

Intelligenza artificiale e finanza: rischi, prospettive, opportunità

Qual è il potenziale dell'intelligenza artificiale (IA) di trasformare il mondo della finanza? Il tema porta con sé una serie di sfide e opportunità che richiedono un'analisi attenta e dettagliata. Questo breve contributo esplora l'impatto dell'IA, con un *focus* specifico sui Modelli di Linguaggio di Grandi Dimensioni (LLM) e la loro applicazione alla ricerca scientifica in finanza e alla pratica nel settore finanziario, a livello internazionale e in Svizzera. Non vuole essere in alcun modo esaustivo e sarà influenzato dai miei personali interessi accademici e professionali.

La riflessione che propongo richiede prima di tutto una serie di chiarimenti terminologici; formulerò in seguito tre domande a cui cercherò di dare risposta, prima di concludere con un caso pratico.

Come preannunciato, vorrei condividere alcune riflessioni e ricerche che trovo particolarmente interessanti, esplorandole dai diversi punti di vista che caratterizzano il mio percorso professionale di docente e ricercatore, nel campo della finanza quantitativa e della statistica applicata ai mercati finanziari. Inizierò quindi dagli aspetti scientifici e metodologici. Come evidenziato dal premio Nobel per la Fisica 2024, assegnato a Hopfield e Hinton (Nobel Committee for Physics, 2024), le tecniche statistiche che oggi alimentano la "rivoluzione dell'IA" hanno radici profonde, risalendo a oltre 40 anni fa, così come i primi algoritmi. Mi sembra quindi fondamentale interrogarsi su ciò che distingue davvero la "rivoluzione del *machine learning*," avviata attorno al 2010. La mia prima domanda sarà quindi: tanto rumore per nulla? Ovvero, siamo di fronte a qualcosa di veramente rivoluzionario dal punto di vista della ricerca oppure no?

Proseguirò riassumendo sinteticamente i rischi e le opportunità che lavori accademici recenti hanno identificato per l'economia nel suo complesso (questa è la seconda domanda: quali prospettive ha l'IA per l'economia globale?), per poi spostare l'attenzione sul settore finanziario, illustrando opportunità e rischi con l'esempio alla Svizzera e delle priorità del nostro regolatore FINMA. Cercherò quindi di rispondere alla terza e ultima domanda: quali sono le prospettive aperte dall'IA per la finanza e le banche, in particolare quelle svizzere?

Infine, combinando i due approcci, pratico e accademico, che caratterizzano questa relazione, concluderò con un caso pratico per sottolineare come, nel campo dell'intelligenza artificiale, la ricerca accademica e la pratica operativa siano sempre più vicine. A tal proposito, vi racconterò di un progetto che stiamo sviluppando all'USI, ma che permetterà di rispondere a esigenze concrete del gruppo bancario di cui faccio parte.

1. Quale IA? Facciamo ordine

Prima di tutto, nel vasto panorama dell'intelligenza artificiale, è essenziale distinguere tra le diverse categorie per comprendere appieno le potenziali applicazioni in finanza. L'IA generale comprende tutti i sistemi che eseguono compiti complessi imitando il pensiero umano. All'interno di questo ambito, il *machine learning* (ML) rappresenta una tecnica che permette alle macchine di apprendere dai dati in modo indipendente. Un sottoinsieme del ML, i Modelli di Linguaggio di Grandi Dimensioni o *Large Language Models* (LLM), sono specializzati nell'elaborazione del linguaggio naturale, grazie all'addestramento su enormi quantità di dati testuali.

Modelli come GPT-4 (OpenAI), BERT (Google), T5 (Google), e Bart (Meta) sono esempi di LLM che hanno rivoluzionato la capacità delle macchine di comprendere e generare testo. Questi modelli sono

alla base di *chatbot* come i ben noti ChatGPT, Bard di Google e Claude di Anthropic, che hanno guadagnato una notevole attenzione pubblica. Nel settore finanziario, gli LLM sono impiegati per analizzare notizie, *sentiment* di mercato, e per personalizzare l'esperienza degli investitori attraverso modelli su misura o *fine-tuning* di modelli generali su *dataset* finanziari specifici. Ad oggi esistono anche diversi LLM specialmente focalizzati sui mercati finanziari, le cui principali applicazioni sono l'estrazione di informazioni utili da *news* finanziarie, rapporti aziendali o *social media* (ad esempio, BloombergGPT), o appunto analisi di *sentiment* (con strumenti quali FinBERT e FinGPT applicati a testi finanziari). Questi modelli possono anche venire personalizzati, attraverso il cosiddetto *fine-tuning* di modelli generali (come GPT) su *dataset* finanziari specifici, utilizzando tecniche dai nomi esotici, quali "l'ingegneria dei *prompt*".

Mi focalizzerò oggi principalmente sugli LLM perché sono, forse eccezion fatta per la robotica, le applicazioni dell'IA più note al grande pubblico e sono state il motore della forte crescita registrata dal settore dopo il lancio di GPT-1 nel 2018; inoltre, a mio modo di vedere, sono senz'altro gli strumenti con le maggiori applicazioni attuali in finanza. Dall'analisi della letteratura e delle applicazioni presentate, possiamo concludere che gli LLM rappresentano un avanzamento significativo nell'IA, offrendo nuove possibilità per l'analisi finanziaria, anche se la loro efficacia è strettamente legata alla qualità e alla rilevanza dei dati su cui sono addestrati. Ma come funzionano gli LLM?

Gli LLM sono modelli predittivi che analizzano le parole precedenti e prevedono quelle successive basandosi su *pattern* statistici¹. Tuttavia, non hanno conoscenza "reale" o diretta dei fatti; le loro risposte si basano su probabilità, scegliendo spesso quelle più probabili piuttosto che le più corrette. Questo li distingue dai motori di ricerca, che accedono a dati reali e aggiornati, mentre gli LLM utilizzano dati storici e non possono, generalmente, verificare informazioni in tempo reale (anche se i modelli di ultima generazione si sono praticamente tutti dotati di questa funzionalità). Un rischio significativo è quindi che gli LLM possano generare risposte plausibili ma inesatte, un fenomeno noto come "effetto allucinazione". Di fatto, le critiche principali riguardano la tendenza dei modelli a sembrare troppo sicuri di risposte errate, dando priorità alla coerenza linguistica piuttosto che alla veridicità assoluta. Come dice ChatGPT di sé stesso, esso si definisce "utile per la creatività e la scrittura, ma da integrare con verifiche per informazioni cruciali".

Le risposte di un Chatbot o di un LLM sono basate su un'analisi probabilistica del testo e delle informazioni su cui il LLM è stato addestrato. Ma come genera una risposta ChatGPT? Chiediamoglielo: "Quando ricevo una domanda, analizzo il significato delle parole e il contesto per 'intuire' cosa stai cercando. Questo processo è statistico: il modello cerca di prevedere quale sequenza di parole sarà più coerente e pertinente, basandosi sui dati con cui sono stato addestrato". Questa intuizione guida la selezione delle informazioni. "Attingo dal mio 'database mentale' (una vasta base di conoscenze, ma non un vero e proprio database aggiornabile). La mia formazione include moltissime informazioni accurate, ma può contenere errori, lacune o dati obsoleti". Alla fine del processo, la formulazione della risposta avviene poi combinando una parte linguistica che si occupa di strutturare una frase che "suoni bene", con l'obiettivo (ci dice sempre ChatGPT) di "produrre risposte che siano chiare e leggibili; anche se non sono del tutto certo di un dettaglio, posso comunque generare una frase che sembri affidabile".

A complicare le cose, l'addestramento non perfetto del modello, con dati ottenuti da fonti diverse, non tutte affidabili o aggiornate, influisce sulla qualità delle risposte. Ammette ChatGPT: "non ho la

¹ Per completezza, va specificato che non tutti i modelli LLM operano prevedendo la parola successiva in una sequenza. La definizione fornita si applica ai modelli di tipo GPT. Invece, ad esempio, BERT è un cosiddetto trasformatore bidirezionale che utilizza un obiettivo di modellazione del linguaggio mascherato (o MLM), in cui prevede i *token* mancanti nel mezzo di una frase invece di generare testo in modo sequenziale.

capacità di 'verificare in tempo reale' le informazioni con un *database* esterno (a meno che non mi chiedi di fare una ricerca online, cosa che posso fare in tempo reale usando il mio *browser*)". Infine, "non ho un meccanismo intrinseco per sapere se ciò che dico è corretto o sbagliato. Se il contesto di addestramento suggerisce che qualcosa suona plausibile, posso ripeterlo anche se è errato".

Con queste premesse, possiamo formulare la prima domanda e tentare di rispondervi.

2. Prima domanda. Tanto rumore per nulla?

La "rivoluzione" del *machine learning*, segnatamente dall'avvento dei LLM attorno al 2010, pone la domanda se si tratti di un vero salto qualitativo nella ricerca statistica. I LLM sono stati a volte ironicamente paragonati a versioni avanzate della regressione lineare ordinaria, ma questo è un errore di semplificazione (la riduzione a "*coded statistics*", statistica programmata, ha perlomeno il merito di riconoscere che i modelli sono fortemente non lineari).

I modelli utilizzano complessi algoritmi di probabilità e cosiddette reti neurali profonde, spingendo la capacità computazionale e statistica ben oltre le metodologie tradizionali. Essi sembrano addirittura capaci di sfidare il principio del Rasoio di Occam², che suggerisce di preferire le spiegazioni più semplici. Gli LLM, con la loro complessità, mettono in discussione questo paradigma, come vedremo se non per la predizione, almeno per quanto riguarda la simulazione del linguaggio umano.

Proveremo a spiegare con degli esempi perché con gli LLM potremmo realmente trovarci di fronte a un cambiamento di paradigma. Un aspetto critico riguarda qui il cosiddetto *overfitting*, un fenomeno dove un modello si adatta troppo ai dati di addestramento, perdendo capacità predittiva fuori dal campione che ha permesso di stimarne i parametri. In termini astratti, l'*overfitting* è legato al concetto di "*n-k*", dove "*n*" rappresenta il numero di osservazioni (dati) disponibili e "*k*" il numero di parametri del modello. Tradizionalmente, per evitare l'*overfitting*, si cerca di mantenere "*n-k*" positivo, anzi, il più grande possibile, per assicurare che ci siano abbastanza dati per stimare i parametri del modello senza sovra-adattarsi.

Questo è molto importante per quanto attiene all'applicazione di modelli quantitativi in finanza, che finora non è mai sfuggita alla legge di Occam. Lo dimostra ad esempio il confronto tra modelli macroeconomici complessi utilizzati dalle Banche Centrali e modelli più parsimoniosi come il GARCH³, utilizzato per predire, per esempio, la volatilità dei rendimenti azionari: la capacità predittiva è legata alla semplicità del modello e correla positivamente con "*n-k*", con errori di predizione per i modelli GARCH da 5 a 10 volte inferiori a quella dei grandi modelli macroeconomici⁴. La parsimonia nella

² La famosa frase «Entia non sunt multiplicanda praeter necessitatem» è stata formulata dal filosofo francescano irlandese John Punch nel suo commento del 1639 alle opere di Duns Scoto, ma viene abitualmente associata al "rasoio di Occam". Si tratta di un principio metodologico che risale al XIV secolo ed è attribuito a Guglielmo di Occam (circa 1287–1347), un frate francescano e filosofo medievale inglese noto per la sua visione critica nei confronti della scolastica. Occam sosteneva che, quando ci si trova di fronte a diverse spiegazioni per un fenomeno, quella che postula il minor numero di assunzioni è generalmente da preferire. Questo principio non è solo una regola pratica per risolvere problemi complessi, ma un invito alla parsimonia nel pensiero scientifico. Guglielmo nacque in un piccolo villaggio in Inghilterra e, come frate francescano, si dedicò alla teologia e alla filosofia. La sua carriera fu caratterizzata da un contrasto con l'autorità papale, tanto che fu accusato di eresia e costretto all'esilio. Fu proprio nel contesto delle sue polemiche con la Chiesa che sviluppò il principio che divenne famoso come "rasoio di Occam". Questo principio si concretizzò in un confronto con la teologia tradizionale, spesso più complessa e intrisa di metafisica, in favore di un approccio più diretto e razionale.

³ "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity" model.

⁴ Modelli macroeconomici come quello di Goldberger-Klein (1955), progettati per analisi a livello di intero sistema economico, spesso incorporano molte equazioni e parametri per catturare relazioni tra variabili economiche aggregate; *k* è quindi molto più elevato e *n* relativamente basso (tipicamente *n*≈200–500 con *k*≈100). Questi modelli mostrano errori standard elevati, spesso intorno a 10%-20% per previsioni annuali di PIL o inflazione. Gli approcci basati su GARCH (o le sue

formulazione del modello è particolarmente importante quanto si tratta di dati piuttosto omogenei tra loro, se non addirittura parzialmente correlati, come spesso avviene in campo finanziario ed economico.

LLM come GPT-4, invece, sono addestrati su dataset che contengono centinaia di miliardi di parole, equivalendo a circa 10^{11} cosiddetti *token* (unità di testo)⁵, mentre possono avere decine di miliardi di parametri, portando il rapporto “n-k” a valori estremamente piccoli o negativi. Modelli come BERT usano circa 340 milioni di parametri, e T5 può arrivare a 11 miliardi. Malgrado “n-k” molto piccoli o addirittura negativi, studi recenti hanno dimostrato che modelli come gli LLM e le reti neurali profonde riescano ad aumentare la complessità senza compromettere la capacità predittiva in certe circostanze particolari. In alcuni casi, infatti, mostrano addirittura *performance* migliori fuori dal campione, mettendo in discussione le regole statistiche classiche.

Questo è possibile grazie a tecniche come il *dropout*, che “disattiva” casualmente alcuni “neuroni” durante l'addestramento per prevenire dipendenze da specifici percorsi di apprendimento, e l'*early stopping*, che interrompe l'addestramento quando le prestazioni su un *set* di validazione smettono di migliorare. Gli LLM riescono a mantenere o addirittura aumentare la loro capacità predittiva e questi metodi consentono ai modelli di generalizzare meglio nonostante l'alta complessità. Dal punto di vista statistico, emerge quindi che gli LLM non sono semplicemente tanto rumore per nulla; rappresentano un'innovazione tecnologica che, pur con i suoi limiti, può portare a nuove metodologie di analisi e previsione, richiedendo però sempre una valutazione critica della loro capacità predittiva rispetto ai modelli statistici più semplici.

Gli LLM hanno quindi rotto il Rasoio del povero Occam? Per quanto riguarda la sua applicazione nella scienza, esso ha sempre favorito modelli con meno parametri necessari per spiegare un fenomeno. Tuttavia, con gli LLM, vediamo un paradosso moderno: la complessità delle reti neurali profonde sembra a oggi giustificata dalla loro capacità di simulare la lingua umana con un alto livello di precisione. Questo non implica però necessariamente che i modelli complessi siano sempre migliori per la predizione. Gli LLM, mentre sfidano il Rasoio di Occam, non lo infrangono nel senso tradizionale; piuttosto, indicano che il principio può essere meno rilevante in contesti dove la complessità del modello è necessaria per catturare le sottigliezze del linguaggio o per gestire enormi quantità di dati.

Gli LLM beneficiano però dell'uso di *dataset* variati per migliorare la generalizzazione e di addestramento su misura, grazie a *pre-training* e *fine-tuning*, che ne ottimizzano ulteriormente le performance, ma sono raramente disponibili quando si tratta di analizzare dati finanziari poco variegati, tendenzialmente correlati e in tempo reale.

Di fatto, le ricerche più recenti suggeriscono che gli LLM non migliorino la capacità di predire i mercati finanziari, risultando inefficienti in contesti quando i dati sono sì abbondanti, ma come abbiamo visto correlati e poco variegati: in un certo senso, l'efficienza di un modello complesso è limitata quando non è possibile generare informazioni che non siano già presenti nel dataset su cui sono allenati.

Questa osservazione è da tenere ben presente quando si valutano applicazioni dell'IA in finanza: il Rasoio di Occam non è stato “rotto”, è solo diventato obsoleto per alcune applicazioni, mentre per altre la relazione “n-k” resta l'indicatore principale della capacità predittiva o del rischio di *overfitting* di un modello. Sono invece le tecniche di addestramento, la varianza dei dati e l'architettura del

varianti, come EGARCH e GJR-GARCH) sono invece particolarmente efficaci nel prevedere la volatilità nei mercati finanziari e sono esempi di modelli parsimoniosi. Con $k=3$ e l'utilizzo di serie temporali di dati finanziari giornalieri (ad esempio, rendimenti azionari), si usano spesso n con migliaia di osservazioni. Gli errori standard di predizione per modelli come il GARCH(1,1) si attestano tipicamente attorno a 2%-6% consentendo previsioni spesso affidabili della volatilità finanziaria.

⁵ Lo stesso ordine di grandezza del numero di stelle nella Via Lattea, di neuroni nel cervello umano o di transistor nei più avanzati processori.

modello a garantire alte performance, rendendo obsoleta l'interpretazione tradizionale in contesti come la simulazione del linguaggio.

Ad ogni modo, mi pare ragionevole concludere che alla prima domanda vada data una risposta chiaramente negativa.

Excursus: l'analisi di "*big data*". La scelta tra numero di osservazioni e numero di parametri non è sempre nel controllo dell'analista o del ricercatore. Esistono infatti situazioni in cui k eccede n per natura. Come economista, potrei per esempio voler analizzare un gruppo di aziende che hanno tantissime caratteristiche diverse e relazioni complesse tra le caratteristiche. Similmente, ci sono situazioni in cui n è piccolo per costruzione, come nell'analisi testuale. Il recente campo di ricerca che si occupa dell'analisi di *big data* nasce proprio dall'esigenza di dare un senso e un'interpretazione a questi dati complessi che sarebbero altrimenti inutilizzabili: algoritmi che permettono $k > n$ sono nati per risolvere problemi altrimenti non trattabili e precedono di decenni il moderno *machine learning*.

3. Seconda domanda. Rischi, prospettive e opportunità per l'economia

Per rispondere alla seconda domanda, mi baserò su studi accademici recenti particolarmente significativi. Vorrei però partire dal mercato del lavoro e dall'acuta osservazione di David Ricardo (1821) riguardo all'introduzione della tessitrice ad acqua, brevettata da Richard Arkwright nel 1769 ed introdotta nelle fabbriche inglesi nei primi decenni del XIX secolo: un aumento della produttività media, come è legittimo aspettarsi dall'avvento dell'IA nell'economia globale, non implica necessariamente benefici per tutti i lavoratori. Lo sanno bene i tessitori dell'800 inglese che videro aumentare enormemente la produttività del settore senza però beneficiare direttamente di questo progresso, poiché molti di loro persero il lavoro o videro ridurre drasticamente i loro salari!

Quale sarà quindi l'impatto che l'introduzione dell'intelligenza artificiale avrà sul mercato del lavoro? Studi come quelli di Acemoglu e Autor, tra i massimi esperti in materia di economia del lavoro e crescita economica⁶, evidenziano due effetti principali: l'automazione di compiti esistenti e la creazione di nuovi ruoli. Tuttavia, le tendenze recenti sembrano mostrare che, sebbene l'IA sia sempre più efficace nell'automatizzare attività, generi un numero limitato di ruoli complementari. Ad esempio, *chatbot* avanzati come GPT-4 hanno sostituito molte posizioni "*entry-level*" nel servizio clienti, mentre altri strumenti automatizzano operazioni in settori come l'inserimento dati e l'elaborazione di transazioni o la traduzione, ma creando ben pochi ruoli specializzati legati all'adozione di questi algoritmi, il cui sviluppo e distribuzione sono concentrate in poche realtà che godono di un potere di mercato quasi oligopolistico. Questo fenomeno solleva quindi negli accademici interrogativi su come l'IA stia ridefinendo la domanda di lavoro.

Parallelamente, l'impatto dell'IA sulla disuguaglianza economica sta diventando sempre più evidente negli studi mirati. Sebbene Acemoglu, in un altro studio, sottolinei come l'automazione influenzi funzioni specifiche senza necessariamente eliminare intere professioni, e.g. in medicina l'IA supporta attività come la diagnostica radiologica senza sostituire i medici generici, tuttavia, i benefici economici

⁶ Daron Acemoglu è un economista turco-americano, professore al Massachusetts Institute of Technology (MIT), noto per i suoi studi sulle istituzioni economiche e politiche e il loro impatto sulla prosperità delle nazioni. Nel 2024, ha ricevuto il Premio Nobel per l'Economia insieme a Simon Johnson e James A. Robinson per le loro ricerche su come le istituzioni influenzano lo sviluppo economico. David Autor è un economista americano, anch'egli professore al MIT, specializzato in economia del lavoro. È riconosciuto per le sue ricerche sull'impatto dell'automazione e della globalizzazione sull'occupazione e sulla disuguaglianza. Sebbene non abbia ancora ricevuto il Premio Nobel, il suo lavoro ha avuto un'influenza particolarmente significativa nel campo dell'economia del lavoro.

dell'IA non sembrano finora distribuiti equamente. I lavoratori sostituiti dall'automazione spesso incontrano difficoltà nel riqualificarsi per ruoli più avanzati e ad alto valore, contribuendo ad ampliare il divario economico. Le implicazioni di questo squilibrio sono evidenziate nel dettaglio da studi come Acemoglu (2022) e Acemoglu (2024) citati nella bibliografia.

Un altro fronte interessante per i ricercatori è quello dell'impatto generale sul PIL e quindi sulla creazione di ricchezza. Sul fronte della produttività, l'IA ha dimostrato di eccellere nell'automazione di compiti semplici, ma il suo contributo alla produttività totale (*total factor productivity* o TFP) potrebbe rivelarsi molto più limitato di quanto inizialmente previsto. Sempre Acemoglu stima un impatto inferiore allo 0,53% nel prossimo decennio. Inoltre, i ruoli emergenti legati all'IA, come ad esempio gli ingegneri di algoritmi per la pubblicità mirata, spesso generano un valore sociale limitato e contribuiscono a ridurre la domanda di lavoro in settori tradizionali, con un impatto nullo o negativo sul PIL totale.

Queste dinamiche richiedono una riflessione approfondita sul futuro del lavoro e sulle politiche necessarie per sfruttare al meglio i benefici dell'IA, mitigandone i rischi. Azzardando delle conclusioni preliminari, si potrebbe infatti affermare che l'impatto dell'IA sull'economia in generale rischi di essere piuttosto negativo: neutro su PIL e produttività, con un potenziale aumento della disoccupazione e della disuguaglianza.

Acemoglu e Autor propongono di orientare lo sviluppo dell'IA verso applicazioni che affianchino il lavoro umano, piuttosto che sostituirlo. In questo contesto, è cruciale investire in sistemi educativi che preparino i lavoratori a competenze come analisi dei dati, creatività e *problem-solving* avanzato. Inoltre, l'uso dell'IA dovrebbe essere incentivato in ambiti di beneficio collettivo, come la diagnosi medica o l'ottimizzazione delle energie rinnovabili. Tuttavia, stilando un rapido bilancio dei principali studi, rimangono rischi significativi. L'automazione potrebbe realmente portare a un aumento della disoccupazione se non viene accompagnata dalla creazione di nuovi ruoli. La velocità del cambiamento imposta dall'IA, infatti, lascia meno tempo per adattarsi rispetto alle innovazioni tecnologiche del passato.

La letteratura presentata ci permette di rispondere alla domanda sulla prospettiva economica globale dell'IA, sottolineando che, mentre ci sono opportunità significative per l'aumento della produttività e la creazione di nuovi lavori, i rischi di disuguaglianza e disoccupazione non possono essere ignorati. Solo attraverso politiche mirate che promuovano la formazione continua e l'integrazione dell'IA come strumento complementare al lavoro umano potremo sfruttare appieno le potenzialità economiche di questa tecnologia. In questo ambito, la Dottrina sociale della Chiesa potrebbe sicuramente dare un forte contributo.

4. Terza domanda. Rischi, prospettive e opportunità per la finanza e le banche

Appurato che è improbabile che l'IA ci aiuti mai a predire l'andamento dei mercati finanziari, quintessenza della ricerca finanziaria almeno dagli inizi del XX secolo (Bachelier, 1900), per rispondere alla terza domanda vogliamo prima di tutto descrivere l'attuale adozione dell'IA da parte del settore finanziario. Focalizzandoci sul caso svizzero, ci aiutano in questo una recente presa di posizione e un sondaggio della FINMA (Autorità federale di vigilanza sui mercati finanziari) presso le banche. Desidero poi, anche per questa domanda, riassumere alcune ricerche accademiche che reputo interessanti.

In Svizzera, le applicazioni osservate e riportate a FINMA includono la rilevazione di potenziali frodi, la personalizzazione delle raccomandazioni di prodotti finanziari, e il *trading* automatizzato. Le opportunità sono evidenti: l'IA può aumentare l'efficienza operativa pur permettendo di offrire servizi

personalizzati. Tuttavia, i rischi sono altrettanto significativi: dalla mancanza di “spiegabilità” dei modelli, alla perdita di controllo sui processi decisionali, fino ai *bias* non intenzionali nei dati.

Proprio in termini di rischi, le banche svizzere che già hanno adottato sistemi basati sull’IA e in particolare gli LLM, come evidenziato dai sondaggi FINMA, sono preoccupate in particolare per la deriva dei modelli, la sicurezza informatica, la qualità dei dati e la *privacy* (FINMA, 2024). Inoltre, le banche segnalano carenza di competenze, difficoltà a reperire personale qualificato, difficoltà nella scelta dei sistemi e degli algoritmi più appropriati e problemi di gestione dell’*outsourcing*.

Per gestire questi rischi, la FINMA così come la principale normativa internazionale in via di definizione, raccomanda principi di governance e responsabilità, robustezza e affidabilità, trasparenza e spiegabilità, e equità nei modelli di IA. Questo implica l'integrazione di misure di controllo, validazione dei modelli, e la salvaguardia della trasparenza verso i clienti, potenzialmente molto importanti. Per fornire un esempio pratico di ciò che i principi sopraenunciati potrebbero implicare, la FINMA stessa illustra come l'adozione di strumenti come un banale *chatbot* per generare testi in una banca debba essere soggetta a rigorose valutazioni e controlli. Questo semplice *caso d'uso* evidenzia immediatamente le molteplici implicazioni e sfide associate all'integrazione di tali tecnologie in un contesto regolamentato. La robustezza è uno dei primi aspetti da considerare, spiega il regolatore, con possibili fughe di dati sensibili e il rischio di errori che potrebbero avere conseguenze legali o compromettere la reputazione dell'istituto. La trasparenza è un altro punto critico menzionato: l'intermediario finanziario deve necessariamente comprendere e tracciare le fonti dei testi generati, cosa che non è sempre semplice e solleva interrogativi sulla fiducia e sull'accuratezza. Dal punto di vista della governance, è necessario implementare controlli rigorosi e restrizioni sull'uso pubblico di tali strumenti, in particolare nelle soluzioni basate su *SaaS*⁷ o il cosiddetto *cloud*⁸, non ancora permesso in Svizzera per quei dati che permettono di identificare i clienti. Infine, l'equità rappresenta una sfida significativa, data la possibilità che i testi prodotti riflettano *bias* intrinseci, ma che FINMA vuole siano analizzati e documentati. Per affrontare queste complessità, diventano essenziali misure come l'implementazione di controlli regolari sui contenuti generati, la formazione del personale per un uso consapevole e responsabile della tecnologia, e una trasparenza costante verso i clienti sull'impiego dell'IA.

Considerata la complessità regolamentare e considerando che molte banche svizzere rientrano anche nell’ambito della normativa europea (non riassunta in questa sede, ma altrettanto articolata), risulta difficile immaginare che l’adozione dell’IA possa avere un impatto negativo in termini di posti di lavoro nel settore bancario svizzero! Al contrario, un’implementazione responsabile e ben gestita potrebbe rappresentare un'opportunità per rafforzare l'efficienza e l'innovazione, garantendo al contempo la conformità ai più alti standard normativi, ma richiederà ingenti risorse, non da ultimo in termini di capitale umano.

Altri esempi di applicazioni dell’intelligenza artificiale (IA) in ambito finanziario, sia positive che negative, emergono dalla letteratura accademica internazionale, che vorrei rapidamente riassumere.

Un caso potenzialmente problematico è rappresentato dall'utilizzo degli algoritmi di *pricing* basati sull’IA, che, pur garantendo efficienza, possono inavvertitamente favorire la collusione tacita. Come dimostrato da Calvano et al. (2020), questi algoritmi, operanti in mercati competitivi, possono imparare strategie collusive senza alcun coordinamento esplicito, portando a prezzi più alti per i

⁷ SaaS (*Software as a Service*) è un modello di distribuzione del software in cui le applicazioni sono ospitate su server remoti e accessibili via Internet, senza necessità di installazione locale.

⁸ Il *cloud* è un sistema che consente di archiviare, gestire ed elaborare dati tramite *server* remoti accessibili via Internet, invece di farlo localmente su dispositivi fisici. Offre risorse scalabili, come spazio di archiviazione e potenza di calcolo, che possono essere utilizzate secondo necessità.

consumatori e riducendo l'efficienza del mercato. Questo fenomeno solleva il problema dell'aggiornamento normativo per rilevare e mitigare tali comportamenti in ambienti automatizzati.

Tra gli aspetti positivi, invece, l'IA si è dimostrata particolarmente efficace nella rilevazione delle frodi finanziarie e nell'identificazione del *greenwashing*⁹, come attestato da alcuni studi specifici (e.g. Bingler, 2024). Ad esempio, strumenti basati sull'IA hanno scoperto frodi contabili analizzando modelli di transazione anomali che gli *audit* tradizionali non avevano rilevato. In ambito ambientale, l'IA è stata utilizzata per individuare dichiarazioni fuorvianti sul *greenwashing*, confrontando affermazioni aziendali con dati provenienti da fonti esterne.

Un'applicazione ancora più positiva riguarda l'impatto sociale dell'IA nella promozione dell'inclusione finanziaria (e.g. Corò, 2024). La tecnologia permette infatti di offrire servizi finanziari automatizzati e a basso costo, come la banca digitale, i microprestiti e la valutazione del credito, soprattutto in regioni non servite come i Paesi Emergenti. Un esempio significativo è rappresentato dalle piattaforme basate sull'IA che valutano l'affidabilità creditizia utilizzando dati non tradizionali, come i pagamenti delle utenze o l'uso del cellulare. Questo approccio consente di estendere l'accesso al credito a individui senza una storia bancaria formale e di ridurre enormemente il costo. Tuttavia, se non correttamente regolamentati, questi sistemi rischiano di consolidare nuove forme di esclusione, specialmente se alimentati da set di dati distorti.

Ad ogni modo, l'importanza della valutazione dell'affidabilità creditizia, in particolare nella concessione di carte di credito, rappresenta un limite molto forte allo sviluppo di servizi finanziari nei Paesi in via di sviluppo. Proprio qui l'IA può giocare un ruolo determinante. Un esempio emblematico è quello di NuBank in Brasile, che è diventata la fintech di maggior valore al mondo. Grazie all'*onboarding* digitale di oltre 75 milioni di clienti in America Latina, la percentuale di popolazione "*unbanked*" (senza una relazione bancaria e quindi esclusa da buona parte della vita economica) in Brasile è scesa dal 40% di dieci anni fa al 16% nel 2023. Questo dimostra come l'IA possa trasformare radicalmente l'accesso ai servizi finanziari in contesti tradizionalmente esclusi dal sistema bancario formale. In termini di costi, si tenga presente che nel dicembre 2018, il tasso di interesse in Brasile per i prestiti aziendali era del 52,3%, per i prestiti al consumo era del 120,0% e per l'indebitamento tramite carte di credito era del 272,42% (Chu et al., 2021). In quest'ultimo caso, NuBank ha potuto, negli stessi anni, ridurre i tassi fino al 24% p.a. grazie ai suoi algoritmi e alla gestione dei rischi assistita da IA, che le hanno permesso di predire ed evitare/minimizzare il numero di crediti deteriorati.

Un'altra area di impatto riguarda infine la comunicazione finanziaria. Le aziende stanno sempre più adattando i propri messaggi per rispondere alle esigenze dei sistemi di IA, che analizzano documenti aziendali come *report* sugli utili e comunicati stampa. Secondo lo studio di Cohen, Malloy e Nguyen (2023), queste macchine valutano *sentiment*, tono e complessità linguistica per generare intuizioni utilizzate dagli investitori istituzionali e dai sistemi di *trading* algoritmico. Di conseguenza, le aziende tendono a semplificare il linguaggio e a utilizzare toni positivi per influenzare l'analisi. Adottano inoltre strategie mirate, come la regolazione del tono per minimizzare percezioni negative e la semplificazione dei testi destinati a un pubblico algoritmico, mantenendo invece dettagli tecnici per

⁹ Il *greenwashing* è una strategia di marketing con cui aziende, istituzioni o marchi esagerano o falsificano il loro impegno ambientale per apparire più sostenibili di quanto siano in realtà. Questo può avvenire attraverso pubblicità ingannevoli, etichette fuorvianti o iniziative ecologiche di facciata che non comportano reali benefici ambientali. Nel contesto finanziario, diverse normative mirano a contrastare questa pratica. L'Autorità Europea degli Strumenti Finanziari e dei Mercati (ESMA) ha introdotto direttive vincolanti per l'inclusione dei criteri ESG (Ambientali, Sociali e di *Governance*) nelle attività di consulenza d'investimento e di gestione patrimoniale, con l'obiettivo di garantire trasparenza e accuratezza nelle informazioni fornite agli investitori. In Svizzera, la nuova normativa adottata dall'Autorità federale di vigilanza sui mercati finanziari (FINMA) impone requisiti più stringenti per i prodotti finanziari sostenibili, obbligando gli operatori a fornire informazioni chiare e verificabili per evitare pratiche di *greenwashing*.

gli *stakeholder* umani. L'impatto è generalmente positivo, tuttavia, questa dinamica potrebbe amplificare le reazioni di mercato a breve termine, con i sistemi di IA che sovra-reagiscono a variazioni di *sentiment*, influenzando i prezzi delle azioni in modo più accentuato rispetto a quanto farebbe un'analisi umana.

Sebbene sia prematuro trarre conclusioni definitive in merito alla terza domanda, possiamo comunque tentare di delineare alcune riflessioni preliminari. È poco probabile che, nei Paesi più sviluppati, l'impatto dell'IA sulle banche e sull'industria finanziaria si riveli veramente dirompente. Tuttavia, è plausibile aspettarsi effetti positivi in termini di maggiore trasparenza, facilità di fruizione dei servizi e, potenzialmente, riduzione dei costi, a patto che la burocrazia regolamentare non si riveli eccessiva. Certamente, vi saranno differenze tra Paesi: per esempio, in Svizzera, l'adozione di servizi digitali in ambito finanziario è storicamente inferiore rispetto a quella di altre nazioni vicine (Coggi/Raimondo, 2021), come l'Italia, e questo si ripercuoterà sull'adozione di sistemi assistiti dall'IA in futuro.

D'altro canto, l'impatto dell'IA potrebbe rivelarsi significativamente maggiore nei Paesi in via di sviluppo, dove il potenziale di trasformazione è enorme. In particolare, l'IA potrebbe giocare un ruolo cruciale nel promuovere l'inclusione finanziaria, l'educazione economica e la riduzione di "barriere all'ingresso", prima di tutto i costi (come abbiamo visto nel caso del Brasile per quanto riguarda quelli associati ai premi di rischio nella concessione di crediti).

In questi contesti, strumenti di intelligenza artificiale applicati alla finanza potrebbero diventare preziosi alleati della Dottrina Sociale della Chiesa, contribuendo a costruire sistemi più equi e accessibili, in linea con i principi di giustizia sociale e solidarietà.

5. Un caso pratico di applicazione dell'IA in finanza in Ticino

A Lugano, l'Università della Svizzera Italiana (USI) collabora con l'Università di Chicago e Ceresio Investors su un progetto che esemplifica la sinergia tra ricerca accademica e applicazione pratica nell'IA. Questo progetto si concentra sull'estrazione di intuizioni dalle lettere degli investitori di hedge fund ed esplora quattro dimensioni principali: le aspettative macroeconomiche dei gestori, le loro visioni strategiche sugli investimenti sostenibili, la capacità di selezione delle azioni, e le strategie comunicative.

Questo studio non solo arricchisce la comprensione accademica delle dinamiche di mercato ma fornisce anche informazioni pratiche che Ceresio Investors può utilizzare per ottimizzare le proprie strategie d'investimento.

In questo caso, l'IA viene utilizzata per analizzare testi liberi, applicando tecniche di NLP (*Natural Language Processing*) su un *corpus* di lettere che rappresentano un *dataset* non strutturato. I modelli impiegati in questo progetto potrebbero avere centinaia di milioni di parametri e si basano su architetture simili ai LLM più avanzati. Si tratta di un progetto unico al mondo e sia per le domande di ricerca affrontate che per i dati utilizzati.

Questa collaborazione mostra come l'IA possa essere utilizzata per comprendere meglio le intenzioni e le previsioni degli investitori, offrendo un vantaggio competitivo nel panorama finanziario.

Rispondendo alla domanda sulla collaborazione tra pratica e accademia, questo caso dimostra che le partnership tra università e aziende possono portare a innovazioni significative nell'uso dell'IA, contribuendo non solo alla ricerca, ma anche a soluzioni pratiche che migliorano l'efficacia operativa e la strategia degli investimenti nel settore finanziario, a beneficio dei clienti finali.

6. Bibliografia

- Acemoglu, D. (2024). *The Simple Macroeconomics of AI*. NBER Working Paper No. 32487.
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4, pp. 1043-1171).
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2019). The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand. *Proceedings of the National Academy of Sciences*.
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2023). New Tasks, New Skills: The Labor Market Impacts of Artificial Intelligence. *Annual Review of Economics*.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30.
- Autor, D., Chin, C., Salomons, A., & Seegmiller, B. (2022). New Frontiers in Automation and Labor Economics. *Cambridge Journal of Regions, Economy, and Society*.
- Autor, D. (2023). Artificial Intelligence, Skills, and the Labor Market. *Annual Review of Economics*.
- Bachelier, L. (1900). *Théorie de la spéculation*. Annales Scientifiques de l'École Normale Supérieure, 17, 21–86.
- Bingler, J. A. et al. (2024), *How cheap talk in climate disclosures relates to climate initiatives, corporate emissions, and reputation risk*, Journal of Banking and Finance.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., & Pastorello, S. (2020). Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion. *American Economic Review*, 110(10), 3267-3297.
- Chu, M., Lagreira C., Levindo P. (2021), *Nubank: Democratizing Financial Services*, Harvard Business school.
- Coggi, P., Raimondo, C. (2021), Challenges in banking: the Swiss experience and lessons learned for emerging markets. The roles of digitalization and sustainability. *Handbook of Banking and Finance in Emerging Markets*, eds. D. K. Nguyen, Edward Elgar Publishing, August 2021.
- Cohen, L., Malloy, C., & Nguyen, Q. (2023). How to Talk When a Machine Is Listening: Corporate Disclosure in the Age of AI. *The Review of Financial Studies*.
- Committee on Science, Technology, and Law; Committee on Science, Technology, and Policy; Division of Policy and Global Affairs; National Research Council. (2019). *AI and the Future of Work*. Proceedings of the National Academy of Sciences.
- Corò, N. (2024), *FinTech and Sustainable Development of Emerging African Countries*, Master Thesis, Università Cattolica del Sacro Cuore & Università della Svizzera Italiana
- Klein, L. R., Goldberger, A. S. (1955). *An Econometric Model for the United States, 1929–1952*. Amsterdam: North-Holland.
- Nobel Committee for Physics. (2024, October). *For Foundational Discoveries and Inventions That Enable Machine Learning with Artificial Neural Networks*.
- Ricardo, D. (1817, 1821), *On the Principles of Political Economy and Taxation*.