



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI “MEDITERRANEA” DI REGGIO CALABRIA

PROJECT WORK DecisionsLAB – Gruppo n. 1

Modelli di Machine Learning per lo studio delle Criptovalute e le dinamiche della Finanza Digitale

Project Work a cura di:

Arena Lidia

Augimeri Vittorio

Cangeri Laura

Moio Bruno

Morabito Vincenzo

Romeo Giuseppe

Spinelli Maria Alessandra

Stelitano Brigida

Turiano Simona

Valenzisi Angelo

ANNO ACCADEMICO 2023 - 2024

INDICE

INTRODUZIONE	3
CONCETTI FONDAMENTALI DI MACHINE LEARNING	5
1.1 SUPPORT VECTOR MACHINE (SVMs)	10
1.2 DECISION TREE	10
1.3 K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)	11
1.4 ELEMENTI DI DEEP LEARNING	12
INTRODUZIONE ALLE CRIPTOVALUTE E ALLA FINANZA DIGITALE	14
2.1 COSA SONO LE CRIPTOVALUTE E COME FUNZIONANO	14
2.2 LA FINANZA DIGITALE E LE DIRETTIVE EUROPEE (PSD2 E PSD3).....	16
2.3 L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE APPLICATA ALLA FINANZA DIGITALE	19
2.3.1 Aree di utilizzo dell'AI.....	19
2.3.2 Principali stakeholder.....	21
2.3.3 Scenari pratici dell'IA.....	22
APPLICAZIONE DEI MODELLI DI MACHINE LEARNING NEL SETTORE DELLA FINANZA E DELLE CRIPTOVALUTE	23
3.1 DEEP NEURAL NETWORK (DNN)	24
3.2 DEEP REINFORCEMENT LEARNING (DRL)	26
3.3 CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)	27
3.4 RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN).....	28
CONCLUSIONE	31
BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA	32

INTRODUZIONE

L'avvento del machine learning ha rivoluzionato numerosi settori, dalla medicina alla produzione, dall'e-commerce al marketing. Tuttavia, uno dei campi in cui il machine learning sta dimostrando di avere un impatto significativo è quello della finanza digitale e delle criptovalute. Questo testo offre un'esplorazione dettagliata dei modelli di machine learning applicati allo studio delle criptovalute e alle dinamiche della finanza digitale.

Il primo capitolo si concentra sui concetti fondamentali del machine Learning. Il machine learning è una disciplina informatica che permette ai sistemi di apprendere e migliorare dall'esperienza senza essere esplicitamente programmati per farlo ed ha radici negli anni '50 e '60. Dopo un periodo di stagnazione negli anni '70 e '80, il campo ha conosciuto una rinascita negli anni '90 grazie allo sviluppo tecnologico e l'introduzione di nuovi algoritmi. Oggi, l'aumento dei dati e della potenza di calcolo alimenta ulteriormente la crescita del settore. Si distinguono diverse tipologie di apprendimento, tra cui supervisionato, non supervisionato, semi-supervisionato e per rinforzo, ognuna con le proprie applicazioni e metodologie. Algoritmi comuni come le Support Vector Machines (SVM) e gli alberi decisionali sono ampiamente utilizzati per la classificazione e la regressione, mentre il deep learning, basato sulle reti neurali profonde, sta rivoluzionando il riconoscimento di immagini e la traduzione automatica.

Il secondo capitolo tratta l'argomento delle criptovalute, come Bitcoin ed Ethereum che rappresentano una nuova frontiera nella finanza digitale. Questo capitolo offre una panoramica dettagliata sul concetto di criptovaluta, la sua decentralizzazione e trasparenza, nonché il suo ruolo nell'ambito delle transazioni internazionali e delle remittanze. Si analizzano anche le direttive europee come la PSD2 e la PSD3, che hanno l'obiettivo di promuovere l'innovazione e la sicurezza nei pagamenti digitali, delineando le sfide e le opportunità del settore.

Il terzo capitolo del testo si concentra sull'applicazione dei modelli di machine learning nel settore finanziario e delle criptovalute. Si esplorano le potenzialità della Deep Neural Network (DNN), del Deep Reinforcement Learning (DRL), della Convolutional Neural Network (CNN) e della Recurrent Neural Network (RNN) nell'analizzare dati finanziari, prevedere prezzi degli asset e ottimizzare strategie di trading. Questi modelli consentono decisioni più informate agli investitori, il rilevamento delle frodi finanziarie e l'ottimizzazione delle strategie di trading, contribuendo a plasmare il futuro della finanza digitale.

In sintesi, l'intero testo si propone di offrire una panoramica completa sui modelli di machine learning applicati al settore finanziario e delle criptovalute, evidenziando le sfide, le opportunità e le prospettive future di questo campo in continua evoluzione.

CONCETTI FONDAMENTALI DI MACHINE LEARNING

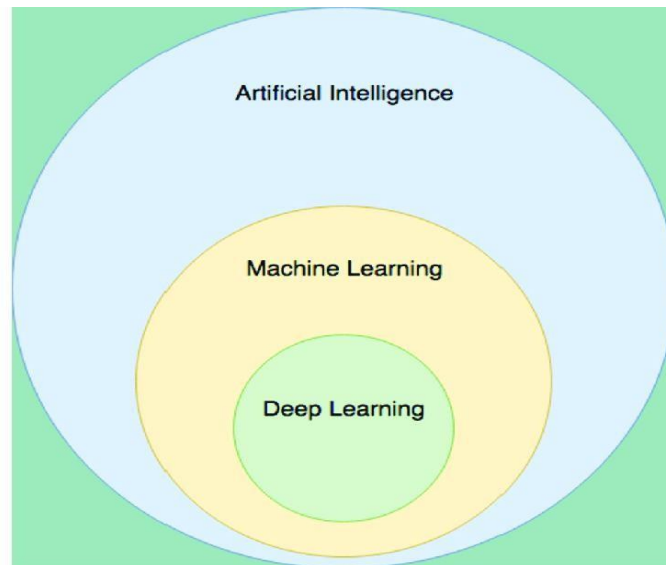
Il concetto di machine learning si riferisce alla capacità di un sistema informatico di apprendere e migliorare dalle esperienze senza essere esplicitamente programmato per farlo. Piuttosto che seguire istruzioni specifiche per eseguire un compito, un sistema di machine learning utilizza algoritmi che analizzano i dati e identificano pattern, outlier permettendo al sistema di fare previsioni o prendere decisioni basate su tali pattern.

L'analisi dei concetti fondamentali di Machine learning richiede in primo luogo un breve inquadramento storico, poiché negli anni ha avuto una notevole evoluzione sia a livello teorico, tecnico e in applicazioni nel campo reale.

Il machine learning risale agli anni '50 e '60, il primo ad introdurre il concetto di "machine learning" fu uno scienziato americano, Arthur Samuel, egli definiva il ML così: «il ML è il campo di studio che si occupa di fornire ai computer l'abilità di imparare senza essere esplicitamente programmati». Negli anni sviluppò programmi che giocavano a dama, migliorando con l'esperienza. Un altro contributo fondamentale è stato quello di Frank Rosenblatt, con il suo perceptron, un algoritmo di apprendimento per reti neurali artificiali. Negli anni '70 e '80, il machine learning ha subito un periodo di stagnazione dovuto a limitazioni tecnologiche e teoriche. Tuttavia, negli anni '90, con l'aumento della potenza di calcolo e lo sviluppo di nuovi algoritmi, come il support vector machine (SVM) e i metodi di boosting, il campo ha conosciuto una rinascita. Negli ultimi due decenni, l'esplosione dei dati e l'aumento della potenza di calcolo hanno contribuito a far crescere esponenzialmente il campo del machine learning.

Il machine learning, come ben noto ormai, è diventato onnipresente in molti settori, tra cui la medicina, la finanza, la produzione, il marketing e molto altro ancora. Le applicazioni spaziano dalla previsione del tempo alla guida autonoma, dalla raccomandazione di prodotti alla sicurezza informatica. Spesso il machine learning viene utilizzato come sinonimo dell'Intelligenza Artificiale, Deep Learning e Reti Neurali; pertanto, è necessario fare un po' di chiarezza. Un modo semplice per comprendere la relazione tra i concetti sopra menzionati è immaginarli come una serie di scatole cinesi, ciascuna contenente l'essenza del termine precedente. In questa prospettiva, l'Intelligenza Artificiale costituisce il contenitore primario, all'interno del quale troviamo il Machine Learning e, a sua volta, il Deep Learning.

Il Machine Learning rappresenta un sottoinsieme dell'Intelligenza Artificiale, mentre il Deep Learning è una sotto disciplina del Machine Learning, caratterizzata dall'utilizzo predominante di reti neurali come strumento principale. Possiamo concepire l'Intelligenza Artificiale come il campo d'indagine primario, mentre il Machine Learning e il Deep Learning sono i suoi strumenti operativi, i modelli che consentono l'applicazione pratica dei principi teorici.



Fonte: ResearchGate.net

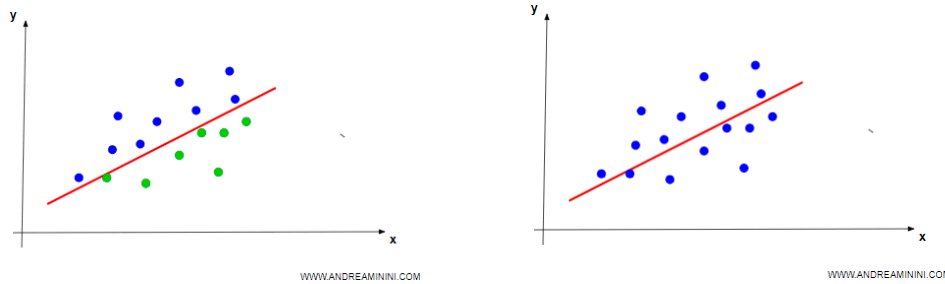
Si è soliti declinare gli algoritmi di ML in supervisionati o non supervisionati, in generale esistono 4 categorie:

- Algoritmi di machine learning supervisionati.
- Algoritmi di machine learning non supervisionati.
- Algoritmi di machine learning semi-supervisionati.
- Algoritmi di apprendimento per rinforzo.

Nell'apprendimento supervisionato, il modello è addestrato su un insieme di dati, denominato training set, dove ogni esempio è associato a una label corrispondente, cioè la soluzione. In tal modo considerando y la variabile di output e x il vettore di caratteristiche dei campioni di ingresso, il modello deve capire come predire durante la fase di addestramento y da x , stimando la probabilità $p(y|x)$. L'obiettivo di questo tipo di apprendimento è sviluppare modelli capaci di fare previsioni anche in situazioni di incertezza, consentendo di predire la variabile y quando viene presentato un nuovo input e di facilitare il processo di decision making. Questo approccio

è chiamato apprendimento supervisionato perché l'algoritmo effettua previsioni ripetute che vengono corrette da un supervisore in caso di errori, fino a quando il livello di precisione del modello non è considerato soddisfacente.

l'apprendimento supervisionato si può classificare in due ulteriori categorie in base al tipo di problema considerato: *classificazione* e *regressione*.



A sinistra la classificazione, a destra la regressione.

Nei problemi di classificazione, gli output vengono suddivisi in due categorie (classificazione binaria), o in più categorie (classificazione multi-classe) e l'output assume valori finiti. Il compito del sistema di apprendimento è quello di sviluppare un modello che assegni correttamente gli input non ancora osservati a una o più di queste categorie. In questo contesto, le risposte previste sono sempre discrete, cioè si presentano in forma di categorie o classi.

Un esempio classico di classificazione è rappresentato dai filtri antispam utilizzati nelle caselle di posta elettronica. Qui, gli input sono le e-mail e le classi sono due: "spam" e "non spam". L'obiettivo del modello è distinguere tra queste due categorie, in modo da categorizzare correttamente le e-mail nella casella di posta principale o nel filtro spam, basandosi sul contenuto e sulle caratteristiche delle e-mail stesse. Tra gli algoritmi di classificazione più comuni ci sono le Support Vector Machines (SVM), gli alberi decisionali, e le reti neurali artificiali.

L'algoritmo di regressione, invece, viene utilizzato per modellare la relazione tra una variabile dipendente (o target) e una o più variabili indipendenti (o features). L'obiettivo della regressione è predire un valore numerico continuo. Esempi comuni di algoritmi di regressione sono la regressione lineare e la regressione polinomiale.

Le applicazioni del Machine Learning supervisionato sono ampie e diversificate, coprendo una vasta gamma di settori. Uno dei campi più diffusi è il riconoscimento delle immagini. Questo

include situazioni in cui è necessario classificare oggetti presenti in immagini digitali. Le misurazioni derivano dalle caratteristiche di ogni pixel nell'immagine, con l'intensità del colore rappresentata come una delle principali misurazioni. Esempi pratici di questa tecnologia includono il rilevamento facciale e il riconoscimento dei caratteri, come implementato in strumenti come Google Lens.

Un altro settore fondamentale è quello della diagnosi medica. Qui, gli algoritmi vengono utilizzati per analizzare i parametri clinici e predire la progressione delle malattie. Utilizzando risultati di test medici, immagini diagnostiche e informazioni fisiche di base, i modelli possono contribuire alla pianificazione terapeutica, alla ricerca sui risultati e alla gestione complessiva del paziente.

In campo finanziario, come si vedrà nei capitoli successivi, è utilizzato per strategie di arbitraggio statistico. Questo approccio automatizzato al trading coinvolge una vasta gamma di titoli e si basa su dati storici e variabili economiche per implementare algoritmi di trading efficienti a breve termine.

Nell'**apprendimento non supervisionato**, l'algoritmo dispone di un dataset, dunque gli input, senza le risposte associate, ovvero gli output. Pertanto, in questo caso, essendo i dati non etichettati, il sistema prova ad imparare senza un insegnante. Il sistema non determina l'output corretto, ma esplora i dati e può trovare inferenze dai dataset per descrivere strutture nascoste da dati non etichettati. Esempi di apprendimento non supervisionato sono: il clustering, dimensionality reduction, anomaly detection.

Il clustering consiste nel suddividere i punti dati in diversi gruppi, in modo che i punti all'interno dello stesso gruppo siano più simili tra loro rispetto ai punti presenti in altri gruppi. Si tratta fondamentalmente di una procedura che raggruppa gli oggetti sulla base del loro grado di somiglianza o dissomiglianza.

La dimensionality reduction consente di semplificare i dati presenti nel dataset senza però perdere troppe informazioni; infatti, troppi dati impattano negativamente sui modelli di training e sulle performance. Si selezionano ed accorpano feature correlate in un'unica feature.

Infine, con l'utilizzo dell'anomaly detection, il sistema è allenato a classificare istanze "normali", se riceve un'istanza diversa la classifica come "anomalia". Questo strumento è molto utile nello scovare le transazioni fraudolente.

L'**apprendimento semi-supervisionato** si posiziona in un punto intermedio tra l'apprendimento supervisionato e quello non supervisionato, in quanto nel dataset sono presenti sia di dati etichettati che non etichettati per l'addestramento. I sistemi che adottano questo approccio sono

in grado di migliorare l'accuratezza dell'apprendimento. In pratica, il procedimento di base coinvolge l'utilizzo di un algoritmo di apprendimento non supervisionato per raggruppare inizialmente dati simili, seguito dall'impiego dei dati già etichettati per etichettare il resto dei dati non etichettati. Un esempio è Google foto o la galleria del nostro smartphone, il sistema riconosce che in più foto è presente il volto della stessa persona ma non la riconosce, quando noi diamo un nome a quel volto, il sistema lo etichetterà correttamente.

Nell' ***apprendimento con rinforzo***, invece l'agente prende decisioni (azioni) in base allo stato dell'ambiente e riceve un feedback (ricompensa) che indica la bontà dell'azione. L'obiettivo è massimizzare le ricompense cumulative nel tempo. Questo tipo di apprendimento si basa sull'esperienza e l'interazione dell'agente con l'ambiente, senza istruzioni esplicite sull'azione da compiere.

Il machine learning presenta vantaggi e svantaggi. Per quanto riguarda i vantaggi il ML consente di semplificare problemi che altrimenti richiederebbero un codice molto lungo con regole scritte a mano, inoltre permette di risolvere problematiche per le quali non ci sono soluzioni tradizionali alternative. Il ML si adatta rapidamente al cambiamento dei dati e, il sistema apprende nuove informazioni dai dati disponibili. Tuttavia, presenta alcuni svantaggi:

- Se i dati contengono errori l'algoritmo di machine learning non funzionerà bene.
- Overfitting, ovvero il modello funziona bene sui dati di training ma non generalizza bene.
- Underfitting, il modello è troppo semplice e non si adatta ai dati di training.
- Servono grandi quantità di dati anche per risolvere problemi semplici.

Enunciate le principali differenze tra i modelli di apprendimento e ripercorse le tappe salienti dello sviluppo del Machine Learning, riportiamo il focus della trattazione sulla categoria di apprendimento entro la quale rientra il modello utilizzato, ovvero quello supervisionato.

Lo scopo principe di un algoritmo applicato all'apprendimento supervisionato è apprendere la funzione che permette di ottenere da variabili di input X (x_1, x_2, \dots, x_n) la variabile di output y .

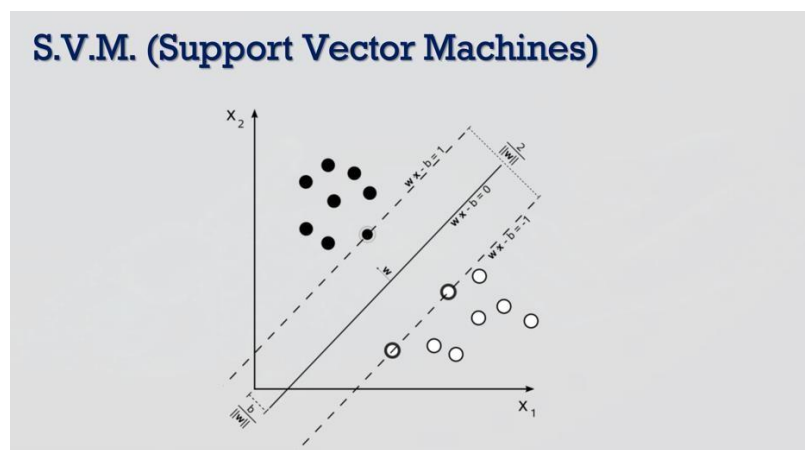
$$y = f(X)$$

L'obiettivo degli algoritmi che affrontano questa tipologia di problemi è dunque riuscire ad approssimare la funzione f in modo tale che, ogni qualvolta arrivi un nuovo dato in input, X riesca a predire la variabile di output y per il data set.

1.1 SUPPORT VECTOR MACHINE (SVMs)

Tra i modelli di apprendimento supervisionato è importante menzionare la **Support Vector Machine (SVMs)** che viene utilizzata principalmente per la classificazione. L'obiettivo delle SVM è trovare il miglior iperpiano di separazione tra diverse classi di dati. Questo iperpiano è scelto in modo che massimizzi la distanza tra i punti più vicini delle classi, chiamati vettori di supporto.

Le SVM sono efficaci in spazi ad alta dimensione e sono in grado di gestire set di dati complessi grazie alla loro capacità di gestire la cosiddetta "dimensionalità della maledizione". Possono essere utilizzate con diverse funzioni kernel per adattarsi a diverse distribuzioni dei dati e sono particolarmente utili quando il margine di separazione tra le classi è chiaro.



1.2 DECISION TREE

Un ulteriore approccio di apprendimento che si può usare sia per la classificazione che per la regressione è l'**albero decisionale**, utile per la sua facilità di interpretazione.

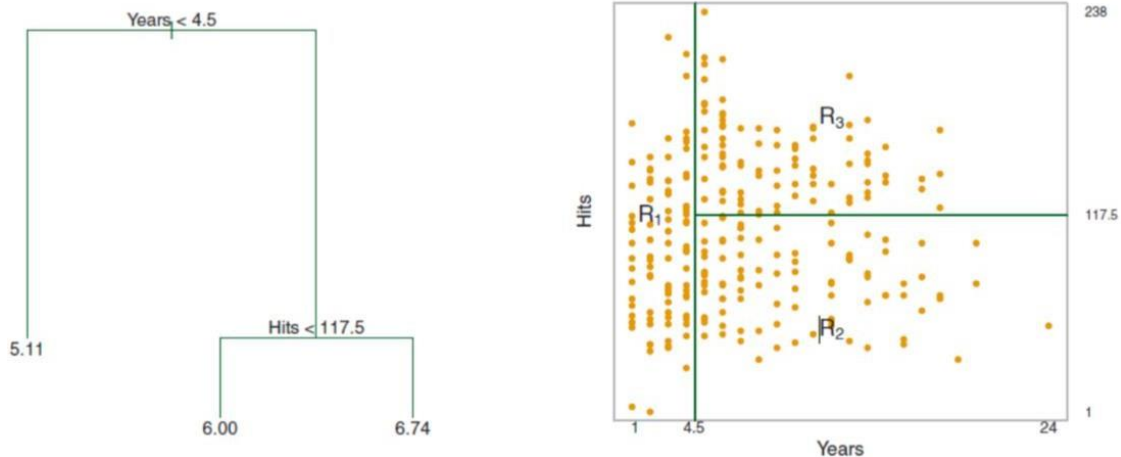
L'idea è dividere lo spazio delle features in regioni non sovrapposte. Quando arriva una nuova istanza da predire, si associa alla media dei valori che ci sono in quella regione (regressione) o alla classe più numerosa di valori che cadono in quella regione.

Ad esempio, stimare lo stipendio di un giocatore di baseball sulla base di due features. La prima feature è il numero di anni in cui ha giocato in Major League mentre la seconda è il numero di Hit effettuati lo scorso anno.

Come avviene la costruzione dell'albero decisionale?

Si sceglie una misura di errore, si seleziona una feature ed un Cut Point su quella feature. Si

misura l'errore con quel Cut Point e quella feature. Si varia il Cut Point mantenendo la stessa feature e si misura l'errore. Quindi si va a scegliere il Cut Point che produce l'errore minore per quella feature. Poi, si cambia feature e si ripete la procedura, andando infine a selezionare la feature (con il relativo Cut Point) che produce l'errore minore. Questa coppia (Cut Point-Feature) rappresenta la prima suddivisione dell'albero. Poi, si ripete il procedimento con le rimanenti feature.

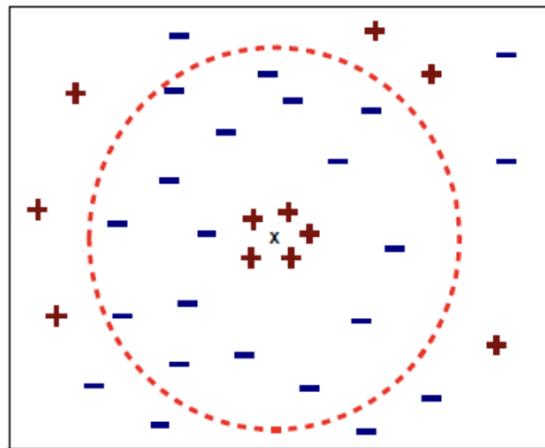


1.3 K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)

È un algoritmo di riconoscimento dei pattern basato sulla vicinanza dei dati, utilizzato per risolvere sia problemi di classificazione che regressione. I classificatori nearest-neighbor si basano sull'apprendimento per analogia e confrontano istanze di test con istanze di addestramento simili ad esse. Ponendo che le istanze di addestramento possiedono n attributi e ognuna di queste rappresenta un punto in uno spazio n -dimensionale, l'obiettivo del classificatore K-Nearest Neighbor è di identificare, all'interno dello spazio n -dimensionale, le K istanze di addestramento più vicine alle istanze di test. La «vicinanza» è solitamente definita in termini di distanza euclidea tra i punti dello spazio n -dimensionale. Dunque, se si identificano due istanze $X_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$ e $X_2 = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$, il calcolo della distanza sarà:

$$dist(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

In altre parole, i K-Nearest Neighbors di un campione X sono i campioni che hanno le K minori distanze da X. L'algoritmo K-NN appartiene alla categoria dei lazy learners (Figura 2.8). Durante la fase di addestramento si limita a storicizzare gli elementi del training set, mentre in quella di classificazione calcola la distanza tra gli elementi del training set ed il nuovo elemento. Una volta calcolate le distanze, l'algoritmo seleziona i K elementi più vicini al nuovo elemento e calcola la probabilità del dato di test di appartenere a ognuna delle classi a cui appartengono gli elementi selezionati. Il risultato finale sarà quindi la classe che possiede la probabilità maggiore, ovvero la classe più frequente nei K esempi selezionati.



1.4 ELEMENTI DI DEEP LEARNING

Molto importante è la corretta determinazione del parametro K in fase di configurazione dell'algoritmo: se troppo piccolo può essere sensibile a dati rumorosi, se troppo grande può rendere costoso e complesso il processo computazionale. Si tratta di un algoritmo di facile implementazione, ma che può causare problemi non banali in termini di costi e poca accuratezza in caso di data set di grandi dimensioni. Trova applicazione nel settore medico (e.g. misurazione del diabete, prevenzione del cancro al seno) e nei software di filtraggio dei contenuti utilizzati da siti come Amazon e Netflix.

Il Deep Learning è una branca del Machine Learning che si basa sull'utilizzo di Reti Neurali Profonde (Deep Neural Networks) e algoritmi per il pre-processamento dei dati. A differenza del cervello biologico, le Reti Neurali Artificiali hanno un numero finito di strati e connessioni con una direzione predefinita di propagazione dell'informazione.

In passato, le Reti Neurali Artificiali sono state trascurate a causa dei costi elevati, ma hanno

ricevuto maggiore attenzione con gli investimenti significativi delle grandi aziende informatiche. Il 2012 è stato un anno importante per il Deep Learning, con il professor Geoffrey Hinton che ha presentato risultati eccezionali all'ImageNet contest, dimostrando il riconoscimento automatico di immagini senza intervento umano.

Il Deep Learning richiede set di addestramento molto grandi, beneficiando dell'avvento dei Big Data e del calcolo parallelo basato su GPU. Tuttavia, gli algoritmi di Deep Learning sono sensibili al bias e possono essere influenzati da etichette errate.

Le applicazioni del Deep Learning sono diffuse nella vita quotidiana, dalla customer experience migliorata nelle aziende alla traduzione automatica di testi online, fino alle auto autonome e alla Computer Vision. In campo medico, il Deep Learning è utilizzato per analizzare radiografie e creare modelli tridimensionali utili per diagnostiche più accurate.

INTRODUZIONE ALLE CRIPTOVALUTE E ALLA FINANZA DIGITALE

2.1 COSA SONO LE CRIPTOVALUTE E COME FUNZIONANO

Una criptovaluta - nota anche come crypto - è una valuta digitale progettata per funzionare come mezzo di scambio, utilizza la crittografia per proteggere e verificare le transazioni, nonché per controllare la creazione di nuove unità. Le criptovalute non esistono in forma fisica, ma risiedono invece solo su internet, sono considerate token virtuali, il cui valore è deciso dalle forze di mercato create da coloro che cercano di acquistarle o venderle. Esse si generano attraverso un processo noto come mining oppure attraverso il processo di staking che consiste nel bloccare parte dei propri fondi ricevendo in cambio un interesse.

Alcune delle funzionalità uniche delle criptovalute includono:

- **Decentralizzazione**

La sua natura decentralizzata facilita le transazioni peer-to-peer (P2P) direttamente tra le singole persone. Invece di portafogli fisici e conti bancari, le persone accedono alle loro criptovalute attraverso crypto wallet personali o exchange crypto. Molte criptovalute si basano sulla tecnologia blockchain, ovvero un libro mastro distribuito e gestito da una rete di computer e funzionano senza il controllo di una banca centrale o di un governo. Infatti le criptovalute si distinguono dalle valute fiat - come il dollaro statunitense o la sterlina britannica- perché non sono emesse da alcuna autorità centrale, il che le rende potenzialmente immuni da interventi o manipolazioni governative.

- **Trasparenza e immutabilità**

La tecnologia blockchain registra tutte le transazioni su un registro trasparente e a prova di manomissione. Pertanto, una volta aggiunta alla blockchain, una transazione può essere visualizzata da chiunque e non può essere alterata o cancellata.

- **Programmabilità**

Molte criptovalute, come ETH sono programmabili, consentono agli sviluppatori di implementare smart contract per creare applicazioni decentralizzate e altre soluzioni innovative sulle blockchain.

- **Internazionalità**

Le criptovalute sono facilmente trasferibili e scambiabili a livello globale, questo consente alle persone di utilizzarle per transazioni internazionali e rimesse.

- **Offerta di monete predefinita**

Molte criptovalute hanno un'offerta di monete limitata, il che significa che i team dietro di esse creerà un numero finito di monete. Questo aspetto deflazionistico relativo alle criptovalute può, nel tempo stesso, essere potenzialmente positivo, poiché la scarsità guida la domanda. Al contrario, le valute fiat sono spesso inflazionistiche perché le banche centrali possono stampare più denaro.

Tra la miriade di criptovalute, quattro famosi esempi sono:

1. **BITCON (BTC):** è una criptovaluta più conosciuta. Utilizza un meccanismo di consenso chiamato Proof of Work(PoW), in cui i miner competono per convalidare le transazioni e mantenere la rete in funzione.
2. **ETHER (ETH):** è la seconda criptovaluta più popolare che consente la programmabilità tramite gli smart contract.
3. **BNB:** fornisce un ambiente per la creazione di smart contract e Dapp, e presenta commissioni di transazione più basse e tempi di elaborazione più rapidi rispetto a molte altre blockchain.
4. **TETHER (USDT):** sono criptovalute progettate per mantenere un valore costante rispetto a un aspetto che funge da riserva di valore, come una valuta fiat.

Come per altri aspetti finanziari, investire in criptovalute può essere rischioso e può comportare perdite finanziarie, per questo è importante iniziare a investire con piccoli investimenti e unirsi a una comunità crypto è un modo eccellente per rimanere aggiornati. Scegliere un exchange di criptovalute conosciuto e sicuro, e impostare ordini stop-loss per limitare le potenziali perdite e ottenere dei profitti.

2.2 LA FINANZA DIGITALE E LE DIRETTIVE EUROPEE (PSD2 E PSD3)

Negli ultimi decenni la rivoluzione digitale ha riformato le modalità con le quali i consumatori e le imprese si avvicinano ai prodotti e ai servizi finanziari. La crescente interazione tra tecnologia, finanza e intelligenza artificiale, ha riconfigurato l'industria finanziaria, portando così alla nascita di piattaforme innovative. Si parla sempre più spesso di finanza digitale o di tecno- finanza, con tale termine si intende “l'applicazione delle tecnologie digitali alle attività finanziarie”¹.

La finanza digitale si basa sull'applicazione di tecnologie come intelligenza artificiale, blockchain, cloud computing, questo può includere servizi bancari online, pagamenti digitali, criptovalute, trading online, prestiti peer-to-peer e altre forme di intermediazione finanziaria che si basano su piattaforme digitali. Nell'ambito di tecnologie digitali e mondo Finance non possiamo non parlare di Fintech. L'osservatorio Fintech e Insurtech (che si occupa di delineare le direttrici di sviluppo digitale più rilevanti nel settore finanziario) considera come Fintech tutte le innovazioni digitali in ambito finanziario, a prescindere da quale sia l'attore che sviluppa ed eroga il prodotto o servizio. Vengono studiati infatti sia gli attori tradizionali del settore sia i nuovi entranti quali startup, BigTech e aziende di altri settori: “il termine Fintech nasce dalla contrazione di Finance (Fin) e Technology (Tech), a indicare le due radici forti a cui fare riferimento. Con l'accezione più ampia del termine si intende un qualunque utilizzo di strumenti digitali applicati in ambito finanziario. In altri casi Fintech è utilizzato per indicare solamente le startup operanti in tale contesto”². La finanza digitale offre una serie di vantaggi che riguardano sia gli individui che le imprese: essa permette un accesso più semplice e veloce ai servizi finanziari, consentendo di effettuare transazioni, pagamenti e gestire il proprio denaro da qualsiasi luogo; promuove l'efficienza operativa, riducendo i costi associati all'erogazione dei servizi finanziari attraverso l'automazione dei processi e la digitalizzazione delle operazioni; offre una maggiore personalizzazione dei servizi finanziari, consentendo alle imprese di adattare le loro offerte in base alle esigenze e preferenze del cliente. Lo sviluppo sempre crescente delle Fintech ha un impatto molto significativo sull'economia, sulle imprese e sulla vita quotidiana creando un settore finanziario competitivo; per tale motivo, l'UE ha determinato delle regole che assicurano la stabilità finanziaria e la protezione dei consumatori incoraggiando così l'innovazione digitale.

¹ Consiglio europeo, <https://www.consilium.europa.eu/it/policies/digital-finance/#what>.

² Definizioni a cura di Osservatorio Fintech e Insurtech, https://blog.osservatori.net/it_it/fintech-significato.

Il principale quadro normativo a cui far riferimento è la Payment Services Directive 2 (PSD2). Con tale direttiva il legislatore europeo intende rinforzare la tutela dei fruitori dei servizi di pagamento, aumentare la sicurezza e la trasparenza, rendere il settore più efficiente e innovativo. L'obiettivo è quello di contribuire alla diffusione dei servizi di pagamento elettronici agendo su tre leve fondamentali:

- un mercato dei pagamenti europeo più integrato ed efficiente;
- condizioni di parità per i fornitori di servizi di pagamento;
- sicurezza delle transazioni e tutela dei consumatori.

La direttiva si rivolge ai fornitori di servizi di pagamento, indirizza un'estensione del terreno di competizione dei pagamenti digitali, permettendo la nascita di servizi innovativi per l'accesso ai conti e favorendo la creazione di nuovi player, cosiddetti TPP (Third Party Payment Services Provider) che possono competere, o meglio cooperare, con i player tradizionali (banche, poste, istituti di pagamento, istituti di moneta elettronica). La direttiva prevede che le banche concedano ai TPP un accesso sicuro ai conti dei clienti e alle informazioni sui pagamenti, allo scopo di realizzare un mercato europeo dei pagamenti più efficiente. I soggetti da tutelare vengono divisi in tre macro categorie: consumatori, microimprese e i terzi, coloro che per esclusione non sono rappresentati nei punti precedenti. I cambiamenti più interessanti introdotti dalla normativa europea sono sostanzialmente due:

- l'apertura a nuovi servizi (Account Information, Payment Initiation e Card Issuing) e la relativa identificazione di nuovi attori (AISP, PISP e CISP) che potranno dialogare e interagire direttamente con i conti correnti dei cittadini europei (Open API);
- la ridefinizione dei metodi di autenticazione legittimi per effettuare transazioni finanziarie (Strong Customer Authentication o Autenticazione Forte del Cliente).

I principali cambiamenti riguardano i fenomeni dell'Open Banking e delle Open API. I servizi pensati dal regolatore sono fondamentalmente tre:

- il servizio di Account Information che permette al cliente di accedere al saldo dei propri conti correnti tramite applicazioni diverse da quelle bancarie;
- il servizio di Payment Initiation che consente al cliente di autorizzare un trasferimento di denaro senza l'uso di carte di credito tramite applicazioni e servizi che si appoggiano direttamente sul suo conto corrente;
- il servizio di Card Issuing che autorizza il cliente all'utilizzo di una carta di pagamento emessa da un attore diverso dalla propria banca e che, similmente al classico Bancomat, si appoggia direttamente sul suo conto corrente.

Con l'introduzione della PSD2 si è allargato dunque lo scenario competitivo e crescono le opportunità di collaborazione tra le banche e i nuovi attori abilitati dall'Open API, come startup, aziende Fintech e NewCo.³ La PSD2 ha avuto in impatto significativo nell'ambito dei pagamenti elettronici in Europa, promuovendo un ambiente più dinamico e competitivo, ma anche più sicuro e protetto per i consumatori e le imprese. Essa rappresenta l'inizio di un lungo percorso nel settore della finanza digitale che ha portato alla proposta di una PSD3. La proposta riguarda:

la licenza e supervisione delle istituzioni che forniscono servizi di pagamento in qualità di Prestatori di Servizi di Pagamento (PSP);

- fornisce definizioni chiave e allinea termini con un Regolamento accompagnatorio chiamato PSR Payment Service Regulation;
- gli istituti di moneta elettronica (gli "IMEL") vengono integrati come sottocategoria degli istituti di pagamento;
- include norme sui servizi di prelievo di contanti forniti dai retailers (ad esempio un supermercato) e dai gestori indipendenti di ATM;
- introduce la possibilità per gli istituti di pagamento di tutelare i fondi in un conto presso una banca centrale e di evitare il rischio di concentrazione nei fondi tutelati.
- mantiene invariate le disposizioni riguardanti agenti, filiali e outsourcing, ma aggiunge una definizione di distributori di moneta elettronica;
- mantiene in gran parte invariate le disposizioni sulla fornitura transfrontaliera di servizi e la loro supervisione;

L'altra grande novità discussa insieme alla PSD3 è il framework FIDA sull'accesso ai dati finanziari, è una proposta normativa che intende regolare l'accesso, la condivisione e l'utilizzo dei dati dei clienti nel settore finanziario.

La direttiva è stata discussa il 28 Giugno 2023 ed è entrata in vigore 20 giorni dopo la sua pubblicazione e gli stati membri hanno a disposizione 18 mesi per recepirla. Tali direttive oltre ad avere un grande impatto nel settore finanziario hanno un impatto molto significativo sulla cittadinanza digitale, questo vuol dire maggiori opportunità e capacità per i cittadini di partecipare alla società tramite strumenti digitali, incentivando così una maggiore partecipazione dei cittadini alle attività economiche digitali⁴.

³ I. ASARO, "PSD2, cos'è la direttiva europea sui pagamenti digitali", in Osservatorio Fintech e Insurtech, https://blog.osservatori.net/it_it/psd2-direttiva-pagamenti-cosa-cambia, 16 Novembre 2023.

⁴ R. GARAVAGLIA, "PSD3 e Fida, ecco il nuovo corso europeo su pagamenti e finanza digitali", in agenda

2.3 L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE APPLICATA ALLA FINANZA DIGITALE

L'applicazione dell'intelligenza artificiale nel settore finanziario, nota come fintech, è un campo in continua espansione che sfrutta una serie di tecnologie, principalmente algoritmi di machine learning. Questi strumenti consentono alle istituzioni finanziarie di ottimizzare molteplici attività, come l'analisi dei dati, le previsioni, la gestione degli investimenti, la valutazione del rischio e la prevenzione delle frodi, oltre a migliorare il servizio clienti.

L'introduzione dell'AI sta portando una significativa modernizzazione nel settore finanziario, sostituendo processi bancari tradizionalmente manuali con soluzioni automatizzate. Questo permette una comprensione più approfondita dei mercati finanziari e favorisce l'interazione con i clienti in modo più simile all'esperienza umana, migliorando così l'efficienza complessiva.

Inoltre, l'AI sta rivoluzionando la gestione degli investimenti, grazie alla sua capacità di elaborare enormi quantità di dati in tempo reale e fornire approfondimenti dettagliati. Attraverso l'analisi dei pattern nei dati delle transazioni, le soluzioni basate sull'AI aiutano le istituzioni finanziarie a gestire meglio il rischio, implementando misure di sicurezza, prevenendo frodi e garantendo la conformità normativa.

Un altro impatto significativo dell'AI nel settore finanziario riguarda l'interazione con i clienti. Grazie alla sua capacità di analizzare il comportamento dei clienti e le loro preferenze, l'AI consente di offrire un servizio clienti più personalizzato e tempestivo, migliorando la valutazione del credito e promuovendo lo sviluppo di prodotti e servizi innovativi.

2.3.1 Aree di utilizzo dell'AI

L'intelligenza artificiale (AI) è utilizzata in diverse aree chiave nel settore finanziario, rivoluzionando il modo in cui le istituzioni operano e interagiscono con i clienti:

- **Trading algoritmico:** L'AI sviluppa algoritmi in grado di analizzare il mercato e dati storici, eseguendo operazioni più veloci degli operatori umani.
- **Automazione ed efficienza:** automatizza attività ripetitive e complesse, migliorando la velocità e l'accuratezza nell'elaborazione dei dati.

- Vantaggio competitivo: favorire l'innovazione, consentendo alle istituzioni finanziarie di restare competitive nel panorama tecnologico.
- Conformità normativa: automatizza il monitoraggio e il reporting per garantire la conformità alle normative.
- Credit scoring: Utilizza una vasta gamma di dati, incluso l'attività online, per valutare il rischio creditizio dei clienti.
- Riduzione dei costi: Riduci i costi operativi automatizzando le attività manuali.
- Servizio clienti: Chatbot e assistenti virtuali offrono assistenza personalizzata e continua, migliorando l'esperienza del cliente.
- Analisi dei dati: Analizza grandi quantità di dati per estrarre insight e tendenze, supportando decisioni più informate.
- Rilevamento delle frodi: Identifica modelli sospetti nelle transazioni finanziarie per prevenire frodi e attacchi informatici.
- Elaborazione dei prestiti: Migliora la valutazione del rischio e semplifica il processo di approvazione dei prestiti.
- Finanze personali: Aiuta le persone a gestire le proprie finanze attraverso consigli personalizzati basati su obiettivi e modelli di spesa.
- Gestione del portafoglio: Analizza le condizioni di mercato per ottimizzare i portafogli di investimento.
- Analitica predittiva: Prevede tendenze di mercato, rischi potenziali e comportamento dei clienti.
- Gestione del rischio: valuta e gestisce i rischi finanziari in modo più efficace.
- Analisi del sentiment: Valuta il sentiment del mercato attraverso fonti di informazioni varie, influenzando le decisioni finanziarie.

2.3.2 Principali stakeholder

Nel settore finanziario, diversi stakeholder giocano un ruolo cruciale nell'implementazione e nell'utilizzo dell'AI:

- Revisori e team di controllo interno: Responsabili della valutazione dei sistemi AI, conducono audit per garantire conformità, efficienza e accuratezza.
- Chief Information Officer (CIO) e Chief Technology Officer (CTO): Supervisor dell'infrastruttura tecnica, prendono decisioni cruciali sull'implementazione e sulla sicurezza dell'AI.
- Clienti: La soddisfazione dell'utente è fondamentale per instillare fiducia nell'organizzazione finanziaria e nelle sue applicazioni AI.
- Sviluppatori: Responsabili della progettazione e implementazione dei sistemi AI, devono garantirne l'accuratezza e l'efficacia.
- Ethics e Diversity Officer: Incaricati di promuovere l'equità e l'inclusività nell'uso dell'AI, combattendo i pregiudizi e garantendo una pratica etica.
- Dirigenti e Consiglio di amministrazione: Prendono decisioni strategiche sull'implementazione e sulla gestione delle iniziative AI.
- Organizzazioni finanziarie: Utilizzano l'AI per migliorare il rilevamento delle frodi, la gestione del rischio, le strategie d'investimento e il servizio clienti.
- Team legale: Collabora con le autorità di regolamentazione per garantire la conformità legale delle applicazioni AI.
- Team di gestione del rischio: monitorare l'efficacia dei sistemi AI utilizzati per valutare e mitigare i rischi finanziari.

2.3.3 Scenari pratici dell'IA

L'intelligenza artificiale sta rivoluzionando diversi settori finanziari, migliorando l'efficienza operativa, il processo decisionale e l'esperienza complessiva dell'utente. Ecco alcuni esempi:

- Servizio clienti: L'AI conversazionale e l'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) alimentano i chatbot bancari, consentendo ai clienti di accedere alle informazioni sul conto in modo rapido ed efficiente, 24 ore su 24.
- Prevenzione degli attacchi informatici: Utilizzando la scienza dei dati, l'AI analizza modelli e tendenze per rilevare attività sospette e avvisare le aziende di potenziali minacce informatiche.
- Pianificazione finanziaria: i robo-advisor utilizzano algoritmi sofisticati per offrire consulenza d'investimento personalizzata, basata sugli obiettivi dei clienti, sulla loro tolleranza al rischio e sulle condizioni di mercato, in modo conveniente ed efficiente.
- Rilevamento e prevenzione delle frodi finanziarie: Il deep learning viene impiegato per analizzare i modelli di spesa dei clienti e attivare avvisi in caso di comportamenti insoliti, contribuendo così a prevenire le frodi finanziarie.
- Idoneità al prestito: Gli istituti di credito utilizzano reti neurali per analizzare rapidamente i dati e determinare l'affidabilità creditizia dei clienti, migliorando il processo di valutazione del rischio e l'erogazione dei prestiti.
- Trading: Le società di investimento sfruttano l'AI per il trading algoritmico, che permette di eseguire operazioni ad alta velocità basate su dati in tempo reale e tendenze di mercato, ottimizzando così le strategie di investimento⁵.

⁵ M. FINIO E A. DOWNIE, “L'intelligenza artificiale nel settore finanziario”, in IBM, www.ibm.com/it-it/topics/artificial-intelligence-finance, 8 Dicembre 2023.

APPLICAZIONE DEI MODELLI DI MACHINE LEARNING NEL SETTORE DELLA FINANZA E DELLE CRIPTOVALUTE

Come evidenziato nel capitolo 1, il Machine Learning è un settore che negli ultimi anni sta rivestendo un ruolo di fondamentale importanza. Attraverso tale strumento è infatti possibile studiare diversi fenomeni, tra cui anche le dinamiche che avvengono nel settore dell'economia finanziaria in quanto attraverso tali algoritmi è possibile offrire nuove prospettive e nuovi approcci per l'analisi dei dati e all'attività del decision maker.

Questo capitolo analizza il ruolo sempre più centrale che i modelli di machine learning stanno assumendo nel settore finanziario, analizzando le loro applicazioni e il loro funzionamento.

Nello specifico, tali modelli si inseriscono nel contesto del Deep Learning⁶ e tra più utilizzati si evidenziano i seguenti:

- **DEEP NEURAL NETWORK (DNN)**, una rete neurale progettata per apprendere rappresentazioni complesse di dati;
- **DEEP REINFORCEMENT LEARNING (DRL)**, un algoritmo che combina il deep learning con l'apprendimento con rinforzo, al fine di far prendere al sistema decisioni che vengono considerate ottimali mediante tentativi;
- **CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**, un tipo di rete neurale che utilizza filtri convoluzionali per rilevare pattern e caratteristiche significative all'interno dei dati di input;
- **RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**, progettata per lavorare con dati sequenziali come serie temporali.

Come vedremo nei paragrafi successivi, questi algoritmi trovano larga applicazione in economia finanziaria. Questo in quanto si tratta di un settore che comprende al suo interno ulteriori sub-settori come quello dei mercati finanziari in generale, ma anche quello della finanza aziendale che necessitano di analisi specifiche e sempre più approfondite. Generalmente i dati selezionati provengono principalmente da database e siti Internet e l'intervallo temporale considerato può comprendere anche diversi anni.

⁶ Branca dell'intelligenza artificiale che si basa su reti neurali composte da più strati di neuroni artificiali disposti in modo gerarchico.

Proprio per questo motivo, i modelli di deep learning che andremo ad analizzare vengono utilizzati per prevedere l'andamento dei prezzi delle azioni o delle criptovalute ma anche per identificare modelli di trading ottimali.

Naturalmente il modello da utilizzare varia a seconda del tipo di obiettivo che si vuole raggiungere e del tipo di fenomeno che si vuole studiare, in quanto ogni modello presenta caratteristiche e funzioni specifiche, adatte al raggiungimento di obiettivi vari. Per fare qualche esempio, se volessimo considerare gli effetti delle informazioni a lungo termine, potremmo far riferimento ai modelli di RNN, che sono adatti a prevedere il prezzo delle azioni; del pari, si può utilizzare un modello di CNN se le informazioni riguardano un processo di stima; ancora, nell'ambito del trading i modelli di DRL sono quelli più adatti.

Perciò, grazie alle sue caratteristiche, il Deep Learning presenta numerose applicazioni nella ricerca economica, tant'è che il c.d. "Deep Learning di base" viene spesso combinato con il "Deep Learning ibrido", come vedremo nei paragrafi successivi, e questo al fine di accelerare il processo di ricerca economica.

3.1 DEEP NEURAL NETWORK (DNN)

I Deep Neural Networks sono modelli di apprendimento automatico ispirati al funzionamento del cervello umano, ampiamente impiegati per gestire problemi di previsione basati su grandi quantità di dati.

La loro architettura multi-strato consente loro di apprendere complessi insiemi di dati e di individuare relazioni e pattern ricorrenti.

La struttura dei DNN è costituita da tre tipi di strato di rete:

- **LIVELLO DI INPUT:** rappresenta i dati input forniti al modello.
- **LIVELLI NASCOSTI:** il nucleo della rete neurale, dove neuroni interconnessi tramite pesi vengono iterativamente aggiornati durante il processo di addestramento per ridurre l'errore tra l'output previsto e quello reale. Questo processo aiuta a identificare strati stabili, filtri non validi, input non elaborati e guida la struttura della rete.
- **LIVELLI DI USCITA:** in questo step finale si crea l'output desiderato dal modello, come ad esempio una classificazione di dati.

I livelli sono completamente connessi ed ognuno esegue un effetto specifico di ordinamento, tramite un processo chiamato "gerarchia di rappresentazione".

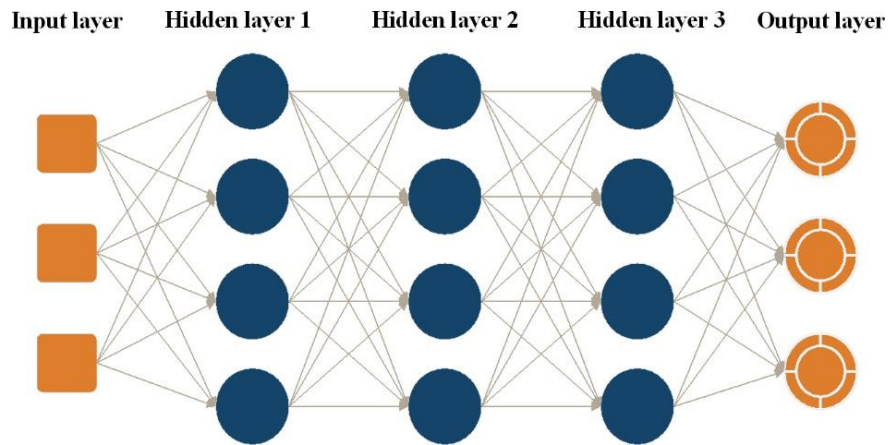


Fig. 3.1 – Architettura del modello DNN

I Deep Neural Networks hanno dimostrato di essere estremamente efficaci in una vasta gamma di compiti di apprendimento automatico. Come, ad esempio, il riconoscimento di immagini, elaborazione del linguaggio naturale, previsione e analisi dei dati.

Il processo di utilizzo di un Deep Neural Network coinvolge cinque fasi:

- 1) **INIZIALIZZAZIONE DEI PESI:** È il processo di assegnazione di valori iniziali ai parametri (pesi e bias) di una rete neurale, prima che inizi il processo di addestramento.
- 2) **FORWARD PROPAGATION:** I dati di input vengono passati in avanti tramite la rete, e le attivazioni di ogni neurone vengono calcolate utilizzando una funzione di attivazione;
- 3) **CALCOLO DELL'ERRORE:** Si calcola la differenza tra l'output previsto e desiderato;
- 4) **BACKPROPAGATION:** L'errore viene propagato all'indietro e vengono aggiornati i pesi delle connessioni utilizzando un algoritmo di ottimizzazione, come ad esempio la discesa del gradiente.
- 5) **RIPETIZIONE:** Questo processo viene ripetuto per numerosi cicli, fino a quando l'errore raggiunge un livello accettabile o fino a quando il modello smette di migliorare.

Il successo dei Deep Neural Networks deriva dalla loro capacità di apprendere rappresentazioni complesse e di sfruttare automaticamente le relazioni nei dati, rendendoli strumenti fondamentali in numerose applicazioni dell'Intelligenza Artificiale.

Un'applicazione interessante di questi modelli è nel campo della finanza e delle criptovalute. Grazie alla loro capacità di elaborare grandi quantità di dati e individuare pattern complessi, i

Deep Neural Networks consentono agli investitori di prendere decisioni più informate e tempestive.

Un altro utilizzo molto interessante in questo campo è incentrato sul rilevamento delle frodi e delle anomalie nelle transizioni finanziarie, sia tradizionali che nelle criptovalute.

Ciò si realizza inserendo nell'algoritmo modelli di transizioni passate, per allenarlo a riconoscere i comportamenti sospetti generati dalle attività fraudolente.

3.2 DEEP REINFORCEMENT LEARNING (DRL)

Il Deep Reinforcement Learning (DRL) è un campo dell'intelligenza artificiale usato per descrivere e risolvere i problemi in cui gli agenti adottano la strategia di apprendimento per massimizzare il ritorno o realizzare alcuni obiettivi specifici nel processo di interazione con l'ambiente.

All'interno del DRL, si integrano due approcci principali dell'IA: il Deep Learning e il Reinforcement Learning.

Nel Deep Learning, le reti neurali profonde, caratterizzate da strati multipli, apprendono rappresentazioni complesse dei dati, consentendo di riconoscere modelli senza una programmazione esplicita.

Il Reinforcement Learning, invece, comporta un agente che esplora un ambiente, osservando le conseguenze delle sue azioni e ricevendo ricompense o penalità. L'obiettivo posto all'agente è quello di massimizzare la somma delle ricompense nel lungo periodo.

Durante questo processo, l'esperienza è fondamentale: l'agente apprende interagendo con l'ambiente e aggiornando i pesi della rete neurale per massimizzare le ricompense nel tempo. Questo avviene mediante l'apprendimento tramite gradiente, dove si minimizza l'errore tra le previsioni della rete e le ricompense effettive.

Nel Deep Reinforcement Learning queste due tecniche sono integrate, utilizzando reti neurali profonde per apprendere strategie ottimali per problemi decisionali sequenziali. Questo ha portato a progressi significativi in molte applicazioni, dalla creazione di agenti intelligenti per videogiochi complessi all'ottimizzazione di sistemi di controllo per robot autonomi.

In particolare, nel contesto della finanza e delle criptovalute, il Deep Reinforcement Learning offre una prospettiva innovativa per analizzare i mercati finanziari ed ottimizzare le strategie di investimento degli agenti economici.

Ad esempio, può essere utilizzato per prevedere i prezzi degli asset, riconoscendo pattern e

tendenze su grandi quantità di dati in tempi più brevi rispetto agli approcci convenzionali. Operazione che anche un umano potrebbe portare a termine, ma allungando di molto le tempistiche.

Inoltre, un altro esempio da considerare è l'impiego del DRL per ottimizzare strategie di trading. Gli agenti di reinforcement learning possono apprendere a massimizzare il rendimento del portafoglio scegliendo quando comprare, vendere o mantenere gli asset in base alle fluttuazioni di mercato. Questo può includere la diversificazione degli investimenti e la gestione dei rischi nelle strategie di portafogli finanziari.

Nel settore delle criptovalute, il DRL trova applicazioni nell'analisi dei mercati altamente volatili, utilizzando dati sui prezzi, notizie finanziarie e indicatori di mercato per addestrare le reti neurali profonde. Per utilizzare questo paradigma, bisogna imparare ad addestrare le reti neurali profonde su dati dei prezzi, notizie finanziarie ed indicatori di mercato legati alle monete digitali.

3.3 CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Le Convolutional Neural Networks (CNN) sono un tipo di rete neurale profonda comunemente utilizzata per l'analisi di immagini e video. Si basano sul concetto di convoluzione, che coinvolge l'applicazione di filtri a una matrice di dati per estrarre caratteristiche significative. Il nome Convolutional Neural Networks deriva dal fatto che tali reti utilizzano un'operazione matematica lineare chiamata convoluzione. Di conseguenza, una rete neurale classica che implementa operazioni di convoluzione in almeno uno dei suoi strati, viene definita Convolutional.

Gli strati composti da operazioni di convoluzione prendono il nome di Convolutional Layers, ma non sono gli unici strati che compongono una CNN: la tipica architettura prevede infatti l'alternarsi di Convolutional Layers, Pooling Layers e Fully Connected Layers. Rispetto ad altre strutture di reti neurali, la CNN richiede relativamente pochi parametri, il che le consente di essere ampiamente utilizzata e di ottenere una maggiore efficienza computazionale.

Le CNN sono composte da strati di convoluzione seguiti da strati di pooling, che riducono progressivamente la dimensione dei dati. Questi strati sono seguiti da uno o più strati completamente connessi per la classificazione finale. Le CNN sono particolarmente efficaci nel riconoscimento di pattern visivi complessi e sono ampiamente impiegate in applicazioni come il riconoscimento facciale, la classificazione di immagini e la guida autonoma.

Le Convolutional Neural sono reti neurali specializzate nel processamento di dati che presentano una struttura a griglia. Alcuni esempi sono le serie storiche (che possono essere pensate come una griglia monodimensionale di campionamento ad intervalli di tempo regolari), le immagini in bianco e nero (griglia bidimensionale dove il singolo valore rappresenta l'intensità del pixel in scala di grigi).

La CNN ha risolto con successo il problema della classificazione dei caratteri scritti a mano, attirando rapidamente l'attenzione dei ricercatori di computer vision. In altri campi, la CNN è stata generalmente applicata al trattamento del linguaggio naturale, ai sistemi di accomandazione, alla scienza del telerilevamento, ottenendo anche eccellenti risultati.

La CNN è stata ampiamente applicata per risolvere problemi in macroeconomia ed economia monetaria, nell'organizzazione industriale, nell'economia finanziaria, nell'economia agricola e delle risorse naturali, urbana, rurale, regionale, immobiliare, nell'amministrazione aziendale ed economia aziendale, nella salute, nell'istruzione e nel benessere. Collaborando con altri approcci di apprendimento automatico o algoritmi di apprendimento profondo, la CNN e le sue varianti di solito si comportano meglio o migliorano la stima e l'accuratezza della classificazione rispetto ai metodi di base. Tra gli altri modelli di apprendimento profondo, la CNN è ottima per le previsioni finanziarie e l'analisi economica per due principali motivi: in primo luogo, i filtri di rumore e gli approcci di riduzione della dimensionalità aiutano a selezionare le caratteristiche di input progettate; in secondo luogo, l'estrazione delle informazioni attraverso immagini visuali fornisce una prospettiva unica e complementare per una migliore performance di previsione economica.

3.4 RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

Le Recurrent Neural Networks (RNN) sono una classe di reti neurali artificiali in cui i valori di uscita di uno strato di un livello superiore vengono utilizzati come ingresso ad uno strato di livello inferiore.

Ciò che distingue le RNN da altri tipi di reti neurali è la capacità di mantenere uno stato interno, consentendo loro di memorizzare informazioni su input precedenti e utilizzarle per influenzare l'output corrente. Questa capacità rende le RNN particolarmente adatte per applicazioni che coinvolgono dati sequenziali, come il riconoscimento del linguaggio naturale, la traduzione automatica, la previsione delle serie temporali e molto altro. Come si può dedurre dal significato della parola stessa "ricorrente", ovvero un qualcosa che si verifica spesso o ripetutamente, questo tipo di rete neurale è chiamata in questo modo in quanto esegue la medesima operazione

su insiemi di input sequenziali. L'idea, infatti, alla base di RNN è quella di utilizzare le informazioni sequenziali. In una rete neurale tradizionale, assumiamo che tutti gli input siano indipendenti l'uno dall'altro, ma per molte applicazioni nella realtà questo è tutt'altro che un vantaggio. Ad esempio, se si vuole fare una previsione in una frase su quale sarà la prossima parola che verrà scritta, è fondamentale sapere quali parole sono venute prima. Le RNN, a differenza delle reti neurali tradizionali, eseguono lo stesso compito per ogni elemento di una sequenza, con l'output che dipende fortemente dai calcoli precedenti. Si può pensare che le RNN abbiano una sorta di "memoria" in cui viene immagazzinato tutto ciò che è stato calcolato fino a quel momento. Anche se teoricamente le RNN possono fare uso di informazioni in sequenze notevolmente lunghe, le informazioni contenute in questa "memoria", non vengono conservate per sempre e non è dunque sempre possibile ad ogni passo accedere e verificare tutti gli step precedenti.

A partire dalla rete di Jordan nel 1986 e dalla rete di Elman nel 1990, le RNN hanno occupato una posizione importante negli algoritmi di apprendimento profondo e sono state applicate con successo al trattamento del linguaggio naturale, come il riconoscimento del linguaggio parlato, il modellamento linguistico e la traduzione automatica, oltre a essere utilizzate in varie previsioni di serie temporali, raccomandazioni musicali e raccomandazioni di merci.

Le RNN possono ancora essere viste nell'organizzazione industriale, nella macroeconomia e nell'economia monetaria, nell'economia agricola e delle risorse naturali, nell'economia finanziaria. Collaborando con altri algoritmi di apprendimento automatico come regressione logistica, encoder-decoder e meccanismo di attenzione, le RNN e le sue varianti mostrano superiorità nella previsione o nell'analisi rispetto ai metodi confrontati, ad esempio SVM, reti neurali. Come uno dei modelli tipici di apprendimento profondo, si ritiene che le RNN siano più adatte per simulare i dati dinamici di sequenza e catturare informazioni contestuali rispetto alle reti neurali feed-forward regolari. Inoltre, per le serie temporali come il prezzo dell'elettricità o il tasso di cambio, che presentano modelli ad alta periodicità e previsioni a più passaggi nel tempo, le RNN sono considerate un'opzione ideale. Come variante delle RNN, l'essenza del LSTM è introdurre il concetto di stato cellulare. A differenza delle RNN che considerano solo lo stato più recente, lo stato cellulare del LSTM determina quali stati devono essere lasciati indietro e quali stati devono essere dimenticati. Pertanto, il LSTM svolge un ruolo importante in molti campi della ricerca economica. Rispetto ad altri metodi di riferimento, gli autori progettano alcuni indicatori di misurazione e i risultati mostrano che i metodi proposti combinando LSTM presentano un'alta affidabilità e una buona capacità di previsione, stima e

rilevamento.

Alla luce di quello che è stato detto fino ad ora, possiamo dunque individuare delle differenze tra le CNN e le RNN. Innanzitutto, la CNN è una rete neurale feed-forward che viene generalmente utilizzata per il riconoscimento dell'immagine e la classificazione degli oggetti, invece, la RNN lavora sul principio del salvataggio dell'output di un layer e lo reinserisce nell'input per prevederne l'output.

La CNN inoltre, considera solo l'ingresso corrente mentre la RNN considera sia l'ingresso corrente che gli input ricevuti in precedenza, memorizzandoli dunque grazie alla sua memoria interna. Anche il campo di applicazione delle due reti risulta essere diverso: le RNN vanno quindi bene per trattare una serie di dati e vengono utilizzati molto nei problemi che devono risolvere il quesito “che cosa succederà dopo?”, mentre, le CNN sono particolarmente adatte alla risoluzione di problemi come la classificazione delle immagini.

CONCLUSIONE

In conclusione, l'applicazione dei modelli di machine learning nel settore finanziario rappresenta un'opportunità significativa per migliorare l'efficienza, la precisione e la sicurezza delle operazioni finanziarie. Con un'adeguata comprensione e utilizzo di queste tecnologie, gli attori del settore possono sfruttare appieno il potenziale dell'innovazione digitale per guidare il futuro della finanza.

BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA

Y. Zheng et al., “*Deep learning in economics: a systematic and critical review*”, Artificial Intelligence Review (2023).

<https://www.ai-scaleup.com/it/blog/casi-studio/machine-learning-nella-finanza/>

<https://www.kaspersky.it/resource-center/definitions/what-is-cryptocurrency>