

Rapporto 2/2021 – L'impiego dell'intelligenza artificiale nell'attività di Banca d'Italia

1. AI e prospettive di evoluzione dell'architettura informatica

Fabrizio Federico

*Divisione Architettura informatica, Servizio Pianificazione informatica (Dipartimento IT), Banca d'Italia**

Il cambio di paradigma portato dall'intelligenza artificiale è dirompente. Nell'informatica tradizionale, infatti, i problemi tipicamente vengono risolti mediante tecniche di natura deterministica: si svolge un'analisi del problema dato (e/o dei requisiti), si implementa un algoritmo che produce l'*output* previsto ripetutamente nel tempo. Con l'intelligenza artificiale, invece, si adotta un approccio sostanzialmente differente, di natura induttiva (come con il machine learning) o deduttiva (con i sistemi di ragionamento automatico): in entrambi i casi abbiamo sistemi che apprendono informazioni in input e sono in grado di determinare e inferire conoscenza in modo automatico e semiautomatico.

Osservando il contesto esterno, possiamo facilmente rilevare come le soluzioni informatiche e gli algoritmi siano maturi da un punto di vista tecnico: ve ne sono alcuni più di frontiera, altri più consolidati, ma in questo ambito si può ormai sfruttare un'ampia esperienza riveniente anche dal mondo accademico. Vi è al contempo un interesse che inizia ad essere manifesto e diffuso anche all'interno della Banca: lo osserviamo tra le

* Le opinioni espresse sono personali e non impegnano la responsabilità dell'Istituto.

Strutture che sempre più spesso ipotizzano, già nell'iniziale fase di manifestazione di una nuova esigenza informatica, un potenziale coinvolgimento di tecniche di intelligenza artificiale.

Questo cambiamento ha una serie di riflessi molto importanti anche sugli aspetti di sviluppo di gestione delle soluzioni informatiche, introducendo elementi peculiari di questo dominio (come l'esigenza di riaddestrare periodicamente i modelli) i cui effetti si distribuiscono su numerosi processi IT. Dalla medesima prospettiva è necessario affrontare anche l'esigenza di sostenere – considerando l'aumento della domanda – una transizione inevitabile dall'alveo della ricerca (dove nascono e vengono sperimentati questi algoritmi) alla produzione di servizi informatici: una produzione che deve essere «industrializzata» considerando, quindi, tutti quei presidi propri di ogni soluzione informatica che viene impiegata in produzione. Spostando l'osservazione all'esperienza della Banca d'Italia, il Dipartimento Informatica ha intrapreso un percorso per affrontare in modo organico questo dominio tecnologico, rilevato che i *driver* di cambiamento sopra descritti si stanno rapidamente concretizzando. Questo percorso si avvale di un elemento centrale denominato “*framework* operativo per l'intelligenza artificiale/machine learning”: si tratta di un'architettura IT definita dal Dipartimento Informatica che contempera aspetti di natura operativa, come indica la sua stessa denominazione, ma coinvolge anche elementi di metodo e di *governance*. In una struttura concettualmente organizzata in layer, i primi affrontano aspetti metodologici, come l'introduzione di elementi a supporto dell'individuazione di casi d'uso che possono



beneficiare¹ di tecniche di intelligenza artificiale o le raccomandazioni/prescrizioni per accompagnare il ciclo di vita di soluzioni della specie; avvicinandosi alla sfera operativa, abbiamo disegnato il substrato di funzionalità che la piattaforma dovrà offrire, individuando inoltre le tecnologie di riferimento che compongono concretamente l'implementazione della stessa. Quanto alla *governance* dell'intelligenza artificiale, un tema rilevante che si pone nelle fasi di pianificazione di nuove esigenze riguarda l'individuazione del valore aggiunto che l'AI può apportare a nuovi business case, e così determinare se impiegare l'intelligenza artificiale ovvero tecniche di informatica «tradizionale». Per ottenere tale obiettivo, il framework offre uno specifico strumento attraverso cui possiamo individuare il perimetro dei *business case* oggetto della nuova esigenza associandogli una categoria AI/ML, per poi determinarne uno score (chiamato "AI-ness") mediante un *assessment* di alcune dimensioni rilevanti per l'intelligenza artificiale. L'AI-ness sintetizza la valutazione di una serie di descrittori associati ad ognuna delle dimensioni individuate che coprono, a titolo di esempio, aspetti relativi alla complessità di sviluppo e manutenzione, alla robustezza rispetto ai rischi tipici nell'applicazione di queste tecniche (come il *bias* e la *fairness*), l'*outcome* del *business case* rispetto ai benefici dell'intelligenza artificiale. Lo *score* suggerisce – in una fase molto anticipata dell'analisi della domanda – quanto beneficio ci si attende da un approccio AI, consentendo di attivare prontamente le linee di sviluppo IT ritenute più opportune. Questo processo è stato utilizzato proficuamente nell'analisi congiunta IT – business di diverse nuove esigenze.

¹ Questa astrazione viene usata, ad esempio, per associare – in una prima fase di analisi – i nuovi business case manifestati dalle varie Strutture della banca con

Come anticipato in premessa, un ulteriore punto di riflessione riguarda il rapporto tra l'intelligenza artificiale e i processi IT che intervengono nel ciclo di vita di una soluzione informatica. Si tratta di un tema importante, che sinteticamente possiamo ricondurre a due filoni principali: l'introduzione di nuove attività nei processi di sviluppo e gestione di IT e la gestione dell'incertezza che in parte caratterizza l'applicazione di queste tecniche.

Riguardo il primo aspetto, l'avvento dell'intelligenza artificiale ha determinato innovazioni anche sul piano dei processi IT integrando, ad esempio, alcune fasi di sviluppo: l'addestramento/riaddestramento dei modelli viene fatto periodicamente anche quando la soluzione è in esercizio, coinvolge le funzioni di *business*, si svolge su dati reali ed è un aspetto che ha delle implicazioni anche in termini di accessibilità dei dati, la cui visibilità è in taluni casi riservata. Uno sviluppo basato su algoritmi di AI necessita peraltro di rafforzare la collaborazione tra IT e *business*, con un aumento dell'*effort* richiesto a quest'ultimo che, peraltro, viene distribuito in modo differente nel tempo: negli sviluppi tradizionali è difatti concentrato nelle fasi iniziali del progetto informatico (raccolta dei requisiti e definizione dell'esigenza) e nella fase prossima al rilascio in produzione (collaudi); nelle soluzioni di AI è necessario intercalare queste fasi con una serie di periodici incontri di validazione del modello definito o di quello riaddestrato (quando il modello è in produzione). Tali incontri risultano necessari perché le attività di validazione necessitano di una combinazione di competenze sia IT che dello specifico dominio di business.

la famiglia di tecniche di AI potenzialmente meglio rispondenti alle attese.



Il secondo aspetto attiene al ruolo dell'incertezza nell'ottenimento di risultati utili attraverso tecniche di AI. L'incertezza è un aspetto che segna nettamente una linea di demarcazione tra l'informatica tradizionale e l'intelligenza artificiale: le soluzioni dotate di elementi di AI, infatti, presentano rischi peculiari, come la possibilità di produrre risultati non utili o non corretti, non avere una quantità (e/o qualità) sufficiente di dati in input per derivare conoscenza. A mitigazione di tali rischi si può prevedere la realizzazione anticipata di un prototipo, che saggi le caratteristiche e le potenzialità delle tecniche utilizzate in funzione dei dati disponibili. In tal senso, il framework AI/ML intende fornire un contributo sia metodologico – attraverso strumenti per supportare l'individuazione degli aspetti che suggeriscono l'avvio di una fase prototipale – sia operativo, attraverso una piattaforma tecnologica pensata per offrire servizi IT che consentano di avviare rapidamente le fasi di sviluppo e testing di modelli di ML, anche in ottica prototipale.



2. Big Data, Machine Learning e Artificial Intelligence nell'analisi economica e statistica

Juri Marcucci

Settore Big Data e Sperimentazioni, Divisione Research Data Center e Sperimentazioni, Servizio Analisi Statistiche, Dipartimento Economia e Statistica, Banca d'Italia*

L'impatto dei Big Data, degli algoritmi di Machine Learning e in generale dell'Intelligenza Artificiale sulle scienze sociali è stato dirompente negli ultimi anni, grazie allo sviluppo di computer sempre più potenti, alla diffusione di dati sempre più granulari su vari aspetti della vita quotidiana degli individui e allo sviluppo di algoritmi sempre più efficienti. L'uso combinato dell'Intelligenza Artificiale, degli algoritmi di Machine Learning e dei Big Data ha subito una spinta ulteriore con la recente pandemia di COVID-19, che ha accentuato l'esigenza da parte delle banche centrali di avere dati ad alta o altissima frequenza (ossia settimanali o giornalieri) e altamente granulari, per comprendere meglio gli effetti della pandemia e delle conseguenti restrizioni sull'economia del paese e per disegnare politiche più efficaci. La necessità di dati a più alta frequenza si è resa improrogabile anche per superare i ritardi insiti nella produzione delle statistiche ufficiali a frequenza mensile o trimestrale, nonché per la temporanea indisponibilità, durante la pandemia, delle fonti campionarie, frequentemente alla base di tali statistiche.

Nel presente capitolo parleremo dei Big Data, del Machine Learning e dell'Intelligenza Artificiale,

* Le opinioni espresse sono personali e non impegnano la responsabilità dell'Istituto.

¹ Pensiamo ad esempio a cosa succede su internet in un minuto. Se guardiamo all'anno 2021 in un minuto

fornendo alcune definizioni e mostrando l'interesse verso questi temi così come misurato dalle ricerche effettuate sul motore di ricerca Google in tutto il mondo. Esamineremo la strategia adottata dalla Banca d'Italia per utilizzare questi nuovi dati e strumenti per l'analisi economica e statistica e forniremo alcuni esempi di applicazioni.

2.1. Definizioni

L'intelligenza artificiale è la branca della scienza che studia la realizzazione di macchine che abbiano l'abilità di mostrare capacità umane, quali il ragionamento, l'apprendimento, la pianificazione e la creatività, imitando in qualche modo il comportamento umano. Il *machine learning* è invece un sottoinsieme dell'intelligenza artificiale, che sviluppa algoritmi con i quali poter identificare degli andamenti (o *patterns*) in grosse moli di dati per fare previsioni. Il *deep learning*, è un sottoinsieme del *machine learning*, in cui si utilizzano delle strutture e degli algoritmi molto più complicati, come le reti neurali artificiali, caratterizzati da numerosi strati interconnessi tra loro, per risolvere problemi molto complessi, come ad esempio un sistema di guida autonoma.

La definizione di *big data* è molto ampia e può dipendere dal contesto. Secondo la definizione più tradizionale, basata sulle "tre V", si ha a che fare con *big data* quando si è in presenza di i) *Volume*, ossia grosse moli di dati; ii) *Varietà*, cioè diversità di formati e assenza parziale o completa di una struttura nei dati e iii) *Velocità*, perché i dati si accumulano costantemente e rapidamente nel tempo¹. Gran parte di questi dati è in

ci sono circa 200.000 individui che scrivono tweets su Twitter, circa 200 milioni di emails inviate, circa 70 milioni di messaggi inviati tra WhatsApp e Messenger, 10.000 connessioni su LinkedIn o 21 milioni di



una forma di tipo *non strutturato*, ossia una forma che ne impedisce la rappresentazione attraverso una tabella in un classico database relazionale. Spesso questi dati *non strutturati* sono in forma testuale e necessitano dunque di tecniche cosiddette di *natural language processing* (NLP), ossia l’elaborazione del linguaggio naturale, che sono algoritmi di intelligenza artificiale in grado di analizzare, rappresentare e quindi comprendere il linguaggio naturale.

I “*big data*” sono il risultato dell’accumulazione di tutta una serie di dati legati alle varie attività degli individui. Questi dati vengono registrati attraverso sensori o *app* installate sugli *smartphone* o le attività effettuate sul web, come ad esempio la scrittura di email o di opinioni su un servizio o un prodotto acquistato, l’attività sui social networks come *Twitter* e *Facebook*, eccetera. Tali dati vengono spesso prodotti da società private e utilizzati principalmente per il loro *business*, ma possono essere utilizzati anche dagli istituti di statistica, dalle agenzie governative e dalle banche centrali per ottenere degli indicatori economici più ad alta frequenza, al fine di capire l’andamento dell’economia in momenti caratterizzati da particolari shock come la recente pandemia da COVID-19. In tali momenti, infatti, l’attività degli istituti di statistica può essere fortemente limitata, determinando l’assenza totale o parziale di informazioni tipicamente ottenute con le indagini e la conseguente mancata produzione di indicatori economici e statistici tradizionali.

Per avere un’idea della popolarità di queste nuove tecnologie, la Figura 1 mostra gli indicatori desunti da Google Trends circa l’interesse degli internauti di tutto il pianeta, rispetto ad alcune

messaggi di testo inviati per telefono. Dati ottenuti da Bond High Plus sul sito web <https://bit.ly/3suy1a3>.

parole chiave (o *keywords*); in particolare, si mostrano gli indici a frequenza mensile relativi ai volumi di ricerca delle parole chiave “*big data*”, “*artificial intelligence*”, “*fintech*” e “*machine learning*”, per il periodo che va dal gennaio 2004, data in cui questi dati sono disponibili, fino a novembre 2021. Google Trends distribuisce i dati sulle *keywords*, che sono più frequentemente ricercate sul motore di ricerca Google, in modo standardizzato e normalizzato, per favorirne la comparazione tra diverse aree geografiche e nel tempo. Dalla Figura 1 si nota che la locuzione “*artificial intelligence*” era già usata nel 2004, perché l’intelligenza artificiale e il “*machine learning*” (o apprendimento automatico) sono tecniche nate già negli anni Cinquanta del secolo scorso, le quali sono diventate sempre più importanti con l’avvento dei “*big data*”. Dalla figura, si nota che i “*big data*” sono diventati molto popolari nelle ricerche su Google dal 2011, mentre il “*machine learning*” ha iniziato a diventare più popolare verso il 2013 fino a superare, nel 2017, i “*big data*”. L’applicazione di queste tecnologie in ambito finanziario con il “*fintech*” è diventato sempre più popolare a partire dal 2015 e a novembre 2021 tali ricerche hanno superato quelle sui “*big data*” e sull’*artificial intelligence*.

2.2. I Big Data e il Machine Learning in una Banca Centrale

Questi dati e queste tecniche stanno diventando sempre più importanti anche per le banche centrali, che hanno iniziato a utilizzare i *big data*, il *machine learning* e l’intelligenza artificiale per migliorare le loro previsioni e in particolare il cosiddetto *nowcasting* delle principali variabili economiche (ad esempio, la produzione



industriale, l'inflazione o la disoccupazione). Per *nowcasting* si intende la previsione per il periodo in corso, sia esso il mese o il trimestre. Le grandezze economiche vengono infatti tipicamente pubblicate con un certo ritardo, perché si basano su indagini; ad esempio, il prodotto interno lordo (PIL) del primo trimestre del 2021 si riferisce al periodo che va da gennaio a marzo 2021, ma la sua prima stima preliminare è disponibile solo dopo circa trenta giorni dalla fine del trimestre, ossia a fine aprile 2021. Gran parte dell'attività degli economisti che si occupano di macroeconomia è dunque concentrata nel costruire modelli che permettano di capire in anticipo (ad esempio durante il trimestre), come si sta evolvendo l'attività economica del paese. Utilizzando le tecniche di intelligenza artificiale e i *big data*, in altri termini, si possono complementare le statistiche ufficiali, aumentandone non solo la risoluzione, con dati più granulari e complessi, ma anche e soprattutto la tempestività.

In generale, questo tipo di algoritmi e di dati sono utilizzati nelle banche centrali per misurare i fenomeni economici e finanziari o per prevedere variabili macroeconomiche come l'inflazione o il tasso di disoccupazione. Un esempio è il *nowcast* dell'inflazione o del tasso di disoccupazione del mese corrente o il tasso di crescita del PIL del trimestre attuale. Si tratta di variabili rilevanti per la *policy* e per il tipo di attività svolta da una banca centrale.

Tra i "*big data*" che possono essere usati da una banca centrale vi sono i dati provenienti dai *social network*, dagli articoli di giornale, dai *blog* sul *web*: tali dati testuali sono utili, ad esempio, per calcolare una misura di *sentiment*, che può essere correlata alla fiducia dei consumatori,

² SQL è lo *Structured Query Language* ossia un linguaggio standardizzato per database basati sul modello relazionale.

oppure per analizzare la formazione delle aspettative. I dati testuali aiutano anche a capire l'impatto della comunicazione relativa alla politica monetaria delle banche centrali. Per sfruttare i nuovi metodi di *intelligenza artificiale* e i *big data* è stato creato in Banca d'Italia un *team* interdisciplinare; infatti, questo tipo di attività richiede la collaborazione e l'interazione tra esperti di diverse discipline (economia, statistica, matematica, informatica, ingegneria, fisica) e una buona dose di cooperazione.

La stretta collaborazione con il Dipartimento di informatica ha per esempio consentito di sviluppare una piattaforma di calcolo distribuito – il cosiddetto *data lake*, un «lago di dati» - ossia una piattaforma che permette di memorizzare e di processare dati strutturati e non strutturati, facendo delle semplici *query* con linguaggi simili all'SQL².

2.3. Alcuni esempi di applicazioni

Le principali aree di ricerca sui cui i ricercatori della Banca d'Italia hanno incentrato la loro attenzione sono le seguenti: i) applicazioni di analisi testuale e di NLP; ii) applicazioni di algoritmi di *machine learning* e reti neurali (o *neural networks*); iii) applicazioni in cui si usano dati provenienti dal *web* o dati transazionali, come, ad esempio, i dati delle transazioni carte di credito.

Tra gli esempi di applicazioni economico-finanziarie del primo gruppo, si usano i messaggi postati sul *social network* Twitter per misurare le aspettative di inflazione, per costruire degli *early warning indicators* basati sul *sentiment* con cui gli utilizzatori del *social network* parlano delle



banche italiane, oppure per creare indicatori di incertezza delle politiche economiche. Nello stesso filone, si usano gli articoli di giornale per fare previsioni di alcune variabili macroeconomiche o finanziarie. Fa parte di questo gruppo anche l'analisi della comunicazione scritta di una banca centrale, con l'analisi testuale di alcune pubblicazioni ufficiali, quali ad esempio il rapporto di stabilità finanziaria o il bollettino economico, il cui *sentiment* può aiutare a prevedere alcune variabili economiche.

Tra gli esempi del secondo filone in cui si usano algoritmi di *machine learning*, si ricorda il loro utilizzo per prevedere le probabilità di *default* delle imprese italiane, oppure il loro impiego nella produzione statistica e in particolare nel processo di *data quality management*, in cui si individuano *outliers* (quei valori troppo elevati o troppo ridotti rispetto ai valori centrali della distribuzione del dato) o si trattano i *missing values*. Altri esempi riguardano l'applicazione delle reti neurali per fare previsioni di variabili quali la produzione industriale, oppure per individuare anomalie sui pagamenti che intercorrono con una controparte italiana nel sistema di pagamenti *Target2*.

Nel terzo filone si utilizzano dati ottenuti dal *web* con tecniche di *web scraping* (tecnica per estrarre informazioni da un sito web usando programmi software) o dati transazionali. Tra gli esempi di applicazioni in questo filone possiamo ricordare, ad esempio, l'utilizzo dei dati di Immobiliare.it per effettuare analisi sul mercato immobiliare italiano, oppure le ricerche effettuate su Google e ottenibili da Google Trends, che possono essere utilizzate per prevedere fenomeni come la disoccupazione.

³ M. ACCORNERO, M. MOSCATELLI, *Listening to the Buzz: Social Media Sentiment and Retail Depositors' Trust*, Banca d'Italia, Tema discussione n. 1165, 2018.

Per capire le potenzialità dei *big data* e delle tecniche di *machine learning* e *artificial intelligence*, di seguito si forniscono maggiori dettagli su alcune di queste applicazioni.

Accornero e Moscatelli (2017)³ utilizzano Twitter per costruire un indicatore di *early warning* sulle banche italiane. In particolare il lavoro analizza la relazione fra la diffusione su Twitter di notizie, opinioni e voci sulle banche italiane e la crescita dei loro depositi al dettaglio. La disponibilità in tempo reale dei commenti su Twitter e il fatto che siano prodotti, oltre che da esperti e organi di stampa, anche dai risparmiatori, li rende particolarmente utili per estrarre una misura di *sentiment* negli istituti bancari che viene calcolato usando un apposito dizionario di parole con tonalità positiva e negativa. Facendo poi ricorso ad algoritmi automatici, il lavoro analizza e classifica circa cinquecentomila tweets sulle banche italiane pubblicati tra il 2015 e il 2016. Se ne deriva un indicatore di *sentiment* nei confronti degli istituti bancari e, successivamente, si verifica la correlazione tra tale indicatore e la crescita dei depositi al dettaglio, controllando per i fondamentali economico-finanziari delle banche stesse. Dall'analisi emerge che il *sentiment* ha un potere informativo aggiuntivo rispetto all'andamento dei fondamentali per la crescita dei depositi ed è altamente correlato con le variazioni su depositi mensili delle banche, per tutte le tipologie di banche.

Il social network Twitter è stato utilizzato anche per misurare le aspettative di inflazione degli italiani in Angelico, Marcucci, Miccoli e Quarta (2021).⁴ Il lavoro propone indicatori giornalieri delle aspettative di inflazione, costruiti con tecniche di *machine learning* e di analisi testuale

⁴ C. ANGELICO, J. MARCUCCI, M. MICCOLI, F. QUARTA, *Can We Measure Inflation Expectations Using Twitter?*, Banca d'Italia, Tema discussione n. 1318, 2021.

sulla base di circa 11 milioni di messaggi (*tweets*) per un periodo di circa sei anni. Gli andamenti degli indicatori sono confrontati sia con le aspettative di inflazione mensili basate sulle indagini dell'Istat e pubblicate con un certo ritardo, sia con quelle giornaliere ottenute dai prezzi di mercato dei contratti derivati sull'inflazione (*inflation swaps*), che misurano le aspettative solo indirettamente, dato che includono un premio per il rischio non osservabile e premi per la liquidità. Il lavoro mostra che gli indicatori sulle aspettative di inflazione basati su Twitter hanno una correlazione significativa con le altre misure di aspettative di inflazione esistenti. Inoltre, tali indicatori hanno un buon potere predittivo sulle aspettative di inflazione basate sulle indagini mensili, superiore a quello delle altre fonti informative disponibili, sia all'interno del campione, sia se si fanno degli esercizi fuori dal campione (cosiddetto *out-of-sample*), provando a prevedere le aspettative dell'Istat. Essi rappresentano quindi una misura complementare delle aspettative, che è disponibile in tempo reale.

Aprigliano, Emiliozzi, Guaitoli, Luciani, Marcucci e Monteforte (2021)⁵ stimano indicatori sulla fiducia (*sentiment*) e sull'incertezza delle politiche economiche (o indicatore *Economic Policy Uncertainty, EPU*) relativi all'economia italiana, utilizzando i dati testuali di circa 1,6 milioni di articoli di quattro quotidiani dal *database* Factiva. Per la costruzione delle serie giornaliere viene impiegato un dizionario che tiene conto del contesto in cui vengono utilizzate le parole e della possibilità che alcune di esse possano cambiare il significato della frase (da

⁵ V. APRIGLIANO, S. EMILIOZZI, G. GUAITOLI, A. LUCIANI, J. MARCUCCI, L. MONTEFORTE, *The power of text-based indicators in forecasting the Italian economic activity*, Banca d'Italia, Tema discussione n. 1321, 2021.

favorevole a sfavorevole o viceversa). Per valutare l'utilità delle nuove misure di fiducia e incertezza, ottenute sia per il complesso dell'economia italiana, sia per specifici settori e temi, vengono effettuati degli esercizi sulle previsioni macroeconomiche di breve termine dell'attività economica italiana. Gli indicatori proposti riducono l'incertezza delle previsioni mensili sull'attività economica, soprattutto durante le recessioni, e abbassano l'errore di previsione di un modello di *forecasting* del PIL a frequenza settimanale.

Nel secondo filone di ricerca rientra il lavoro Moscatelli, Narizzano, Parlapiano e Viggiano (2020)⁶ in cui si utilizzano modelli di *machine learning* per prevedere la probabilità di *default* di circa 250.000 imprese italiane per il periodo che va dal 2011 al 2018. Il lavoro confronta l'accuratezza dei modelli statistici comunemente utilizzati per la previsione delle insolvenze delle imprese (come ad esempio la regressione logistica), con quella di modelli basati su algoritmi di *machine learning*, che hanno il vantaggio di catturare relazioni non lineari tra le variabili. In particolare si utilizzano i modelli basati sugli alberi decisionali come i *random forest* e i *gradient boosted trees*. I modelli basati sul *machine learning* dimostrano una migliore capacità di previsione delle insolvenze rispetto ai modelli statistici tradizionali. Questo vantaggio è più significativo quando questi ultimi utilizzano unicamente dati di bilancio e geo-settoriali. Un esercizio controfattuale di allocazione del credito basato sulle probabilità di default stimate, mostra che utilizzando modelli di *machine learning* gli intermediari registrerebbero perdite più basse rispetto ai

⁶ M. MOSCATELLI, S. NARIZZANO, F. PARLAPIANO, G. VIGGIANO, *Corporate Default Forecasting with Machine Learning, Expert Systems with Applications*, 61, 15, 2020.



modelli statistici tradizionali e, allo stesso tempo, ne deriverebbe un effetto positivo sul credito erogato all'intero sistema economico. Ciò porterebbe a quello che in economia si chiama un miglioramento paretiano, un equilibrio migliore rispetto a quello che si raggiungerebbe utilizzando metodi statistici standard.

In un altro esempio di applicazione, caratterizzato dall'utilizzo di dati testuali e di dati transazionali, Ardizzi, Emiliozzi, Marcucci e Monteforte (2019)⁷ esaminano tra l'aprile 2007 e il settembre 2016 la reazione della spesa per consumi in Italia, misurata con informazioni giornaliere relative ai pagamenti su POS con carte di debito e ai prelievi di contante dagli ATM, a un indicatore dell'incertezza sull'orientamento delle politiche economiche (EPU), costruito con l'impiego di tecniche di tipo big data a partire da dati testuali riferiti alla stampa e al social network Twitter. I risultati dimostrano che un aumento dell'incertezza sull'orientamento delle politiche economiche comprime temporaneamente i pagamenti effettuati tramite carte di debito e aumenta il rapporto tra i prelievi di contante e i pagamenti con carta, evidenziando una temporanea crescita della preferenza verso il contante in momenti caratterizzati da più alta incertezza. La risposta dei consumatori è più pronunciata nel periodo tra l'aprile 2007 e il dicembre 2013, caratterizzato da una doppia recessione.

Un ultimo esempio del terzo filone di ricerca riguarda l'analisi dei dati del mercato immobiliare utilizzando i dati settimanali di Immobiliare.it. Loberto, Luciani e Pangallo (2017) e Loberto (2019)⁸ mostrano come

l'impiego di metodologie *big data* può contribuire all'analisi del mercato delle abitazioni in Italia. Viene utilizzato un nuovo *dataset* costituito da oltre un milione di annunci di vendita, messi a disposizione da Immobiliare.it. Per ciascun annuncio sono disponibili informazioni dettagliate sulle caratteristiche della unità immobiliare, sul prezzo richiesto, sulle tempistiche di pubblicazione e di rimozione dell'annuncio e sul numero di visite alla relativa pagina web. Il periodo di osservazione va da gennaio 2015 a giugno 2017. Rispetto alle fonti statistiche utilizzate finora in letteratura, la granularità e la tempestività delle informazioni disponibili consente di distinguere tra i diversi segmenti del mercato immobiliare, differenziati – per esempio – per dimensione, stato di conservazione o valore delle unità abitative. È inoltre possibile la costruzione di indicatori di offerta e di domanda delle abitazioni, utili anche per la previsione degli andamenti del mercato immobiliare.

Questo esempio mostra anche l'utilità della collaborazione con le società private, che molto spesso detengono la maggior parte dei *big data* che possono essere di ausilio alla ricerca in campo economico. La maggior parte dei *big data* infatti non sono nella disponibilità di istituzioni pubbliche, ma vengono creati e collezionati da società private.

In conclusione, *artificial intelligence*, *machine learning* e *big data* sono strumenti importanti anche per le banche centrali. Il loro uso non è però immune da problemi e difficoltà: esistono infatti problemi di rappresentatività, di *privacy*, di qualità del dato che devono essere valutati e

⁷ G. ARDIZZI, S. EMILIOZZI, J. MARCUCCI, L. MONTEFORTE, *News and consumer card payments*, Banca d'Italia, Tema discussione n. 1233, 2019.

⁸ M. LOBERTO, A. LUCIANI, M. PANGALLO, *The potential of big housing data: an application to the Italian real-*

estate market, Banca d'Italia, Tema discussione n. 1171, 2018 e M. LOBERTO, *The rental market in Italian cities*, Banca d'Italia, Tema discussione n. 1228, 2019.

affrontati. I grossi volumi e la natura non strutturata dei *big data* possono inoltre costituire un limite per coloro che vogliono utilizzarli. È necessario avere delle piattaforme di calcolo distribuito specifiche, i cosiddetti *data lakes* che permettono la convivenza e lo sfruttamento di dati tradizionali e non tradizionali. Inoltre, sono necessarie competenze o *skills* specifici: in questo ambito si tende a parlare molto della figura del *data scientist*, ossia di un esperto di molti domini (informatica, economia, statistica, ingegneria), ma molto spesso queste competenze sono difficili da trovare in singoli individui. È fondamentale quindi adottare una strategia di cooperazione orizzontale sia tra le diverse aree di un'azienda, sia tra le risorse umane. Solo facendo collaborare gli «esperti di dominio» con competenze diverse, ma con una profonda conoscenza del *business* di interesse per l'azienda (come economisti, statistici, avvocati, ecc.) con gli ingegneri, gli informatici, i fisici e i matematici per modellare e programmare questi algoritmi di intelligenza artificiale e *machine learning*), si potrà lavorare proficuamente sui *big data*.

effettuate nel mondo dei termini “*big data*”, “*artificial intelligence*”, “*machine learning*” e “*fintech*”.

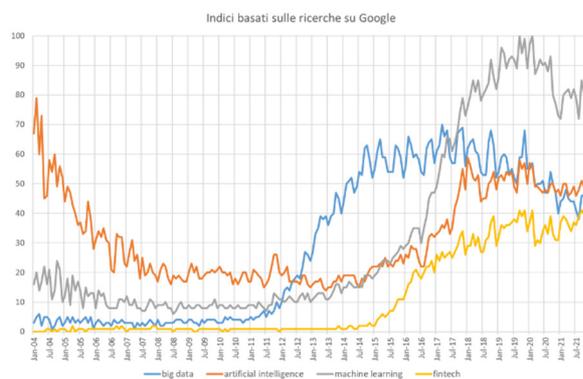


Figura 1: Indici delle ricerche effettuate su Google

Fonte: Google Trends. Dati mensili da gennaio 2004 a novembre 2021, numeri indice basati sulle ricerche



3. L'intelligenza artificiale e la vigilanza bancaria e finanziaria

Marco Bevilacqua

*Dipartimento Vigilanza Bancaria e Finanziaria, Banca d'Italia**

Qual è l'impatto che il ricorso all'intelligenza artificiale può avere nell'ambito della vigilanza bancaria e finanziaria? Per illustrarlo, farò alcuni esempi di iniziative recenti, soffermandomi in particolare sui loro obiettivi.

In breve, la Vigilanza non utilizza oggi strumenti di intelligenza artificiale ma sta sperimentando alcune applicazioni del *machine learning*, in particolare nel campo dell'elaborazione del linguaggio naturale. Valutiamo se questi strumenti possano incrementare l'efficacia e l'efficienza di alcune attività di vigilanza, specie di quelle che si basano sull'analisi di molti dati non strutturati, come per esempio i testi. Ciò avviene in stretta collaborazione con la funzione informatica e sotto la sua guida tecnica. Impone un significativo impegno anche agli esperti della vigilanza, sia nella fase di ideazione che in quella di sperimentazione.

Vi propongo due esempi relativi alle due anime dell'attività di vigilanza prudenziale, volta a preservare la sana e prudente gestione dei soggetti vigilati: la prima è quella ispettiva, la seconda è quella a distanza.

Partiamo dalla prima. Cosa succede tipicamente nell'attività ispettiva? Semplificando, il gruppo ispettivo si reca presso un intermediario, rileva delle difformità rispetto alle norme o prassi raccomandate, ne quantifica la gravità. In quest'ambito, un'esigenza molto importante è quella di assicurare parità di trattamento a situazioni analoghe. Esistono per questo

database interni che contengono tutti i rilievi registrati attraverso l'attività ispettiva nel corso del tempo. Alla redazione di un rapporto ispettivo segue tipicamente una fase di revisione post-ispettiva (o *consistency check*), volta ad assicurare la coerenza nell'approccio a situazioni che, seppur distinte, presentano profili comuni. La sperimentazione in corso mira a supportare l'ispettore nel momento in cui individui un problema e cominci a descriverlo, sulla base della propria conoscenza della normativa e delle prassi. Si sperimentano strumenti che possano assistere gli ispettori nell'individuare fattispecie tra loro analoghe e i riferimenti normativi collegati. Nell'ambito della sperimentazione hanno particolare rilievo due classi di modelli, nella “famiglia” dell'elaborazione del linguaggio naturale: l'analisi della similarità semantica tra oggetti testuali e la classificazione automatica delle informazioni che contengono. La nostra ipotesi è che un esito positivo di questa sperimentazione possa rendere più efficienti alcuni processi. La digitalizzazione attraverso strumenti di intelligenza artificiale ha notevoli potenzialità dal punto di vista della qualità del risultato e dell'efficacia, oltre che dell'efficienza. Se questa sperimentazione darà esito positivo potrebbe non solo agevolare la redazione e la revisione di un rapporto ispettivo ma anche migliorare ulteriormente la coerenza di trattamento.

Il secondo esempio è relativo alla vigilanza a distanza. Nell'ambito di questa attività si analizzano molti dati quantitativi, per esempio dati di bilancio o metriche di rischio. Tuttavia, anche dati qualitativi e non strutturati, tipicamente nella forma di testi che contengono anche numeri, tabelle e grafici, hanno un ruolo molto importante nell'analisi. Pensiamo, per

* Le opinioni espresse sono personali e non impegnano la responsabilità dell'Istituto.

Per esempio, alla documentazione prodotta dagli organi aziendali e dai comitati interni degli intermediari vigilati (relazioni, verbali, minute, *audit reports*). Si tratta di migliaia di pagine che vengono prodotte ogni anno da ciascun intermediario. L'analisi di questa documentazione è importante, sia perché può indirizzare la nostra attenzione verso questioni specifiche, sia perché fornisce elementi utili a valutare il funzionamento e la qualità della *corporate governance* all'interno dell'impresa. Il rafforzamento della *governance* è già da alcuni anni una priorità importante per l'attività di vigilanza, anche perché la sua qualità mostra un potere predittivo elevato rispetto all'andamento della situazione tecnica di un intermediario: a una cattiva *governance* corrisponde non di rado un deterioramento dei profili tecnici.

Anche in quest'ambito stiamo sperimentando l'applicazione di tecniche di *named entity recognition*, per individuare specifiche informazioni (entità) nei testi, e di *sentiment discovery*, per provare a ricavare un segnale informativo dalla documentazione aziendale. Un segnale che quindi potrebbe essere fatto di due "filamenti" e includerebbe, da un lato, l'identificazione di questioni specifiche da approfondire, dall'altro lato, ove possibile, il tenore della dialettica interna agli organi aziendali. Ho menzionato la classificazione di documenti, la *named entity recognition*, l'analisi della similarità semantica e gli strumenti di *sentiment discovery*: sono tutte tecnologie che si prestano a molte applicazioni nell'ambito dell'attività di vigilanza prudenziale.

La Banca d'Italia ha condotto sperimentazioni anche nell'ambito della vigilanza di tutela, a cura del Dipartimento Tutela ed educazione finanziaria. Queste hanno riguardato l'applicazione di tecniche di *text mining* e *machine learning* all'analisi di una particolare

categoria di testi: gli esposti che la clientela bancaria presenta alla Banca d'Italia per segnalare pratiche potenzialmente scorrette da parte degli intermediari e presunte violazioni della disciplina sulla trasparenza. La Banca d'Italia ha ricevuto nel 2020 oltre 11 mila esposti su prodotti e servizi finanziari. L'intelligenza artificiale può contribuire alla pre-analisi, quindi a migliorare l'efficienza del processo di esame di questa documentazione. Può consentire di rintracciare temi comuni e questioni ricorrenti, in modo da accelerare l'individuazione di criticità che riguardano più parti del sistema. Si valorizza così il ruolo degli esposti, non solo a supporto dell'attività di tutela ed educazione finanziaria e ma anche della vigilanza prudenziale e dell'attività normativa.

Per quanto riguarda la conduzione di queste sperimentazioni, ho già ricordato l'importanza di una stretta cooperazione interfunzionale, in particolare con la funzione informatica. All'interno del Dipartimento Vigilanza sono state individuate delle esigenze e stabilite delle priorità, che i colleghi della funzione informatica ci hanno poi aiutato a indirizzare verso una sperimentazione con obiettivi e tempi chiaramente definiti. Nella maggior parte dei casi, i modelli utilizzati sono modelli di apprendimento supervisionato (*supervised learning*): richiedono un rilevante lavoro preparatorio sui dati, che richiede il contributo degli esperti di vigilanza. Gli stessi che poi avranno un ruolo fondamentale nella validazione dei risultati degli algoritmi e, se questi strumenti dovessero entrare in produzione, nel monitoraggio delle loro prestazioni nel tempo e nella periodica individuazione di esigenze di manutenzione e aggiornamento.

Siamo ben lontani dalla sostituzione degli analisti di vigilanza con degli algoritmi. Siamo però molto interessati a capire come l'algoritmo possa

essere d'ausilio all'analista di vigilanza in specifiche fasi dell'attività, non solo per guadagnare in rapidità ed efficienza ma anche per migliorare la qualità dell'azione e conseguire benefici in termini di profondità di analisi e di uniformità di trattamento.

Di queste potenzialità sembra essere consapevole anche la Commissione europea che, nel settembre 2020, con la sua comunicazione sulla *Digital finance strategy*, ha assunto l'impegno a sostenere l'adozione di strumenti *regtech* da parte degli soggetti vigilati e *suptech* da parte dei supervisori, per rendere più efficiente anche il dialogo e lo scambio di informazioni tra le autorità e gli intermediari.

Il Meccanismo di vigilanza unico, al quale la Banca d'Italia partecipa insieme alla Banca centrale europea e alle altre autorità nazionali, guarda con interesse a queste opportunità e ha sviluppato una progettualità pluriennale che riguarda il *suptech*, ossia la digitalizzazione dei processi di vigilanza, all'interno dell'Eurosistema. In alcuni casi, gli strumenti verranno sviluppati a livello centralizzato dalla Banca centrale europea, in altri casi attraverso la collaborazione con le autorità nazionali, senza escludere che possano essere realizzati a livello decentrato, da singole autorità nazionali, per poi essere messi a disposizione della comunità dei supervisori.

Investire su iniziative come quelle che ho descritto, attraverso la collaborazione tra funzioni tecniche e istituzionali, è un investimento molto importante in conoscenza e capitale umano. Dal punto di vista del supervisore, questi progetti consentono infatti di acquisire e affinare una sensibilità sempre più importante per svolgere al meglio il nostro lavoro: la stessa che potrà aiutarci a capire se un soggetto vigilato adotti consapevolmente strumenti di intelligenza artificiale, ne comprenda i limiti e sia in grado di presidiare i

rischi. Pensate, per esempio, all'impiego di algoritmi nell'ambito dei processi di erogazione del credito: la nostra attenzione su questo fronte è sempre maggiore. La ricaduta formativa di un impegno diretto delle funzioni istituzionali nello sviluppo e nella sperimentazione delle nuove tecnologie è un vantaggio da tenere in debita considerazione.

4. L'intelligence finanziaria: tre esempi di applicazione

Domenico J. Marchetti

Unità di Informazione Finanziaria per l'Italia, Banca d'Italia*

L'Unità di Informazione Finanziaria per l'Italia riceve le segnalazioni di operazioni sospette dalle banche, le analizza e le trasmette agli organi investigativi (la Guardia di finanza e la DIA), i quali a loro volta le analizzano valutandone l'eventuale utilizzo per indagini in corso o per l'avvio di nuove indagini. Per mostrare l'uso di strumenti di intelligenza artificiale in questo tipo di attività, possiamo considerare tre progetti. Il primo, in corso e potenzialmente tra i più importanti, è un progetto di *machine learning* per la classificazione automatica delle segnalazioni di operazioni sospette. Il secondo progetto è eminentemente statistico: abbiamo costruito degli indicatori bancari di rischio di riciclaggio, volti a misurare l'esposizione al rischio di riciclaggio dei singoli intermediari bancari che possano così contribuire alla pianificazione ispettiva. Si tratta di uno strumento di grande utilità, date le scarse risorse tipicamente a disposizione delle autorità per ispezionare molti soggetti. L'ultimo progetto è quello di un indicatore di rischio di infiltrazione mafiosa per le imprese, basato sui dati di bilancio, quindi su dati pubblici delle imprese. È stato inizialmente sviluppato con metodi econometrici, ma l'Unità ne sta ora curando una possibile evoluzione con tecniche di *machine learning*.

Il primo progetto — in corso di sviluppo, come detto — è in collaborazione con i colleghi del Dipartimento informatico ed è basato su

* Le opinioni espresse sono personali e non impegnano la responsabilità dell'Istituto.

tecniche di *machine learning* e *deep learning*, finalizzato a modelli previsionali per classificare in maniera autonoma, automatica — senza l'intervento umano, dunque — le segnalazioni di operazioni sospette. La classificazione è fondamentale: l'Unità, che ha una dotazione di personale di circa 150-160 unità, di cui 80-90 analisti, riceve ben oltre 100.000 segnalazioni all'anno; è assolutamente essenziale, dunque, che queste segnalazioni siano classificate correttamente, in modo da poter approfondire l'analisi di quelle più rilevanti. Si pone, in questa fase, un grande problema di riservatezza, perché i dati sono altamente riservati: considerate che, rispetto ai dati delle segnalazioni di operazioni sospette, esistono molte 'barriere' (*Chinese walls*) che separano non solo l'Unità dalla Banca d'Italia, ma anche i diversi Servizi e le diverse Divisioni della stessa Unità. Questo progetto è sviluppato esclusivamente all'interno dell'Unità. Considerati i dati coinvolti, non poteva essere oggetto di *outsourcing*, ma neppure essere sviluppato condividendo i dati 'in chiaro' con il Dipartimento Informatica. È stato creato, dunque, un ambiente cosiddetto *blind learning environment*, in cui è possibile testare le tecniche di classificazione senza 'vedere' i dati sottostanti. Si tratta, insomma, di un «progetto nel progetto», ormai in fase di finalizzazione. Rappresenta a mio giudizio un esempio davvero importante di *machine learning*, anche perché mostra i problemi di riservatezza che lo sviluppo di queste tecniche pone, quando si applica a dati estremamente riservati.

Il secondo progetto attiene a indicatori di rischio di riciclaggio per le banche. Utilizzando dati interni all'Unità, relativi a operazioni in contanti, bonifici verso paesi a rischio e altri tipi di operazioni intrinsecamente rischiose - dati di cui



sono presentate statistiche aggregate nei nostri bollettini – sono stati costruiti degli indicatori per ognuna delle circa 500-600 banche attive in Italia. Incrociando le statistiche di tutte le banche dati, l’Unità ha confrontato ciascuna banca in una certa provincia con se stessa nelle altre province e con tutte le altre banche nella stessa provincia, ad esempio per identificare le banche che hanno una esposizione nelle operazioni in contanti o nei bonifici verso paesi a rischio o altre tipologie di strumenti di operazioni di pagamento intrinsecamente più rischiose e identificare, dunque, quelle che sono maggiormente esposte a questo rischio in confronto con i rispettivi ‘pari’ sul territorio e per tipologia di banca. Lo strumento non è particolarmente sofisticato dal punto di vista statistico: nella sua semplicità, però, è estremamente efficace nel caso dell’*intelligence* finanziaria, e in generale della supervisione bancaria, nella quale è essenziale poter indirizzare le risorse in maniera oculata. Questi indicatori vengono usati per contribuire alla pianificazione ispettiva sia dell’Unità, sia della Vigilanza della Banca d’Italia. Sono uno strumento potenzialmente prezioso, apprezzato anche in ambito internazionale e valutato positivamente nel contesto dei periodici scrutini internazionali (*Mutual Evaluation*) che si svolgono nell’ambito del GAFI (l’organismo dell’OCSE che sovrintende all’antiriciclaggio). Il sistema di indicatori è stato validato internamente mediante una collaborazione fra l’Unità e il Dipartimento di vigilanza: è nato da una proposta interna della Divisione che fa analisi, successivamente approvata dalla nostra Direzione. Il monitoraggio dei risultati avviene sempre in collaborazione fra l’Unità e il Dipartimento di vigilanza. Il monitoraggio si realizza, poi, sul campo, perché, come già ricordato, le statistiche che vengono prodotte

contribuiscono alla scelta degli intermediari da sottoporre a controllo cartolare o ispettivo. Gli indicatori danno insomma un importante contributo alla *prima* fase dei controlli di *compliance*, quando si selezionano i soggetti da controllare. È importante notare che l’indicatore è il frutto di una collaborazione tra esperti di statistica ed esperti antiriciclaggio (analisti antiriciclaggio dell’Unità e della vigilanza). Gli ‘utenti’ degli indicatori, dunque, hanno parlato con gli statistici.

Infine, l’ultimo progetto che illustro riguarda un indicatore di rischio di infiltrazione da parte della criminalità organizzata per le singole imprese, basato sui dati di bilancio. L’analisi è stata avviata a partire da un campione di circa 200 imprese, infiltrate dalla criminalità organizzata e oggetto di sequestro giudiziario; il campione, basato sui dati di ordinanze di custodia cautelare e altri provvedimenti giudiziari, è stato fornito dal ROS dei Carabinieri all’interno di una collaborazione. I ricercatori dell’Unità hanno analizzato i bilanci delle 200 imprese con gli strumenti dell’econometria: i bilanci sono stati confrontati con un campione rappresentativo dell’universo delle imprese italiane, in modo da individuare le caratteristiche di bilancio ‘tipiche’ delle imprese infiltrate. È stato quindi ottenuto un indicatore di «somialianza»: in sostanza, un indicatore che viene alimentato con i dati pubblici del bilancio di un’impresa e che restituisce il grado di somialianza tra il bilancio dell’impresa e quello di un’impresa infiltrata che opera nello stesso settore nella stessa provincia. Questo indicatore è funzionale alle attività istituzionali dell’Unità perché fornisce un ulteriore strumento per valutare le operazioni sospette a carico di una certa impresa, arricchendo lo strumentario a disposizione degli analisti. Il sistema è stato realizzato *in house* e vi è stata una prima validazione, sia interna sia in collaborazione con

Law
Bio

organi investigativi. Nell'attuale stato di sviluppo dell'indicatore è stata utilizzata l'econometria classica, ma è possibile ottimizzare l'indicatore con tecniche di *machine learning* e questa strada è attualmente in fase di esplorazione presso l'Unità.

