



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M. FANNO"

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**DAL MACHINE LEARNING ALL'INGRESSO DELLE BIG TECH, LA
NUOVA SFIDA NEL SETTORE DEI SERVIZI FINANZIARI**

RELATORE:

CH. MO PROF. BRUNO MARIA PARIGI

LAUREANDO: ALESSANDRO STORTONI

MATRICOLA N. 1220626

ANNO ACCADEMICO 2021 – 2022

Dichiaro di aver preso visione del “Regolamento antiplagio” approvato dal Consiglio del Dipartimento di Scienze Economiche e Aziendali e, consapevole delle conseguenze derivanti da dichiarazioni mendaci, dichiaro che il presente lavoro non è già stato sottoposto, in tutto o in parte, per il conseguimento di un titolo accademico in altre Università italiane o straniere. Dichiaro inoltre che tutte le fonti utilizzate per la realizzazione del presente lavoro, inclusi i materiali digitali, sono state correttamente citate nel corpo del testo e nella sezione ‘Riferimenti bibliografici’.

I hereby declare that I have read and understood the “Anti-plagiarism rules and regulations” approved by the Council of the Department of Economics and Management and I am aware of the consequences of making false statements. I declare that this piece of work has not been previously submitted – either fully or partially – for fulfilling the requirements of an academic degree, whether in Italy or abroad. Furthermore, I declare that the references used for this work – including the digital materials – have been appropriately cited and acknowledged in the text and in the section ‘References’.

Firma (signature)



INDICE

INTRODUZIONE pag. 2

CAP 1:

MODELLO DI BUSINESS E VANTAGGIO COMPETITIVO

1.1 Introduzione al mondo Big Tech e Fintech pag. 4

1.2 L'Intelligenza Artificiale come vantaggio competitivo pag. 7

CAP 2:

IL MACHINE LEARNING NEI SERVIZI FINANZIARI pag. 10

2.1 Il machine learning come strumento per la gestione del rischio pag. 13

2.2 Il rischio sistemico e gli ultimi grandi shock globali pag. 15

2.3 Valutazione del merito creditizio attraverso modelli di machine learning pag. 17

CAP 3:

IL FUTURO DEI SERVIZI FINANZIARI TRA BANCHE, BIG TECH E

FINTECH pag. 22

3.1 L'espansione del mercato Big Tech e Fintech pag. 23

3.2 Quale futuro si prospetta? pag. 26

BIBLIOGRAFIA pag. 29

Introduzione

L'obiettivo del presente elaborato è quello di illustrare le nuove sfide che la digitalizzazione ha portato nel mondo dei servizi finanziari. Viene esaminato il ruolo che le società Fintech e Big Tech, colossi tecnologici come Google, Amazon, Facebook e Apple, hanno e le relative implicazioni per il presente e il futuro. In particolare, viene posta l'attenzione sulle innovazioni tecnologiche utilizzate come driver di penetrazione del mercato, quali l'intelligenza artificiale e nella fattispecie, i modelli di machine learning e i big data.

Il lavoro è strutturato in tre capitoli che cercano di spiegare in maniera organica le conseguenze dell'applicazioni di tali tecnologie nel mondo della finanza, andando ad approfondirne i rispettivi punti di forza e criticità.

Il primo capitolo introduce con una panoramica generale le Big Tech e le Fintech principali al livello globale e fornisce inoltre strumenti introduttivi per comprendere le origini e le finalità dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale da parte delle aziende, in particolare andando ad approfondire tematiche di settore, quali machine learning e deep learning.

Con il secondo capitolo si entra nel vivo della discussione riguardante l'effettiva applicazione di software di machine learning nel mondo dei servizi finanziari e di come questi siano sfruttati ormai non solo dalle Big Tech ma anche da operatori finanziari tradizionali. In particolare, la ricerca si concentra maggiormente sulla tematica della gestione del rischio, andando ad illustrare le diverse tipologie di rischio presenti nel mondo finanziario e bancario, i rispettivi vantaggi e svantaggi portati dal machine learning e l'impatto che gli eventi degli ultimi anni al livello globale hanno avuto sulla loro credibilità e affidabilità.

Nella seconda parte del capitolo si analizza il processo di valutazione del merito creditizio con algoritmi di apprendimento automatico: si confrontano i risultati dei modelli di machine learning adottati dalle Fintech, come ad esempio quelli di Ant Group, e l'utilizzo di informazioni non convenzionali, desunte dalle attività online degli utenti, rispetto ai sistemi adottati dagli operatori bancari tradizionali e quali implicazioni queste hanno sulla relazione con il cliente.

Nel terzo e ultimo capitolo si cerca di proiettare nel futuro il ruolo delle società high-tech e di tali tecnologie nel mondo finanziario. Vengono prese in esame le conseguenze che potenziali partnership tra operatori bancari tradizionali e realtà come Fintech e Big Tech potrebbero avere, descrivendo un possibile ambiente di coesistenza in cui tutte queste realtà cercano di coesistere e sfruttare ognuno il proprio vantaggio competitivo. Inoltre, si descrive quali potrebbero essere potenziali punti critici o a favore di contratti di collaborazione tra gli operatori bancari tradizionali e

queste realtà, giungendo alla conclusione che un legame con le Fintech sia possibile e già in atto, rispetto a una cooperazione con compagini ingombrati e complesse, quali sono le Big Tech.

1. Modello di business e vantaggio competitivo delle Big Tech

1.1. Introduzione al mondo Big Tech e Fintech

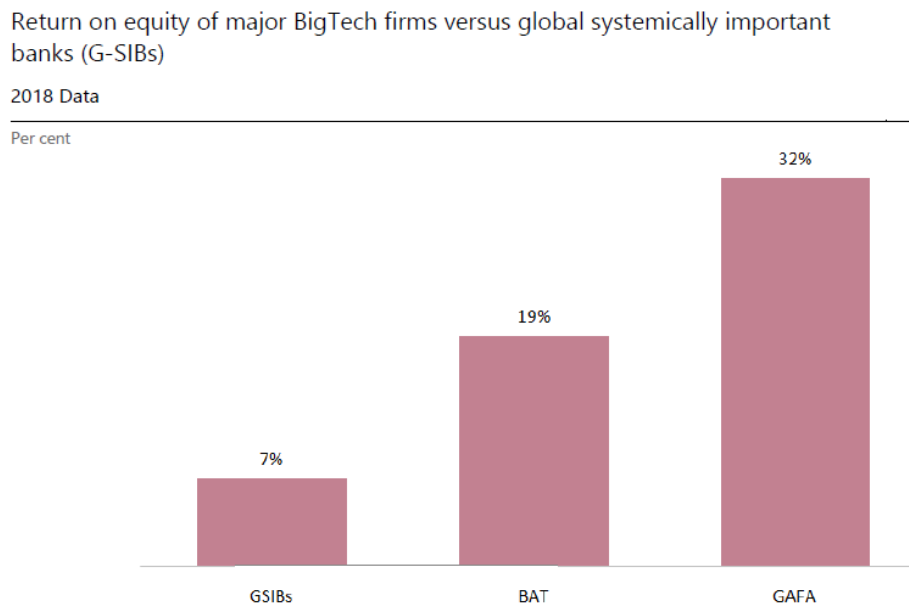
Negli ultimi anni l'impatto della tecnologia nel mondo dell'industria dei servizi finanziari ha avuto un impatto tale da far crescere in maniera costante la presenza di Big Tech nel mercato. Le Big Tech possono essere descritte come grandi conglomerati tecnologici con ampie reti di clienti con attività principalmente nei social media, nelle telecomunicazioni e nell'e-commerce. Il modello di business che stanno attuando nel mondo della finanza fa leva su tre fattori chiave: l'enorme mole di dati dei consumatori che consente di comprendere al meglio le esigenze dei clienti, modelli analitici avanzati che permettono di approfondire ulteriormente le preferenze dei customer e forti effetti di rete, che sfruttano l'ampio bacino di utenza in loro possesso. (Adrian et al. 2021)

Le multinazionali dell'IT, che nei paesi Europei e negli USA hanno incontrato maggiori difficoltà a causa di regole e normative stringenti su privacy e antitrust, stanno crescendo rapidamente nel resto del mondo dove una legislazione meno severa ha permesso loro di conquistare quote di mercato sempre più importanti. Questo è il caso della Cina dove aziende come Alibaba e Tencent hanno raggiunto capitalizzazioni di mercato ormai comparabili alle più grandi multinazionali finanziarie del mondo. A cercare di limitarne l'espansionismo è stato lo stesso governo cinese che nell'ottobre scorso ha bloccato l'IPO di Ant Group, società affiliata ad Alibaba che possiede la più grande piattaforma digitale di pagamenti cinese, Alipay. Insieme a Tencent, società proprietaria di WeChat Pay, sono riconosciute come le compagnie tecnologiche più avanzate al mondo, sono riuscite a integrare i servizi finanziari in un ecosistema di social media molto più ampio. Queste mettono insieme e-commerce, messaggistica istantanea, pagamenti mobili e servizi finanziari con uno straordinario network di clienti, andando a costituire così un ecosistema molto più complesso e prezioso rispetto a qualsiasi banca. (Cornell, 2021)

Ovviamente questo non è da considerarsi solo un fenomeno cinese, infatti anche compagnie occidentali come Amazon, Google e Apple hanno tutte incorporato offerte di servizi finanziari nei loro sistemi. Infatti, le cosiddette GAFAM (Google, Amazon, Facebook, Apple, Microsoft), sono riuscite a penetrare il mercato occidentale grazie alla capacità di personalizzazione dell'esperienza per ogni utente e un investimento continuo nella tecnologia digitale; tali multinazionali hanno quindi affiancato al loro core-business la possibilità di usufruire di servizi finanziari di varia entità e natura: hanno introdotto metodi di pagamento digitale, come quelli offerti da Apple Pay, Microsoft Pay e Google Pay, o l'erogazione di concessioni di credito online, come fa Amazon Web Services.

Lo sviluppo verticale che queste compagnie hanno avuto non è stato mosso solo dall'extra-profitto, anzi, come mostra la figura 1, il settore dei servizi finanziari è ancora significativamente meno remunerativo rispetto ai core-business di natura tecnologica da cui queste hanno avuto origine.

Figura 1 – Differenza di rendimento del capitale proprio tra Big Tech e operatori bancari



Sources: Bloomberg, Reuters, Gurufocus.

¹ 'GAFA' is an average across Google, Amazon, Facebook and Apple; 'BAT' is Baidu, Alibaba and Tencent.

Fonte: Bloomberg

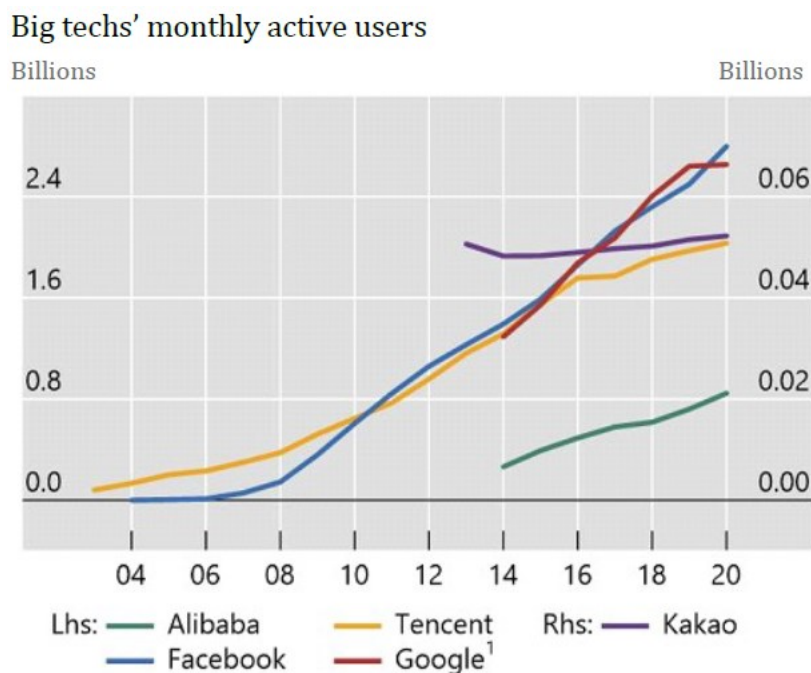
L'entrata delle Big Tech nei servizi finanziari è stata generalmente guidata dal desiderio di diversificazione delle entrate, dall'opportunità di avere accesso a nuove fonti di dati, alcune tra queste infatti, offrono ai loro utenti la possibilità di usufruire di servizi finanziari in maniera gratuita, in cambio dell'accesso alle informazioni sui loro acquisti. Inoltre, tale sviluppo ha permesso di rafforzare le attività principali, aumentando il bacino di utenza e la fedeltà. In alcuni mercati tali motivazioni possono rafforzarsi a vicenda: l'offerta di servizi finanziari da parte delle Big Tech genera dati, come le abitudini di spesa e il risparmio dei clienti che usano servizi bancari e di prestito. Questi dati possono essere utilizzati per migliorare le politiche dei core-business, ad esempio permettendo di perfezionare il sistema di advertising sulle loro piattaforme di social media. Dall'altra parte i dati raccolti dalle attività principali possono integrare le attività finanziarie. Ad esempio, l'e-commerce può aiutare il credit scoring, migliorando il pricing e la gestione del rischio. Oltre a ciò, le Big Tech con una forte presenza nei social media e nella navigazione web potrebbero usare le informazioni raccolte per commercializzare e distribuire in maniera più mirata i servizi finanziari. (FSB, 2019)

Questo modello di business incentrato su forti effetti di rete e interazione tra utenti permette alle Big Tech di raggiungere posizioni di mercato dominanti a una velocità senza precedenti. Uno studio

condotto nel 2019 ha mostrato come social network come Meta (prima Facebook) e WeChat hanno impiegato meno di cinque anni per raggiungere 50 milioni di utenti. (Petralia et al. 2019)

In termini di ricezione di nuovi utilizzatori, le compagnie finanziarie tradizionali non possono né competere né avvicinarsi a una tale crescita.

Figura 2 – Utenti attivi mensilmente su piattaforme Big Tech



Fonte: Boissay et al. 2021

Se da una parte quindi l'inclusività dei servizi offerti dalle Big Tech sia positiva, dall'altra emergono vari punti critici, come quello di aumentare le barriere all'entrata e escludere potenziali concorrenti che si ritrovano a dover affrontare costi e rischi elevati. Non meno rilevante è poi il problema dell'uso monopolistico dei dati: i dati possono essere usati molte volte e da qualsiasi azienda contemporaneamente, senza mai perdere la loro utilità effettiva. Grazie alla non-rivalità i dati generano rendimenti crescenti sia nella scala che nella portata. (Farboodi et al. 2019)

1.2. L'Intelligenza Artificiale come vantaggio competitivo

Il vantaggio competitivo sul quale le aziende high-tech possono contare rispetto agli operatori finanziari tradizionali risiede in modelli di analisi avanzata che, combinati con l'enorme mole di dati acquisiti dagli utenti, permettono di avere una profilazione degli individui attendibile e sicura. Tali modelli sono nati grazie all'intelligenza artificiale, disciplina appartenente all'informatica che ha definito un nuovo modo di interazione tra l'uomo e la macchina: fornisce infatti all'elaboratore qualità e capacità di calcolo che gli permettono di compiere operazioni complesse, di pertinenza apparentemente esclusiva dell'intelligenza umana. (M. Somalvico, 2018).

Il primo nella storia a chiedersi se le macchine fossero effettivamente in grado di pensare fu Alan Turing, matematico famoso per aver decodificato il codice nazista ENIGMA durante la Seconda Guerra Mondiale, con la pubblicazione di *Computing Machinery e Intelligence* (Macchine calcolatrici e intelligenza); introdurrà inoltre il test di Turing per determinare se un computer può dimostrare la stessa intelligenza umana. Nella seconda metà del ventesimo secolo si sono susseguiti vari scienziati che hanno iniziato a seguire la strada tracciata da Turing: John McCarthy è il primo a utilizzare la parola 'intelligenza artificiale' in una conferenza al Darmouth College, Frank Rosenblatt crea il primo computer basato su una rete neurale che 'apprende' tramite prove ed errori. Norvig e Russell pubblicano *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (1995), dove definiscono l'intelligenza artificiale (AI) come lo studio di agenti che ricevono stimoli dall'ambiente ed eseguono azioni. Nei loro studi individuano quattro differenti approcci che stabiliscono in maniera globale il campo dell'AI: il pensare umanamente, il pensare razionalmente, l'agire umanamente e l'agire razionalmente.

I due informatici si concentrano maggiormente sugli agenti razionali, che operano per ottenere il risultato migliore in qualsiasi tipo di situazione, e notano come tutte le abilità necessarie per il test di Turing permettono anche a un agente di agire razionalmente.

Nello stesso periodo, Patrick Winston, professore di computer science al MIT, definisce l'AI come: "una serie di algoritmi, legati a dei vincoli, che rappresentano modelli ciclici che legano insieme pensiero, percezione e azione."

Queste varie definizioni, che a una prima lettura potrebbero sembrare astratte, ci aiutano a chiarire e avere una visione globale e organica dell'argomento trattato.

Negli ultimi anni l'AI è entrata prepotentemente a far parte degli stili di vita delle persone, infatti sono molteplici le applicazioni che sfruttano software di AI, come tutti gli assistenti vocali (Siri, Alexa), i motori di ricerca che sfruttano i dati acquisiti per offrire consigli pertinenti e più efficaci, le auto a guida autonoma o con pilota automatico e i software di riconoscimento delle immagini.

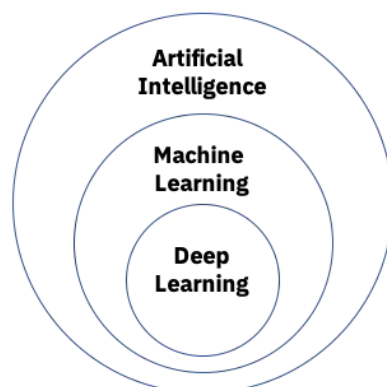
Oltre ciò, da segnalare è un altro sistema di intelligenza artificiale, sviluppato da IBM, una delle prime aziende impegnatasi nello sviluppo dell'AI; infatti, già nel 1997 un elaboratore progettato dall'azienda stessa, *Deep Blue*, era riuscito a battere il campione del mondo di scacchi Kasparov. Nell'ultimo decennio gli sforzi dell'azienda sono andati su *Watson*, nuovo sistema di AI che ha come obiettivo quello di interagire nel linguaggio naturale con gli uomini attraverso una vasta gamma di applicazioni e processi. Watson fornisce alle imprese gli strumenti di AI necessari per trasformare i propri flussi di lavoro e sistemi aziendali, migliorando notevolmente l'automazione e l'efficienza.

Tutti i sistemi di AI fino ad ora citati sfruttano la cosiddetta *narrow AI*, cioè intelligenza artificiale debole, o meglio detta ristretta. Questa è un'AI addestrata e concentrata nello svolgere compiti specifici in maniera estremamente precisa, che opera però sotto numerosi limiti e vincoli.

Al contrario quando si parla di AGI (Artificial General Intelligence) si definisce una forma ancora teorica di AI in cui una macchina avrebbe un'intelligenza pari a quella umana; avrebbe una coscienza autoconsapevole in grado di risolvere problemi, apprendere e fare piani per il futuro. La ricerca di un "algoritmo universale per imparare e agire in qualsiasi ambiente" (Russel e Norvig) non è nuova ma il tempo non ha ancora attenuato le difficoltà nel creare una macchina con un set completo di abilità cognitive, che sembra quindi ancora di lontana realizzazione. (IBM, 2020)

Gran parte della *narrow AI* che utilizziamo oggi è alimentata da scoperte nel machine learning e nel deep learning. Dal momento che questi due concetti vengono spesso usati in modo intercambiabile vale la pena notarne la differenza. Il venture capitalist Frank Chen ha detto: "L'intelligenza artificiale è composta da un set di algoritmi che insieme cercano di imitare l'intelligenza umana. Il machine learning è uno di questi, e il deep learning è una tra le tecniche di machine learning".

Figura 3 – I tre livelli dell'intelligenza artificiale



Fonte: IBM

Più semplicemente, il machine learning fornisce dati a una macchina e utilizza tecniche statistiche per aiutarla a 'imparare' come migliorare progressivamente in un compito, senza essere stata prima

programmata per quella determinata task, eliminando la necessità di una grandissima quantità di righe di codice. Il deep learning è un tipo di machine learning che esegue gli input dati attraverso un'architettura di reti neurali ispirate biologicamente a quella umana. Le reti neurali contengono al loro interno altri strati nascosti attraverso i quali i dati vengono elaborati permettendo alla macchina di 'apprendere in profondità', creando connessioni e ponderando gli input per ottenere i migliori risultati. Il deep learning automatizza gran parte del processo relativo all'estrazione delle caratteristiche, eliminando parte dell'intervento umano e consentendo l'utilizzo di dataset più grandi. Si può pensare al deep learning come a un "machine learning scalabile". Il machine learning "non profondo" dipende in misura maggiore dalla volontà umana che stabilisce la gerarchia delle caratteristiche per comprendere le differenze tra gli input di dati, che devono essere quindi più strutturati. (Friedman, 2020)

Il deep learning invece, può inserire dati non strutturati nel loro formato non elaborato e può determinare automaticamente la gerarchia delle caratteristiche che distingue tra loro le diverse categorie di dati. (Buitin, 2020)

Una delle ultime innovazioni tecnologiche che è nata grazie al deep learning nel mondo del business è l'utilizzo di reti neurali proprietarie applicate ai servizi offerti dall'azienda. Questi sistemi danno prova della loro utilità in fase di definizione della tipologia di documento che viene elaborato, identificazione e riconoscimento delle identità. Questi algoritmi 'intelligenti' sono in grado di rilevare autonomamente la tipologia di documento, migliorare la qualità dell'immagine grazie alla computer vision, confrontare il contenuto dell'immagine con i frame di video scoprendo se la persona che sta effettuando il video corrisponde con quella presente nel documento di identità e verificare che la persona che parla sia quella ripresa nel video, analizzando il movimento labiale. Da quanto visto fino ad ora si può notare come l'AI ha numerose applicazioni, in relazione al bisogno da soddisfare. In ambito B2B è possibile sfruttare le potenzialità per migliorare la gestione dei processi di tutta la supply chain; si possono creare correlazioni tra documenti e dati ed è possibile condurre analisi predittive che permettono di incrementare l'efficienza dell'intera filiera (dalla gestione delle scorte, alla capacità di predire rischi atmosferici ed economici, alla definizione di nuovi percorsi di consegna).

In ambito B2C, l'AI viene sfruttata per i processi di onboarding e di assistenza alla clientela. Inoltre, un sistema intelligente, in grado di correlare automaticamente dati, può essere d'aiuto per prevenire frodi e truffe, in modo tale da rendere le transazioni più sicure e migliorare la customer experience. (Intesa, 2020)

2. Il Machine Learning nei servizi finanziari

Già da quanto detto nel primo capitolo si può dedurre quanto l'AI e il machine learning influenzino il settore finanziario e siano destinati a farlo in futuro. I grandi punti di forza su cui basano il loro vantaggio competitivo sono l'offerta di soluzioni di automazione e di analisi sia nei processi di front-end che di back-end, offrendo la possibilità di risoluzione di problemi su scala.

Mentre gli istituti bancari tradizionali si trovano solo negli ultimi anni ad abbracciare tali tecnologie, le Big Tech hanno iniziato a investire in tali settori già da tempo, svolgono un ruolo cruciale e contribuiscono in maniera sostanziale allo sviluppo di modelli di intelligenza artificiale in questa industria, aiutate dalla loro natura digitale e dalla innata capacità di acquisire un'enorme quantità di dati e della loro successiva gestione.

In questo contesto si è modificata anche la relazione con la clientela: infatti, lo sviluppo di nuovi prodotti, ha permesso di intercettare un nuovo tipo di domanda composta da consumatori sempre più digitali e alla continua ricerca di un prodotto di facile utilizzo. (Sharma, 2020)

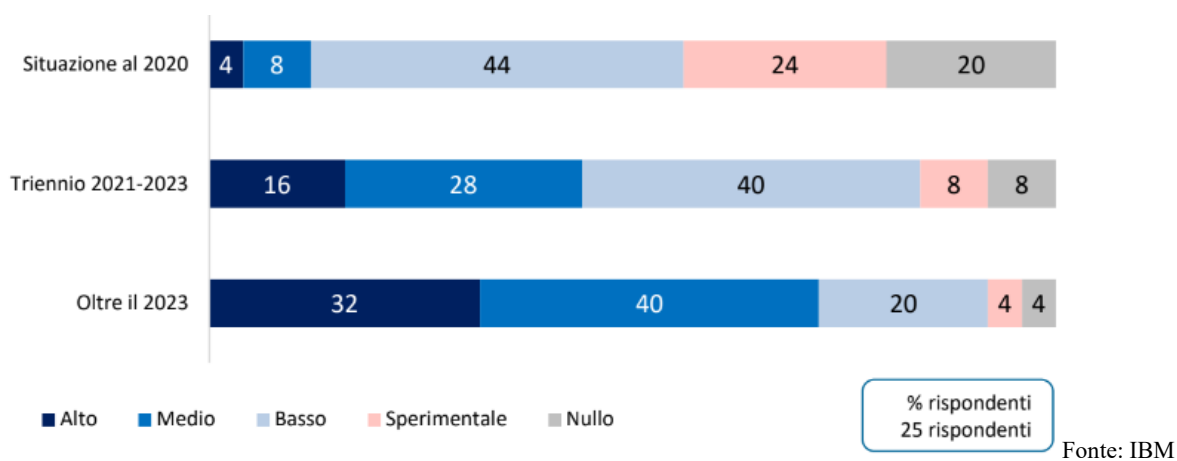
Le potenzialità della digitalizzazione, portata dalle Fintech e dalle Big Tech nel mondo finanziario, ha permesso negli ultimi anni a milioni di individui, soprattutto coloro i quali vivono sotto la soglia di povertà di avvicinarsi a strumenti finanziari prima considerati esclusivi. Come dimostra l'ultimo report della Banca Mondiale sull'inclusione finanziaria (2020) 1,7 miliardi di persone sono ancora *unbanked*; tuttavia, nell'ultimo decennio si è notata una crescita in tali termini: dal 2011 al 2017 la percentuale di adulti in possesso di un conto online è passata dal 51% al 69% e i pagamenti digitali hanno visto un incremento del 9% nel quadriennio 2014-2017. Appare evidente di quanto il legame tra tecnologia e diffusione di nuovi operatori finanziari sia stretto, in particolare nelle economie emergenti, dove la presenza e l'attività delle Fintech è stata determinante. Esempio è il caso del continente africano, dove è stata sviluppata ad esempio l'applicazione M-Pesa, uno dei primi sistemi al mondo per il trasferimento di denaro tramite dispositivi cellulari, lanciata in Kenya nel 2007; inoltre i modelli di credit scoring basati su AI e ML hanno contribuito sul fronte del microcredito, tanto che la Banca Africana ha istituito l'Africa Digital Financial Inclusion Facility (ADFI), per rispondere alle esigenze di microcredito di circa il 76% della popolazione dell'Africa Subsahariana pressoché tagliata fuori dai servizi delle banche tradizionali. (GSMA, 2020)

Questa forte espansione è data dalla possibilità e dalle potenzialità dei software di ML di creare un'esperienza finanziaria più efficiente e sicura con la capacità di analizzare e combinare informazioni provenienti da varie fonti, andando a favorire sia la redditività dell'ente che il valore percepito dalla clientela. Uno studio condotto da IDC (2020) ritiene che entro la fine del 2022

verranno spesi circa 5,6 miliardi di dollari in apprendimento automatico, mentre IHS Markit (2020) stima che il ML avrà un impatto sul settore bancario di 300 miliardi di dollari entro il 2030.

Una presenza sempre più forte all'interno del settore è anche dimostrata dai massicci investimenti in tale direzione dagli istituti di credito: come riporta il report dell'ABI(2020), fino all'anno 2020 il 56% delle banche rispondenti ha effettivamente adottato soluzioni di AI e ML principalmente al livello Basso e il 24% è ancora in una fase di sperimentazione; i dati tendono però a crescere osservando il triennio 2021-2023 in cui aumenta il ricorso a tali soluzioni, infatti i livelli di Alto e Medio utilizzo passano dal 12% al 44%; fino ad arrivare ai dati oltre il 2023 quando si prospetta che solo il 4% degli istituti finanziari non abbia ancora adottato modelli di apprendimento automatico all'interno dei loro processi.

Figura 1 – Adozione di soluzioni di AI e ML attuale e previsionale



A dispetto di questa rapida diffusione, alcuni istituti bancari sono ancora cauti nell'introdurre modelli di ML all'interno dei loro processi per timore di incorrere in violazioni di leggi e normative e di conseguenza in pesanti ripercussioni sia dal punto di vista finanziario che reputazionale. Infatti, gli istituti bancari, soprattutto quelli che operano in giurisdizioni con requisiti normativi rigorosi, dispongono di direttive stringenti per valutare e mitigare i rischi associati ai modelli tradizionali; tuttavia, queste risultano essere spesso insufficienti per affrontare il rischio correlato ai modelli di ML. (Babel et al., 2019)

Contestualmente, l'EIOPA prima e della Banca d'Italia poi, hanno condotto varie analisi e indagini conoscitive per verificare la tutela e il rispetto dei diritti del consumatore e la potenziale pericolosità di tali applicativi. Fino a pochi anni fa gli esperti di econometria erano piuttosto cauti riguardo la questione di affidabilità e attendibilità di AI e ML nei servizi finanziari. Infatti, l'analisi econometrica classica parte da un modello teorico e adotta approcci che presentano differenze significative rispetto a quelli basati sui big data. Per decenni l'econometria ha insegnato come fosse

necessario partire da una teoria e successivamente utilizzare i dati per confermarla o confutarla; al contrario i modelli di machine learning sono in grado di individuare andamenti di fondo elaborando enormi quantità di dati, a prescindere dalla possibile esistenza di modelli sottostanti.

Sia le banche centrali che le aziende private devono affrontare nuove e importanti questioni in merito, come l'ubiquità e la sicurezza dei dati, la stabilità finanziaria dell'intero sistema che potrebbe essere compromessa da l'interconnessione sempre più stretta tra operatori. (Banca d'Italia, 2018)

D'altra parte però, tutti i casi che sfruttano il ML nel settore dei pagamenti, della finanza e delle banche portano la concorrenza a elaborare proposte più veloci, più economiche e migliori. Per rimanere competitivi, gli istituti finanziari devono fidelizzare la clientela con prodotti e servizi altamente personalizzati, tempestivi e con prezzi competitivi. Per raggiungere questo obiettivo, la tecnologia di base e l'infrastruttura dei dati devono sfruttare i numerosi vantaggi del ML in ogni framework di lavoro. Per un numero sempre maggiore di società finanziarie, il ML non deve essere considerato solo il futuro, ma il presente. (Sidelov, 2021)

2.1. Il Machine Learning come strumento per la gestione del rischio

La gestione del rischio o risk management è un processo mediante il quale si misura o si stima il rischio e successivamente si sviluppano delle strategie per governarlo. Tutto ciò che ha a che fare con la comprensione e il controllo del rischio si sta progressivamente evolvendo grazie alla nascita di nuovi applicativi di AI e ML: da decidere quanto una banca dovrebbe prestare a un cliente, a fornire segnali di avvertimento agli operatori dei mercati finanziari, all'individuazione di frodi di clienti e di insider, al miglioramento delle attività interne all'organizzazione e alla riduzione del rischio di uno specifico modello. (Aziz - Dowling, 2019)

Uno dei primi modelli basato sui big data e ML è stato ideato da Cerchiello e Giudici (2016), in cui i dati sono selezionati da due fonti eterogenee e combinati insieme con l'utilizzo del metodo bayesiano e ha come obiettivo quello di cercare correlazioni tra il rischio finanziario e gli aspetti comportamentali, quali emozioni e errori cognitivi degli investitori. Inoltre, Sarlin (2016) ha introdotto i principali algoritmi di ML e analisi di rete per lo studio di rischio sistemico.

I big data non includono soltanto l'acquisizione di informazioni dal mercato interbancario, infatti i dati internet, come tweet, notizie e leggi sono sempre serviti per studiare il rischio finanziario. La sentiment analysis o opinion mining mira proprio a scoprire atteggiamenti, opinioni e tendenze dei clienti e dei mercati. I metodi di sentiment analysis sono classici algoritmi di ML, tra cui modelli di regressione e di ranking. (Tsai & Wang, 2017)

Tali sistemi sono senza dubbio preziosi ed efficaci per analizzare il rischio finanziario quando l'origine dei dati di un particolare mercato non è stata ancora stabilita con certezza e affidabilità. Lo sviluppo di nuovi applicativi ha portato a una diffusione sempre più ampia di algoritmi di ML in numerose sezioni del mondo finanziario. La gestione del rischio si basa su distinzioni comuni, che individuano:

1. il rischio di credito
2. il rischio di mercato
3. il rischio operativo

1. Il rischio di credito è la perdita economica che deriva dal mancato adempimento degli obblighi contrattuali di una parte o l'aumento del rischio di inadempienza durante il rapporto. Negli ultimi anni crescente è stato l'interesse da parte degli istituti nell'utilizzare l'AI e le tecniche di machine learning per una migliore stima del rischio di credito, anche a causa dell'evidente incompletezza delle tecniche tradizionali. Le capacità di gestione del rischio di credito possono

essere notevolmente migliorate sfruttando la capacità del ML di comprensione semantica dei dati non strutturati. L'apertura di tale mercato ad applicativi di AI è stata resa possibile dalla crescente complessità, resa evidente da un numero sempre maggiore di credit default swap (CDS), cioè contratti che offrono la possibilità a un creditore di tutelarsi dall'eventuale insolvenza di un debitore contro il pagamento di un canone periodico a una terza parte che si assume il rischio del credito. (Aziz - Dowling, 2019)

2. Parlando di rischio di mercato si intende il rischio che deriva dagli investimenti, dal trading e in generale, dai mercati finanziari. (Kumar, 2018)

Il trading sui mercati comporta il rischio intrinseco che il modello utilizzato sia incompleto o non più valido. In questo contesto, il ML risulta essere particolarmente adatto per effettuare stress test sui modelli del mercato per determinare un rischio involontario o emergente dal comportamento dei trader. Un interessante applicazione di ciò è l'azienda *yields.io*, che fornisce il monitoraggio e la verifica dei modelli in tempo reale, la verifica delle deviazioni e la convalida del modello, il tutto grazie a tecniche di AI e ML. Un'altra importante area di interesse all'interno di rischio del mercato è la comprensione da parte delle grandi società di trading dell'impatto delle loro negoziazioni sul prezzo di mercato. Una ricerca condotta direttamente da Capital Fund Management (2018), uno dei più grandi hedge fund in Francia, sostiene come i due terzi dei loro profitti potrebbero andare persi a causa dei costi di entrata e uscita dai mercati. Gli algoritmi di apprendimento automatico aiutano molto in questo senso, in quanto identificano connessioni tra asset non facilmente osservabili e attraverso l'apertura di posizioni in asset correlati piuttosto che concentrare il proprio investimento su un singolo asset, permettendo così una diversificazione del rischio. La prospettiva futura è quella di adattare algoritmi di ML, soprattutto grazie alle tecniche di deep learning, in modo tale da essere in grado di imparare direttamente dalle reazioni del mercato: attraverso l'utilizzo di reti neurali e tecniche di decision tree per fornire agli operatori avvisi in tempo reale sui cambiamenti dei modelli di trading durante la negoziazione. (Chandrinou et al, 2018)

3. Infine, si può parlare di rischio operativo, cioè quello derivante da perdite finanziarie dirette o indirette causate da una serie di potenziali guasti al livello operativo. Con l'aumento del volume delle operazioni e della loro relativa complessità, algoritmi di ML sono diventati cruciali nell'assistenza alle istituzioni finanziarie nel processo di gestione del rischio, dall'identificazione dell'esposizione, alla misurazione, alla stima e alla valutazione dei suoi effetti. Pertanto, l'uso di algoritmi di AI in questo settore che ha avuto inizio per prevenire perdite esterne, come ad esempio

le frodi con le carte di credito, si sta ora espandendo in altri campi come quello dell'individuazione di pratiche illegali come il riciclaggio di denaro. In caso di frodi finanziarie, gli istituti bancari cercano di gestirle valutando i modi migliori per proteggere i sistemi, i dati e la loro clientela. La capacità dell'AI di introdurre una migliore automazione dei processi può accelerare il ritmo delle attività di routine, ridurre al minimo l'errore umano, elaborare i dati non strutturati che possono fornire contenuti e notizie rilevanti, per valutare i clienti e le reti a rischio. (Aziz - Dowling, 2019)

2.2. Il rischio sistemico e gli ultimi grandi shock globali

Oltre alle tipologie di rischio appena descritte è necessario citare anche il rischio sistemico, che è comune a tutti mercati e a tutte le tipologie di operatori e risulta essere sempre più rilevante nel mondo attuale.

Con rischio sistemico si intende il rischio di collasso di un intero sistema finanziario o di un intero mercato causato da fallimento di una singola entità. (Kaufman, 2003)

Pertanto, le conseguenze al rischio sistemico portano fallimenti "a cascata" e colpiscono gli individui in modo che il sistema bancario non possa rispondere alla domanda di liquidità e ai pagamenti. (Schwarcz, 2008)

Per rispondere al rischio sistemico nella finanza attuale, è necessario sviluppare nuovi strumenti in grado di identificare e scoprire rapidamente gli indizi ed eventuali driver di rischio, utilizzando i metodi della tecnologia dell'informazione, attraverso l'individuazione di comportamenti anomali e la gestione tempestiva di dati finanziari su larga scala provenienti dai mercati.

Molti metodi di ML sono stati implementati per cercare di analizzare il rischio sistemico e sono stati acquisiti nuovi modelli per la regolamentazione finanziaria del mondo reale, con l'obiettivo di riuscire a rilevare in maniera precoce potenziali esposizioni al rischio.

I metodi di ML utilizzati sono classificabili in tre categorie principali che comprendono l'analisi della struttura del mercato, l'estrazione di informazioni (knowledge mining) e la ricerca di interconnessioni e correlazioni tra fenomeni diversi. (Kou et al, 2019)

Il risk management e i relativi modelli di ML applicati sono ormai cruciali per la sicurezza e il futuro dell'economia globale. Tuttavia, gli importanti shock accaduti negli ultimi anni, prima la crisi dovuta al Covid-19 poi il conflitto tra Russia e Ucraina, hanno destabilizzato la sicurezza e l'affidabilità dei modelli di apprendimento automatico, che si sono trovati davanti a variabili del tutto inaspettate e mai incontrate finora. In particolare, è emersa la necessità critica per le

organizzazioni finanziarie di disporre di controlli per salvaguardare le tecniche di AI utilizzate e prevenire eventuali bias. In poche settimane le gravi perturbazioni finanziarie al livello globale, come l'estromissione di importanti istituti bancari dallo SWIFT e pesanti cali nell'offerta di beni, hanno avuto un impatto sui modelli di ML; ora più che mai gli istituti bancari devono essere consapevoli di come i dati possano essere inaffidabili e possano influenzare erroneamente le proiezioni. Poiché il ML si basa sull'elaborazione dei dati storici, in situazioni di questo genere, risulta più difficile modificare le ipotesi di base del modello. Un tasso di inflazione sempre più alto e un drastico taglio dell'offerta di beni primari come gas naturale, petrolio e generi alimentari ha provocato un aumento generalizzato dei prezzi mai osservato dagli algoritmi, che li porta a divenire inadatti per la sorveglianza e per le previsioni costringendo gli istituti bancari a continue revisioni e modifiche. Infatti, negli ultimi 14 anni una moltitudine di eventi importanti (crisi finanziaria del 2008, pandemia COVID-19 del 2020) ha insegnato agli istituti finanziari di ripensare a come prepararsi in anticipo ed efficacemente a questi shock. I modelli di ML sono troppo voluminosi e complessi per essere gestiti con risorse e processi tradizionali, data anche la loro natura di "black box". (Lee Madan, 2022)

Con "black box" si fa riferimento a una delle caratteristiche più dibattute dei modelli di ML, cioè quella di essere sistemi comprensibili soltanto per come reagiscono in uscita a una determinata sollecitazione in ingresso, ma il cui funzionamento interno è non visibile o ignoto. In situazioni come questa assumono rilevanza vari test come il benchmarking con i modelli tradizionali, le valutazioni basate su set di dati diversi da quelli usati per stimare il modello originale, lo studio di casi specifici o estremi e il controllo di possibili bias nella fase di reporting. (Chairman et al, 2021)

2.3. Valutazione del merito creditizio attraverso modelli di machine learning

Come detto il rischio di credito, e in particolare il merito creditizio, può essere gestito con tecniche di ML, introdotte sul mercato da Fintech e Big Tech.

Quando si parla di merito creditizio si intende il parametro utilizzato da banche o altri enti per stabilire se un richiedente è meritevole della fiducia necessaria per la concessione del credito.

Le Big Tech, nel processo di valutazione del merito creditizio, attraverso l'utilizzo di enormi quantità di dati e lo sfruttamento di applicativi di machine learning, sono state in grado di ridurre la necessità di garanzie collaterali, riuscendo a risolvere o quantomeno mitigare le asimmetrie informative che si potevano venire a creare. Le garanzie all'interno di un rapporto di credito sono di norma utilizzate dalle banche per tutelare la loro posizione in caso di debitori insolventi, chiedendo loro di impegnare, al momento di stipula del contratto, beni tangibili, come gli immobili, per impedire l'insorgere di pericoli quali la selezione avversa e l'azzardo morale. (Gambacorta et al. 2019)

L'insorgere di tali problematiche potrebbe dipendere da diverse ragioni. Per quanto riguarda la selezione avversa, questa si palesa nel momento in cui un lato del mercato non è in grado di osservare la qualità dei beni offerti a causa di informazioni nascoste, che generano palesi inefficienze. Nelle Big Tech questa problematica è mitigata, o addirittura totalmente risolta dai big data, che permettono una trasparenza molto maggiore.

Dall'altra parte, l'azzardo morale si concretizza quando una delle due parti non può osservare le mosse dell'altro a causa di azioni nascoste. In particolare, nel caso delle Big Tech, queste essendo in grado di monitorare i richiedenti una volta entrati nell'ecosistema della piattaforma, possono facilmente dedurre i pagamenti dovuti dai ricavi del mutuatario che passano attraverso il suo conto di pagamento. (Gambacorta et al. 2019)

L'inserimento del collaterale viene utilizzato prevalentemente in rapporti contrattuali opachi, i cui soggetti, nella maggior parte dei casi, sono piccole-medie imprese. È comune per i proprietari di PMI dare in pegno la propria casa per finanziare le loro aziende (Bahaj et al, 2020). Secondo l'indagine condotta dal Financial Stability Board (FSB, 2019), la percentuale di prestiti bancari alle PMI collateralizzati ammonta al 90% negli Stati Uniti, mentre in Cina, dove molte aziende non dispongono della documentazione di base o sono geograficamente lontane dalle filiali bancarie, questi rappresentano solo il 53% dell'intero sistema. (OCSE, 2019)

Recenti studi hanno mostrato come i modelli di credit scoring delle Big Tech, applicati a piccoli rivenditori, superino le analisi tradizionali condotte dagli uffici di credito. (Frost et al, 2019)

L'entrata nel mercato del credito da parte delle Big Tech ha contribuito a far progredire in maniera

significativa l'inclusione finanziaria, permettendo a un numero molto più elevato di aziende e privati di accedere al credito, che sarebbe altresì precluso, e a migliorarne le prestazioni e ampliarne le possibilità. (Luohan Academy, 2019; Hau et al, 2018)

Attraverso tali applicativi si è in grado di dedurre con maggiore precisione la qualità del credito di un mutuatario in tempo reale (Bazarbash, 2019), ad esempio Ant Group in Cina e Mercado Libre in Argentina affermano come la loro valutazione della qualità del credito e la concessione di prestiti coinvolga in genere più di 1.000 serie di dati per ogni richiedente, inoltre il monitoraggio può essere condotto quasi in tempo reale, riuscendo così ad adeguare simultaneamente il credit scoring.

(Gambacorta et al, 2019)

In questo contesto, dati non tradizionali hanno assunto una rilevanza sempre maggiore (BRI, 2019); tra questi sono incluse le attività ottenute dall'esposizione degli utenti sui social media (U.S. Department of the Treasury, 2016; Jagtiani e Lemieux, 2018) e le tracce lasciate in rete (Berg et al, 2018).

In questo nuovo modo di concepire l'intermediazione finanziaria i dati potrebbero sostituire l'utilizzo delle garanzie, per il principio secondo cui le informazioni sarebbero relativamente più convenienti del collaterale, oltre che più precise e affidabili. (Holmström e Tirole, 1997).

Per illustrare queste affermazioni consideriamo il seguente modello econometrico (Gambacorta et al, 2019):

$$L_{i,t} = \alpha CS_{i,t} + \mu_P + \mu_T + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

$$L_{i,t} = \beta X_{i,t} + \mu_P + \mu_T + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$L_{i,t} = \beta X_{i,t} + \delta Y_{i,t} + \mu_P + \mu_T + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$L_{i,t}$ indica il tasso di perdita (in percentuale rispetto alla somma originaria) di un prestito.

L'equazione (1) comprende il punteggio di credito attribuito dalle Fintech per il mutuatario i al tempo t ($CS_{i,t}$).

L'equazione (2) contiene un vettore di variabili ottenute tramite i movimenti bancari del richiedente $X_{i,t}$, questo set di informazioni è detto anche tradizionale perché è tipicamente a disposizione delle banche.

L'equazione (3), oltre alle informazioni contenute nel modello (2), comprende anche un vettore di variabili non tradizionali $Y_{i,t}$, ottenute dalle Fintech attraverso il monitoraggio dell'utilizzo da parte del cliente di app e delle attività su siti di e-commerce. Inoltre tutti i modelli includono tra le variabili la provincia μ_P , gli effetti fissi temporali μ_T e un termine di errore $\varepsilon_{i,t}$.

Il secondo set di equazioni che possiamo considerare:

$$p(D_{i,t}) = \Phi(\alpha CS_{i,t} + \mu_P + \mu_T + \varepsilon_{i,t}) \quad (1')$$

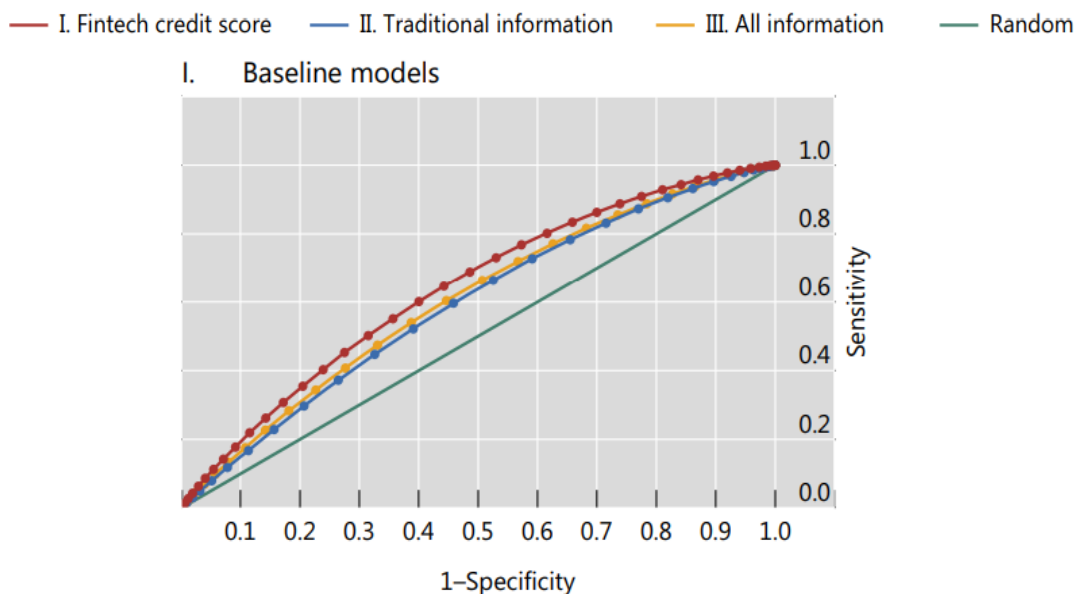
$$p(D_{i,t}) = \Phi(\beta X_{i,t} + \mu_P + \mu_T + \varepsilon_{i,t}) \quad (2')$$

$$p(D_{i,t}) = \Phi(\beta X_{i,t} + \delta Y_{i,t} + \mu_P + \mu_T + \varepsilon_{i,t}) \quad (3')$$

dove $p(D_{i,t})$ indica la probabilità di default del richiedente (e di conseguenza di generare una perdita per l'istituto di credito) e Φ è il coefficiente di correlazione tra le variabili.

Quindi riassumendo, abbiamo il primo modello che utilizza solo il punteggio attribuito dalle Fintech come variabile indipendente, mentre il secondo modello utilizza solo set di informazioni tipicamente di natura bancaria. Il terzo modello include al suo interno sia informazioni tradizionali che non-tradizionali.

Figura 2 – Differenza di precisione nei modelli di credit scoring analizzati



La figura mostra, attraverso un grafico ROC curve, la differenza tra i vari modelli; evidenziando come il modello (1) risulta essere il più robusto e affidabile, mentre il modello (2), quello che prende in analisi solo le informazioni tradizionali, desunte dai movimenti bancari del cliente, è il più debole. Infine, abbiamo il modello (3), dove sono prese in considerazione tutte le informazioni; questo si pone a metà, con un grado di precisione intermedio.

Figura 3 – Valori dei modelli di credit scoring analizzati

Panel I. Baseline Models

| | AUROC | Std err | 95% conf. interval | |
|-----------------------------|--------|---------|--------------------|---------|
| I. Fintech credit score | 0.6391 | 0.0012 | 0.63686 | 0.64143 |
| II. Traditional information | 0.5939 | 0.0012 | 0.59149 | 0.59621 |
| III. All information | 0.607 | 0.0012 | 0.60462 | 0.60932 |

Nota: AUROC indica l'area al di sotto della ROC curve, l'AUROC è una metrica ampiamente utilizzata per giudicare il potere discriminatorio dei punteggi di credito. L'AUROC varia dal 50% (previsione puramente casuale) al 100% (previsione perfetta).

Nella tabella soprastante sono riportati i valori dei tre modelli; è interessante notare come il modello (1), che usa esclusivamente tecniche di ML, risulti essere superiore rispetto al modello (3), nel quale oltre a algoritmi di apprendimento automatico, sono usati anche i dati tradizionali. Le migliori performance nel predire la possibilità di default, possono essere attribuite a una migliore selezione delle variabili che meglio si adattano al modello (1) rispetto al (2) o (3) e all'uso di tecniche di machine learning in grado di catturare rilevanti correlazioni non lineari tra le variabili, che invece non sono applicabili nel modello (3). In termini di contributo e al potere predittivo, i dati non tradizionali contribuiscono a un ulteriore +2,2% (0,607-0,593/0,593) in più nell'AUROC, mentre l'applicazione di tecniche di machine learning fornisce un ulteriore +5,3% di AUROC (0,639-0,593/0,593)

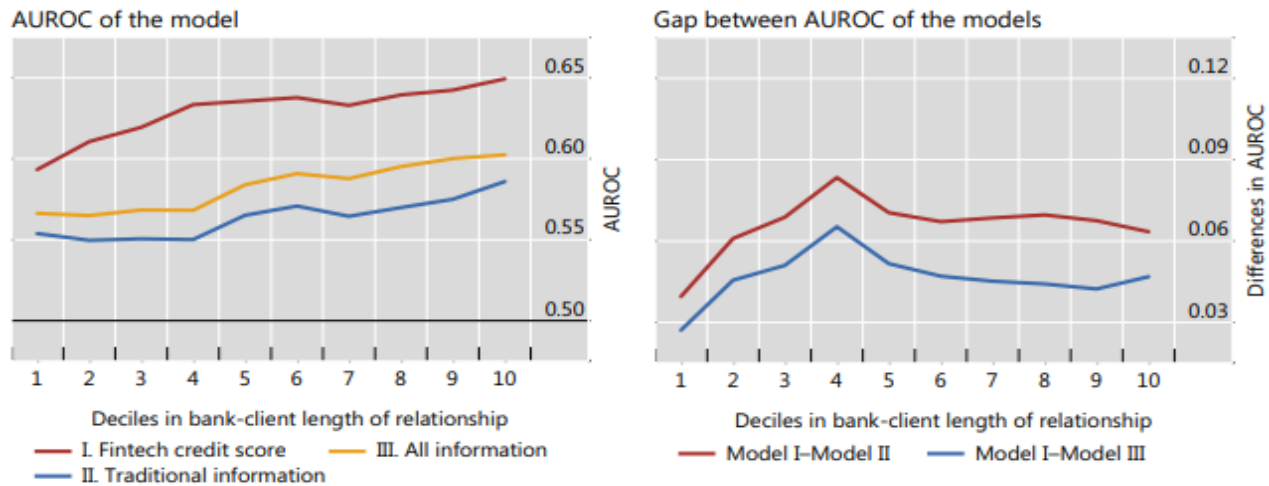
Vale inoltre la pena sottolineare che in questa strana “corsa di cavalli” tra i tre modelli, il confronto non è completamente uno a uno: nel senso che il modello Fintech (1) viene testato “out of sample”, cioè vengono utilizzati tutti i dati disponibili nel campione per stimare il modello; mentre il (2) e (3) sono testati “in sample”, cioè viene considerato un sottoinsieme dei dati disponibili per prevedere i valori al di fuori del periodo di stima e confrontarli con i rispettivi dati noti: questo viene fatto soprattutto per verificare la capacità del modello di prevedere valori già conosciuti.

Questa differenza, intuitivamente, porterebbe a pensare alla creazione di una distorsione a sfavore del modello (1), tuttavia comprendendo una mole maggiore di dati, tale modello non subisce alcuno svantaggio, anzi risulta quello con le performance migliori. In altre parole, il modello (2) e (3) sfruttano lo stesso set di dati sia per i modelli di machine learning sia per i modelli lineari, caratteristica che li rende meno efficienti. (Gambacorta et al, 2019)

Altro aspetto da considerare è il rapporto con la clientela. Infatti, di solito, la fornitura di servizi finanziari si basa sulla fiducia e sull'interazione umana. Al contrario, le linee di credito offerte dalle Big Tech sono basate sulle transazioni e non prevedono l'intervento umano o un rapporto di lungo termine con il cliente. I prestiti concessi sono infatti spesso di breve durata (compresi tra un mese e

un anno) che possono essere automaticamente risolte se le condizioni del cliente si deteriorano. È interessante osservare come le diverse performance di un modello di ML per clienti con diverse storie di credito. (Gambacorta et al, 2019)

Figura 4 – Capacità previsionale dei modelli e durata del rapporto banca - cliente



Nella figura 4 si evince di come il vantaggio comparato del modello che utilizza le tecniche di ML e big data può essere modificato dalla durata del rapporto contrattuale. Si noti che si è utilizzata la durata del rapporto tra richiedente e la banca per calcolare la storia creditizia del mutuatario. Questo perché solitamente gli individui entrano prima in un rapporto di credito con la banca. In particolare, si è utilizzata il numero di mesi dall'apertura del conto corrente bancario come proxy nel rapporto tra banca-cliente. Si è inoltre suddiviso il campione in dieci decili in base alla durata della relazione e si è poi osservata la capacità di previsione dei tre diversi modelli di Gambacorta et al. (2019), presi in esame in precedenza.

Le performance, misurate dall'AUROC, migliorano con il protrarsi della relazione in tutte e tre i modelli (figura di sinistra). Nella parte destra si prende invece in esame il potere predittivo del modello 1 (modello Fintech) con il modello che considera solo le informazioni tradizionali (modello 2) e insieme al modello 3, cioè quello che include tutte le informazioni. Come è osservabile dal grafico, il vantaggio comparato del modello 1 tende ad aumentare per bassi livelli di relazione tra banca e cliente, andandosi invece ad assottigliare per relazioni più forti, stabili e durature.

Ciò ci porta a desumere che una relazione più lunga tra la banca e il cliente tende ad attenuare eventuali asimmetrie, cosa che si riflette anche nella relazione tra mutuatario e Fintech.

(Gambacorta et al, 2019)

3. Il futuro dei servizi finanziari tra banche, Big Tech e Fintech

La collaborazione tra gli istituti bancari tradizionali e compagnie Big Tech e Fintech continua a guadagnare terreno, aprendo interessanti opportunità ad entrambe le parti.

I rapidi progressi fatti nei campi dei big data, dell'AI e del ML sono ora considerati dalle banche un'opportunità da cogliere più che una minaccia o un rischio da debellare. La collaborazione permette agli operatori di costruire ecosistemi affidabili e sicuri da cui traggono benefici sia i clienti che la società intera.

Le banche sono ormai entrate in maniera decisa nel mondo dell'IT, anche attraverso pesanti investimenti mirati all'acquisizione di aziende Fintech in sviluppo e con idee innovative. Sullo sfondo si trovano invece le grandi compagnie (GAFAM), che sebbene abbiano creato servizi di pagamento indipendenti, per citare i più famosi Apple Pay e Google Pay, sono ancora largamente dipendenti dai partner bancari tradizionali. (Huxley, 2020)

Infatti, le società finanziarie e le Fintech sono già in grado di collaborare, sfruttando con successo i rispettivi punti di forza: gli operatori bancari tradizionali possono contare su una credibilità ormai consolidata e uno stretto rapporto con i clienti, mentre dall'altra le start up high-tech possono contare su idee e modelli innovativi volti all'ottimizzazione dei processi. Ancora è in dubbio invece quale sarà la rilevanza futura che assumeranno le Big Tech in questo mondo e se saranno orientate alla collaborazione e cooperazione con gli altri operatori. (Cailly, 2021)

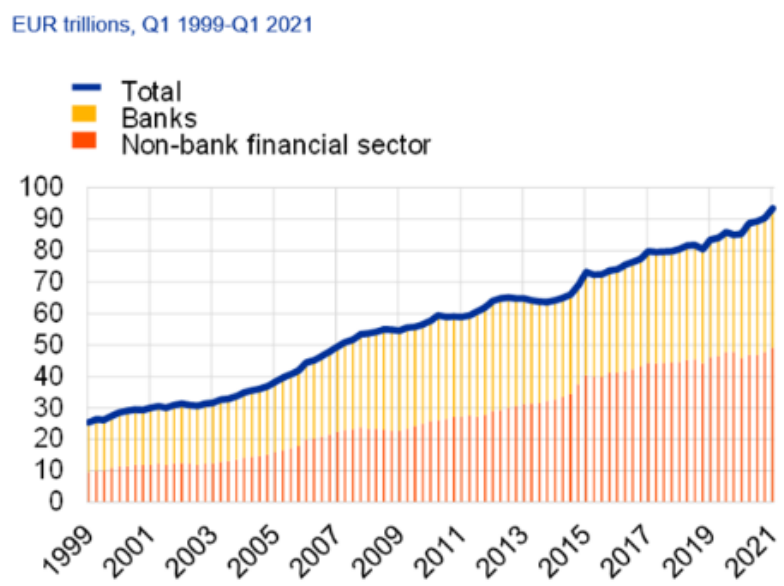
Le start-up Fintech più piccole, specializzate in aree di nicchia, appaiono spesso svantaggiate rispetto ai giganti tecnologici che hanno come punti di forza il loro *brand-identity*, un bacino di utenza ampio e un potere finanziario quasi illimitato. Per ovviare a tale problema sono sempre maggiori i contratti di partnership che queste realtà stipulano con gli operatori finanziari tradizionali in modo tale da riuscire a intercettare il database di clienti della banca e costruirsi una propria credibilità; ad esempio, *Moneycatcha*, una start-up australiana del settore Fintech, ha stretto una partnership con HSBC Australia per sperimentare due piattaforme Blockchain proprietarie. (Huxley, 2020)

Dall'altro lato si trovano le banche, queste per competere contro le Big Tech devono assicurarsi di mantenere un rapporto diretto con i propri clienti e rispondere al meglio alle loro esigenze, fornendo un valore aggiunto tale da rimanere *front door* per i servizi finanziari.

3.1. L'espansione del mercato Big Tech e Fintech

Nonostante gli operatori bancari cerchino di affermare ancora la loro posizione di leadership, gli intermediari finanziari non bancari, negli anni successivi alla crisi finanziaria del 2008, hanno mostrato una crescita continua. Le ragioni di tale sviluppo sono molteplici, uno dei fattori chiave è stata la regolamentazione più stringente e severa imposta alle banche dopo la crisi che ne ha limitato l'assunzione di rischi. Le dimensioni di Big Tech e Fintech sono cresciute più rapidamente rispetto a quelle delle banche nell'ultimo decennio: nell'area Euro le loro attività sono quasi raddoppiate, raggiungendo i 48000 miliardi di dollari (figura 1) e diventando anche un importante fonte di finanziamento per l'economia reale e società non finanziarie. (Panetta, 2021)

Figura 1 – La crescente rilevanza degli operatori finanziari non bancari negli anni



Fonte: Panetta, 2021

Pertanto, le Big Tech sono riuscite a penetrare il mercato finanziario in maniera decisa, con quote di mercato sempre crescenti e stanno ottenendo i loro ricavi maggiori dall'utilizzo dei big data. Infatti, società come Amazon che nel 2017 ha lanciato il progetto *Amazon credit card*, un servizio di pagamento in partnership con Visa e American Express, che permette agli utenti di guadagnare punti sugli acquisti effettuati e ottenere indietro buoni sconto, era preparata a investire importanti somme di denaro, in cambio però di un enorme mole di dati sui pagamenti e sulle abitudini di acquisto dei suoi clienti.

Infatti, le grandi società dell'IT sono più abili nella gestione e nell'elaborazione dei dati rispetto alle banche, grazie ai modelli di machine learning di cui si è precedentemente illustrato il funzionamento e data la limitata possibilità delle banche di sfruttare appieno i dati per i numerosi

vincoli normativi. Inoltre, le banche si trovano ad adottare un comportamento piuttosto cauto per non compromettere il proprio status e la loro credibilità agli occhi dei clienti.

La relazione tra operatori bancari e Big Tech sta cambiando; come afferma Kate Rosenshine, responsabile dei servizi di cloud data in Microsoft (2021), non si tratta più di un semplice rapporto tra fornitore e cliente, bensì è qualcosa di più radicato. Progressivamente le aziende del settore stanno abbandonando i sistemi di gestione di dati in locale e si affidano sempre più ai servizi in cloud, tra cui Amazon AWS e Microsoft Azure; ciò richiede un legame più stretto e duraturo, basato su una forte fiducia nel lasciare la gestione di informazioni e tecnologie tra le più delicate a un'azienda esterna.

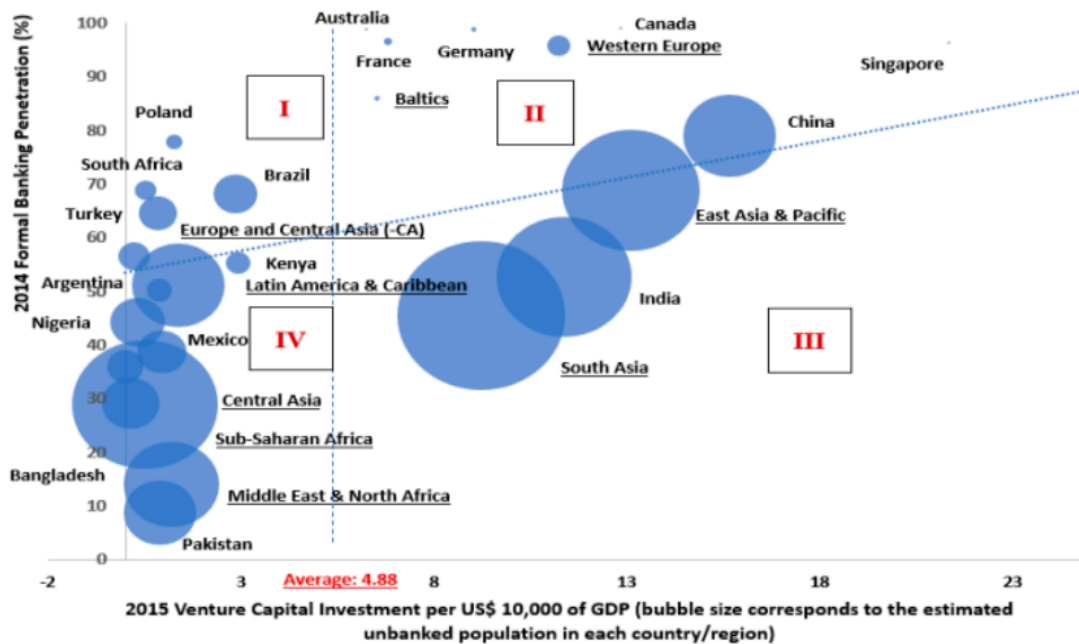
Man mano che le piattaforme e le tecnologie di intelligenza artificiale e di cloud adottate dalle Big Tech diventano sempre più avanzate e centrali nella vita quotidiana di molti consumatori, sarà sempre più sensato per le banche utilizzare questi asset per migliorare l'esperienza dei clienti. (Schaus, 2019)

Questa rapida espansione di Big Tech e Fintech nel mondo dei servizi finanziari va analizzata anche dal lato della domanda. Nonostante si tratti di un fenomeno globale, si possono identificare ragioni e cause che hanno portato a uno sviluppo maggiore in alcuni stati. Infatti, l'accesso ai servizi finanziari è una problematica che colpisce soprattutto i paesi emergenti e le economie in via di sviluppo; diversi studi hanno mostrato come la domanda non soddisfatta è il fattore chiave, come dimostrano la rapida crescita dei pagamenti mobili in Kenya, dei pagamenti e dei servizi di trasferimento di denaro in India, America Latina e nel Sud-Est asiatico (Bech et al. 2018), nonché del credito Fintech e Big Tech in Cina (Hau et al. 2019) e Argentina (Frost et al. 2019).

Ecco che emerge quindi da uno studio condotto dall'International Finance Corporation (2019) che alcuni fattori influenzano in maniera decisiva il posizionamento potenziale delle Big Tech e Fintech. Gli elementi che più hanno inciso e hanno portato alla digitalizzazione dei servizi finanziari sono: il grado di penetrazione dei servizi finanziari formali, il livello di reddito, l'alfabetizzazione finanziaria e il tasso di sviluppo di ecosistemi tecnologici, di capitale di rischio e di infrastrutture. Tutte queste variabili sono prese in esame nella figura 2, in particolare il tasso di penetrazione e il livello di reddito sull'asse delle ordinate, mentre l'alfabetizzazione e il tasso di sviluppo di capitale di rischio sull'asse delle ascisse dove gli investimenti in capitale di rischio (VC) sono in relazione con il PIL dei rispettivi paesi. Le dimensioni delle bolle corrispondono al numero stimato di persone *unbanked* in ciascun paese. Inoltre, sono state individuati quattro quadranti, prendendo come riferimento la media della penetrazione del capitale di rischio (4,88) e tracciando la linea di tendenza attraverso il metodo dei minimi quadrati per l'interazione tra le due variabili. Nei dati presentati non sono visibili quelli degli Stati Uniti che sono locati nel secondo quadrante

ma con un valore di ascissa di 50 che non permette quindi di visualizzarli nel piano. (Harasim, 2021)

Figura 2 – Lo sviluppo di Big Tech e Fintech nel mondo



Fonte: Saal et al.

2017

Come si può notare dalla figura 2, nei Paesi in cui il settore bancario è ben consolidato sul mercato di massa (quadrante I e II), questo continuerà con molta probabilità a svolgere un ruolo dominante. La concorrenza all'interno del settore nei Paesi con dominanza bancaria (Quadrante I) può favorire l'introduzione di innovazioni tecnologiche tra le banche. Negli stati con un ecosistema tecnologico più forte (Quadrante II), le Big Tech e alcune Fintech cresceranno, sottraendo quote di mercato agli operatori storici, mentre altre collaboreranno con le banche. Nei mercati in cui il settore bancario ha accumulato ritardi e le banche hanno lasciato segmenti di mercato poco serviti (Quadrante III), le aziende tecnologiche, in particolare le Big Tech, hanno maggiori possibilità di conquistare una quota di mercato significativa. Infine, nei Paesi con ecosistemi tecnologici poco sviluppati e infrastrutture bancarie deboli (Quadrante IV), le società di telecomunicazioni tendono a essere gli attori di mercato più significativi nella fornitura di servizi finanziari di base, come M-Pesa in Kenya (Saal et al. 2017)

3.2. Quale futuro si prospetta?

La possibilità di perdere quote di mercato per le banche, anche nei mercati in cui la loro presenza e la loro solidità sono forti, esiste.

Il rischio che gli operatori bancari devono cercare di evitare è la perdita del rapporto con il cliente, divenendo quindi realtà marginali e “marionette” assoggettate ai bisogni delle Big Tech. Tuttavia, le grandi compagnie dell'IT non appaiono interessate nell'assumere il controllo totale dell'esperienza del cliente, ma solo in aree specifiche dove possono apportare del valore aggiunto; come sta facendo Apple con gli utilizzatori di Apple Card fornendo il monitoraggio delle loro spese e dei loro premi nell'app Apple Pay. Assumere l'intero controllo della relazione con il cliente comporterebbe l'addebito di commissioni e penali impopolari e inusuali, soprattutto nei paesi con normative stringenti, che andrebbero a offuscare la reputazione di *easy-to-use* delle Big Tech. (Schaus, 2019)

Un possibile scenario futuro prevede che le Big Tech sviluppino piattaforme che forniscano al cliente un'ampia gamma di servizi finanziari. Questi sistemi potrebbero essere sviluppati dalla collaborazione con operatori bancari o in alcuni casi dal solo lavoro della società IT. Le banche devono muoversi comunque in maniera rapida per contrastare queste potenziali minacce; il modo migliore per farlo è collaborare con essi. Infatti, la storia ha insegnato come l'erigere barriere per tenere fuori i concorrenti non è mai una strategia vincente e rischia di avvantaggiare alla fine gli avversari. La maggior parte delle aziende Big Tech ha sviluppato un ambiente in cui nuove funzionalità e servizi potevano essere annessi al loro core-business; le banche dovrebbero imparare da questo e cercare di offrire al cliente un'offerta sempre più completa e con un più alto valore aggiunto. Come Societe Generale, che sta realizzando un software in grado di fornire tutti servizi necessari al cliente al momento dell'acquisto di un'autovettura: dalla transazione, all'assicurazione, fino alle garanzie e revisioni per il mezzo, andando così a non offrire più servizi solo puramente bancari ma un'unica soluzione a tutte le esigenze del cliente. (Cailly, 2021)

In virtù di ciò, si potrebbe prospettare nel futuro una situazione di coesistenza tra queste realtà così diverse ma con interessi comuni.

Come viene definito da Dagnino (2009), si tratterebbe di un contesto nel quale si realizzerebbe una “parziale convergenza di interessi tra gli attori in gioco”, in modo tale da creare un ambiente competitivo efficace ed efficiente nel quale tutti i protagonisti sono in grado di sfruttare al meglio il proprio vantaggio comparato. Nella letteratura accademica esistente sono pochi gli studi che riassumono i vantaggi comparati delle banche rispetto a quello delle Fintech e Big Tech. Uno dei principali si propone di confrontare i vantaggi e gli svantaggi competitivi degli operatori finanziari suddivisi in tre categorie principali: la tecnologia (che include l'esperienza del cliente), le

dimensioni (costo del finanziamento ed effetti di rete) e le considerazioni di natura politica (regolamentazione prudenziale, privacy e protezione dei dati e potere politico). (Petralia et al. 2019)

Un approccio simile è stato adottato nel rapporto del FSB sulle Big Tech nella finanza (2019), in cui i vantaggi comparati sono suddivisi in tre categorie, profondamente diverse tra loro: la prima è la fiducia rappresentata da caratteristiche quali la dimensione, la riconoscibilità del marchio e la fedeltà della clientela; la seconda è la leva finanziaria contenente la capacità di investimento e di finanziamenti a basso costo; mentre l'ultima analizza la performance, che racchiude al suo interno tecnologie all'avanguardia, sovvenzioni incrociate e oneri normativi limitati. (Harasim, 2021)

Dalla comparazione delle caratteristiche prese in esame, i risultati ottenuti sono piuttosto simili e portano alla conclusione che Fintech e operatori bancari tradizionali sono complementari. Il vantaggio fondamentale delle Fintech sta nell'essere società snelle, agili e flessibili, che possono rispondere alle mutevoli aspettative dei clienti in maniera rapida e più conveniente rispetto agli operatori tradizionali. D'altra parte, il modello di business delle Fintech si basa su una limitata reputazione tra gli utenti, base di capitale ristretta e limitata esperienza nella gestione del rischio e dei quadri normativi. Nonostante sia difficile ipotizzare quali sia effettivamente il potenziale di crescita del settore delle Fintech, si fatica ad immaginare che queste possano indebolire la posizione di mercato degli operatori storici nel prossimo futuro, anzi potrebbero diventare proprio società intermediarie tra il cliente e la banca, rendendo la customer experience più conveniente e accessibile.

Il confronto tra grandi banche e le Big Tech porta invece a conclusioni molto diverse, poiché entrambi i gruppi hanno vari punti di forza che si sovrappongono: un'ampia base di clienti, informazioni abbondanti e di qualità, potente *brand identity* e una reputazione consolidata, un'ampia base di capitale e guadagni considerevoli.

Inoltre, sia le banche che le Big Tech possono realizzare economie di scala e di scopo, che però sono maggiori nel caso delle grandi società tecnologiche perché beneficiarie di significativi effetti di rete, dati dalle loro piattaforme online. Nella fattispecie, è interessante notare come i big data possano cambiare i rapporti di forza, soprattutto in un settore come quello del credito e dell'assicurazione dove l'informazione è tipicamente imperfetta e incompleta.

Si immagini infatti una situazione nel quale un'azienda come Google, che dispone di numerose applicazioni e piattaforme online, queste permettono di generare un enorme mole di informazioni e una profilazione dettagliata del cliente, come il comportamento di navigazione, applicazioni scaricate, cronologia di ricerca e traffico mail. Ecco, quindi, che si configura una situazione dove le grandi piattaforme tecnologiche sono in grado di porsi in una posizione di vantaggio rispetto ai concorrenti, con la possibilità di accrescere il proprio bagaglio informativo relativo a ogni utente dai vari mercati. (Croxson et al. 2022)

I servizi finanziari si integrano bene con altri beni e servizi offerti sulla piattaforma, creando sinergie che conferiscono alle piattaforme digitali un forte vantaggio competitivo rispetto alle banche. Al contrario, gli operatori bancari hanno maggiori capacità di gestione del rischio, oltre che conoscenze ed esperienze nell'affrontare le normative. Ciò porta a pensare quindi, che Big Tech diventeranno molto probabilmente dei potenziali rivali per le banche. (Harasim, 2021)

Bibliografia

Frederic Boissay, Torsten Ehlers, Leonardo Gambacorta & Hyun Song Shin, 2021. *Big techs in finance: a new trade-off between efficiency and privacy* [online]

Disponibile:

<https://www.suerf.org/docx/f_a1f82b2345f91a09a524f048a6c1fdae_38401_suerf.pdf>

[Accesso in data 17 Giugno 2022]

Kathryn Petralia, Thomas Philippon, Tara Rice & Nicolas Véron, 2019. *Banking Disrupted? Financial Intermediation in an Era of Transformational Technology* [online]

Disponibile:

<https://www.researchgate.net/publication/337324859_Banking_Disrupted_Financial_Intermediation_in_an_Era_of_Transformational_Technology> [Accesso in data 17 Giugno 2022]

Tobias Adrian, 2021. *International Monetary Review - July 2021, Vol. 8, No. 3*, pp 94-97 [online]

Disponibile:

<<http://www.imi.ruc.edu.cn/en/PUBLICATIONS/InternationalMonetaryReview/dc4b604a4de541d78ca37041363ea29b.htm>> [Accesso in data 19 Giugno 2022]

FSB, 2020. *Global Monitoring Report on Non-Bank Financial Intermediation* [online]

Disponibile: <<https://www.fsb.org/2020/12/global-monitoring-report-on-non-bank-financial-intermediation-2020/>> [Accesso in data 20 Giugno 2022]

Hyun Song Shin, 2020. *Big tech in finance: opportunities and risks* [online]

Disponibile: <<https://www.bis.org/publ/arpdf/ar2019e3.htm>> [Accesso in data 20 Giugno 2022]

Martin Leo, Suneel Sharma & K. Maddulety, 2019. *Machine Learning in Banking Risk Management: A Literature Review* [online]
Disponibile: <<https://www.mdpi.com/2227-9091/7/1/29>> [Accesso in data 20 Giugno 2022]

Gang Kou, Xiangrui Chao, Yi Peng, Fawaz E. Alsaadi & Enrique Herrera-Viedma, 2019. *Machine learning methods for systemic risk analysis in financial sectors* [online]

Disponibile:

<https://www.researchgate.net/publication/333470596_MACHINE_LEARNING_METHODS_FOR_SYSTEMIC_RISK_ANALYSIS_IN_FINANCIAL_SECTORS> [Accesso in data 25 Giugno 2022]

FSB, 2019. *Big Tech in finance: market developments and potential financial stability implications* [online] Disponibile: <<https://www.fsb.org/2019/12/bigtech-in-finance-market-developments-and-potential-financial-stability-implications/>> [Accesso in data 25 Giugno 2022]

Anton Ruddenklau, 2018. *Tech giants in financial services* [online]

Disponibile: <<https://home.kpmg/xx/en/home/insights/2018/02/tech-giants-in-financial-services-fs.html>> [Accesso in data 25 Giugno 2022]

Tobias Adrian, 2021. *Big Tech in Financial Services* [online]

Disponibile: <<https://www.imf.org/en/News/Articles/2021/06/16/sp061721-bigtech-in-financial-services>> [Accesso in data 23 Giugno 2022]

Andrew Cornell, 2021. *Big Tech bank invasion halted at the moat* [online]

Disponibile: <<https://bluenotes.anz.com/posts/2021/10/andrew-cornell-column-china-google-banking-bigtech>> [Accesso in data 26 Giugno 2022]

Fabio Panetta, 2021. *Stay safe at the intersection: the confluence of big techs and global stablecoins* [online] Disponibile:

<<https://www.ecb.europa.eu/press/key/date/2021/html/ecb.sp211008~3c37b106cf.en.html>>

[Accesso in data 9 Giugno 2022]

Finextra, 2020. *ECB cautions against the power of Big Tech in financial services and cloud provision* [online] Disponibile: <<https://www.finextra.com/newsarticle/36475/ecb-cautions-against-the-power-of-big-tech-in-financial-services-and-cloud-provision>> [Accesso in data 14 Giugno 2022]

Rebecca Campbell, 2021. *Big tech wants to compete with banks? Let them deal with AI ethics first* [online] Disponibile: <<https://thenextweb.com/news/ai-ethics-a-challenge-for-big-tech-finance>> [Accesso in data 1 Luglio 2022]

Leonardo Gambacorta, Yiping Huang, Han Qiu & Jingyi Wang, 2019. *How do machine learning and non-traditional data affect credit scoring? New evidence from a Chinese fintech firm* [online] Disponibile: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3506945> [Accesso in data 29 Maggio 2022]

Nicolas Cailly, 2021. *Collaboration between the financial services industry and fintech, what about big tech?* [online] Disponibile: <<https://www.securities-services.societegenerale.com/en/insights/expert-views/technology/collaboration-between-the-financial-services-industry-and-fintech-what-about-bigtech/>> [Accesso in data 5 luglio 2022]

Mohan Chen, 2021. *How COVID is accelerating partnerships between big tech and banks* [online] Disponibile: <<https://www.smefinanceforum.org/post/how-covid-is-accelerating-partnerships-between-big-tech-and-banks>> [Accesso in data 8 luglio 2022]

Kasper Peters & Gerry Pelgrims, Deloitte, 2021. Interbank ecosystems [online]
Disponibile: <https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/articles/be114085-interbank-ecosystems/DI_Interbanks-ecosystems.pdf> [Accesso in data 27 Giugno 2022]

Intesa, 2020. *Intelligenza Artificiale, Machine Learning e Deep Learning* [online]
Disponibile: <<https://www.intesa.it/intelligenza-artificiale-machine-learning-e-deep-learning/>>
[Accesso in data 29 Maggio 2022]

Huxley, 2020. *Are tech giants taking over the finance sector?* [online]
Disponibile: <<https://www.huxley.com/en-gb/blog/2018/03/are-tech-giants-taking-over-the-finance-sector/>> [Accesso in data 25 Maggio 2022]

Valeria Rosati & Daniel Tarus, 2022. *L'IA nel settore finanziario, risorsa o rischio? La minaccia cyber e le azioni di contrasto* [online] Disponibile: <<https://www.agendadigitale.eu/cultura-digitale/lia-nel-settore-finanziario-risorsa-o-rischio-la-minaccia-cyber-e-le-azioni-di-contrasto/>>
[Accesso in data 2 Luglio 2022]

Builtin, 2020. *What is Artificial Intelligence? How Does AI Work?* [online]
Disponibile: <<https://builtin.com/artificial-intelligence>> [Accesso in data 20 Maggio 2022]

IBM, 2020. *AI (Artificial Intelligence)* [online]
Disponibile: <<https://www.ibm.com/it-it/cloud/learn/what-is-artificial-intelligence>> [Accesso in data 20 Maggio 2022]

Anna Messia, 2022. *Assicurazioni, faro Ivass sul machine learning* [online]
Disponibile: <<https://www.milanofinanza.it/news/assicurazioni-faro-ivass-sul-machine-learning-202206071117244723>> [Accesso in data 17 Giugno 2022]

Dario Esposito & Matteo Cecchin, 2021. *Machine Learning e Model Risk Management* [online]
Disponibile: <<https://mrmia.org/wp-content/uploads/2021/03/Machine-Learning-and-Model-Risk-Management.pdf>> [Accesso in data 27 Giugno 2022]

Toshendra Sharma, 2020. *How machine learning improves banks customer experience* [online]
Disponibile: <<https://www.globaltechcouncil.org/machine-learning/how-machine-learning-improves-banks-customer-experience/>> [Accesso in data 1 Luglio 2022]

Pavlo Sidelov, 2021. *Machine Learning in Banking: Top Use Cases* [online]
Disponibile: <https://sdk.finance/top-machine-learning-use-cases-in-banking/#Machine_learning_in_anomaly_detection> [Accesso in data 10 Luglio 2022]

The World Bank, 2021. *The Global Findex Database 2021: Financial Inclusion, Digital Payments, and Resilience in the Age of COVID-19* [online] Disponibile:
<<https://www.worldbank.org/en/publication/globalfindex>> [Accesso in data 25 Giugno 2022]

GSMA, 2020. *Why ADFI?* [online]
Disponibile: <https://www.afdb.org/en/topics-and-sectors/initiatives-partnerships/africa-digital-financial-inclusion-facility-adfi/why-adfi>> [Accesso in data 3 Luglio 2022]

Salvatore Rossi, 2018. *Big Data Econometrics with Applications* [online]
Disponibile: <<https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/interventi-direttorio/int-dir-2018/rossi-13122018.pdf>> [Accesso in data 5 Luglio 2022]

Jeremy Chan, 2021. *Banks can compete and collaborate with big tech* [online]
Disponibile: <<https://www.theglobaltreasurer.com/2021/07/15/banks-can-compete-and-collaborate-with-big-tech/>> [Accesso in data 16 Luglio 2022]

Paul Schaus, 2019. *The smart way for banks to partner with big tech* [online]

Disponibile: <<https://www.americanbanker.com/opinion/the-smart-way-for-banks-to-partner-with-big-tech>> [Accesso in data 3 Luglio 2022]

Giovanni B. Dagnino & Elena Rocco, 2009. *Coopetition Strategy: Theory, Experiments and Cases* pp 22-25 [Accesso in data 24 Giugno 2022]

Janina Harasim, 2021. *FinTechs, Big Techs and Banks, when Cooperation and when Competition?* [online] Disponibile: <<https://www.mdpi.com/1911-8074/14/12/614>> [Accesso in data 24 Giugno 2022]

Karen Croxson, Jon Frost, Leonardo Gambacorta & Tommaso Valletti, 2022. *Platform-based business models and financial inclusion* [online] Disponibile: <<https://www.bis.org/publ/work986.pdf>> [Accesso in data 23 Luglio 2022]