatica documenti di stampo principalmente legale, una volta averne confermate le potenzialità, il suo utilizzo è stato poi esteso alla prevenzione delle frodi commerciali, all'*audit*[100] e al monitoraggio della compliance.

Al massimo della sua produttività COiN può analizzare 12.000 documenti al secondo tra contratti, fatture e altri file ricercando al loro interno errori, anomalie o potenziali elementi fraudolenti. L'impatto

[100] L' Audit è un processo sistematico di verifica e controllo, attraverso cui si analizzano documenti, dati e operazioni per valutare se tutto è stato svolto correttamente, in modo trasparente e conforme alle regole. Nel contesto bancario, l'audit serve a controllare la correttezza delle transazioni, la conformità alle normative e l'assenza di irregolarità o frodi.

positivo che questa tecnologia ha avuto nel business è stato subito chiaro, soltanto nel primo anno di esercizio è stato possibile risparmiare una cifra vicina ai 150 milioni di dollari in mancati pagamenti fraudolenti e, parlando di metriche e KPI, il tasso di errore nelle transazioni è sceso da un già basso 3% fino ad uno sbalorditivo 1%. Sempre rimanendo in tema di dati è stato stimato che grazie all'utilizzo di COiN si è ridotto di 360.000 ore il tempo solitamente necessario per attività di audit e revisione, liberando così una grandissima quantità di risorse che è stata poi riallocata in attività diverse in cui potevano apportare un valore aggiunto[101].

A conferma di quanto J.P Morgan Chase sia leader nell'ascesa all'AI nel suo settore, è utile osservare alcuni paragoni chiave tra lei e i competitor: se COiN contribuisce in toto ad un risparmio di 250 milioni di dollari, la stessa funzione svolta però da altri sistemi AI presso altre istituzioni importanti come Santander ottieni risultati molto inferiori, circa 150 milioni[102].

[101] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, *IX. Fraud Detection*, 2024, p. 210
[102] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, *VI. Competitor Comparison*, 2024, p. 209

4.2.2 *LOXM e l'evoluzione del trading automatizzato*

"Il trading algoritmico ha trasformato in modo significativo il panorama finanziario, e J.P. Morgan Chase ha abbracciato questa evoluzione" con piattaforme come LOXM, che sfruttano tecniche di Deep Reinforcement Learning in grado sia di eseguire strategie consolidate, provate e commissionate dagli *analyst,* ma anche di adattarsi e imparare in tempo reale per rispondere ai cambiamenti repentini tipici del mercato azionario[103].

Per supportare quanto sostenuto in precedenza, l'algoritmo di intelligenza artificiale ha permesso al colosso statunitense di incrementare il *win rate* dal 52% a oltre il 60%, forse un miglioramento che in termini percentuali può non sembrare entusiasmante ma che in valore assoluto si traduce in miliardi di dollari di delta positivo. Un ulteriore dettaglio da non sottovalutare è quello della riduzione della latenza, in un contesto in cui ogni millisecondo può fare la differenza tra profitti e perdite, aver ridotto di dieci volte (da 50 a 5 millisecondi) il

[103] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, XII. Algorithmic Trading, 2024, p. 211

tempo per eseguire le decisioni di *routing* degli ordini ha aumentato in maniera esponenziale l'efficienza competitiva[104].

Per dimostrare che J.P. Morgan Chase sia effettivamente leader nell'AI-driven trading basta confrontare i dati della sua funzione con le performance degli altri player: con un rendimento dell'8,7% ha superato sia quello di Goldman Sachs fermo al 6,5% e quello di Barclays appena superiore, dl 7,2%[105].

4.2.3 *IndexGPT e la nuova frontiera della consulenza finanziaria*

L'intelligenza artificiale generativa trova un'applicazione in casa J.P. Morgan Chase come piattaforma di consulenza finanziaria. Il nome che le è stato dato non è a caso, infatti, per offrire le raccomandazioni d'investimento personalizzate ai propri clienti utilizza modelli linguistici simili al più famoso, ma certamente meno efficace in questo campo, ChatGPT. Il punto di forza di IndexGPT è il modo in cui interagisce utilizzando un linguaggio naturale e comprensibile anche a utenti meno

[104] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, *XII. Algorithmic Trading*, 2024, pp. 211-212
[105] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, *VI. Competitor Comparison*, 2024, p. 209

esperti e soprattutto la fortissima integrazione con i sistemi prioritari di J.P. Morgan. Come appena citato, l'obiettivo principale di questo strumento è rendere la consulenza finanziaria retail il più accessibile possibile ma non solo, renderla tempestiva e scalabile attraverso una tecnologia in grado di apprendere e migliorarsi continuamente. Insieme ai suoi modelli di NLP oggi J.P. Morgan Chase gestisce più di 30.000 conversazioni settimanali con i clienti garantendo un paniere unico nel suo genere composta da accessibilità, affidabilità ed efficienza[106].

4.2.4 *Katana Lens e i nuovi sistemi integrati di Risk Management*

In ambito Risk Management, J.P. Morgan Chase ha sviluppato una piattaforma con il fine di identificare, mitigare e valutare in modo proattivo e diretto sia il rischio operativo che quello finanziario. Il suo nome è Katana Lens e gestisce quotidianamente dati provenienti da oltre 800 fonti interne, tra cui posizioni di trading, onboarding dei clienti, controlli sanzionatori e molto altro. [107].

[106] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, *V. AI and Machine Learning Methods*, 2024, p. 209
[107] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, X. Risk Management, 2024, p. 211

Per quanto riguarda le tecnologie di cui si avvale, sono principalmente modelli di Machine e Deep Learning, il numero specifico non è noto ma approssimativamente raggiungono i 50 modelli diversi. Attraverso questi Katana Lens riesce ad individuare schemi, anomalie e segnali precoci di esposizioni rischiose e, feature che rappresenta uno dei suoi più grandi punti di forza, permette di visualizzare in tempo reale le correlazioni tra fattori di rischio attraverso dashboard e cruscotti consentendo ai manager di avere una rapidità di azione, tra il riconoscimento del problema e la soluzione, tempestiva[108].

Parlando di risultati, Katana è stata una delle più produttive e ben riuscite dalla banca statunitense, il personale della sezione di Risk Management ha incrementato la produttività del 25% gestendo un terzo in più di business e permettendo così la riallocazione di più di 150 risorse verso funzioni core. Il dato sicuramente più sbalorditivo è quello relativo alle perdite derivanti da eventi di rischio, diminuito del 42% grazie alla capacità predittiva del sistema che con un tempo medio di 7 giorni di preavviso ha identificato con accuratezza circa il 90% delle problematiche. Questa piattaforma ha anche portato ha un cambiamento della cultura, se così si può definire, del rischio istruendo più di 20.00

[108] Ibidem

dipendenti all'uso delle *analytics* quindi portando quello che tipicamente era un approccio più storico, legato all'esperienza e al riconoscimento delle situazioni già accadute in passato ad un approccio più quantitativo e strettamente legato all'analisi dei dati[109].

Ultimo vantaggio, ma non per importanza, è quello legato alla compliance normativa, infatti, con questa tecnologia possono essere monitorati più di 600.000 cambi normativi all'anno e questo consente di avere una maggiore conformità alle regolamentazioni finanziarie[110].

4.2.5 *Iris e l'automazione Intelligente del Customer Service*

"J.P. Morgan Chase sfrutta ampiamente l'intelligenza artificiale per migliorare l'esperienza del cliente in tutti i punti di contatto. Una strategia fondamentale consiste nell'affiancare al loro ampio personale di assistenza clienti degli agenti virtuali"[111].

A tal proposito è stato implementato recentemente Iris che ad oggi è utilizzato come strumento di supporto per più di 15.000 operatori umani e nel 40% delle casistiche riesce a gestire autonomamente i problemi

[109] Ibidem
[110] Ibidem
[111] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, XI. Customer Service, 2024, p. 211

degli utenti, principalmente quelle più semplici e ripetitive, migliorando l'efficienza e riducendo i tempi di attesa[112].

I dati proprio in merito ai tempi di attesa sono incredibili, da una media di 5 minuti si è passati ad addirittura a meno di 30 secondi contribuendo all'aumento del livello medio di soddisfazione calcolato tramite NPS di 15 punti soltanto in un anno[113].

In aggiunta a Iris, altri strumenti di Ai sono applicati al ramo del Customer Service e vengono impiegati ad esempio per analizzare le conversazioni telefoniche e identificare in tempo reale insoddisfazioni nei clienti per assicurarsi che queste vengano risolte in maniera efficiente così da recuperare, mantenere, o talvolta generare, la fidelizzazione del cliente. I sistemi sono anche in grado si suggerire le cosiddette *next best actions*, ovvero successive azioni personalizzate tramite l'app mobile della banca identificate grazie agli obiettivi finanziari e le abitudini transazionali del cliente[114].

Per migliorare ancora di più l'efficienza del suo servizio, gli algoritmi di AI vengono utilizzati per prevedere il flusso di chiamate in arrivo per fasce orarie, allocare in maniera ottimale le risorse e i turni del personale;

[112] Ibidem
[113] Ibidem
[114] Ibidem

questo ha permesso a J.P. Morgan Chase di avere ad oggi uno dei servizi di Customer Service più efficienti ed efficaci al mondo con un tasso di abbandono inferiore al 2%[115].

4.3 *Impatto strategico operativo*

L'impatto strategico dell'adozione dell'AI è stato formidabile nell'ecosistema di J.P. Morgan Chase, ha migliorato il decision-making, la velocità operativa e la gestione delle risorse interne, ma ha anche semplificato i processi, migliorato l'accuratezza delle analisi e ridotto drasticamente i tempi decisionali, come dimostrato nei paragrafi precedenti dagli impatti di Katana Lens, COiN e Iris.

L'AI non è più quindi solo uno strumento operativo ma è diventa una leva strategica per differenziarsi dai competitor e quindi garantire ai propri clienti sempre i servizi migliori e più aggiornati.

[115] Ibidem

4.4 *Sfide e soluzioni nell'implementazione dell'AI*

Implementare le soluzioni prima citate non è stato sicuramente facile, connettere le reti neurali e gli algoritmi di deep learning ai più di 100.000 applicazioni e database esistenti ha richiesto tempo e risorse. Anche se i dati che abbiamo visto in precedenza sono ottimi, il reclutamento e la fidelizzazione di talenti specializzati in AI si sono dimostrati problematici a causa della scarsità di candidati qualificati[116].

Altre sfide da non sottovalutare sono state quella della natura "black box" di alcuni algoritmi, che offrivano una limitata spiegabilità del loro funzionamento interno, e quella relativa ai bias, che J.P. Morgan Chase cerca di arginare conducendo numerosi test[117].

Altro tema è quello della governance dei dati e, in particolar modo per una banca che tratta dati super sensibili dei propri clienti, è importante assicurarsi che questi vengano trattati nel rispetto di quest'ultimi e delle norme vigenti. Il volume di dati sensibili che vengono processati è elevatissimo e richiede una particolare attenzione in termini di privacy e sicurezza, motivo per cui parte degli investimenti in ambito tecnologico

[116] K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, VIII. The road ahead for AI in Finance, 2024, p. 210
[117] Ibidem

sono stati destinati alla creazione di infrastrutture solide di governance di dati, e c'è un livello di attenzione elevatissimo riguardo la conformità degli algoritmi AI e la protezione delle informazioni dei clienti.

Ovviamente entra in gioco anche un discorso di responsabilità legale in quanto può essere complicato assegnare responsabilità per decisioni prese da sistemi automatizzati e per questo J.P. Morgan Chase ha implementato controlli rigorosi e ha stabilito chiare linee di responsabilità per le decisioni supportate dall'AI, garantendo che ci sia sempre una supervisione umana nelle decisioni critiche[118].

4.5 *Risultati e prospettive future*

I risultati che abbiamo enarrato finora non rappresentano un punto di arrivo, ma piuttosto un trampolino di lancio verso una strategia sempre più integrata. La banca come prospettiva futura ha in mente di espandere i campi di applicazione dei modelli AI, sta sperimentando la scalabilità nel Wealth Management e nella creazione di panieri tematici di investimento, aprendo la strada a forme di consulenza ancora più personalizzate.

[118] Ibidem

Per gestire un afflusso che sarà sicuramente sempre più importante J.P. Morgan Chase punta moltissimo sulle infrastrutture sia come componenti fisiche e hardware (CPU e GPU) sia come software, l'idea è che sarà la potenza di calcolo a fare la differenza in una realtà in cui le tecnologie disponibili saranno uguali per tutti e i vantaggi competitivi andranno ricercati proprio nella combinazione tra queste e la forza bruta di calcolo.

5. Analisi e risultati

5.1. Introduzione all'analisi dei risultati

Dopo aver analizzato sia il quadro teorico che quello di applicazioni pratiche, nel caso reale di J.P. Morgan Chase, in questo capitolo l'obiettivo è quello di sovrapporre i due livelli e trarre delle considerazioni sull'impatto dell'intelligenza artificiale nell'investment banking.

L'analisi è stata appunto strutturata cercando di cogliere cosa risultava di innovativo dal caso studio rispetto alla letteratura e reinterpretare la domanda di ricerca alla luce delle nuove informazioni.

Affronteremo questi temi e infine discuteremo anche delle principali sfide emerse e le implicazioni sia per le imprese che per i policy maker.

5.2. Cosa c'è di nuovo e cosa viene confermato dalla letteratura

L'analisi del caso ha permesso di identificare alcuni elementi che confermano e, in parte, estendono quanto emerso nella letteratura. L'efficacia dell'intelligenza artificiale nell'ottimizzazione delle funzioni core dell'investment banking era stata ampiamente teorizzata ma entrando nel vivo dell'analisi di J.P. Morgan Chase abbiamo confermato come essa abbia consentito un significativo incremento della produttività, una riduzione dei costi operativi e un miglioramento nella qualità decisionale.

L'aspetto innovativo emerso riguarda la distinzione tra "adozione" e "implementazione" dell'AI; nei report si parla spesso dell'adozione di queste tecnologie come se fossero prodotti già pronti, il cui deployment richieda un impegno marginale., mentre nella realtà abbiamo visto che se si vuole veramente sfruttare l'intelligenza artificiale per ottenere un vantaggio competitivo è necessario costruire un'infrastruttura ad hoc, sviluppata dall'azienda per l'azienda, in grado di integrarsi con il resto delle funzioni interne e adattarsi alle specifiche esigenze e peculiarità che solo l'azienda stessa conosce.

J.P. Morgan Chase non si è limitata ad adottare tecnologie già esistenti, ma ha creato un ecosistema AI-native, dove l'intelligenza artificiale è progettata insieme ai processi, come sua parte integrante, secondo un approccio denominato "AI by Design".

Solo grazie al successo di questo approccio abbiamo potuto tradurre in risultati concreti i vantaggi prospettati dalla teoria, con risultati tangibili che settano anche nuovi benchmark per i competitor nel settore.

Per concludere, di confermato c'è sicuramente l'idea che l'implementazione dell'AI rappresenti ormai non una semplice innovazione, ma una condizione di sopravvivenza competitiva nel mercato dell'investment banking, trasformando le architetture organizzative centenarie delle imprese, anticipando i cambiamenti e modellando nuove strategie.

5.3.*Le principali sfide emerse dal caso studio*

L'analisi del caso ha evidenziato diverse sfide che non erano state preventivate nella precedente sezione teorica. In primis la difficoltà nel reclutamento del personale: ciò che spaventa di più la popolazione è di veder ridotto il numero di posti di lavoro a causa dell'intelligenza

artificiale ma la realtà è che è più la domanda di lavoro che l'offerta e la differenza sta nel fatto che le competenze richieste sono altamente specifiche e tecniche quindi sarà compito delle attuali e delle prossime generazioni crearsi un set di competenze e capacità che risultino utili in questo ambito, così non soffriranno la stretta di lavoro causata dall'AI ma saranno coloro che ne gioveranno. La difficoltà risiede proprio nel fatto che i talenti in ambito data science e AI engineering sono molto pochi e quelli che sono realmente preparati sono difficili da attrarre a causa della crescente competizione.

Un'altra sfida riguarda l'ambito dell'integrazione tecnologica, i sistemi che hanno permesso il quotidiano lavoro delle banche fino ad ora sono di vecchio stampo e riuscire ad integrare algoritmi avanzati, come quelli di machine learning e deep learning, richiede ingenti risorse, una profonda conoscenza dell'infrastruttura interna dell'azienda e una visione a lungo termine.

Ovviamente, infine, non possiamo non citare i problemi legati all'etica, alla privacy dei dati e alla sicurezza informatica che richiedono una costante vigilanza e un costante aggiornamento delle norme per rimanere al passo con l'evoluzione della tecnologia.

5.4 Implicazioni per i policy maker e le imprese del settore

La velocità di innovazione supera spesso la capacità normativa di adeguarsi, figuriamoci per una tecnologia come l'intelligenza artificiale che fa dello spettro di applicazioni il suo punto forte. Riuscire a creare un quadro normativo completo, senza vuoti, e in grado di essere sempre aggiornato per tutelare i consumatori è veramente una sfida complicata.

Nel campo finanziario i regolatori devono e dovranno definire standard chiari per la trasparenza algoritmica, la qualità dei dati utilizzati per l'addestramento e i meccanismi di audit, trovando un bilanciamento tra una norma stringente e una che allo stesso tempo non limiti i processi di innovazione. In questo ambito infatti sarà molto importante la collaborazione tra gli enti regolatori sovranazionali e le aziende vittima delle regolamentazioni, per riuscire a trovare un punto di incontro.

Legandoci alle aziende, il settore del banking è chiaramente di fronte ad una svolta senza eguali; le implicazioni di un mancato adeguamento ai nuovi standard tecnologici, come l'intelligenza artificiale, porterebbero qualsiasi intermediario ad escludersi dalla competizione in quanto fortemente svantaggiata rispetto a tutti i competitor che invece la utilizzano come leva operativa. È importante che le nuove banche che

nasceranno lo facciano già improntate ad un approccio AI-Native e che quelle esistenti, che vogliono sopravvivere, cambino radicalmente la loro infrastruttura operativa sia dal punto di vista delle tecnologie sia da quello delle competenze e della cultura organizzativa.

Per il futuro che sembra sempre più essere certo della sua dipendenza dai dati e dall'AI è importante creare una cultura oggi, da poter coltivare e sviluppare nel tempo: costruire il know-how adesso potrebbe essere l'unico modo per le banche di rimanere aggiornate nel tempo e non soffrire gli sviluppi della tecnologia ma sfruttarli a loro favore.

CONCLUSIONE

L'intelligenza artificiale ha smesso da tempo di essere soltanto un'idea futuristica per diventare imprescindibile nella vita quotidiana di tutti, e soprattutto per chi opera nel settore finanziario.

Nel corso di questa tesi abbiamo visto come l'integrazione dell'AI nell'investment banking non sia solo un'innovazione tecnologica in senso stretto, ma un passaggio strategico da una vecchia realtà ad una nuova; un evento al quanto necessario per sopravvivere e prosperare in un mercato globale sempre più complesso, instabile e competitivo.

Dall'analisi teorica alle applicazioni pratiche, dagli use case specifici all'approfondimento sul colosso J.P. Morgan Chase, è emerso con chiarezza quanto questa tecnologia sia divenuta una leva fondamentale per aumentare l'efficienza, ridurre i rischi, anticipare i trend di mercato e, al tempo stesso, personalizzare i servizi in maniera mai vista prima.

Tuttavia, come ogni forza dirompente, anche questa rivoluzione porta con sé nuove sfide, non solo tecniche ma anche etiche, normative e sociali ed è quindi importante che i player del mercato ne affrontino con consapevolezza tutte le implicazioni che abbiamo ampliamente trattato.

Ciò che resta oggi sul tavolo è una domanda tanto affascinante quanto difficile e che è comune ad ogni evento radicale nella storia: quale sarà il prossimo passo? O qualsiasi altra sfumatura.

La risposta, forse, non sta solo nelle tecnologie che svilupperemo, ma soprattutto nell'approccio che avremo verso di esse, se lasceremo che queste cambino il nostro essere, i nostri valori e la nostra etica, nella capacità dell'uomo di integrarsi con esse, di cambiare prospettiva e mentalità, smettendo di vedere l'intelligenza artificiale come una minaccia, per iniziare a considerarla come un'estensione delle nostre capacità.

Bibliografia e Sitografia

Youssef Cassis, Richard S. Grossman, Catherine R. Schenk, 2016, The Oxford Handbook of Banking and Financial History, a cura di Oxford University Press.

Jennison T., Hein J., Stockinger Q., Shahani A., Baveja R., Bahra S., 2024, Investment Banking & Global Markets Report, Boston Consulting Group.

Paul Stowell, 2023, Investment Banks, Hedge Funds, and Private Equity, a cura di Academic Press.

CB Insights, 2020, Killing The I-Bank: The Disruption Of Investment Banking

Tony Boobier, 2020, AI and the Future of Banking.

Sharma, R., 2023, Assessing the Impact of Technology on the Efficiency and Effectiveness of Investment Banking Services, in Advances in Sciences, Engineering, and Social Sciences, a cura di ITM University, Gwalior.

Puschmann, T., 2017, Fintech in Business & Information Systems Engineering.

IOSCO, 2017, IOSCO Research Report on Financial Technologies (Fintech)

OCSE, 2018, Financial Markets, Insurance and Pensions: DIGITALISATION AND FINANCE.

Ferdinando Giglio, 2021, Fintech: A Literature Review, a cura di European Research Studies Journal

Nurhadhinah Nadiah Ridzuan, Masairol Masri, Muhammad Anshari, Norma Latif Fitriyani, and Muhammad Syafrudin, 2024, AI in the Financial Sector: The Line between Innovation, Regulation and Ethical Responsibility.

Haenlein M., Kaplan A., 2019, A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence, University of California, California Management Review

Mauro Colopi, 2024, Boom dell'Intelligenza Artificiale: il mercato globale potrebbe sfiorare i 1000 miliardi entro il 2027, Bain & Company.

Katherine Haan, Lauren Holznienkemper, 2024, 22 Top AI Statistics And Trends, Forbes

AIPRM, 2024, AI Statistics 2024.

Statista Research Department, 2025, Estimated value of the financial sector's artificial intelligence (AI) spending worldwide from 2023 to 2024, with forecasts from 2025 to 2028.

Shanker Ramamurthy, John J. Duigenan, 2024, 2024 Global Outlook for Banking and Financial Markets: Regenerate banking with AI, IBM

Silvia Martelli, 2025, Stargate: SoftBank, OpenAI, Oracle e Mgx: chi sono e cosa fanno con l'intelligenza artificiale, Il Sole 24 Ore.

Chris Brauer, Timothy Hospedales, 2024, Intelligent Living: How AI is enhancing everyday experiences, Samsung.

Kweilin Ellingrud, Saurabh Sanghvi, Gurneet Singh Dandona, Anu Madgavkar, Michael Chui, Olivia White, Paige Hasebe, 2023, Generative AI and the future of work in America, McKinsey.

Christian Janiesch, Patrick Zschech, Kai Heinrich, 2021, Machine learning and deep learning in Electronic Markets

Jordan, M. I., Mitchell, T. M., 2015, Machine learning: Trends, perspectives, and prospects in Science

Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron CourvilleGoodfellow, 2016, Deep Learning, a cura di MIT Press

Dalal, N., Triggs, B., 2005, Histograms of oriented gradients for human detection in 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition

Lowe, D. G., 2004, Distinctive image features from scale-invariant Keypoints in International Journal of Computer Vision

Viola, P., Jones, M., 2001, Rapid object detection using a boosted cascade of simple features In Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition

Salton, G., Buckley, C., 1988, Term-weighting approaches in automatic text retrieval in Information Processing & Management

Wu, M., Liu, F., Cohn, T., 2018, Evaluating the utility of hand-crafted features in sequence labelling in Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing

Tiago Bianchi, 2024, Interest in ChatGPT on Google search from November 2022 to June 2024 worldwide, by week, Statista, Google Trends.

Stefan Feuerriegel, Jochen Hartmann, Christian Janiesch, Patrick Zschech, 2024, Generative AI in Business & Information Systems Engineering.

Fiona Fui-Hoon Nah, Ruilin Zheng, Jingyuan Cai, Keng Siau, Langtao Chen, 2023, Generative AI and ChatGPT: Applications, challenges, and AI-human collaboration in Journal of Information Technology Case and Application Research.

Leonardo Banh, Gero Strobel, 2023, Generative artifcial intelligence in Electronic Markets.

Marc Zao-Sanders,2025, How People are Really Using Generative AI Now, Harvard Business Review

Lars Nolle, Frederic Stahl, Tarek El-Mihoub, 2024, On Explanations for Hybrid Artificial Intelligence in Artificial Intelligence XL, Jade University of Applied Sciences, Wilhelmshaven, Germany; German Research Center for Artificial Intelligence, Oldenburg

Ahmet Murat Ozbayoglu, Mehmet Ugur Gudelek, Omer Berat Sezer, 2020, Deep Learning for Financial Applications: A Survey; TOBB University of Economics and Technology, Department of Computer Engineering.

Yin, R. K., 2018, Case Study Research and Applications: Design and Methods, SAGE Publications

J.P. Morgan Chase, Annual Report 2024, 2025

J.P. Morgan Chase, Annual Report 2024, Commercial & Investment Bank, 2025

K Tulsi, Arpan Dutta, Navneet Singh, Deepansh Jain, 2024, Transforming Financial Services: The Impact of AI on JP Morgan Chase's Operational Efficiency and Decision-Making in International Journal of Scientific Research & Engineering Trends