



Università
Ca' Foscari
Venezia

Corso di Laurea Magistrale
in
Economia e Finanza
Tesi di Laurea

Analisi della previsione di un
trading system attraverso
l'utilizzo di una rete neurale

Laureando

Marco Naletto
Matricola 875097

Relatore

prof. Claudio Pizzi

Anno Accademico

2022/2023

INDICE

Indice	i
Elenco delle tabelle	iv
Elenco delle figure	v
Introduzione	1
1 I fondamenti dell'analisi tecnica	3
1.1 Cenni storici e teoria di Dow	6
1.2 Teoria delle onde	11
1.3 Teoria di Gann	17
2 Concetti di analisi tecnica e di analisi grafica	20
2.1 Le diverse tipologie di grafici dei prezzi	21
2.2 I trend	28
2.3 Supporti, resistenze e figure ricorrenti	29
2.3.1 La Trend line	31
2.3.2 Canali e altre figure	32
3 Indicatori e trading system	35
3.1 Categorie di indicatori	36
3.1.1 Le medie mobili	37
3.1.2 MACD	40
3.1.3 Bande di Bollinger	42
3.1.4 KST	44
3.1.5 RSI	47
3.1.6 ADX	49
3.1.7 RVI	50
3.1.8 OBV	51

3.2	Introduzione al trading system	52
3.3	Valutazione di un trading system	55
3.3.1	Indici di performance	58
4	L'intelligenza artificiale e il contributo nella finanza	63
4.1	Quando nasce il concetto di intelligenza artificiale? . .	64
4.2	L'intelligenza artificiale in finanza	71
4.3	Distinzione tra Machine & Deep Learning e tecniche di apprendimento	74
4.4	Le reti neurali	84
4.4.1	La costituzione del data set	91
4.4.2	Le fasi dell'apprendimento	93
4.4.3	Numero di strati e di neuroni	94
4.4.4	L'architettura delle connessioni	95
4.4.5	La funzione di attivazione	96
4.4.6	La regola di apprendimento	97
4.4.7	Il criterio di arresto	98
4.5	L'impatto dell'intelligenza artificiale e l'evoluzione futura	99
5	Definizione e applicazione del trading system e della rete neurale	104
5.1	Letteratura	105
5.2	Descrizione dei titoli	107
5.2.1	Campari	107
5.2.2	Eni	108
5.2.3	Stellantis	110
5.2.4	Unicredit	111
5.2.5	FTSE MIB	112
5.3	Trading rules	114
5.4	Metodologia applicata e risultati ottenuti	117
5.4.1	Nel trading system	117
5.4.2	Nella rete neurale	129
5.4.2.1	L'implementazione della rete neurale artificiale in R	130
	Conclusioni	142

Appendice A: comandi in R - indicatori e trading system	146
Appendice B: comandi in R - reti neurali e indici di performance	164
Bibliografia	171

ELENCO DELLE TABELLE

5.1	Tassi di rendimento percentuale dal 02/01/2013 al 31/12/2022.	125
5.2	Performance degli indicatori applicati ai diversi titoli dal 02/01/2013 al 31/12/2022	128
5.3	Tassi di rendimento percentuali dal 04/01/2021 al 30/12/2022	136
5.4	Tassi di rendimento percentuale dal 02/01/2021 al 31/12/2021	137
5.5	Performance degli indicatori applicati ai diversi titoli dal 04/01/2021 al 30/12/2022	140
5.6	Performance degli indicatori applicati ai diversi titoli dal 03/01/2022 al 30/12/2022	140

ELENCO DELLE FIGURE

1.1	Rappresentazione grafica del failure swing.	10
1.2	Rappresentazione grafica del non failure swing.	10
1.3	Rappresentazione grafica della successione delle onde di Elliott.	12
1.4	Rappresentazione grafica del ritracciamento di Fibonacci.	15
1.5	Esempio di flat 3-3-5 in un bear market. Correzione normale.	17
1.6	Esempio di flat 3-3-5 in un bull market. Correzione normale.	17
1.7	Rappresentazione grafica del ventaglio di Gann.	19
2.1	Confronto tra scala aritmetica e semi logaritmica, applicate alla stessa serie storica.	22
2.2	Esempio rappresentazione grafica point & figure.	24
2.3	Confronto grafico a barre e candlestick.	25
2.4	Esempio rappresentazione grafica Kagi.	27
2.5	Rappresentazione grafica trend primario, secondario e di inversione.	28
2.6	Rappresentazione grafica supporto e resistenza.	30
2.7	Rappresentazione grafica trend line costruita sui minimi.	31
2.8	Rappresentazione grafica "testa e spalle", rialzista e ribassista.	33
2.9	Rappresentazione grafica Flag e Pennant	34
3.1	Rappresentazione grafica media mobile semplice (in rosso) ed esponenziale (in nero).	38
3.2	Rappresentazione grafica SMA a 14 (nero), 50 (rosso) e 200 giorni (blu).	39
3.3	Rappresentazione grafica MACD.	41

3.4	Rappresentazione grafica bande di Bollinger	43
3.5	Rappresentazione grafica Know Sure Thing	45
3.6	Rappresentazione grafica Relative Strength Index.	48
3.7	Rappresentazione grafica Average Directional Index	49
3.8	Rappresentazione grafica On Balance Volume	52
4.1	Rapporto tra machine learning, deep learning e reti neurali.	75
4.2	Rappresentazione grafica del funzionamento dell'algoritmo K-means.	81
4.3	Rappresentazione grafica del funzionamento dell'algoritmo DBSCAN.	83
4.4	Rappresentazione grafica degli strati una rete neurale.	86
4.5	Rappresentazione grafica di un neurone artificiale.	87
4.6	Rappresentazione aritmetica e grafica funzione gradino.	96
4.7	Rappresentazione aritmetica e grafica funzione logistica.	97
4.8	Rappresentazione grafica funzione tangente iperbolica.	97
5.1	Andamento del titolo CPR.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.	108
5.2	Andamento del titolo ENI.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.	109
5.3	Andamento del titolo STLAM.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.	110
5.4	Andamento del titolo UCG.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.	112
5.5	Elenco società appartenenti all'indice FTSE MIB.	113
5.6	Andamento dell'indice FTSE MIB.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.	114
5.7	Indicatori e segnale applicati al titolo CPR.MI.	118
5.8	Indicatori e segnale applicati al titolo ENI.MI.	119
5.9	Indicatori e segnale applicati al titolo STLAM.MI.	120
5.10	Indicatori e segnale applicati al titolo UCG.MI.	121
5.11	Indicatori e segnale applicati all'indice FTSE MIB.	122
5.12	Confronto tra titoli nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.	126
5.13	Andamento dei quattro valori del titolo CPR.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.	127
5.14	Andamento dei quattro valori del titolo ENI.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.	127
5.15	Andamento dei quattro valori del titolo STLAM.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.	127
5.16	Andamento dei quattro valori del titolo UCG.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.	127

5.17 Rete neurale del titolo CPR.MI con neuralnet.	133
5.18 Rete neurale del titolo CPR.MI con nnet.	134
5.19 Previsione segnali del titolo CPR.MI con la rete neurale. .	135

INTRODUZIONE

La capacità di prevedere il prezzo dei titoli azionari rappresenta una tra le più importanti sfide che ha interessato, ed interessa tutt'ora, una vasta area della ricerca in ambito economico. Inizialmente, tale attività veniva svolta manualmente da trader esperti che, effettuando delle analisi sui dati storici e individuando figure ricorrenti o particolari tendenze, potevano, a seguito di numerosi calcoli, individuare delle indicazioni sull'andamento futuro del titolo. Con l'avvento delle nuove tecnologie, ed in particolare degli algoritmi basati sull'intelligenza artificiale, l'approccio alla previsione è radicalmente cambiato. Ad oggi, la figura del trader si sta via via trasformando in quella di un esperto informatico; al posto delle conoscenze finanziarie relative all'Analisi Tecnica e Fondamentale, sono richieste sempre più competenze in programmazione e ambiti più statistici o matematico-computazionali. I mercati finanziari, in seguito all'applicazione di queste nuove tecnologie, stanno diventando dei sistemi sempre più complessi; se da un lato hanno consentito ad una più ampia categoria di soggetti di poter effettuare operazioni in completa autonomia, dall'altro necessitano di potenze di calcolo superiori per ottenere dei risultati previsionali soddisfacenti. L'applicazione di algoritmi basati sull'intelligenza artificiale sta dando origine ad una possibile soluzione a tale problema. L'elaborato è articolato in cinque capitoli. Il primo introduce in maniera sintetica alle principali teorie, identificate nel corso dell'ultimo secolo, relative all'analisi Tecnica e Fondamentale. In particolare, si accenna alla celebre teoria di Dow e all'articolazione dei sei punti, alla teoria delle onde di Elliot e allo stretto legame che la mette in relazione alla successione

di Fibonacci per l'identificazione delle tendenze. Nel secondo capitolo, invece, vengono ripresi i concetti di Analisi Grafica tra cui: le diverse rappresentazioni grafiche più comuni, i trend, le trend-line e i canali e alcune delle figure grafiche più ricorrenti come zig zag, bandiere e pennants. Nel capitolo successivo, si è trattato il concetto di trading system, dando una definizione e determinando gli ambiti di utilizzo per poi affrontare il tema degli indicatori di trading, ossia delle formule che in base alle caratteristiche costruttive, se applicate ad una serie storica finanziaria, restituiscono un segnale di acquisto/ vendita o mantenere la posizione. Tali indicatori sono successivamente stati suddivisi in leading o lagging a seconda delle caratteristiche intrinseche del segnale stesso. Il capitolo si conclude trattando i vantaggi e gli svantaggi di un TS e le modalità di valutazione basate non solo sulle performance ma anche in relazione al rischio. Il capitolo IV è concentrato invece sul tema dell'intelligenza artificiale, presentando inizialmente i principali ambiti applicativi per poi soffermare l'attenzione su quello finanziario e trattare come l'intelligenza artificiale, nelle sue diverse ramificazioni (machine learning, deep learning, reti neurali), possa essere uno strumento al servizio di molte attività nel settore. Infine, vengono esaminate le principali fasi e componenti determinanti per la costruzione di una rete neurale. L'ultimo capitolo, il V, è focalizzato sulla definizione del trading system utilizzato per l'analisi dei risultati e la successiva applicazione della rete neurale. I dati analizzati sono relativi a quattro titoli italiani appartenenti all'indice FTSE MIB, e l'indice stesso, e appartengono a quattro diversi settori: food, bancario, energetico e automobilistico. Una volta determinato il sistema di trading, sono state valutate le performance dei singoli indicatori (e di sistema) e confrontate con la strategia "Buy&Hold". Successivamente, le serie storiche sono state suddivise in training-set e test-set ed utilizzate per addestrare la rete neurale, con lo scopo di effettuare la previsione dei segnali di acquisto e vendita dei giorni successivi.

Capitolo 1

I FONDAMENTI DELL'ANALISI TECNICA

Quotidianamente, gli operatori di mercato affiancano all'analisi grafica dei prezzi l'analisi fondamentale, la quale mira a determinare il corretto prezzo dello strumento finanziario basandosi sulle informazioni derivanti dall'esame di tre fattori: l'economia, le istituzioni e la società, conosciuti come fattori EIC (Suresh, 2013) [29]. Il valore di mercato attuale di un titolo e la previsione futura sono determinati dall'analisi di questi tre fattori. Per primo viene monitorato il livello economico, utilizzando indicatori quali tasso di inflazione, tasso di interesse, tasso di disoccupazione e politica monetaria. È indubbio che esista un forte legame tra l'impatto diretto e significativo dei movimenti dell'economia sul mercato azionario (Ozeln and Ergun, 2012) [8]. Quando l'economia performa bene, gli investitori cercano di anticipare il mercato per ottenere loro stessi degli ottimi risultati. A livello istituzionale vengono analizzate principalmente le regole che governano il funzionamento di un'economia. Le istituzioni includono il sistema legale, il sistema bancario, il governo, le agenzie regolatorie e le organizzazioni internazionali e, dato il ruolo essenziale all'interno della società, possono influenzare la stabilità economica, la protezione dei diritti di proprietà, l'efficienza del mercato, l'apertura agli investimenti esteri, la corruzione e molte altre variabili. Un quadro istituzionale solido può favorire la crescita economica e l'attrattività per

gli investimenti. Infine, il livello societario/culturale fa riferimento alle credenze, ai valori, alle norme e ai comportamenti collettivi di una società. La cultura può influenzare l'economia in vari modi, come l'atteggiamento verso il lavoro, l'etica del risparmio, l'approccio all'imprenditorialità, le preferenze di consumo e la fiducia reciproca. Ad esempio, una cultura che valorizza l'innovazione e l'assunzione di rischi può favorire l'imprenditorialità e l'innovazione economica.

Una volta valutati i fattori dell'analisi fondamentale, si può comprendere il valore intrinseco del titolo analizzato e determinare se in futuro si possano determinare dei guadagni. Se il prezzo corrente dell'azione non equivale al valore intrinseco calcolato, tale azione è sopra o sottostimata dal mercato. Nel caso in cui l'azione è sotto prezzata, e quindi il suo valore intrinseco è maggiore del prezzo di mercato, si otterrà un profitto acquistandola (Drakopoulou, 2015) [13]. Vari studi negli anni hanno supportato il potere predittivo derivante dallo svolgere accuratamente tale tipologia di analisi. Ad esempio, nello studio condotto e pubblicato nel 1989, Ou e Penman [25] considerano 68 parametri contabili per descrivere il leverage, l'attivo e la profittabilità della società; tali parametri sono stati manipolati e ridotti fino ad ottenere una sola misura utilizzata per predire il valore economico di un'azione. Utilizzando approcci diversi sono stati ottenuti risultati simili da Abarbanell and Bushee nel 1998 [1]. Successivamente, sono stati studiati alcuni ratio finanziari, come il dividend yield, l'earning yield e il book-to-market ratio. Utilizzando la tecnica dei minimi quadrati e le regressioni multiple, sono state valutate le capacità di tali indicatori nel prevedere i guadagni dei titoli. Nel tempo sono stati effettuati altri studi relativi a fattori quantitativi, osservando come il dividendo per azione, il guadagno per azione, il valore nominale per azione e il price earnings ratio impattano sul prezzo dell'azione (Almumani, 2014) [3], dimostrando che tutti gli indicatori presentano una correlazione positiva con il prezzo di mercato del titolo. In letteratura, si possono riscontrare anche vari studi che non sostengono la capacità predittiva dell'analisi fondamentale riguardo al

rendimento delle azioni. Un esempio sono Sharma e Preeti (2009) [30], i quali mostrano nel loro lavoro come non ci sia una vera relazione tra analisi fondamentale e rendimenti dell'azione. Un ulteriore studio è stato condotto su cinque segnali caratteristici dell'analisi fondamentale quali leverage ratio, profitability ratio, efficiency ratio, liquidity ratio e market based ratio. Dallo studio è emerso come il solo utilizzo dell'analisi fondamentale sia insufficiente per creare delle previsioni, tuttavia, la combinazione di quest'ultima con l'analisi tecnica determina buoni livelli di predittività (Nadeem, Sajid and Muhammad, 2013) [24].

Una prima dimostrazione del fatto che le due analisi hanno una relazione non antitetica, bensì complementare, venne data nel 1989 da Allen e Taylor. Il loro lavoro si basò sull'intervistare un determinato numero di operatori di mercato dell'epoca con una frequenza settimanale nel periodo tra giugno 1988 e marzo 1989, relativamente alle tipologie di indicatori utilizzati e alle previsioni in merito ai tassi di cambio tra dollaro/marco, sterlina/dollaro e dollaro/yen. I risultati ottenuti furono i seguenti: il 90% degli operatori utilizzava dei metodi di analisi tecnica per ottenere delle indicazioni operative nel trading giornaliero; il 60% dei soggetti riteneva che le due tipologie di analisi (tecnica e fondamentale) avessero lo stesso peso; e per l'operatività a medio-lungo termine (superiore all'anno), circa l'85% degli analisti affermava di basare le proprie strategie principalmente utilizzando le informazioni desunte dall'analisi fondamentale. Seguirono a questi altri studi che affermano come le due tipologie di analisi presentino entrambe vantaggi e svantaggi, ma nessuna riesce a prevalere sull'altra, e spesso viene suggerito l'utilizzo contemporaneo per ottenere il miglior risultato. Due esempi sono:

- presentato nel 2010 da Lee e Shih [10], viene dimostrato come la combinazione delle due analisi in contemporanea riesca a migliorare la strategia Momentum generando profitti elevati;

- il secondo lavoro, invece, mostra come la combinazione delle tue tipologie di analisi, con i vantaggi e gli svantaggi di entrambe, porta ad un miglior risultato che se utilizzate singolarmente (Petrusheva e Jordanoski, 2016) [27].

È necessario però citare anche l'ulteriore scuola di pensiero andatasi a determinare in seguito alle assunzioni fatte nell'Ipotesi di Mercato Efficiente introdotta da Fama nel 1970 [15]. Secondo tale teoria, un mercato finanziario è efficiente nel momento in cui il prezzo risponde rapidamente all'introduzione di nuove informazioni senza alcuna interferenza, il che rende impossibile sfruttare vantaggi informativi. Secondo Fama, le azioni sono sempre scambiate al loro valore intrinseco nel mercato, rendendo difficile e improbabile per un investitore ottenere rendimenti inattesi e superare il mercato stesso, a meno che non si investa in asset più rischiosi. Questa teoria implica anche l'impossibilità di prevedere i movimenti futuri dei prezzi, poiché il valore atteso del rendimento dovrebbe essere sempre nullo.

Tuttavia, nel corso degli anni sono state sollevate diverse critiche a questa teoria. Un esempio è rappresentato da Clarke et al.(2001) [11], che mostrano come alcuni dei più famosi trader, tra cui Warren Buffet, Peter Lynch e George Soros, siano riusciti a sovraperformare il mercato per un lungo periodo di tempo, dimostrando l'inefficacia dell'ipotesi sopra citata.

1.1 Cenni storici e teoria di Dow

L'analisi tecnica, così come viene definita ed utilizzata oggi, deve le sue origini alle teorie formulate nel secolo precedente da analisti ed economisti, che individuavano importanti relazioni tra accadimenti nel mercato e la loro ripetitività. Una delle teorie più importanti e più conosciute venne pubblicata nel 1922 da W. Hamilton, che raccolse per la prima volta il lavoro prodotto da Charles Dow, dal

quale l'opera prese il nome. Tale teoria, negli anni, venne affinata e manipolata da altri studiosi; ciò che tutt'oggi viene utilizzato è la versione di Samuel A. Nelson che pubblicò "The ABC of Stock Speculation" dove, per la prima volta, venne utilizzata la nomenclatura "Teoria di Dow". La teoria si basa su sei principi fondamentali che verranno riportati nei prossimi paragrafi, riprendendo lo schermo individuato da Murphy.

I: I prezzi scontano tutto

Come primo punto fondamentale la teoria prevede che i prezzi, e di conseguenza gli indici, devono riflettere qualsiasi movimento di domanda e offerta di mercato, escludendo tutte quelle tipologie di evento che non è possibile prevedere (ad esempio calamità naturali, terremoti, pandemie etc.). Sostanzialmente, tutto ciò che accade nel mercato borsistico ingloba e sconta le aspettative degli operatori per i movimenti futuri di prezzo.

II: Il mercato si muove seguendo tre trend

La definizione di trend, derivata da Dow, si basa su una legge fisica e successivamente venne applicata al campo della finanza. Il trend può essere visto come una marea che attraversa fasi di crescita e decrescita. Analogamente, in finanza si distinguono l'uptrend, caratterizzato da formazioni con massimi e minimi crescenti, e il downtrend, determinato da massimi e minimi decrescenti. Come le onde, anche i trend non hanno tutti la stessa durata e intensità, motivo per cui sono state individuate tre tipologie: il trend primario, il trend secondario e il trend minore.

Il trend primario rappresenta il movimento più significativo e stabile, con una durata solitamente superiore all'anno, e determina l'andamento di mercato Bull o Bear.

Il trend secondario, considerato il più difficile da interpretare, rappresenta un movimento correttivo e ha una durata stimata tra le tre settimane e i tre mesi. Durante questo periodo, si possono verificare variazioni di prezzo che posso-

no rappresentare anche un terzo o due terzi del valore totale del trend. Secondo la teoria, il trend primario riacquista il suo valore solo se confermato da più indicazioni contemporaneamente.

Infine, il trend minore indica variazioni di prezzo di piccola entità e di scarsa rilevanza nell'ottica di lungo periodo. Questo tipo di trend ha una durata solitamente inferiore a tre settimane.

III: Ogni trend ha tre fasi

Ogni trend principale presenta tre fasi distinte: la fase di accumulazione, la fase intermedia o di partecipazione e la fase di distribuzione. La prima fase è caratterizzata dagli acquisti dei soggetti che, a differenza della maggioranza dei partecipanti al mercato, sono convinti del termine della fase al ribasso e sono disposti ad investire nella previsione di rialzo. Gli acquisti vengono effettuati gradualmente per evitare fasi di crescita troppo accelerate. Questo comportamento determina nei grafici dei movimenti laterali con volumi crescenti. Durante la fase intermedia, sempre più partecipanti iniziano a intravedere opportunità di guadagno e acquistano il titolo. L'informazione si diffonde rapidamente e ciò porta ad un aumento del prezzo delle azioni, poiché la domanda supera l'offerta disponibile. Verso la fine di questa fase che gli investitori iniziali iniziano a vendere le proprie posizioni ed ottenere i maggiori profitti; il trend ormai è stabilizzato e i volumi rimangono elevati. Da qui inizia la fase di distribuzione, caratterizzata dalla completa uscita dal mercato degli operatori più informati e dal crollo del prezzo del titolo, data l'offerta superiore rispetto alla domanda.

IV: Gli indici si devono confermare a vicenda

Nel 1884 venne pubblicato uno dei primi indici di mercato: il Dow Jones Transportation Index, costituito dai prezzi di chiusura di 11 titoli Americani, nove relativi al mercato dei trasporti e due al settore industriale. Questo primo indice, composto da due settori di rilevanza fondamentale per la crescita economica americana in quegli anni, lo è stato anche per la determinazione della teoria

che, ancora oggi, è utilizzata. Dow, infatti, individuò una stretta relazione tra gli indici dei due settori: non si verificava alcun tipo di segnale rialzista o ribassista rilevante se non confermato da entrambi gli indici e solo in caso di conferma, il trend primario poteva essere ritenuto ancora in atto. Maggiore è la vicinanza temporale tra i due segnali, migliore sarà il segnale dato all'operatore per poter confermare o modificare la posizione presa.

V: Il volume deve sostenere il trend

Il volume, rispetto alla serie dei prezzi, ha avuto sempre un valore minore, ma comunque fondamentale, per comprendere se il trend è ancora in atto o sono presenti un numero troppo elevato di contrattazioni che indicano una possibile inversione nel breve termine. Secondo la teoria, il volume deve espandersi nella direzione in cui il trend si sta muovendo; se è in atto un mercato rialzista, il volume conferma questa tendenza quando, all'aumentare del prezzo, aumenta a sua volta. Al contrario, se diminuisce, è possibile che la tendenza inverta il suo corso. Nel caso in cui il mercato sia ribassista, il volume tende ad aumentare durante il movimento al ribasso, confermando la direzione del trend.

VI: Stabilito il trend, esso è in atto fino ad una chiara inversione

Una delle maggiori difficoltà nell'operare in borsa, analizzando le rappresentazioni grafiche, è data dalla capacità di individuare correttamente - e con il giusto timing - le indicazioni di acquisto e vendita rispetto all'andamento del trend primario e secondario. Individuare il segnale definitivo che indica l'inversione della tendenza principale, pur utilizzando indicatori, osservando i volumi e le conferme date da più indici, è difficile. Esistono in letteratura differenti visioni riguardo tale problematica: un esempio è dato dal failure swing, individuato da Welles Wilder, Jr. e trattato nel libro 'New Concepts in Technical Trading Systems'. Tale pattern rappresenta una figura di inversione del trend in atto costituita da: un picco massimo seguito da una riduzione, un nuovo massimo di valore inferiore a quello precedente e una successiva caduta del valore del titolo.



Figura 1.1: Rappresentazione grafica del failure swing.

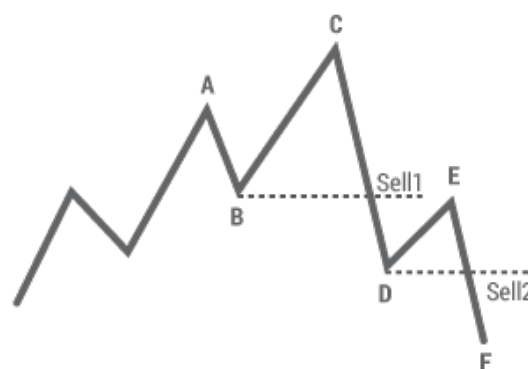


Figura 1.2: Rappresentazione grafica del non failure swing.

Tale rappresentazione 1.1 fornisce un segnale di vendita nel momento in cui la retta passante per il minimo in B interseca la diagonale tra C e D: il secondo massimo è incapace di superare il primo ed entrambi i minimi decrescono. Il non failure swing 1.2, invece, rappresenta una particolare conformazione in cui possono essere individuati due segnali di vendita: in questo caso si può notare che il massimo C supera il precedente, ma subito dopo decresce al di sotto del minimo determinato da B. Il secondo segnale è dato dalla successiva rottura verso il basso rispetto al punto D. Entrambi queste rappresentazioni si possono verificare sia nelle tendenze primarie rialziste che in quelle ribassiste.

Critiche alla teoria di Dow

Una delle principali critiche mosse negli anni riguardo alla teoria di Dow è legata al fatto che non può essere valutata come buona anticipatrice dei segnali di borsa. Si è stimato che vengono persi circa il 25% dei movimenti perché non confermati tempestivamente da altri indici o dai volumi (J. J. Murphy) [23]. Tuttavia, la teoria non è nata con lo scopo di anticipare le tendenze, bensì con il proposito di individuare i maggiori movimenti di mercato e catturarne la più ampia estensione possibile. A tale proposito, alcune testimonianze dimostrano che, dopo il 1925, la teoria venne applicata a vari indici americani e ottenne oltre il 65% di segnale catturato senza alcuna previsione sul movimento futuro. Infine, bisogna ricordare che questa teoria ha determinato una delle basi più solide e utilizzate

per lo studio dell'analisi tecnica. La definizione di trend, la categorizzazione delle tre direzioni e tre fasi, l'importanza dei segnali dati dai volumi sono alcuni dei principi derivanti dallo studio eseguito da Dow.

1.2 Teoria delle onde

Successivamente alla teoria di Dow, e più precisamente nel 1946 venne pubblicato 'Nature's Law: the Secret of the Universe' testo definitivo contenente la teoria delle onde fondata da Ralph N. Elliott. Tale teoria prese spunto dagli scritti di Dow e come scopo principale ha quello di riuscire a prevedere il comportamento del mercato azionario utilizzando una particolare similitudine con il principio delle onde. La Teoria delle onde si basa su tre fattori:

- la forma (o pattern) che indica la struttura ad onde caratteristica del movimento di mercato;
- i ratio, ossia l'analisi delle percentuali necessarie per individuare possibili obiettivi (o ritracciamenti di prezzo), basati sulla ampiezza delle onde;
- il tempo, considerato il fattore di minore importanza tra i tre, utilizzato per prevedere i futuri segnali di svolta dell'andamento del prezzo.

La struttura caratteristica della teoria si basa sulla successione di otto onde suddivise in due fasi: propulsiva e correttiva.

Rispettivamente, la prima è legata al movimento primario (rialzista o ribassista) ed è formata da una successione di cinque onde numerate con i numeri da 1 a 5, mentre la seconda, numerata con le lettere (A), (B) e (C), rappresenta la correzione a tale trend. Le prime cinque onde, pur essendo tutte costituenti la fase propulsiva, hanno chiaramente direzioni opposte. I numeri dispari seguono la direzione del movimento principale e vengono chiamate onde d'impulso, a differenza delle onde numerate con i numeri pari chiamate onde correttive. Que-

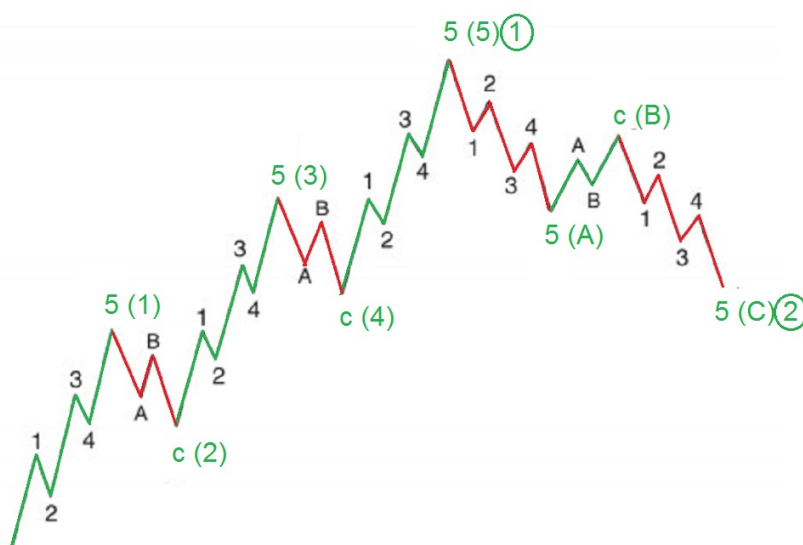


Figura 1.3: Rappresentazione grafica della successione delle onde di Elliott.

sta distinzione determina una prima regola: le onde d'impulso sono onde che seguono la direzione del trend in cui sono comprese mentre, le onde correttive, presentano sempre una direzione opposta rispetto al trend in cui sono comprese. Ecco che, anche nella fase chiamata correttiva possiamo distinguere le onde A e C come propulsive e la B come correttiva. È necessario specificare che la direzione delle onde non è sempre determinata da un rialzo per le propulsive e un ribasso per le correttive, ma varia sempre a seconda del trend in atto, sia esso rialzista o ribassista.

La rappresentazione grafica ad otto onde descritta da Elliott rappresenta la figura geometrica di base, la quale, ripetuta all'infinito e su scale differenti, determina ogni possibile evoluzione del grafico dei prezzi. Riducendo o ingrandendo la scala di riferimento, il pattern ricorrente è sempre determinato dalla stessa successione delle due fasi, sopra descritte. Questa metodologia è stata studiata e approfondita negli anni successivi alla pubblicazione avvenuta nel 1946, ed oggi costituisce la branca della geometria frattale, termine coniato nel 1975 da Benoit Mandelbrot in 'Les Objects Fractals: Forme, Hazard et Dimension'. Il concetto alla

base di questa geometria risiede nell'individuazione di una particolare tipologia di simmetria diversa dal concetto fino a quell'epoca utilizzato; essa deriva dalla ripetitività di determinate forme replicate su scale diverse, esempi naturali sono: i cristalli di ghiaccio o le foglie di alcune specie vegetali.

Nella teoria di Elliott, è presente questa ricorrenza proprio nella rappresentazione delle onde; infatti, ogni onda d'impulso può essere suddivisa in cinque (ma sono presenti delle eccezioni) onde minori, mentre l'onda correttiva è sempre suddivisibile in tre onde minori. Essendo che, tutte le onde allo stesso tempo sono e hanno delle componenti, Elliott dovette adottare una particolare nomenclatura per poterle distinguere tra loro. Sono stati individuati nove gradi d'onda suddivisi in base all'ampiezza oraria a cui si fa riferimento, da un orizzonte temporale orario 'Subminuette' fino all'orizzonte più ampio definito dalla numerosità dei dati disponibili 'Grand Supercycle'. In ordine decrescente sono: Grand Supercycle, Supercycle, Cycle, Primary, Intermediate, Minor, Minute, Minuette, Subminuette. Graficamente, per poterle identificare nel tracciato della serie dei prezzi, sono state utilizzate lettere maiuscole e minuscole, numeri arabi, numeri romani, numeri romani cerchiati con uno o due cerchi, numeri romani preceduti dalle sigle C, Sc e Gsc per suddividere le Cycle dalle Super Cycle e Grand Super Cycle.

La teoria delle onde di Elliott è utile all'analista per avere sempre chiaro il quadro di riferimento, sia di breve che di lungo periodo, aiutandolo ad individuare le aree di inversione. L'individuazione delle onde dà la possibilità di prevedere l'andamento di mercato e, di conseguenza, anticipare i segnali, ma è un principio fortemente legato all'interpretazione. È possibile, infatti, che più operatori interpretino diversamente la struttura dell'onda, dato che manca una definizione, e di conseguenza, possono giungere a soluzioni differenti. Tale teoria, quindi, risulta difficile da applicare nel momento in cui vuole prevedere l'andamento futuro del prezzo data la grande soggettività decisionale lasciata all'analista.

La base matematica su cui è fondata la teoria delle onde è la sequenza di Fibonacci, una sequenza numerica basata su determinati numeri che, tra loro, possiedono numerose proprietà e applicazioni in ambito artistico, architettonico, naturalistico, scientifico e finanziario. La sequenza numerica è costituita dai seguenti numeri: 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, 144... e così all'infinito. Sintetizzando alcune delle proprietà principali, si possono osservare le seguenti caratteristiche:

- la somma di due numeri consecutivi determina il numero successivo,
- il rapporto tra un numero e il suo successivo, ad eccezione dei primi 3, tende a 0,618,
- il rapporto tra ogni numero e il precedente, sempre ad eccezione dei primi tre, tende a 1,618.

In ambito finanziario, la sequenza di Fibonacci viene principalmente utilizzata per individuare alcuni ratio fondamentali e, di conseguenza, determinare target di prezzo o di ritracciamento. Graficamente, questi target sono rappresentati dai rapporti principali tra numeri tra loro direttamente successivi (ad esempio $21/34=0,618$), tra loro successivi a distanza di un numero (ad esempio $55/144=0,382$), o un numero e il successivo a distanza di due numeri ($34/144=0,236$). Queste percentuali, oltre a quelle determinate dal rapporto tra i primi numeri della sequenza (1, 0,5) rappresentano le percentuali di ritracciamento di Fibonacci, ossia un movimento di prezzi con direzione opposta rispetto alla tendenza registrata precedentemente. Tali valori percentuali si discostano leggermente dai valori solitamente utilizzati in analisi tecnica (67%, 33%, e 50%). Nel caso di un trend crescente il minimo di ritracciamento è pari a 38,2% mentre nel caso di un trend ribassista si attesterà a 61,8%.

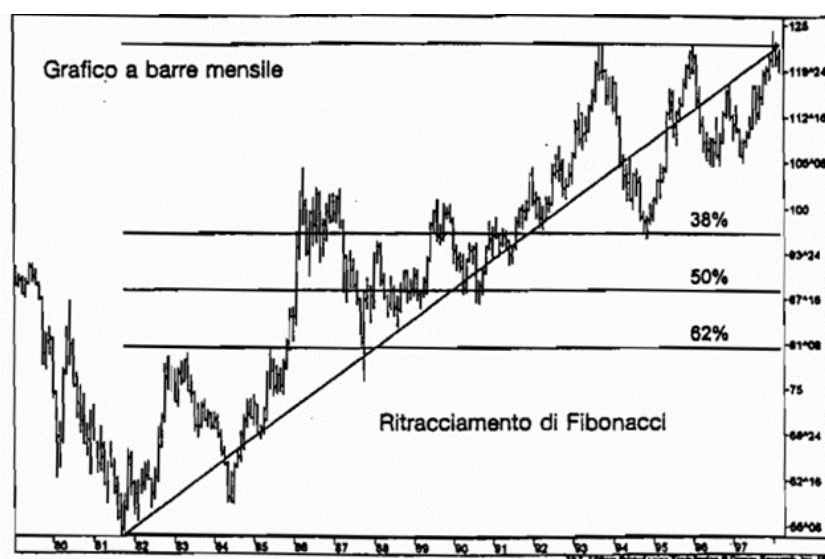


Figura 1.4: Rappresentazione grafica del ritracciamento di Fibonacci.

Oltre alle percentuali di ritracciamento o al conteggio delle onde, le proporzioni di Fibonacci sono principalmente utilizzate per individuare le relazioni esistenti tra le varie onde, ad esempio:

- l'obiettivo minimo per il top della terza onda può essere approssimato moltiplicando la lunghezza della prima onda per 1,618 e sommando tale valore al minimo della seconda onda;
- il top della quinta onda può essere ottenuto moltiplicando la lunghezza della prima onda per $3,236 = 2 \cdot 1,618$ e sommando il valore al top o bottom della prima onda e ottenere rispettivamente l'obiettivo massimo e minimo;
- se in un trend rialzista, la prima e la terza onda sono uguali e ci si aspetta che la quinta onda si estenda, si può generare un obiettivo di prezzo misurando la distanza tra il minimo della prima onda e il massimo della terza, moltiplicare per 1,618 e sommare tale risultato al minimo della quarta onda;
- quando invece si estende la prima onda, sempre nel caso di un trend rialzista, il massimo dell'onda cinque può essere ottenuto sommando al minimo

della seconda onda il valore ottenuto dalla moltiplicazione di 0,618 con la prima onda;

- nelle onde di correzione, l'onda "c" è spesso molto simile in lunghezza all'onda "a" se si verifica una normale correzione zig-zag a 5-3-5;
- altra modalità per misurare la possibile lunghezza dell'onda "c" è data dalla moltiplicazione tra 0,618 e la lunghezza di "a" e sottrarre tale risultato dal minimo di "a";
- nel caso in cui si verifichi una correzione flat 3-3-5, in cui l'onda intermedia "b" supera il massimo dell'onda "a", l'onda "c" sarà circa pari a 1,618 della lunghezza dell'onda "a";
- nella rappresentazione a triangolo simmetrico (o in contrazione, si verifica quando i massimi sono decrescenti e i minimi crescenti) ogni onda successiva ha un rapporto pari a 0,618 rispetto alla precedente.

Le misure a zig-zag e flat citate riguardano delle particolari rappresentazioni grafiche ricorrenti della teoria delle onde di Elliott. Lo zig-zag è una struttura caratterizzata da tre onde, in contro tendenza rispetto al trend primario e osservabile sia in un bull market che nel bear market, definito da una sequenza al ribasso o al rialzo di 5-3-5. Il flat, invece, è una misura che consolida il mercato in atto ed è caratterizzato da una figura 3-3-5 1.5 1.6.

Critiche all'applicazione dei ritracciamenti di Fibonacci

Un articolo di Tsinaslanidis, Guijaro & Voukelatos (2022) [33] mostra come l'applicazione automatica dei ritracciamenti di Fibonacci performa realmente nel mercato. Essi esaminarono empiricamente le performance dei ritracciamenti di Fibonacci come strumento di analisi tecnica in tre dei maggiori mercati azionari mondiali (Dow Jones, NASDAQ per gli Stati Uniti e il DAX per la Germania). Osservarono come l'applicazione delle rette di supporto e resistenza, tracciate dagli

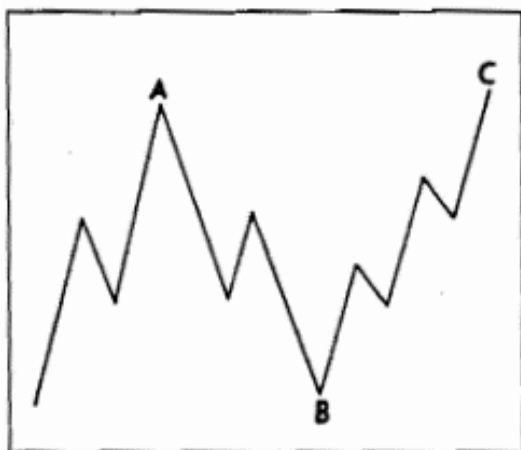


Figura 1.5: Esempio di flat 3-3-5 in un bear market. Correzione normale.

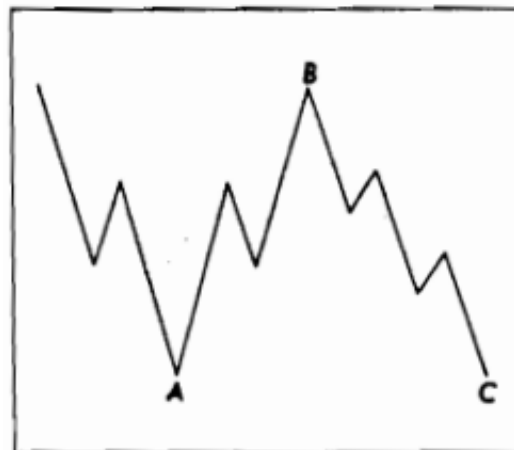


Figura 1.6: Esempio di flat 3-3-5 in un bull market. Correzione normale.

analisti, potessero essere legate alla soggettività e, di conseguenza, poco performanti se utilizzate senza alcun altro supporto tecnico nell'analisi. Dimostrarono che, il risultato ottenuto dall'applicazione dei ritracciamenti di Fibonacci è uguale, se non peggiore, all'utilizzo di livelli determinati casualmente. Inoltre, l'utilizzo di tali livelli nel trading comporterebbe un risultato peggiore rispetto alla strategia più classica e semplice del Buy-and-Hold.

1.3 Teoria di Gann

Un'ulteriore teoria molto utilizzata dai traders venne pubblicata nel 1945 dall'economista americano William D. Gann "45 years in Wall Street", nella quale raccolse tutte le informazioni più rilevanti delle pubblicazioni fatte in precedenza, elaborando una guida al trading basata sugli oltre quarantacinque anni di esperienza nella borsa statunitense. La teoria di Gann, a differenza delle precedenti sopra citate, dà un ruolo fondamentale al tempo, più che al livello dei prezzi, e mira a prevedere l'andamento dei prezzi utilizzando principalmente principi geometrici. Le figure geometriche a cui fa riferimento nella teoria sono: il triangolo, il cerchio e il quadrato e vengono utilizzate per tracciare dei livelli di supporto e resistenza e individuare la fase del ciclo in atto.

Uno dei metodi più celebri tra quelli inventati dall'economista è il metodo a ventaglio. Tale metodo prevede l'utilizzo di vari livelli di supporto e resistenza suddivisi in ottavi e tracciati nel grafico da linee non orizzontali bensì inclinate, a differenza delle rappresentazioni di Dow e Fibonacci. Le otto linee più importanti da tracciare sono: la 1x1, ossia la linea a 45° che indica l'assoluto equilibrio tra variazione di prezzo e tempo; la 2x1 è la seconda linea per importanza ed indica (come la 3x1, la 4x1 e l'8x1) uno scenario rialzista. Tali raffigurazioni sono state nominate "angoli veloci". Al contrario, gli angoli lenti, sono i tracciati 1x2, 1x3, 1x4 e 1x8. La distinzione tra angoli veloci e lenti è racchiusa nel fatto che nell'angolo veloce ad ogni variazione di tempo corrisponde 2, 3, 4, 8 variazioni di prezzo e quindi le rette sono molto inclinate; negli angoli lenti invece, per ogni movimento di prezzo, ne corrispondono 1, 2, 3, 4, 8 di tempo.

Il time frame di aggiornamento non viene determinato direttamente dall'autore: ogni trader è libero di decidere la frequenza delle sedute e, di conseguenza, il grafico apparirà più o meno sensibile alle variazioni di prezzo e tempo.

Operativamente, la costruzione del ventaglio parte dall'individuazione di un minimo o di un massimo determinato da almeno tre sedute al rialzo o al ribasso. Individuato il punto di partenza, prendiamo ad esempio un massimo, viene tracciata a partire da esso la retta a 45° (1x1). Se il prezzo rimane al di sopra della retta è probabile che tale trend rimanga invariato nelle sedute successive, al contrario, indica una importante inversione della tendenza. Più il prezzo continua a rompere al rialzo le rette formanti angolature veloci, più il trend mostra una determinata forza. Per rottura della retta sono state determinate dall'autore diverse regole pratiche:

- la violazione di una retta avviene quando il prezzo la supera senza più raggiungerla;
- superata una retta, il prezzo si avvicinerà alla successiva che farà da sup-



Figura 1.7: Rappresentazione grafica del ventaglio di Gann.

Fonte immagine: sito overtrading, "linee di Gann e strategie di trading"

porto o resistenza;

- superata una resistenza o un supporto, per il principio di intercambiabilità, essa diventerà a sua volta supporto o resistenza;
- nel caso di rottura, seguita da una stabilizzazione del prezzo nella retta, il trend non subisce inversioni, ma rimane costante.

Capitolo 2

CONCETTI DI ANALISI TECNICA E DI ANALISI GRAFICA

Una definizione di analisi tecnica venne data nel 1957 da Edwards e Magee in uno dei primi manuali riguardanti l'analisi di mercato, che afferma: *“l'analisi tecnica è la scienza che riporta, solitamente in forma grafica, l'effettiva cronologia delle contrattazioni per un titolo od un indice, e poi deriva da quella particolare rappresentazione la probabile evoluzione futura”*.

L'obiettivo dell'analisi tecnica è quello di prevedere il comportamento futuro del prezzo di un asset finanziario (azioni, valute, materie prime, etc.) basandosi sull'analisi di dati storici (prezzi e volumi di trading), mantenendo la posizione assunta fino a quando non si dimostra che la tendenza si sia nuovamente invertita.

L'utilizzo dell'analisi tecnica è basato su due approcci fondamentali:

- predictive analysis, che, come sottolinea il nome stesso, implica la previsione dell'andamento dei prezzi nei periodi futuri;
- current analysis, che cerca di determinare il trend attuale del prezzo dello strumento.

L'insieme delle metodologie utilizzate per analizzare questi andamenti viene suddiviso in due grandi macrocategorie:

- l'analisi tecnica grafica, basata sullo studio dei grafici dell'andamento del prezzo dai quali dedurre le fasi di mercato e le continue fluttuazioni intermedie;
- l'analisi tecnica quantitativa, basata sull'utilizzo di particolari indicatori, che di seguito tratteremo, i quali forniscono segnali di operatività (acquisto, vendo, non opero).

In questo capitolo andremo a trattare sinteticamente le principali rappresentazioni grafiche utilizzate dagli operatori e svilupperemo alcuni concetti fondamentali dell'analisi grafica quali: tendenze, supporti e resistenze, canali e alcune figure fondamentali e ricorrenti in questo ambito.

2.1 Le diverse tipologie di grafici dei prezzi

Soprattutto negli ultimi anni, grazie all'innovazione e alle tecnologie applicate, le metodologie quantitative utilizzate dagli analisti tecnici sono notevolmente aumentate, sebbene l'approccio grafico rappresenti comunque il metodo di lavoro principale. Per tale motivo verranno successivamente riportate le principali tipologie di grafico e le possibili rappresentazioni formate dalle serie dei prezzi. I grafici relativi alle serie storiche di prezzi vengono rappresentati su piani cartesiani, presentando nell'ordinata il valore del prezzo del titolo e in ascissa il periodo di tempo analizzato; di fondamentale importanza è utilizzare una scala temporale appropriata in base all'orizzonte che si vuole osservare e dal quale si vuole ricavare il maggior numero di informazioni. Per un'operatività speculativa su strumenti con costi di transazione bassi o nulli (tassi di cambio, futures), sarà necessario utilizzare un grafico con rilevazioni temporali ad alta frequenza di aggiornamento per poter operare e trarre dei profitti, cambiando frequentemente posizione. Al contrario, se si tratta strumenti con costi di transazione più elevati (come per i titoli azionari), si opterà per una frequenza di aggiornamento

inferiore, che rappresenti meglio quella che è la tendenza quotidiana o settimanale del titolo. La stessa attenzione deve essere posta anche nel momento in cui si determina la scala da utilizzare nelle ordinate. I prezzi, infatti, possono essere rappresentati in scala lineare o logaritmica. La differenza tra le due scale deriva dal fatto che nella prima ogni punto è equidistante dagli altri, nella logaritmica invece la distanza percentuale diminuisce al crescere dei prezzi.

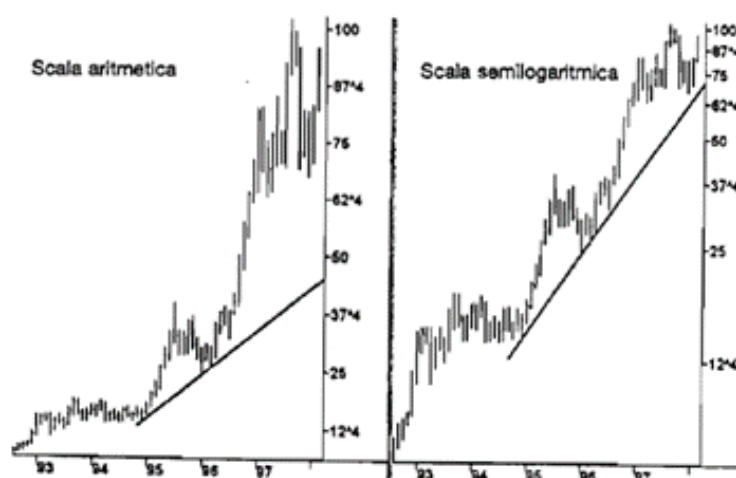


Figura 2.1: Confronto tra scala aritmetica e semi logaritmica, applicate alla stessa serie storica.

Nei grafici con rappresentazioni di lungo periodo, quando la tendenza è già definita, viene utilizzata principalmente la scala logaritmica. Questo rende più chiaro e leggibile il grafico, riducendo sostanzialmente l'ampiezza dell'ordinata che dovrebbe essere altrimenti rappresentata.

In letteratura è possibile individuare molteplici configurazioni che la serie dei prezzi può assumere:

- il grafico "point & figure"
- il grafico lineare
- il grafico a barre
- il grafico candlestick

- il grafico Equivolume
- il grafico Three Line Break
- il grafico Renko
- il grafico Kagi

di seguito verranno riportate brevemente le principali caratteristiche di ogni formazione grafica.

Il primo grafico, in ordine cronologico, ad essere stato utilizzato per determinare l'andamento di un titolo nel mercato borsistico fu il *point & figure*, termine coniato da Victor de Villiers nel 1933, per denominare una rappresentazione che già da tempo era utilizzata in America, ma che ancora non aveva una nomenclatura precisa. Tale rappresentazione presenta varie particolarità che la contraddistinguono dai grafici che osserviamo solitamente; il grafico non presenta infatti la scala del tempo sull'asse delle ascisse, ma solo la variazione di prezzo in quello verticale. Se i prezzi non hanno subito una variazione il grafico rimane invariato fino ad un nuovo segnale. Altra peculiarità è legata al fatto che il volume di contrattazione non viene riportato come nei grafici a barre, ad esempio, nella parte sottostante del grafico, ma può essere identificato dalla numerosità delle variazioni di prezzo registrate (il numero di segni effettuati nella giornata di contrattazione).

Il grafico 2.2 è costituito da una serie di X e di O , a seconda che i prezzi siano in rialzo o in ribasso. Se la colonna delle X si sposta a destra (e verso l'alto) di una casella rispetto alla precedente colonna, si registra un rialzo. Al contrario, se la colonna di O scende (e si sposta a destra) di un box, si registra una rottura verso il basso. Questo metodo permette di cogliere con maggior facilità l'andamento del prezzo e fornisce segnali più chiari al trader che opera nel mercato rispetto ad altre tipologie di grafico. Un'ulteriore caratteristica, legata a tale tipologia di

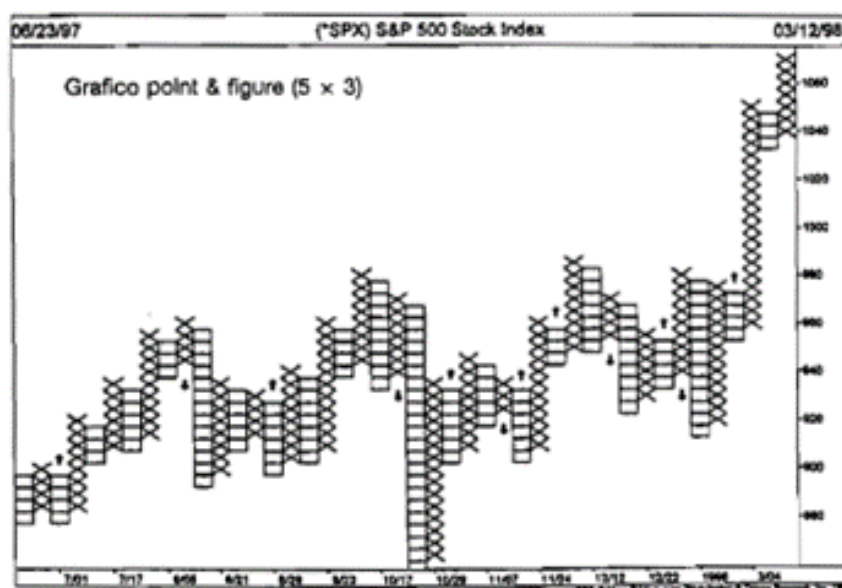


Figura 2.2: Esempio rappresentazione grafica point & figure.

grafico, deriva dalla possibilità di far variare la sua sensibilità assegnando un numero maggiore di box necessari per il reversal (da un grafico 3-box reversal ad un 5-box reversal). Adottando questa strategia, verrà tracciata una *X* o uno *O* solo nel momento in cui si registra un movimento continuativo corrispondente ad un numero maggiore di box. Ad esempio, per una *X* segnata sono necessarie 5 caselle, verranno registrati un numero inferiore di segnali, ma il grafico è più leggibile in un'ottica di lungo periodo.

Il grafico *lineare* è la conformazione più facile tra quelle citate; per la costruzione è necessario tenere in considerazione il solo prezzo di chiusura giornaliero e unire i vari prezzi di contrattazione nell'arco di tempo analizzato. Tale rappresentazione viene utilizzata raramente data la mancanza di informazioni legate al prezzo minimo e massimo nella giornata di contrattazione e via via si sta assistendo ad un abbandono di tale rappresentazione grafica.

I grafici a *barre* e i *candlestick*, sono due rappresentazioni grafiche tra le più utilizzate quotidianamente, grazie alla chiarezza interpretativa e alla completezza delle informazioni desumibili rapidamente. Il grafico a barre 2.3 è molto semplice da rappresentare: ogni giornata di contrattazione viene segnata come una

barra verticale di lunghezza pari alla variazione massima di prezzo della giornata; il punto più basso segna il prezzo minimo contrattato, mentre il punto massimo, corrisponde al valore di prezzo più alto registrato nella giornata. La barra verticale presenta anche due linee più piccole orizzontali, una a sinistra e una a destra, che rispettivamente indicano il prezzo di apertura e quello di chiusura.

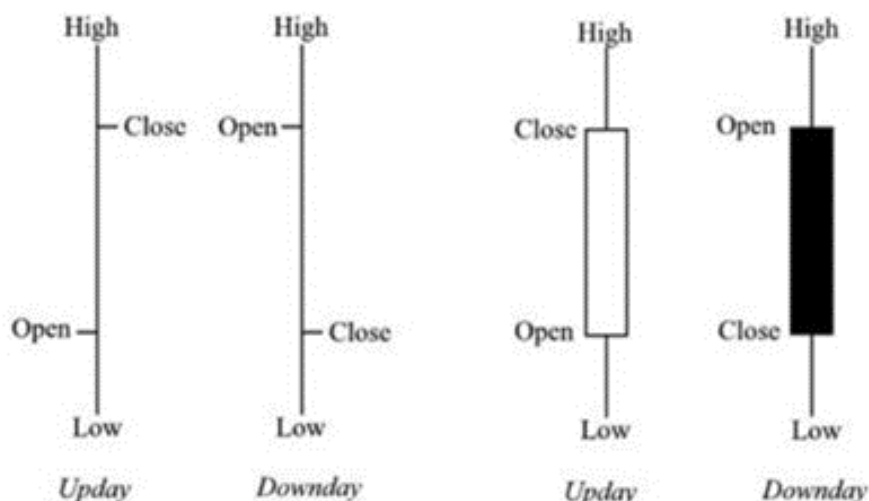


Figura 2.3: Confronto grafico a barre e candlestick.

Ogni giorno viene segnata una barra con le rispettive linee orizzontali, determinando così il classico andamento del grafico. È possibile cambiare la frequenza di aggiornamento delle barre creando anche grafici intra-day (orari) o con periodi più lunghi come settimanali o mensili. Alla base del grafico, solitamente, viene rappresentato il volume, un dato fondamentale che rappresenta il totale di titoli contrattati nella giornata (o nel periodo preso in considerazione).

I grafici *candlestick* rappresentano la versione orientale dei grafici a barre, ma ultimamente sono molto diffusi in tutti i mercati occidentali. Tale rappresentazione si basa sugli stessi quattro valori sopra citati: prezzo di apertura, chiusura, minimo e massimo, ma si contraddistingue per una rappresentazione leggermente differente che rende il grafico più leggibile.

Il segmento, che corrisponde alla massima variazione di prezzo giornaliera, viene chiamata *shadow*, mentre il *real body* rappresenta la parte più ampia della

barra e determina la variazione tra prezzo di apertura e chiusura. Dato che in questo caso il real body non presenta differenze tra lato destro e sinistro, è il colore di quest'ultimo ad indicare se nella giornata di contrattazione il prezzo sia cresciuto rispetto al giorno precedente o meno. Infatti, per convenzione se il corpo centrale è bianco (o verde) l'andamento è positivo, al contrario, se nero (o rosso), è negativo.

I grafici *Equivolume* si distinguono per il modo in cui rappresentano il volume: a differenza dei grafici a barre tradizionali, in cui il volume viene rappresentato alla base del grafico, nei grafici *Equivolume* il volume è rappresentato dalla larghezza della barra stessa, che varia in base alle variazioni di prezzo osservate durante la giornata. Proporzionalmente al volume di contrattazioni eseguite, se nella giornata il prezzo ha avuto una bassa oscillazione tra massimo e minimo, ma un'elevata contrattazione, si otterrà una barra più spessa. Al contrario, se si ha registrato una bassa contrattazione, la barra presenterà la stessa altezza ma una base più ristretta.

La costruzione del grafico *Three Line Break* è particolare e basata sul presupposto che vengono disegnate colonne bianche o nere a seconda della direzione del prezzo del titolo analizzato. Per ogni giornata di contrattazione viene preso in considerazione il prezzo di chiusura e, in base al massimo o minimo registrato nella seduta precedente, si opterà per una linea bianca o nera; nel caso in cui non ci sia una variazione rispetto al giorno precedente, non verrà tracciata alcuna linea. La particolarità del grafico è dovuta al fatto che se vengono rappresentate tre colonne consecutive dello stesso colore (ad esempio bianco), la colonna di inversione (nera) verrà disegnata solo nel momento in cui il trend inverte la tendenza e assume un valore inferiore rispetto al minimo valore assoluto assunto dalle tre colonne precedenti. Lo stesso principio vale per il trend ribassista, dove si osserverà l'inversione solo nel momento in cui verrà superato il massimo assoluto assunto dalle ultime tre colonne.

Il grafico *Renko* è simile al *Three Line Break* con la differenza che, per poter tracciare le colonne, viene definito un livello prefissato da raggiungere, al rialzo o al ribasso; le colonne bianche o nere hanno di conseguenza tutte la stessa ampiezza indipendentemente dal tempo e possono durare anche diverse sedute.

Infine, i grafici *Kagi* (utilizzati in Giappone dagli anni 70 del diciannovesimo secolo), sono rappresentazioni del prezzo del titolo osservato indipendentemente dal tempo. Sono costituiti da un insieme di linee verticali ed orizzontali che variano di spessore e colore a seconda dell'andamento del sottostante. La linea, infatti, diventa più spessa (o cambia colore) quando il prezzo raggiunge il minimo o il massimo rispetto alla linea verticale precedente e inverte la direzione quando il prezzo raggiunge un importo di inversione prefissato, che solitamente è determinato da una variazione del 4%. I segnali operativi sono dati quando la linea cambia spessore o colore: se da fine diventa spessa (o da rossa a verde) allora si ha un segnale di acquisto, di vendita, se si inverte l'ordine dei spessori (da verde a rossa).



Figura 2.4: Esempio rappresentazione grafica Kagi.

Abbiamo appena accennato alle varie tipologie di grafico che maggiormente vengono utilizzate nell'analisi tecnica, ma sostanzialmente il grafico in sé non racchiude alcuna informazione se non opportunamente analizzato. Di seguito tratteremo brevemente alcuni dei concetti fondamentali dell'analisi grafica, fon-

damentali per l'interpretazione dei grafici e, di conseguenza, per individuare le informazioni utili per operare nel mercato.

2.2 I trend

Il primo concetto fondamentale da trattare è sicuramente quello di trend, o tendenza. Lo scopo del grafico e dei vari strumenti utilizzati dagli analisti è quello di poter monitorare, comprendere e prevedere con la maggior precisione possibile il trend e decidere come sfruttarlo a proprio vantaggio.



Figura 2.5: Rappresentazione grafica trend primario, secondario e di inversione.

I mercati raramente presentano un andamento lineare: i movimenti spesso sono caratterizzati da continui massimi e minimi e la loro direzione determina il trend di mercato. Una tendenza rialzista è caratterizzata da una serie di massimi e minimi crescenti, al contrario si tratta di una tendenza ribassista. Il mercato è caratterizzato da tre fasi: il rialzo, il ribasso e laterale, dove quest'ultima determina un periodo in cui domanda e offerta si equilibrano e, solitamente, viene definita trendless.

La maggior parte degli strumenti di analisi tecnica sono progettati per essere trend-following, ossia seguire i continui rialzi o ribassi del mercato; proprio questi periodi di assenza di un trend preciso possono portare il trader a compiere

delle azioni (buy o sell) che determinano ingenti perdite per l'applicazione di uno strumento inadeguato rispetto alla situazione di mercato. Oltre alle tre direzioni, il trend presenta tre fasi. In letteratura si possono trovare diverse interpretazioni, relativamente alla lunghezza del periodo che deve essere considerato, per poter definire una tendenza di lungo, medio o breve periodo. Si possono trovare definizioni di trend primari di lunghissimo periodo (svariati decenni), fino ad un'estensione superiore all'anno (teoria di Dow). Per la fase intermedia i periodi sono compresi tra tre – quattro settimane fino ad alcuni mesi, mentre per la fase minore solitamente si considera un periodo inferiore alle due settimane. Ogni trend, infatti, è parte del successivo trend di maggiore ampiezza; il trend minore è una correzione del trend intermedio, che a sua volta è una correzione del trend primario. È importante considerare queste tre fasi per determinare la posizione da prendere sul mercato, in base all'orizzonte temporale che si vuole sfruttare. Per una posizione sul mercato azionario di lungo periodo, sarà necessario analizzare in modo specifico la tendenza primaria e individuare le possibili correzioni che possono verificarsi nel mercato, sfruttandole a proprio vantaggio.

2.3 Supporti, resistenze e figure ricorrenti

Due strumenti fondamentali per l'interpretazione dei trend sono i supporti e le resistenze; il supporto è un livello di prezzo nel quale viene bloccata la riduzione del valore del titolo in un determinato periodo di tempo, al contrario, la resistenza rappresenta un livello di prezzo in cui la pressione esercitata dai venditori è maggiore di quella degli acquirenti, generando una nuova discesa. In un trend rialzista, solitamente, i livelli di supporto successivi sono sempre più alti rispetto ai precedenti, al contrario, nel trend ribassista, le resistenze avranno un livello di prezzo inferiore. Nel momento in cui il trend supera un supporto (resistenza) si ottiene una possibile inversione di tendenza, con il termine del trend rialzista (ribassista) e un possibile inizio di trend laterale o contrario. Operativamente è



Figura 2.6: Rappresentazione grafica supporto e resistenza.

intuitivo comprendere come questi strumenti possono essere utilizzati dagli operatori per sfruttare questi segnali: un supporto che non viene violato determina un chiaro segnale di mercato rialzista; i compratori riescono ad imporre una pressione maggiore rispetto ai venditori mantenendo un trend crescente. Al contrario, nel momento in cui il supporto viene superato, si genera un segnale ribassista e il conseguente indebolimento o inversione del trend. Lo stesso discorso può essere effettuato riguardo alla resistenza. Ci sono alcune indicazioni che possono confermare e rendere più robuste e affidabili questi particolari livelli di prezzo, ad esempio:

- i volumi di contrattazione, un maggior volume corrispondente ad un dato livello di resistenza o supporto determina una maggiore affidabilità;
- il ripetersi più volte dello stesso livello di prezzo (anche se solitamente un prezzo non violato più volte, ma con volumi di contrattazione bassi è meno significativo di un prezzo toccato una sola volta, ma con volumi molto elevati);
- il principio di intercambiabilità, ovvero la possibilità che un iniziale livello di supporto, dopo essere stato superato, diventi automaticamente un livello di resistenza.

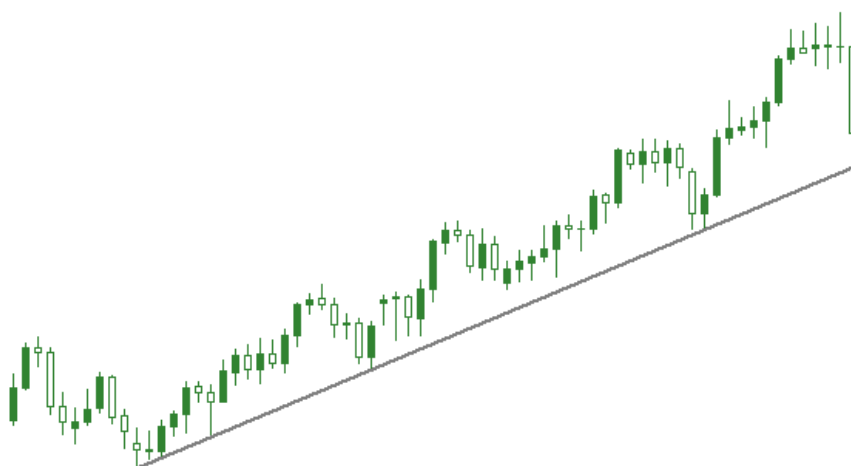


Figura 2.7: Rappresentazione grafica trend line costruita sui minimi.

Nel corso degli anni si sono verificati fenomeni psicologici particolari legati ai numeri tondi generalmente utilizzati per formare supporti e resistenze. I numeri 10, 20, 25, 50, 75, 100 e i suoi multipli determinano spesso degli stop nei rialzi o ribassi e sono stati sfruttati operativamente per piazzare ordini di poco superiori alla cifra tonda (nel caso si stia cercando di sfruttare un rialzo dove la maggioranza tenderà di acquistare ad un prezzo tondo, e il mercato potrebbe non arrivare a tale cifra). Viceversa, nel caso in cui i traders vogliono vendere allo scoperto su un rimbalzo, effettueranno ordini di vendita leggermente sotto al numero tondo.

2.3.1 La Trend line

La trend line è uno strumento costituito da una linea retta che unisce vari punti di minimo o di massimo e aiuta all'individuazione di un trend. La trend line rialzista viene costruita tracciando la retta sui punti di minimo, al contrario la trend line ribassista viene disegnata unendo i punti di massimo. Solitamente, per determinare una trend line definitiva, e quindi affidabile, si attende che ci siano almeno tre punti consecutivi tangenti alla retta tracciata, questo a conferma della validità.

L'utilità pratica di questo strumento è dovuta al fatto che essa non determi-

na solo il livello di prezzo a supporto o resistenza, ma permette di individuare continuamente l'evoluzione del mercato. L'inversione di una tendenza si verifica nel momento in cui si identifica un breakout, ossia la linea di supporto o resistenza viene superata e inizia una nuova fase di mercato. Tale breakout viene solitamente confermato a seguito del verificarsi di due eventi:

- la rottura porti ad una variazione del prezzo di circa il 3% rispetto al valore fissato nella trendline;
- il verificarsi di una temporanea ripresa del trend verso tale linea di tendenza e da un successivo pullback, ossia una correzione di segno opposto che identifica un nuovo valore da cui parte la successiva trend line.

2.3.2 Canali e altre figure

Un ulteriore strumento ampiamente utilizzato nell'analisi tecnica derivante dei trend sopra trattati è la conformazione a canale. Tale strumento può essere costruito partendo dalla linea di tendenza, costruita sui minimi o massimi (supporto o resistenza), e tracciando una parallela ad essa partendo dal primo massimo (o minimo) più pronunciato; risulterà una rappresentazione di due rette parallele, crescenti o decrescenti a seconda del trend, che danno importanti segnali per l'operatore: egli, infatti, oltre ad individuare la tendenza del periodo e aprire nuove posizioni, può trarre profitti di breve periodo valutando l'apertura di posizioni in contro tendenza (allo scoperto), sfruttando l'ampiezza del canale. Come per la trend line, anche per il canale vale la stessa modalità di verifica della robustezza e affidabilità; maggiori sono i punti di contatto con le due rette costituenti il canale, maggiore sarà l'affidabilità della figura stessa. A differenza della trend line, dove una rottura superiore indica un'inversione di tendenza, la rottura di una linea di canale superiore, nel caso in cui il trend sia crescente, implica un rafforzamento della tendenza e un'accelerazione del trend. Allo stesso tempo, nel caso in cui il

trend non riesca più a raggiungere le linee del canale, da un segnale di minore forza e quindi possibile inversione di tendenza.

Fin ora abbiamo individuato alcuni degli strumenti maggiormente utilizzati dagli analisti per valutare i segnali che possono essere dati dalle rappresentazioni dei prezzi; di seguito vengono riportate alcune delle principali formazioni grafiche (o patterns) che, data la forma ricorrente, offrono dei segnali di acquisto e vendita agli operatori. È importante distinguere due macrocategorie di formazioni: di *inversione* e di *continuazione*. Le prime determinano un'inversione del trend e, di conseguenza, permettono di individuare con anticipo la fine della tendenza. Mentre, le seconde, intendono confermare le tendenze in atto ed evitare di compiere ulteriori operazioni di acquisto o vendita di segno opposto al trend in corso. I modelli di inversione è possibile classificarli in base alla lunghezza del periodo di riferimento in cui influenzano il mercato e sono nominati primari e secondari, rispettivamente: i primi determinano l'inversione di una tendenza importante e possono impiegare un arco di tempo considerevole (anche di un anno), mentre i secondi necessitano di un arco temporale inferiore per invertire il trend minore.

In letteratura sono presenti numerosi patterns rappresentanti entrambe le categorie: il testa e spalle 2.8

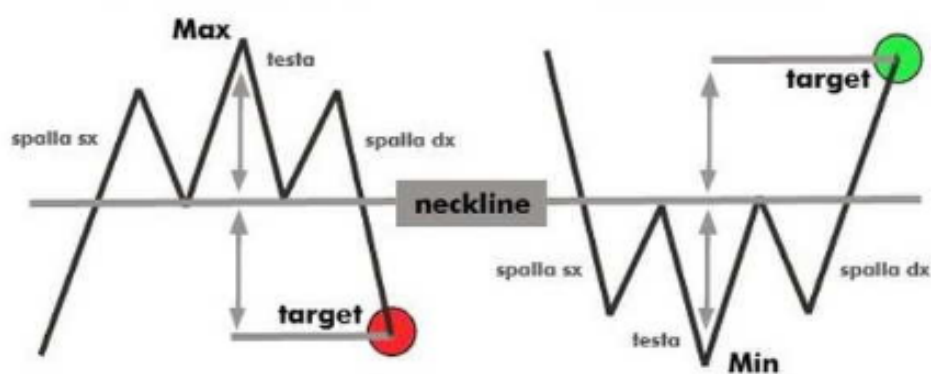


Figura 2.8: Rappresentazione grafica "testa e spalle", rialzista e ribassista.

il doppio massimo o minimo e il V reversal sono solo alcuni esempi di forma-

zioni d'inversione; per le rappresentazioni di continuazione invece, le principali sono: i triangoli (ascendenti e discendenti), le formazioni a rettangolo, le bandiere e i pennants 2.9.

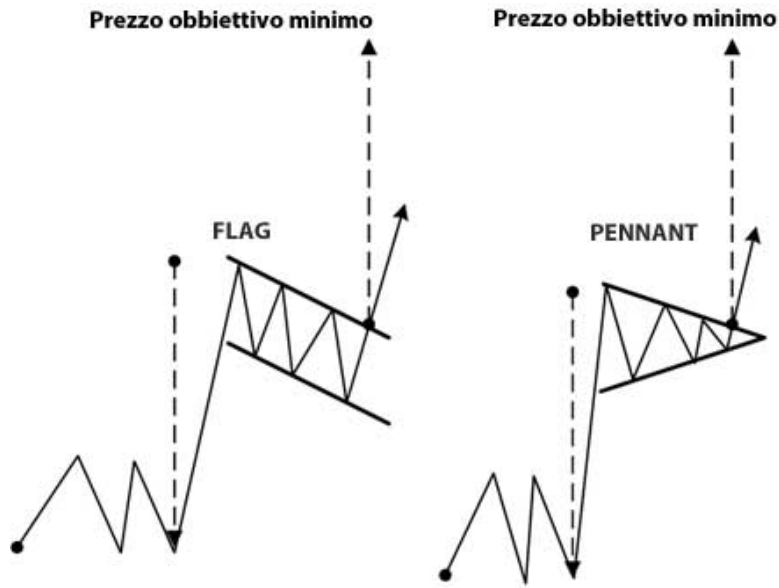


Figura 2.9: Rappresentazione grafica Flag e Pennant

Capitolo 3

INDICATORI E TRADING SYSTEM

Nel seguente capitolo si completerà la discussione sull'analisi tecnica focalizzandosi sui principali indicatori tecnici descritti in letteratura e su come possono essere combinati per creare un sistema di trading efficace.

Gli indicatori tecnici sono strumenti matematici basati su specifiche formule che determinano un risultato, solitamente numerico o grafico. Possiamo suddividerli in varie tipologie e vengono utilizzati contemporaneamente all'analisi grafica e fondamentale per individuare, con il miglior timing possibile, le variazioni del prezzo di un titolo nel mercato e determinare, di conseguenza, l'operazione da svolgere (acquisto, vendita, nessuna operazione). Alcuni di essi richiedono solo la serie storica dei prezzi di chiusura, altri anche il volume delle contrattazioni e altre informazioni desumibili dalla quotazione del titolo. Uno dei grandi vantaggi nell'utilizzo di tali indicatori, indipendentemente dalla tipologia a cui fanno riferimento, è dato dal fatto che, a differenza dell'interpretazione grafica, che, come suggerisce il termine stesso, necessita di una 'interpretazione', l'indicatore elimina questa soggettività legata all'operatore fornendo solamente un segnale, dando di conseguenza, maggior peso all'aspetto matematico-statistico. L'analisi del mercato basata su indicatori tecnici non può essere svolta osservando l'andamento di un solo indicatore, ma come già anticipato nella teoria di Dow, è necessario verificare la conferma di più segnali per ottenere un risultato

affidabile.

3.1 Categorie di indicatori

Iniziamo con il distinguere due categorie di indicatori:

- indicatori *leading*, o primari, costituiscono l'insieme di indicatori che possono essere utilizzati per anticipare un'inversione di tendenza e il relativo inizio di un nuovo trend, basandosi sulla serie storica dei prezzi. Spesso questi indicatori devono essere utilizzati in coppia o con indicatori di tipo *lagging* per verificare, come anticipato, la robustezza del segnale. Esempi di questi indicatori sono: *Rate On Change (ROC)*, *Relative Strength Index (RSI)*, *l'Average Directional Index (ADX)*.
- gli indicatori di *lagging*, invece, sono indicatori trend-following, ossia seguono il prezzo del titolo e confermano la previsione effettuata dagli *leading* se nel mercato si sviluppa una forte tendenza. Nelle fasi di mercato in cui si verificano movimenti laterali, questi indicatori perdono la loro efficacia dato che il mercato non presenta un trend rialzista o ribassista. Alcuni esempi sono: le *medie mobili* (semplici, esponenziali e ponderate), *il Moving Average Convergence and Divergence (MACD)*, *le Bande di Bollinger*, *il Know Sure Thing (KST)*.

Prima di definire le caratteristiche costruttive e operative di alcuni indicatori è opportuno sottolineare la differenza presente tra indicatori e oscillatori. Le logiche sottostanti alla loro formulazione spesso sono le medesime, ma cambia la modalità con cui vengono restituiti i segnali. Nel caso degli indicatori, essi possono assumere qualsiasi valore in base alla serie di prezzi su cui sono calcolati e presentano solitamente un parametro che indica se il livello raggiunto si riferisce ad un movimento rialzista o ribassista. Gli oscillatori invece sono costruiti per

muoversi all'interno di un range ben specificato; la rottura della linea mediana o il raggiungimento di valori estremi restituisce un segnale.

La prima categoria di indicatori tecnici che andremo ad analizzare più nello specifico sono la categoria gli indicatori *lagging* o *trend following*. Tali indicatori aiutano a visualizzare la direzione che il trend di mercato ha nel momento in cui si opera; le tre tendenze riscontrabili sono: trend rialzista, trend ribassista e trend laterale.

3.1.1 Le medie mobili

Uno degli indicatori più semplici ed immediati per comprendere tale fenomeno è la media mobile. Questo indicatore può essere utilizzato per andare a ridurre quelle che sono le interferenze, o rumori di mercato, andando a restituire una linea, più o meno altalenante a seconda della periodicità con cui viene calcolata, mostrando graficamente l'andamento del trend in atto. Esistono tre tipologie di medie mobili: la semplice, l'esponenziale e la ponderata. Tutte e tre presentano lo stesso concetto sottostante, ma ponderato con pesi differenti. Operativamente, per calcolare la media mobile viene preso un intervallo temporale di una specifica lunghezza, solitamente 14, 55 e 200 giorni e, giorno per giorno, si sposta l'intervallo di una giornata (includendo nell'intervallo il prezzo più recente e escludendo, nel caso della media a 15 giorni, il valore di 16 giorni fa). L'ampiezza dell'orizzonte temporale presenta una rilevanza fondamentale: maggiore è il tempo considerato, minore sarà la velocità di adattamento della media rispetto alle variazioni giornaliere più estreme. Di conseguenza, il grafico presenterà una maggiore regolarità. Al contrario, se l'ampiezza di riferimento è corta, il grafico seguirà con più precisione la rappresentazione dei prezzi.

La media mobile semplice (SMA) è calcolata come media aritmetica dei prezzi

per un n numero di giorni:

$$SMA_t(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{t-i+1}$$

dove P_{t-i+1} sono i prezzi di chiusura del titolo ritardati fino a i periodi.

La media mobile esponenziale (EMA) è caratterizzata da una funzione leggermente più complessa, perché deve tenere in considerazione il fatto che i giorni più lontani nel calcolo devono pesare meno rispetto a quelli più recenti e può essere espressa in forma ricorsiva:

$$EMA_t(n) = \begin{cases} P_1 & \text{per } t = 1 \\ a * P_1 + (1 - a) * EMA_{t-1} & \text{per } t > 1 \end{cases}$$

con a , fattore di livellamento che assume valori tra $[0, 1]$. Infine, consideriamo la media mobile ponderata, basata sul concetto della media mobile esponenziale, dove però il peso del parametro decresce in modo lineare e non esponenziale.

$$WMA_t(n) = \sum_{i=1}^n P_{t-i+1} \frac{n - i + 1}{n(n + 1)/2}$$

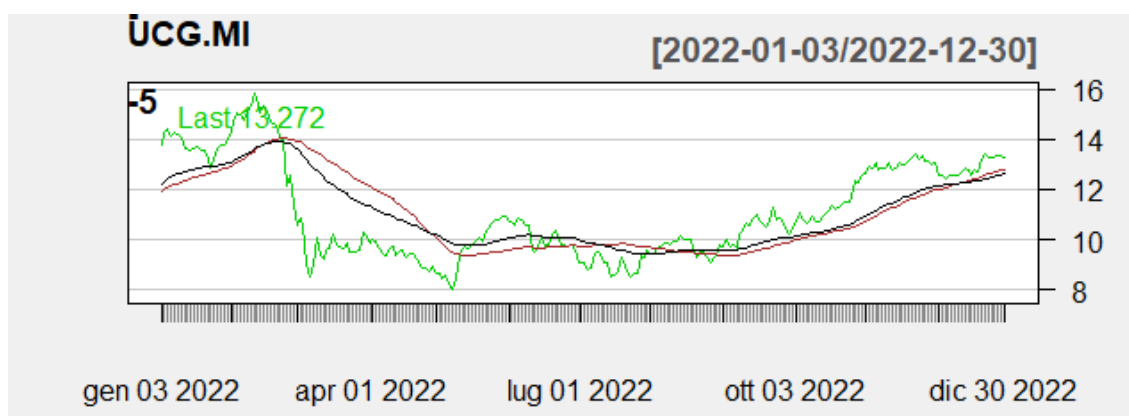


Figura 3.1: Rappresentazione grafica media mobile semplice (in rosso) ed esponenziale (in nero).

Graficamente possiamo osservare delle caratteristiche che differenziano le tre tipologie di medie mobili. Ad esempio: l'EMA è più reattiva rispetto alla SMA.

Di conseguenza, nel caso venga utilizzata con un periodo di tempo significativamente lungo (per costruire una media mobile lenta), riesce ad eliminare meglio la possibilità di generare errori casuali. Nel caso invece venga utilizzata come media veloce, è più probabile che vengano generati falsi segnali.

Ma come vengono generati i segnali?

Innanzitutto, è fondamentale scegliere il periodo n di riferimento più corretto per la numerosità di giornate di mercato che si vuole analizzare e per la reattività del risultato che si vuole ottenere. I segnali che vengono generati utilizzando una singola media mobile sono dovuti dall'incrocio tra la media e la serie di prezzi. Quando avviene un incrocio, infatti, si determina la maggior parte delle volte un'inversione del trend in atto. Operativamente, si otterrà un segnale di acquisto nel momento in cui la media mobile attraversa la serie dei prezzi dal basso verso l'alto; al contrario, si otterrà un segnale di vendita nel momento in cui la media mobile attraversa dall'alto verso il basso la serie dei prezzi. Nei periodi di mercato in cui non è presente una forte tendenza rialzista o ribassista, le medie mobili possono spesso fornire dei falsi segnali, ossia incroci con la serie dei prezzi molto ravvicinati che mostrano principalmente una tendenza laterale. Per ovviare a tale problema, in letteratura è stato proposto di utilizzare più medie mobili con periodicità diversa nello stesso grafico.

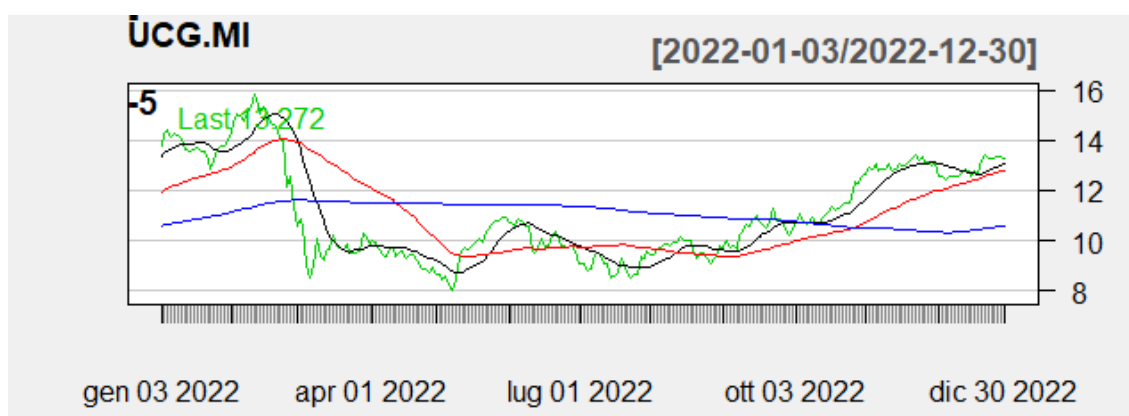


Figura 3.2: Rappresentazione grafica SMA a 14 (nero), 50 (rosso) e 200 giorni (blu).

I parametri utilizzati nell'esempio sono quelli sopra citati: $n = 14, 55$ e 200 . I

segnali operativi risultati dall'insieme di questi parametri sono:

- acquisto nel caso in cui la media mobile con frequenza di aggiornamento maggiore (n=14) è maggiore della media a n=55 che a sua volta è maggiore della media mobile n=200;
- vendita se accade il contrario, ossia $MA(n=14) < MA(n=55) < MA(n=200)$;
- non operare se il segnale è uguale al giorno precedente.

Di conseguenza otterremo che, se la media lunga è posizionata sopra alla breve siamo in una fase di ribasso, al contrario in una fase di rialzo. Determinato uno specifico trend, esso deve essere mantenuto fino a che non venga riscontrato un nuovo segnale. L'utilizzo di questa tecnica, rispetto all'incrocio tra singola media mobile e rappresentazione dei prezzi, fornisce una parziale soluzione al problema dei falsi segnali in fasi laterali, ma al contempo ritarda i segnali operativi; ecco che è fondamentale comprendere al meglio come valutare e applicare entrambe le tipologie di segnale per ottenere il segnale al giusto timing.

3.1.2 MACD

Il Moving Average Convergence and Divergence (MACD) venne introdotto verso la fine del 1970 da Gerald Appel. Questo indicatore è uno dei più conosciuti tra gli oscillatori; permette di valutare l'ampiezza e la velocità di movimento dei prezzi, ed è costituito da due linee: la *differential line* e la *signal line*. La *differential line* si ottiene come differenza tra due medie mobili esponenziali con periodo di tempo differente; nello specifico in letteratura vengono utilizzate la media a dodici giorni e quella a ventisei. La *signal line*, invece, è basata su una media mobile esponenziale a nove giorni della *differential line*.

Il principio sottostante al MACD è simile a quello di molti altri oscillatori, con la differenza che in questo caso non viene confrontato il prezzo di due periodi di tempo diversi (odierno rispetto ad uno ad X periodi precedenti), bensì la

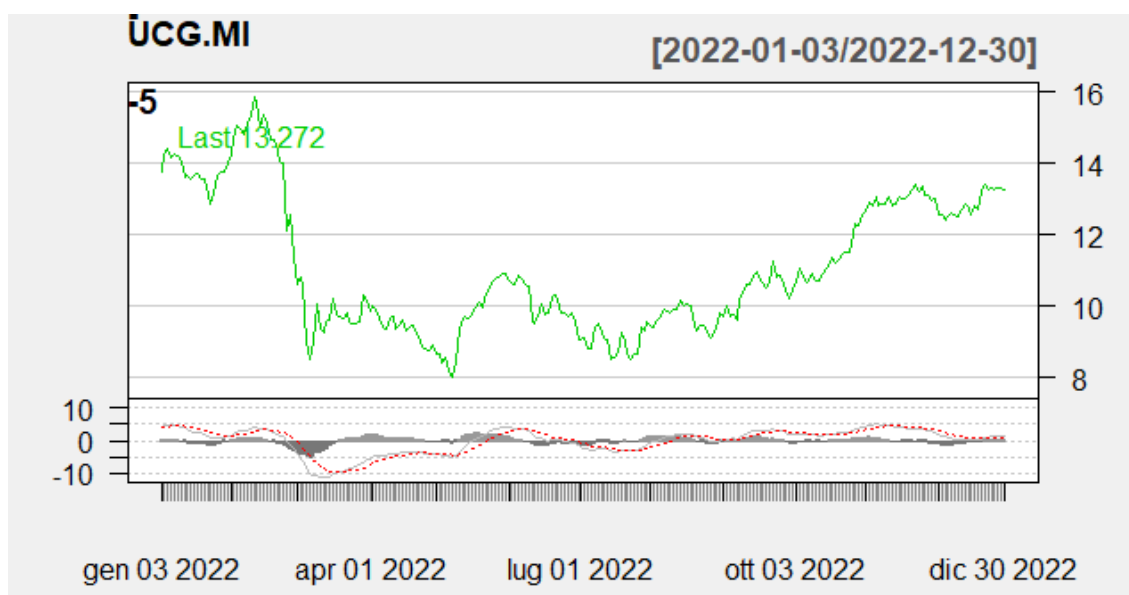


Figura 3.3: Rappresentazione grafica MACD.

differenza tra medie mobili, più o meno lente. Tale indicatore, quindi, presenta tre parametri che possono essere variati dall'operatore per analizzare al meglio il periodo preso in considerazione.

Che segnali possono essere dedotti dal MACD?

Possiamo suddividere due categorie di segnali:

- quelli definiti dalla *signal line* (anche conosciuti come *signal crossover*), che determinano un segnale di acquisto nel caso in cui la *differential line* incroci dal basso verso l'alto la *signal line*; al contrario si genera un segnale di vendita.
- e quelli definiti dalla linea dello zero, infatti, un attraversamento di tale linea da parte delle *differential line* corrisponde ad un segnale rialzista, al contrario uno ribassista.

$$Segnali_{MACD}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } DL_t > SL_t \wedge DL_{t-1} < SL_{t-1} \\ -1 & \text{se } DL_t < SL_t \wedge DL_{t-1} > SL_{t-1} \\ Segnali_{MACD}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

dove DL_t e SL_t sono rispettivamente la *differential line* e la *signal line* al tempo t .

È possibile, inoltre, valutare attraverso questo indicatore delle zone di ipercomprato o ipervenduto. A differenza di altri indicatori che presentano delle soglie ben definite di tali valori, in questo caso si può osservare graficamente e monitorare a seconda dell'ampiezza dell'oscillazione effettuata dal MACD.

3.1.3 Bande di Bollinger

Le Bande di Bollinger vennero sviluppate nel 2002 da John Bollinger. Questo indicatore presenta una grande versatilità data la possibilità di essere utilizzate come:

- indicatore di volatilità di un titolo;
- indicatore del range di oscillazione del titolo;
- indicatore di trend.

L'indicatore è costituito da tre curve: una banda mediana e due bande laterali simmetriche. Per costruire la banda centrale si utilizza una semplice media mobile a venti giorni. Le due bande, superiore e inferiore vengono calcolate partendo dal valore della media mobile e aggiungendo (per la banda superiore) o sottraendo (per la banda inferiore), il valore della deviazione standard mobile moltiplicato per un parametro m , che può essere diverso tra le due bande.

$$\begin{cases} Bup_t = CL_t + m\sqrt{MSD_t} \\ Bdn_t = CL_t - m\sqrt{MSD_t} \end{cases}$$

dove CL_t e MSD_t indicano rispettivamente la media mobile e la deviazione standard mobile al tempo t .

Solitamente viene posto $m = 2$, le due bande seguono la tendenza della media mobile ma l'ampiezza varia in base al valore della volatilità. Con i parametri impostati come sopra (media mobile a venti giorni e $m = 2$) si è calcolato che per circa l'89% dei casi i dati dei prezzi sono contenuti all'interno delle bande; per mantenere questa percentuale e variare i parametri si può ad esempio adottare una media mobile più veloce, 10 giorni, e un $m = 1,9$, o al contrario scegliere una SMA di 50 giorni e una $m = 2,1$.

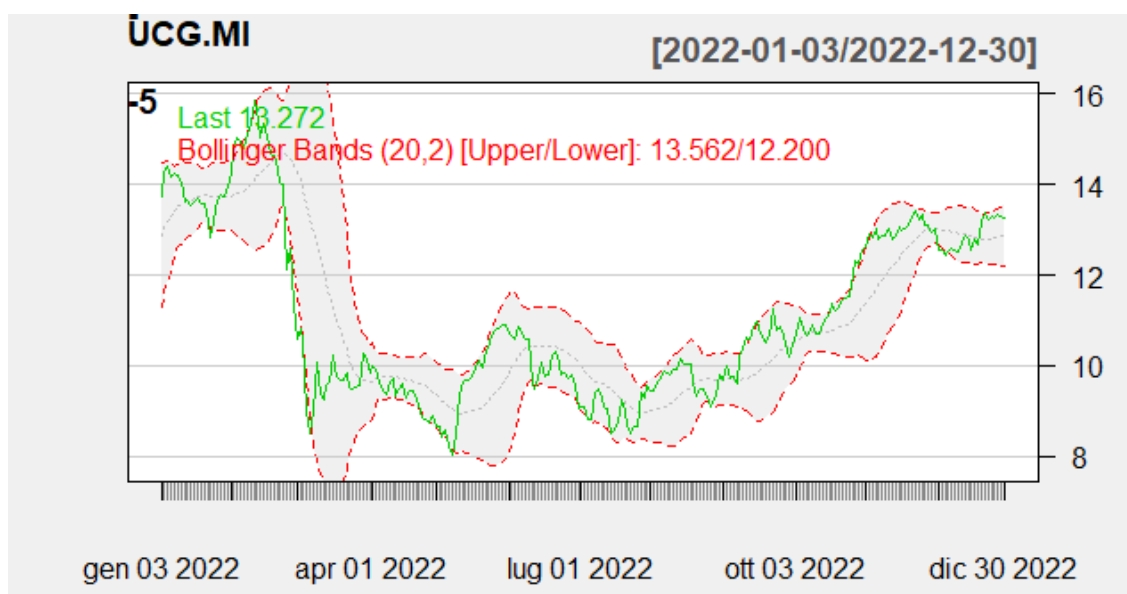


Figura 3.4: Rappresentazione grafica bande di Bollinger

I segnali restituiti da tale indicatore sono:

- vendita quando il prezzo si avvicina o esce dalla banda superiore, tale segnale implica una fase di ipercomprato e di conseguenza un'imminente inversione di tendenza;
- acquisto nel momento in cui il prezzo si avvicina o esce della banda inferiore.

L'ampiezza delle bande varia in base alla volatilità. Una maggior ampiezza implica maggior volatilità e quindi dovrebbe verificarsi nel breve periodo un chiaro segnale di acquisto o vendita; nel caso in cui la volatilità sia bassa, va interpretato come segnale di quiete prima di un potenziale nuovo segnale.

$$Signal_{BB}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } P_t < Bdn_t \wedge P_{t-1} > Bdn_{t-1} \\ -1 & \text{se } P_t > Bup_t \wedge P_{t-1} < Bup_{t-1} \\ Signal_{BB}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

dove P_t , Bdn_t e Bup_t sono i valori di prezzo e delle due bande al tempo t , a differenza degli altri valori calcolati a $t-1$.

3.1.4 KST

Il KST (Know Sure Thing) è un indicatore sviluppato dall'analista tecnico Martin J. Pring. L'oscillatore si prefigge di misurare la velocità di movimento dei prezzi considerando diversi orizzonti temporali. Si tratta quindi di un indicatore molto utile per condurre analisi cicliche in quanto permette di individuare potenziali punti di inversione del mercato. Il punto di partenza è capire qual è la direzione principale del mercato, sia che si applichino strategie d'investimento, sia di tipo speculativo. Il concetto basilare è che i trend di breve termine sono influenzati dai trend primari: l'ampiezza di un movimento di breve termine può essere infatti maggiore se si sviluppa nella stessa direzione del trend principale (ad esempio i movimenti rialzisti di breve termine risultano più intensi se si sviluppano durante un mercato toro, come lo sono i movimenti ribassisti nel caso di un mercato orso). Per un investitore è quindi fondamentale avere un trend primario al rialzo, mentre per i trader che operano nell'intraday è molto importante stabilire la direzione del trend di breve termine.

Come si calcola il KST?

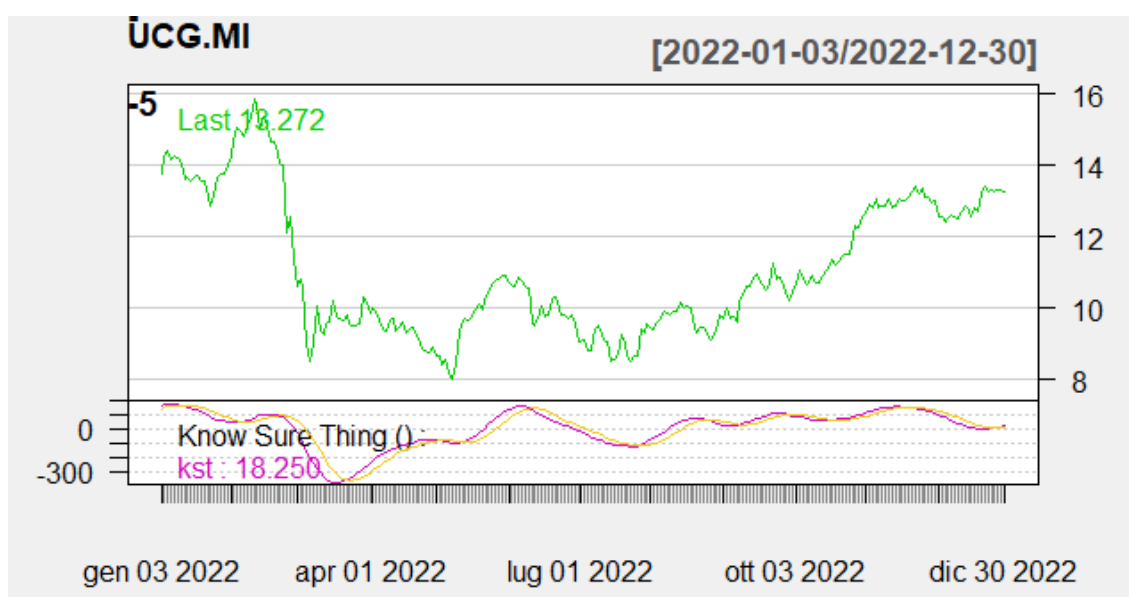


Figura 3.5: Rappresentazione grafica Know Sure Thing

Per ogni giorno (settimana, mese, ecc.), il KST calcola il ROC¹ su più periodi. Se il ROC è positivo, in genere determina l'aumento della forza del trend rialzista, al contrario, se negativo, indica un'accelerazione del trend ribassista. Tali ROC vengono livellati utilizzando le medie mobili indicate, quindi moltiplicati per i rispettivi valori di ponderazione. I valori risultanti vengono sommati per ogni giorno (mese, settimana, ecc.). Per calcolare analiticamente il valore del KST è necessario utilizzare quattro ROC calcolati su quattro intervalli di tempo differenti, rispettivamente:

- $ROC_{10} = \left(\frac{P_t}{P_{t-10}} - 1 \right) \cdot 100$
- $ROC_{15} = \left(\frac{P_t}{P_{t-15}} - 1 \right) \cdot 100$
- $ROC_{20} = \left(\frac{P_t}{P_{t-20}} - 1 \right) \cdot 100$
- $ROC_{30} = \left(\frac{P_t}{P_{t-30}} - 1 \right) \cdot 100$

¹Il Return On Change è un indicatore che misura la variazione percentuale dei prezzi tra periodi di tempo diversi. In formula:

$$ROC_t(n) = \frac{P_t - P_{t-n}}{P_{t-n}} \approx \ln P_t - \ln P_{t-n}$$

dove P_t è il prezzo al tempo t .

I quattro diversi tassi di variazione vengono calcolati, livellati, moltiplicati per i pesi e quindi sommati per formare un unico indicatore.

$$\begin{aligned} KST = SMA(ROC_{10}, avg_1) * w_1 + SMA(ROC_{15}, avg_2) * w_2 \\ + SMA(ROC_{20}, avg_3) * w_3 + SMA(ROC_{30}, avg_4) * w_4 \quad (3.1) \end{aligned}$$

Dove $SMA(ROC_{10}, avg_1)$ si riferisce alla media mobile giornaliera di avg_1 termini per ROC_{10} . Infine, la *Signal Line* viene calcolata prendendo una media mobile semplice a 9 periodi del valore KST. Per le tendenze a breve termine, M. J. Pring suggerisce i seguenti parametri:

$$avg_1 = 10 \text{ e } w_1 = 1$$

$$avg_2 = 10 \text{ e } w_2 = 2$$

$$avg_3 = 10 \text{ e } w_3 = 3$$

$$avg_4 = 15 \text{ e } w_4 = 4$$

Che segnali fornisce questo indicatore?

In pratica, il KST restituisce un segnale di vendita quando incrocia sopra la linea dello zero oppure quando incrocia sopra la linea di segnale. La sua permanenza al di sopra dello zero ci dà conferma di una situazione di trend positivo e quindi rialzista. Il segnale di acquisto, al contrario, arriva con l'incrocio sotto la linea dello zero o al di sotto di quella di segnale e, anche in questo caso, la sua permanenza al di sotto del valore zero ci conferma la forza del trend ribassista che si è generato. L'altro classico utilizzo del KST è quello delle divergenze di prezzo nel momento in cui un movimento rialzista del prezzo non genera la stessa situazione sull'indicatore, che va invece ad indebolirsi, oppure la discesa dei prezzi non vede corrispondenza sul KST, che al contrario inizia a salire. Questi casi portano ad individuare delle possibili e probabili inversioni del trend in corso.

$$Segnali_{KST}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } KL_t > SL_t \wedge KL_{t-1} < SL_{t-1} \\ -1 & \text{se } KL_t < SL_t \wedge KL_{t-1} > SL_{t-1} \\ Segnali_{KST}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

dove KL_t e KL_{t-1} sono rispettivamente i valori della linea del KST al tempo t e $t-1$, mentre SL_t e SL_{t-1} sono i valori della *signal line* nei rispettivi tempi.

Quando genera falsi segnali?

Come tutti gli indicatori che studiano i cicli è bene ricordarsi che nelle fasi di forti trend di breve periodo, ma caratterizzati da un'elevata volatilità, si possono verificare discrepanze tra il trend effettivo e quello segnalato dall'indicatore. Ad esempio, un forte rialzo senza pause potrebbe generare nell'indicatore dei segnali di ribasso. Tecnicamente, infatti, ci si aspetta una pausa e giustamente il ciclo lo segnala. Tuttavia, il mercato non la fa. Ecco che in queste occasioni è necessario anche un buon senso critico da parte del trader che deve individuare tali momenti con l'ausilio di analisi tecnica e l'utilizzo di più indicatori nella stessa serie.

I successivi due indicatori fanno parte della categoria leading e solitamente vengono utilizzati per individuare anticipatamente il segnale d'inversione di una tendenza in atto.

3.1.5 RSI

Il Relative Strength Index (RSI) venne sviluppato nel 1978 da Welles Wilder Jr. e fa parte della categoria di indicatori nominati oscillatori di momentum, ossia strumenti tecnici che si muovono all'interno di un intervallo (in questo caso $[0, 100]$) ben definito di valori e assumono diversi livelli a seconda del movimento della serie storica. L'indicatore rende possibile comprendere la velocità e l'entità del movimento dei prezzi. La formula per il calcolo è semplice e caratterizzata

dal rapporto tra la variazione positiva del prezzo di un determinato intervallo di tempo n , rispetto alla variazione di prezzo totale in tale intervallo, il tutto moltiplicato per 100.

$$RSI_t(n) = 100 * \frac{\sum_{\tau=0}^{n-1} \Delta^+ P_{t-\tau}}{\sum_{\tau=0}^{n-1} |\Delta P_{t-\tau}|}$$

con Δ^+ che rappresenta la variazione positiva di prezzo e n pari a 14 giorni.

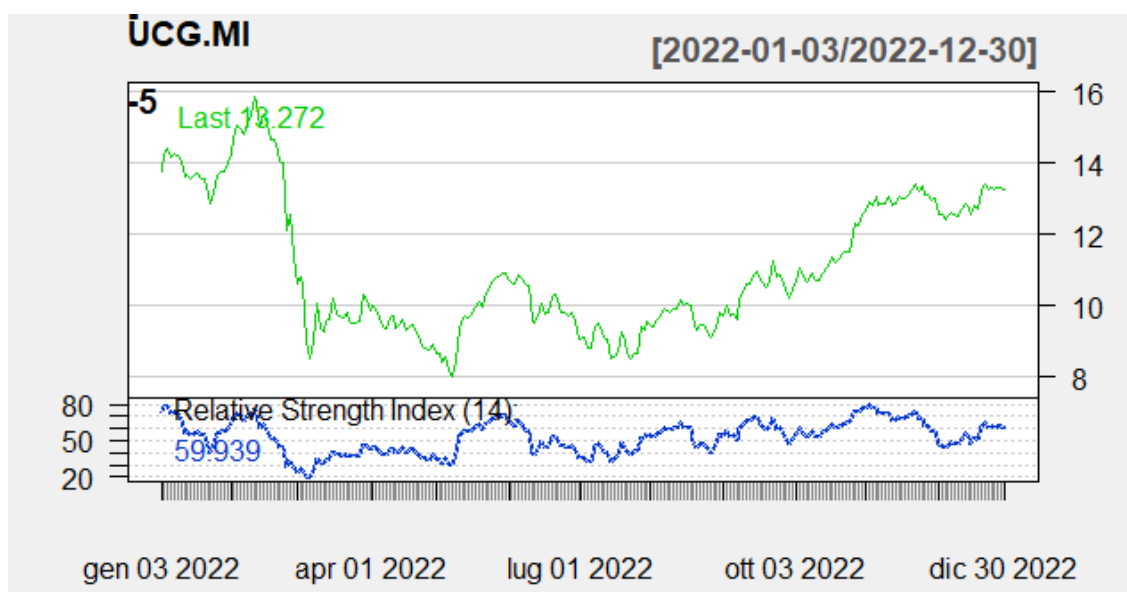


Figura 3.6: Rappresentazione grafica Relative Strength Index.

Operativamente l'oscillatore restituisce dei segnali nel momento in cui supera determinati livelli prefissati nel grafico. Anche in questo caso in letteratura sono stati individuati dei parametri per poter individuare tali segnali (n pari a 14 e i due valori critici dell'RSI pari a 30 e 70), pur potendoli variare a piacimento nel caso si voglia rendere l'indicatore più o meno sensibile. Nel caso in cui l'RSI incroci o superi il livello di 70 si genererà un segnale di ipercomprato e il trend dovrebbe subire un'inversione, al contrario se l'RSI è inferiore a 30 il mercato è in una fase di ipervenduto.

$$Signal_{RSI}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } RSI_t < 30 \wedge RSI_{t-1} > 30 \\ -1 & \text{se } RSI_t > 70 \wedge RSI_{t-1} < 70 \\ Signal_{RSI}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

3.1.6 ADX

L'Average Directional Movement Index (ADX) è un indicatore di tendenza sviluppato nel 1978 da J. Welles ed è costituito da tre linee: l'Average Directional Movement, il Minus Directional Movement ($-DM$) e il Plus Directional Movement ($+DM$). L'indicatore, a differenza dei precedenti, non va ad indicare la direzione del trend in atto, ma ne misura solamente la forza. Essendo un *lagging indicator*, il trend deve essersi già manifestato, affinché l'indicatore generi un segnale che ne indichi la presenza e la forza.

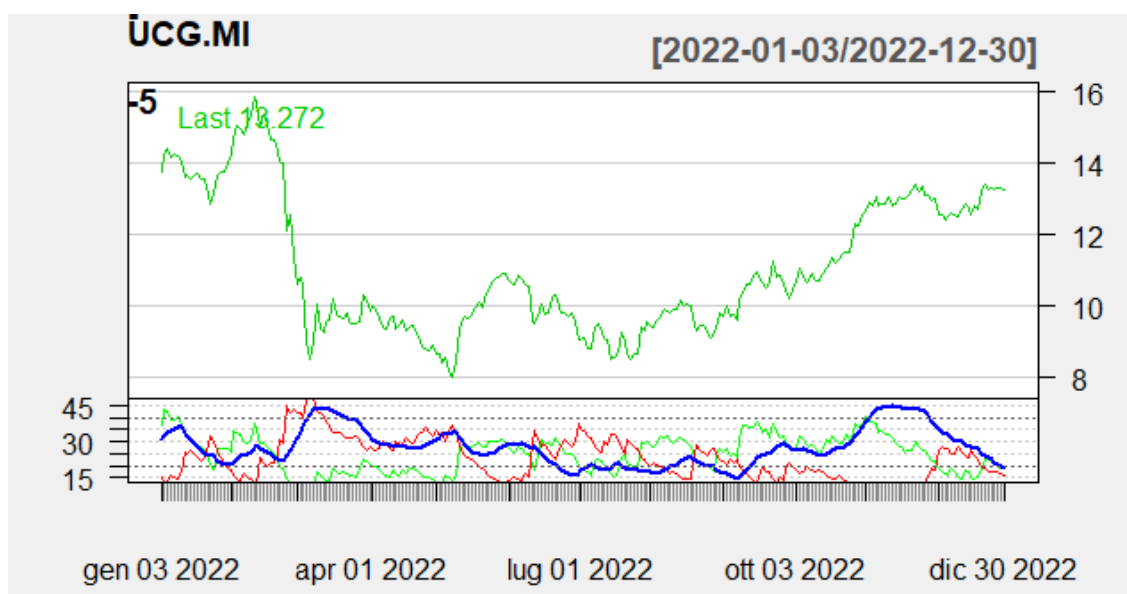


Figura 3.7: Rappresentazione grafica Average Directional Index

Per determinare operativamente il segnale è necessario calcolare i valori del $+DI$ e del $-DI$, calcolarne la differenza e la media mobile. Per fare ciò sono necessari i prezzi massimi, minimi e di chiusura della giornata di contrattazione. Le formule sono:

$$ATR_t = \frac{ATR_{t-1} * (n - 1) + TR_t}{n} \quad TR_t = \max[(H_t - L_t), |H_t - C_{t-1}|, |L_t - C_{t-1}|]$$

$$+DM_t = \begin{cases} (H_t - H_{t-1}) & \text{se } (H_t - H_{t-1}) > (L_t - L_{t-1}) \wedge (H_t - H_{t-1}) > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$-DM_t = \begin{cases} (L_t - L_{t-1}) & \text{se } (L_t - L_{t-1}) > (H_t - H_{t-1}) \wedge (L_t - L_{t-1}) > 0 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$+DI_t = \frac{EMA(+DM_t)}{ATR_t} \quad -DI_t = \frac{EMA(-DM_t)}{ATR_t}$$

La formula per il calcolo dell'ADX è:

$$ADX_t = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \frac{DI_{t-i}^+ - DI_{t-i}^-}{DI_{t-i}^+ + DI_{t-i}^-} * 100$$

I segnali che vengono forniti da tale indicatore determinano il momento per entrare o uscire da una determinata negoziazione; se il $+DI$ incrocia dal basso verso l'alto il $-DI$ si genera un segnale di acquisto, di vendita se il $-DI$ è superiore al $+DI$.

$$Signal_{ADX}(t) = \begin{cases} -1 & \text{se } +DI(t) < -DI(t) \wedge +DI(t-1) > -DI(t-1) \\ +1 & \text{se } +DI(t) > -DI(t) \wedge +DI(t-1) < -DI(t-1) \\ Signal_{ADX}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Infine, vengono presentati brevemente due indicatori basati sul concetto di volatilità e di volume, rispettivamente l'RVI e l'OBV.

3.1.7 RVI

Il Relative Volatility Index (RVI) è un indicatore sviluppato da Donald Dorsey² nel 1993. Questo indicatore presenta varie similitudini con l'RSI; il valore è

²(D. Dorsey. The relative volatility index. Technical Analysis of Stocks and Commodities,11(6):253-256, 1993)

solitamente compreso tra 0 e 100 e, al posto di calcolare il rapporto tra variazioni positive su variazioni totali del prezzo di chiusura, viene utilizzato il valore della deviazione standard. La formula operativa per il calcolo dell'RVI è la seguente:

$$RVI = 100 * \frac{+sum}{(+sum) + (-sum)}$$

dove rispettivamente $+sum$ rappresenta la sommatoria della deviazione standard media relativa alle sedute positive, mentre $-sum$ è la sommatoria della d.s. media negativa. Come anticipato, tale indicatore oscilla all'interno di un range tra 0 e 100 con una zona inferiore (tra 0 e 30 che indica l'ipercomprato) e superiore (tra 70 e 100 indica l'ipervenduto).

I segnali che possono essere dedotti sono legati a due caratteristiche: il superamento della linea mediana (50) o il superamento delle linee "estreme". In entrambi i casi si registra una salita dell'indicatore quando la volatilità sale nelle fasi di salita del trend e, al contrario, l'RVI scende quando all'aumentare della volatilità il mercato sta scendendo. Quando l'indicatore supera la soglia del 50, si registra un segnale positivo. Se la attraversa dall'alto verso il basso, il segnale è negativo. Spesso questo indicatore viene utilizzato assieme ad altri come filtro, ossia conferma o meno il risultato ottenuto dalla presenza di configurazioni grafiche particolari.

3.1.8 OBV

L'OBV, che sta per On-Balance Volume è un indicatore trattato da Joe Granville nel 1963 in 'Granville's New Key to Stock Market Profits'³.

Questo indicatore è basato sul concetto di volume e misura i flussi di entrata e uscita nel mercato basandosi sul fatto che, nelle sedute rialziste si verificano aumenti di volume, mentre, in quelle ribassiste, delle diminuzioni. Nel caso si sia verificata una seduta positiva, l'OBV misura il volume totale sommando il

³J. Granville. Granville's New Key to Stock Market Profits. Prentice-Hall, 1963.

volume del giorno di contrattazione con quello della giornata precedente; se la seduta è stata negativa, verrà applicata una sottrazione.

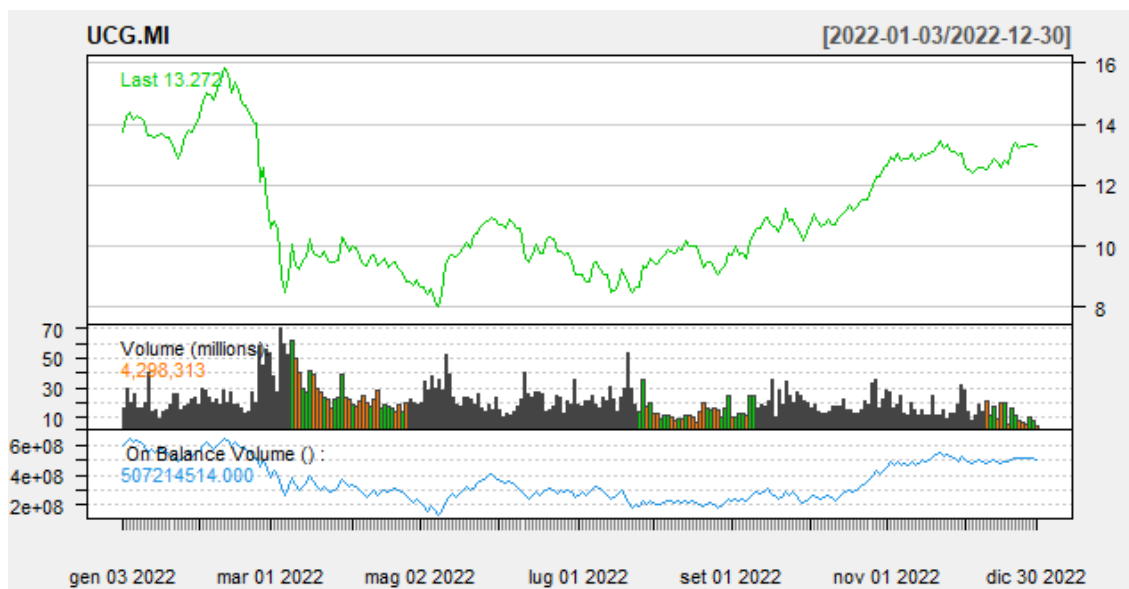


Figura 3.8: Rappresentazione grafica On Balance Volume

Graficamente l'indicatore segue la linea dei prezzi con una buona accuratezza, ma la sua peculiarità più importante è che individua con anticipo i segnali di inversione del trend. L'autore ha individuato una relazione tra volume e prezzo: l'indicatore sale se i volumi nelle sedute rialziste sono superiori ai volumi nelle sedute ribassiste e scende quando il volume è maggiore nelle giornate ribassiste. Ecco che una volta individuato il trend è importante verificare l'andamento dell'OBV che può confermare o meno la tendenza; importante è verificare le possibili resistenze e supporti non solo sul grafico dei prezzi ma anche su quello dell'indicatore, spesso infatti, si verifica proprio una discrepanza tra direzioni a favore dell'indicatore, che semplicemente anticipa il segnale.

3.2 Introduzione al trading system

Finora abbiamo osservato tre modalità utilizzabili per poter scegliere come operare nel mercato attraverso: l'analisi grafica, quella fondamentale e gli indicatori. Ogni operatore può, a seconda della propria esperienza o strategia, utilizzare tali

strumenti in maniera separata o integrandoli, per osservare contemporaneamente i risultati ottenuti e agire di conseguenza.

Esistono tre tipologie di segnale: acquisto, vendita e non operare. I primi due sono segnali attivi e suggeriscono all'analista di entrare o uscire dal determinato mercato, il terzo, di pari importanza, è un segnale passivo, e viene indicato nelle situazioni in cui non è presente una tendenza significativa. Una distinzione che sicuramente va fatta è la differenza tra i due approcci comportamentali: quello algoritmico/matematico e quello arbitrario. Il primo è caratterizzato dalla completa assenza di emotività da parte dell'operatore ed è regolato solo da segnali automatici generati dal sistema, che, se da un lato comporta dei benefici, dall'altro può incorrere in perdite nel momento in cui gli indicatori sbagliano ad interpretare la previsione futura del prezzo, dato che si basano sulla sua evoluzione passata. Il secondo caso, invece, prevede la possibilità di integrare i grafici con varie informazioni di altra natura e, di conseguenza, poter gestire in maniera più flessibile le rigide regole degli indicatori, ad esempio utilizzando in particolari momenti dei parametri diversi dai precedenti, operazione che nel trading system è più difficile da attuare.

Nella pratica quindi un trading system è un insieme di regole tra loro connesse per osservare l'andamento dei prezzi e generare dei segnali di acquisto o vendita utilizzando degli strumenti opportunamente integrati da un'analista.

Uno dei principali vantaggi che rende i trading system, sin dalla loro nascita alla fine degli anni Novanta, un sistema molto utilizzato per svolgere trading in borsa è dato dalla possibilità di poter testare una strategia di trading su una serie storica e verificare in media performance e rischiosità. Inoltre, rendono possibile lo svolgimento di un'analisi statistica della validità della strategia effettuando delle previsioni, simulando i livelli massimi di rischiosità e definendo limiti operativi fondamentali per comprendere la giusta tempistica per chiudere una posizione (ad una velocità di elaborazione estremamente elevata se confrontata con

la capacità di gestire tutte queste informazioni da un essere umano).

Una modalità per verificare la strategia sulla serie storica passata è il *backtesting*, ossia l'applicazione della strategia ideata sulla serie storica dei dati. Questa strategia rende possibile osservare i risultati che si sarebbero ottenuti e può anche fornire informazioni su come migliorare la strategia stessa per ottenere migliori performance sia dal punto di vista economico, sia da quello della rischiosità. Altri vantaggi legati all'utilizzo di questa tecnica sono legati all'automazione del sistema stesso, una volta fissate le regole di trading il sistema lavora indipendentemente dall'operato del trader e produce risultati senza alcuna influenza psicologica dell'analista. Un ulteriore vantaggio è dovuto al fatto che, nel fissare i parametri di profittabilità e rischiosità, è possibile settarli in base alla propensione al rischio del singolo individuo e quindi ottenere dei segnali il più vicini possibile alla gestione ideale del portafoglio.

Abbiamo già accennato ad uno dei principali svantaggi nell'utilizzo di questi sistemi, ossia l'impossibilità di funzionare in ogni condizione di mercato. Nell'idealizzazione della strategia possono essere tenuti in considerazione molteplici scenari, ma non è possibile prevedere precisamente ogni contesto di mercato e di conseguenza possono verificarsi delle perdite. Se per la generazione dei segnali vengono utilizzati principalmente indicatori *trend-following* e in quel periodo il mercato è in una situazione di stallo, con continui movimenti pressoché orizzontali (senza quindi una chiara tendenza rialzista o ribassista), sarà difficile per il trading system generare dei profitti, non per problematiche od errori progettuali, bensì per il semplice andamento del mercato. Accade anche che, un sistema di trading abbia delle ottime performance nel momento in cui viene utilizzato per le prime volte nel mercato, ma poi, a causa delle evoluzioni della serie storica o del mercato stesso, tale sistema perde la propria capacità nel corso del tempo.

Un ulteriore problema può essere identificato nell'*overfitting*, fenomeno che accade nel momento in cui la strategia adottata nella serie storica passata ha per-

formance migliori rispetto all'applicazione nella serie reale. Questo fenomeno è dovuto ad un'elevata specificità legata alla serie storica passata, che non corrisponde alla naturale evoluzione del mercato nel presente. Per risolvere tale problema vengono utilizzati di solito dei meccanismi che suddividono il periodo di test in due sottoinsiemi: training set e validation set. Nel periodo di training viene effettuata la fase di addestramento. Il trading system viene addestrato a riconoscere determinati patterns e a restituire specifici segnali. Nel periodo successivo, invece, si verifica l'effettiva efficacia del sistema. Le due fasi sopra menzionate possono avere lunghezze diverse, essere ripetute più volte nel corso del periodo o essere ripetute nel periodo su finestre temporali mobili, così da rendere continuo nel tempo l'apprendimento (rolling walk analysis). Questa suddivisione permette di cogliere il possibile decadimento di performance e modificare i parametri per migliorare la robustezza e l'applicabilità anche in periodi futuri.

3.3 Valutazione di un trading system

Per la creazione di un solido sistema di trading automatico sono quindi necessari sia fattori di tipo conoscitivo, fondamentali per comprendere al meglio le regole da applicare, sia di tipo informatico, per poter svolgere i numerosi calcoli nel corso della seduta di borsa. La definizione delle regole che il sistema di trading deve adottare è fondamentale per gestire il portafoglio, in particolare:

- decidere il mercato su cui operare (commodities, tassi di cambio, azioni, etc.);
- individuare il giusto timing con cui entrare nel mercato, questo sarà dato da un segnale d'acquisto generato dal trading system, basato su determinati criteri predeterminati;
- stabilire il livello massimo di perdita e il livello di profitti a cui chiudere la posizione, il primo livello soprattutto deve essere commisurato alla possibi-

lità economica ed è molto influenzato dall'emotività/ avversione al rischio del singolo operatore;

- determinare le regole per gestire una posizione e la possibile chiusura.

Determinate tutte le caratteristiche sopra riportate è fondamentale verificare i risultati ottenuti attraverso un System Report, un resoconto che estrapola indici a più gradi di granulosità e mostra come sono stati generati i profitti o le perdite. I principali indici che identificano le informazioni più importanti per il trading quantitativo sono:

- i rendimenti (*returns*), ossia quanto profitto è stato generato rispetto alla quantità di capitale iniziale; vengono utilizzati due indicatori: Total Return e il Compound Annual Growth Rate.
- il *Drawdown* è la correzione da un massimo assoluto (o relativo) al conseguente punto di minimo e rappresenta la variazione di capitale, assoluta o percentuale riferita alla strategia messa in atto.
- il *rischio*: è uno dei fattori che più viene preso in considerazione, al pari dei rendimenti, ed indica la perdita di capitale subita nella strategia solitamente misurata attraverso la standard deviation dei rendimenti.
- il *rapporto rischio rendimento* è di conseguenza un indicatore essenziale da valutare nel momento in cui si utilizza un trading system e valuta quanto rischio viene assunto per unità di rendimento; il maggior profitto ottenuto in un determinato intervallo di tempo deve essere sempre valutato in base al rischio assunto nello stesso periodo; per valutare ciò vengono utilizzati tre indicatori: *Sharpe ratio*, *CALMAR Ratio* e *Sortino Ratio*.
- *trade analysis*, ossia l'osservazione delle operazioni concluse; tale pratica è fondamentale per avere un reale riscontro su come la strategia performa.

Un esempio è dato dalla differenza tra strategie mean-reverting rispetto ad una trend-following: la prima è caratterizzata da molti piccoli trade positivi, mentre la seconda presenta di solito molti piccoli trade con poco capitale ma negativi, che riprendono valore nel momento in cui il trading trova un buon trend in formazione e lo segue in anticipo rispetto agli altri.

Di seguito riportiamo brevemente due indicatori che vengono analizzati per valutare la strategia in corso.

1. *Analisi dei profitti*: quando si trattano i rendimenti di una strategia, si valutano principalmente rispetto a tre ottiche temporali, tempo totale, annuale e mensile. Ci sono varie formulazioni per calcolare i rendimenti, una delle più semplici è quella del rendimento totale, data da:

$$rt = \frac{P_f - P_i}{P_i} 100$$

Al numeratore troviamo la differenza tra prezzo finale P_f e iniziale P_i , rapportate al prezzo iniziale e moltiplicate per 100. Se volessimo calcolare il rendimento netto basta sottrarre a tale risultato tutti i costi e le commissioni necessari per conseguirlo.

2. *L'equity line*, indicatore che rappresenta graficamente la performance di una strategia; nell'asse delle ascisse è rappresentato il tempo, mentre in quello delle ordinate il valore del portafoglio. Nel grafico solitamente viene rappresentano l'intero periodo di riferimento della trattazione, sia il periodo di test del sistema sia quello di trading reale. Il grafico di per sé non possiede alcun valore predittivo ma mostra come la strategia si sia comportata nel corso del tempo. Una retta a 45° rappresenta un buon benchmark; più la curva si mantiene lineare, e al di sopra della retta, più la strategia sta performando bene e con costanza. È inopportuno basare la valutazione della strategia osservando solamente questo grafico, ma fornisce un buon punto di partenza da analizzare con l'ottica rischio rendimento o drawdown.

3.3.1 Indici di performance

Per la valutazione di un trading system sono presenti due principali criteri in letteratura: l'analisi del rendimento di portafoglio (o del singolo titolo) e l'analisi del rapporto di quest'ultimo con il rischio (un esempio è lo **Sharpe Ratio**),

$$Sharpe = \frac{E(R_a - R_b)}{\sqrt{Var(R_a - R_b)}}$$

dove R_a è il rendimento della strategia in un determinato periodo e R_b è il rendimento del benchmark.

Tale rapporto è calcolato come la media dei rendimenti di un portafoglio divisi per la deviazione standard del portafoglio; è un indicatore semplice da ottenere e restituisce un dato fondamentale, ossia quanto l'investimento abbia sovraperformato rispetto ad un investimento di pari ammontare effettuato al tasso privo di rischio per unità di rischio sopportato. Un valore di Sharpe elevato è sicuramente preferibile ad uno più contenuto, perché, assumendo lo stesso rischio si ottengono rendimenti maggiori (è però necessario valutare sempre i costi di transazione che possono modificare decisamente la profittabilità di un'azione che apparentemente presenta uno Sharpe elevato) ed indica allocazioni coerenti con il problema di ottimizzazione del portafoglio e il criterio media-varianza di Markowitz ⁴ (1959). Oltre alla classica formula dello Sharpe ratio, viene utilizzata, principalmente nei casi in cui è richiesta un'ottimizzazione della performance in tempo reale, la misura differenziale dell'indice.

Molti professionisti tendono ad adattare i modelli teorici comunemente accettati per applicarli alle loro situazioni particolari o sviluppare misure che si concentrano sui loro interessi specifici. Spesso trascurano gli aspetti teorici o le assunzioni dei loro aggiustamenti, come nelle misure di rischio prioritarie (l'indice di Sharpe, l'indice di Sortino e il rapporto di Calmar) (Almahdi & Yang,

⁴Harry Markowitz (Chicago, 24 agosto 1927), economista statunitense celebre per gli studi sulla teoria di portafoglio e la relazione rischio rendimento. Nel 1990 con William F. Sharpe e Merton Miller, condivise il premio Nobel per l'economia.

2017) [2]. Bhansali (2007) [6] e Zimmermann, Drobetz e Oertmann (2003) [36] hanno notato che molte misure di rischio basate sulla stima delle matrici di covarianza, utilizzando dati storici, falliscono notoriamente. Hanno convenuto che la differenza di volatilità e correlazioni tra ambienti di mercato rialzisti e ribassisti implica che il potenziale di riduzione del rischio è limitato e li rende incapaci di prevedere eventi di tipo stressante.

Massimizzare i rendimenti del portafoglio è semplice e rappresenta una funzione di utilità decisionale neutrale rispetto al rischio. Massimizzare lo Sharpe ratio, invece, è più complicato; questo perché i modelli basati sullo SR differenziale presuppongono una funzione di utilità adattiva in base alla quale l'avversione al rischio del decisore cambia nel tempo ed è significativamente influenzata dai rendimenti recenti anziché dei rendimenti più lontani nel passato (Moody et al., 1998). Nel corso del tempo, vari studi si sono dedicati allo studio dello SR come misura di performance (Almahdi & Yang, 2017) [2]. Nel 1998 (Moody, Wu, Liao and Saffell) [22] utilizzarono un algoritmo di reinforced learning per apprendere i sistemi di asset allocation basati su dati mensili simulati di 25 anni sullo S&P 500 e sui Treasury Bills Americani e nel 2001 (Moody and Saffell) [21] applicarono la stessa metodologia anche ai cambi infra giornalieri per il trading di valuta con l'obiettivo di massimizzare gli Sharpe ratio differenziali (massimizzando a loro volta i rendimenti aggiustati per il rischio), tenendo in considerazione i costi di transazione; i risultati che ottennero individuarono però alcune limitazioni nell'utilizzo di questo indicatore.

Bertoluzzo e Corazza (2012) [4] modellarono nel loro paper due algoritmi di reinforced learning (Q-learning e il Kernel-based RL) per ottenere un sistema di trading completamente automatico. Lo studio si è basato sull'utilizzo di dati simulati e altri provenienti da tre grandi società italiane con frequenza settimanale (ossia 5 giorni compongono un singolo stato). L'algoritmo venne utilizzato per ottenere i tre segnali costituenti un trading system: acquisto, vendita e attesa. Tra

i risultati ottenuti emersero:

- gli algoritmi di Q-learning hanno prestazioni migliori rispetto agli algoritmi basati sul metodo Kernel;
- l'ipotesi di definire gli stati su base settimanale si è rivelata semplicistica;
- l'indice di Sharpe presenta varie limitazioni che ne limitano l'applicabilità.

Riassumendo, alcune tra le criticità emerse utilizzando tale indicatore sono:

- non distingue tra perdite consecutive o intermittenti, cosa che nella realtà invece presenta un peso non indifferente;
- determina un valore relativo, se non confrontato con altri investimenti non ha alcun valore in sé;
- restituisce un valore retrospettivo, si deve ipotizzare quindi che il passato sia simile al futuro;
- non distingue la crescita tra un potenziale rialzo e un ribasso di portafoglio;
- generalmente la deviazione standard viene ridotta al minimo per aumentare il valore dell'indice.

Oltre allo Sharpe ratio esistono altre misure che determinano la bontà di un investimento o di un trading system, di seguito ne verranno trattate due tipologie.

L' **indice di Sortino** è molto simile allo Sharpe ratio, ma come differenza sostanziale, presenta al denominatore solo i valori delle deviazioni standard negative, dato che quelle positive all'investitore non causano alcuna problematica.

Come interpretare questo indice?

Un valore elevato dell'indice corrisponde al fatto che la variabilità dei rendimenti è prevalentemente al di sopra del livello ritenuto accettabile dall'analista, al

contrario, se l'indice è basso, la variabilità è essenzialmente al di sotto del livello minimo accettabile. Rispetto allo Sharpe ratio, principalmente usato per classificare diversi portafogli, l'indice di Sortino è usato per scegliere tra due portafogli con uno Sharpe simile. La sua formulazione analitica è:

$$Sortino = \frac{E(R_a - R_b)}{DSR} \quad DSR = \sqrt{\int_{-\infty}^T (T - x)^2 f(x) dx}$$

Con DSR che rappresenta il downside risk, una particolare deviazione standard concentrata sulla parte negativa della volatilità.

Un ulteriore indice che può essere utilizzato per la valutazione della strategia di trading è l'**indice di CALMAR** (CALifornian Managed Accounts Reports), conosciuto anche con il nome Drawdown Ratio, creato da Terry W. Young nel 1991. Questo indice è un misuratore di performance basato principalmente sul rapporto tra il rendimento totale di un portafoglio in rapporto al massimo drawdown avvenuto negli ultimi 36 mesi del periodo osservato. In formule si ottiene:

$$CALMAR = \frac{E(R_a - R_b)}{max.drawdown}$$

Con massimo drawdown si intende la massima perdita (solitamente espressa in percentuale) osservata dal trading system nel periodo e da un'indicazione sulla misura di rischiosità del sistema;

Ad un valore negativo dell'indice corrisponde una performance negativa nel corso degli ultimi tre anni (oltre a valutare il valore massimo di perdita subita è necessario osservare anche la durata del fenomeno nel passato per valutare la strategia migliore nel futuro). In letteratura tale indice venne usato in alcuni articoli (Magdon-Ismail, Atiya, Pratap and Abu-Mostafa, 2003) [18], (Magdon-Ismail and Atiya 2004) [19] e (Almahdi e Yang, 2017) [2] come base teorica per applicare tale misura di rischio al ribasso come una funzione obiettivo differenziabile attraverso l'algoritmo di reinforced learning. Più nel dettaglio nell'ultimo lavoro venne utilizzato il metodo di apprendimento per rinforzo con due diverse funzioni obiettivo, attraverso le quali sono state individuate diverse considerazioni

sul rischio. È stato dimostrato come l'apprendimento per rinforzo ricorrente con l'asset allocation a peso variabile offra prestazioni migliori se applicato ad un insieme di fondi negoziati in borsa (come ETF) e altamente liquidi per un periodo di negoziazione di cinque anni. Inoltre, è stato documentato che quando si considerano i drawdown massimi attesi, il metodo RRL (recurrent reinforcement learning) può generare un portafoglio superiore a quello generato dallo Sharpe ratio.

Capitolo 4

L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE E IL CONTRIBUTO NELLA FINANZA

L'utilizzo dell'intelligenza artificiale oggi è sempre più diffuso in molteplici settori e sta contribuendo in modo significativo all'avanzamento dell'informatica nel suo complesso. Nel suo continuo sviluppo, ancora in atto, è influenzata da diverse discipline quali matematica, cibernetica, scienze cognitive, psicologia e filosofia. La particolarità di tale disciplina risiede nel fatto che consente di progettare sistemi di programmi in grado di fornire delle soluzioni a problematiche complesse simili alle risoluzioni date da una intelligenza umana (Somalvico, 1987) [31]. Lo scopo di tale disciplina non è basato sul replicare la capacità umana nel generare soluzioni, bensì quello di garantire i migliori risultati possibili in ogni ambito applicativo, acquisendo, rappresentando ed elaborando conoscenza al fine di applicarla a meccanismi di elaborazione intelligenti e fornire le prestazioni richieste. I sistemi di I.A. presentano non solo capacità di ragionamento che vengono considerate esclusive dell'uomo, ma anche le capacità di scambiare e gestire la conoscenza con modalità simili a quelle umane (ad esempio attraverso l'inferenza, la generazione e valutazione di ipotesi, la particolarizzazione e l'apprendimento).

Ad oggi, nel mondo, sono presenti tre grandi attori nella corsa allo sviluppo della leadership legata a questa nuova forma di "intelligenza" e stanno adottando

strategie sostanzialmente differenti per giungere allo stesso obiettivo. Negli Stati Uniti, la politica perseguita è basata su cospicui finanziamenti privati derivanti principalmente dai colossi della Silicon Valley e da una deregulation favorevole allo sviluppo di tali tecnologie nel più breve tempo possibile, pur consapevole dei possibili problemi riguardanti la gestione dei dati personali o privacy. La Cina, sin dal 2015 con l'istituzione del piano Made in China 2025, sta investendo ingenti quantità di denaro, sia pubblico che privato, promuovendo le società cinesi più conosciute a livello mondiale (Alibaba, Huawei) per la generale trasformazione dell'industria, da quella contraddistinta dal basso costo di produzione e basso valore aggiunto ad una estremamente avanzata a livello tecnologico. Riguardo la tutela dei dati e delle informazioni, in questo caso la regolamentazione è ancora meno stringente e l'approccio generale sembra essere completamente indifferente rispetto alla tutela dei dati personali. Il terzo colosso dell'innovazione è rappresentato dall'Unione Europea, nella quale l'intelligenza artificiale è concepita come uno strumento al servizio delle attività svolte dall'uomo e tale deve essere considerato; l'obiettivo principale è quello di diventare leader mondiale per la diffusione e sviluppo di una IA etica e sicura, utilizzabile sia a livello pubblico che privato.

4.1 Quando nasce il concetto di intelligenza artificiale?

La data a cui ci si riferisce solitamente quando si vuole individuare il periodo in cui l'intelligenza artificiale ha iniziato ad avere un notevole successo viene ricondotta al 1956, durante un convegno tenutosi nel New Hampshire, nel quale si trovarono alcune delle figure di maggior spicco nel campo della computazione di sistemi intelligenti. Negli anni precedenti molti studiosi avevano intrapreso la ricerca di una macchina in grado di compiere delle funzioni in maniera autonoma arrivando a definire i primi calcolatori e successivamente i primi modelli basati

su neuroni artificiali. Fu proprio a partire da quest'ultima innovazione che negli anni successivi l'intelligenza artificiale ebbe sempre maggior successo, seppur con vari periodi di difficoltà legati alla temporanea incapacità di risolvere problemi computazionali data la scarsa capacità di calcolo dell'epoca. Gli studiosi, negli anni successivi, iniziarono a definire gli approcci fin lì utilizzati in due categorie, a seconda della modalità con la quale vengono definite le soluzioni, identificando: la teoria dell'intelligenza artificiale debole e forte (distinzione definita dallo studioso John Searle)¹. Lo scopo dell'intelligenza artificiale era principalmente quello di creare una macchina in grado di simulare il ragionamento umano. Il meccanismo maggiormente utilizzato nei primi anni di ricerca fu quello di unire assieme più passi elementari di ragionamento creando man mano soluzioni complete; tale metodologia venne definita debole perché non in grado di risolvere problemi difficili o molto estesi numericamente e aveva comunque sempre bisogno della supervisione dell'uomo per determinare delle soluzioni.

Dal 1969 venne utilizzato un sistema "esperto", ossia molto specializzato in un unico ambito, in grado quindi di avere maggiori informazioni specifiche, ma limitate. La teoria dell'intelligenza artificiale in forma forte venne definita come la capacità della macchina di simulare i processi cognitivi dell'uomo senza basarsi su di essi, ma generandoli autonomamente, dando soluzioni e risposte indistinguibili da quelle umane. La complessità di tale intelligenza risiede sulla capacità di potersi automigliorare ed evolversi per poter rispondere ai problemi di natura etica, giuridica e avere responsabilità morali e sociali. Negli anni vennero sviluppati vari test e programmi per verificare la capacità di queste intelligenze e gli studiosi si divisero tra coloro che imputavano l'intelligenza alla macchina e altri invece la definivano un calcolatore evoluto, ma senza alcuna capacità intellettuale o comprensiva assimilabile a quella dell'uomo.

¹John Searle è professore di filosofia presso l'Università di Berkeley in California. I suoi studi riguardano la filosofia della mente e il potenziale della coscienza nel campo dell'intelligenza artificiale. E' noto per aver concepito l'esperimento mentale chiamato "Stanza Cinese".

Il test della stanza cinese ne è un esempio: l'idea iniziale era quella di creare una macchina che, grazie alle regole di associazione e combinazione inserite al suo interno, era in grado di rispondere a tutte le domande fatte da un soggetto umano cinese sostenendo una conversazione senza che il soggetto si accorgesse di parlare con un computer. Al momento del test, la macchina venne sostituita direttamente dal suo ideatore Searle che riuscì a rispondere a tutte le domande senza comprendere minimamente ciò che gli era stato chiesto, ma seguendo solamente il codice di indicazioni precedentemente costruito per determinare l'output. Il test venne superato, ma la macchina non venne considerata intelligente da tutta la comunità scientifica perché considerata come una azione di analisi di dati e combinazioni (sintassi) senza alcuna comprensione del testo da parte del computer stesso (semantica). Al contrario, l'opinione dei sostenitori dell'intelligenza artificiale forte era basata sul fatto che, se una macchina agisce in maniera tale da dimostrare di avere una determinata intelligenza, allora essa è dotata di una mente equivalente a quella dell'uomo. Successivamente, le due definizioni di intelligenza artificiale vennero superate determinando che sarà possibile definire una macchina intelligente solo nel momento in cui sarà riprodotto il funzionamento del cervello umano a livello cellulare.

Dagli anni '80 l'intelligenza artificiale venne utilizzata non soltanto in ambito accademico, ma venne applicata direttamente all'industria. Tutti i paesi maggiormente sviluppati iniziarono ad utilizzare ed investire su quest'ambito determinando ulteriori importanti evoluzioni, ad esempio il meccanismo di back-propagation, metodo per poter addestrare la rete neurale artificiale riducendo l'errore compiuto dalla rete stessa durante il processo di apprendimento.

Ad oggi, l'intelligenza artificiale rappresenta una delle tematiche di maggior interesse della comunità scientifica informatica e sempre più aziende stanno investendo in questo settore. Gli sviluppi effettuati negli ultimi anni nei temi del Machine Learning o della robotica ne sono un valido esempio. Le sue applicazio-

ni non vengono utilizzate solo in ambito teorico, ma si stanno integrando sempre in misura superiore alla quotidianità, cercando di agevolare alcune attività eseguite dall'uomo riducendo gli errori, diminuendo lo sforzo fisico, aumentando la precisione. Di seguito vengono riportate brevemente alcune esemplificazioni di come l'intelligenza artificiale sia integrata nel quotidiano in svariati settori:

- nei trasporti, sia pubblici che privati, grazie all'intelligenza artificiale vengono:
 - migliorati i processi produttivi e le funzionalità a supporto della sicurezza;
 - studiate nuove modalità per rendere possibile una guida completamente autonoma;
 - implementati i servizi di manutenzione predittiva (grazie alla raccolta di ingenti quantità di dati direttamente dai veicoli), successivamente trasmessi alle aziende costruttrici, riuscendo a prevedere il guasto ed eliminarlo in modo da non rendere il veicolo inutilizzabile per un lasso di tempo eccessivamente prolungato.
- nell'industria, nella quale svolge molteplici funzioni in svariati ambiti, ad esempio:
 - nella gestione del magazzino grazie alla conoscenza in ogni momento del luogo preciso in cui si trova il prodotto da consegnare, ciò rende veloce la localizzazione e l'organizzazione dello spazio per gestire le consegne;
 - nell'ambito del controllo predittivo della qualità e dei guasti agli impianti;

- nell'automazione di processi produttivi, riducendo sempre più la necessità della supervisione umana e i costi di produzione, migliorando il prodotto e diminuendo i difetti;
 - nell'implementazione di sistemi di marketing o di recruiting.
- nella medicina, dove viene utilizzata come diagnostica predittiva, ossia individuare determinate tipologie di malattie cogliendo i primi segnali e quindi agendo tempestivamente nel paziente; nella produzione di nuovi medicinali o vaccini implementando gli scenari e le controindicazioni possibili in tempi molto ristretti rispetto alle normali tempistiche; nell'interpretazione delle immagini mediche facilitando il lavoro dell'operatore; nello sviluppo della medicina di precisione, ossia implementare delle modalità personalizzate per ogni paziente sfruttando i dati raccolti dalle analisi e di conseguenza velocizzando i tempi di guarigione. Ad oggi, secondo una ricerca effettuata da Himss Analytics, pur riconoscendo i numerosi benefici dell'intelligenza artificiale nel settore, solo il 16% delle strutture utilizza già questi strumenti in Europa, il 25% ha determinato un piano preciso di attuazione nei prossimi anni mentre il restante 59% non ha intenzione di implementare tali tecnologie nell'immediato futuro.
- nel giornalismo, grazie alla capacità dei nuovi software di sfruttare un numero molto elevato di dati in tempi celeri, l'intelligenza artificiale presenta diverse potenzialità anche in questo settore. Il lavoro dei giornalisti può essere agevolato dalla ricerca rapida tramite parole chiave sui server, mentre l'intelligenza artificiale si occupa di acquisire e tradurre con efficienza le notizie provenienti da fonti giornalistiche globali. Ad oggi le realtà più all'avanguardia in questo settore a livello globale sono Bloomberg, il Wall Street Journal e l'Associated Press, mentre in Italia, Ansa.

- in agricoltura, ci sono tre ambiti in cui l'intelligenza artificiale ha già iniziato a svilupparsi: la riduzione dell'impatto ambientale riducendo l'utilizzo di fertilizzanti chimici, l'ottimizzazione nella coltivazione grazie all'agricoltura di precisione e lo sviluppo di veicoli autonomi e automatizzati per rendere più green la coltivazione. Con l'avvento della chimica e la sempre maggior domanda di prodotti alimentari l'agricoltura ha subito un notevole cambiamento con il conseguente utilizzo di tecniche più aggressive ed impattanti (come i prodotti chimici). Negli ultimi anni, si è cercato di limitare e trovare delle soluzioni anche in questo ambito, tramite lo sviluppo di sistemi automatici ed intelligenti per monitorare al meglio le colture e ridurre gli sprechi di suolo, di risorse idriche e di terreno. Attraverso tecniche di Machine Learning, uno studio su Nature Food ha dimostrato come poter sfruttare tale intelligenza per combinare dati meteorologici, le tempistiche ottimali per fertilizzare, il ph del terreno e la conducibilità del suolo per ridurre il quantitativo di fertilizzante da utilizzare nella coltura di grano, il cereale maggiormente utilizzato al mondo.
- nell'istruzione i vantaggi derivanti dall'applicazione dell'intelligenza artificiale sono molteplici e possono essere classificati in base all'utilizzatore finale che entra in contatto con questa nuova risorsa. La prima categoria di soggetti è necessariamente quella degli studenti, i sistemi di IA possono fornire sistemi adattivi e personalizzati di supporto all'apprendimento sviluppando sistemi di tutoraggio in grado di fornire supporto e assistenza nello studio quotidiano e nella scelta del percorso formativo più adatto, in base alle caratteristiche e alle conoscenze personali di ognuno. Per l'insegnante, l'IA può ridurre il carico di lavoro legato alla correzione e valutazione degli elaborati o dare informazioni continuative sui progressi effettuati da tutti gli studenti nello svolgere le attività richieste, evitando di porre l'attenzio-

ne solo nel momento della verifica delle conoscenze. Questi sistemi sono in grado di fornire informazioni non solo sullo svolgimento dell'attività, ma utilizzando i dati raccolti nell'analisi di più studenti, sono in grado di fornire predizioni sull'andamento futuro dello studente. Ciò permetterebbe all'insegnante di poter interagire e seguire meglio lo studente e, di conseguenza, migliorare il processo educativo.

- nel settore bancario e finanziario, venne utilizzata per la prima volta in America nel 1987 per ridurre il numero di frodi commesse utilizzando le carte di credito, oggi viene impiegata in vari ambiti per migliorare tutti i servizi rivolti al cliente e supportare i processi decisionali interni. Una delle principali attività svolte dalle banche è legata alla vendita di servizi di consulenza mediante personale qualificato, ma grazie alle nuove tecnologie è stato reso possibile diffondere nuovi meccanismi innovativi in grado di personalizzare, efficientare e rendere quindi più semplice ed immediato per il cliente svolgere determinate attività, senza il diretto contatto con un operatore. Nella ricerca svolta dall'ABI nel 2019, su un campione di 21 gruppi bancari rappresentanti il 94% del totale dell'attivo del settore bancario italiano, è stata condotta un'analisi riguardante l'utilizzo dell'intelligenza artificiale nel settore. Dall'analisi è emerso che nel 2020 oltre la metà dei partecipanti utilizzava già nei propri sistemi tale tecnologia e che nel triennio 2020/2023 il trend sarebbe stato in continuo aumento. È emerso anche che le aree in cui viene maggiormente utilizzata sono: "Processi di marketing, commerciali e customer service" e principalmente nella "Gestione della sicurezza" e nel "Customer service". I principali benefici dell'intelligenza artificiale, oltre ai servizi rivolti alla clientela, riguardano la Cyber Security, ambito in cui l'IA è utilizzata da oltre la metà dei soggetti presenti nel campione, impiegando le tecnologie quali Machine Learning e Automated

Reasoning. Altre applicazioni diffuse nel settore sono legate al monitoraggio automatizzato delle transazioni e nel credit scoring, pilastro dell'attività bancaria, costituito da un processo che richiede un'elevata quantità di dati che possono essere analizzati automaticamente dall'IA, esaminando tipologie di informazioni eterogenee per cogliere al meglio il comportamento assunto dai clienti. Dal report è emerso anche come gli istituti aumenteranno le spese legate a tale settore; si passerà dall' 1,3% ad oltre il 2% del valore dell'attivo in nuovi investimenti.

4.2 L'intelligenza artificiale in finanza

L'intelligenza artificiale ha avuto, ed ha tutt'ora, un'evoluzione senza precedenti nel mondo della finanza. Molte società finanziarie stanno implementando i loro servizi e applicazioni, sfruttando tecnologie quali Deep Learning e reti neurali, per poter sfruttare al meglio la mole di informazioni che traggono dal mercato. In uno studio effettuato dalla società JPMorgan è emerso che tra il 2010 e il 2020 la percentuale di transazioni legate agli algoritmi ad alta frequenza è passata dal 70% ad oltre il 90% e, solo il 10%, è rappresentato dal trading tradizionale; questa tendenza dimostra come l'utilizzo di macchine in grado di replicare il comportamento umano sta prendendo piede sempre più anche in questo campo con lo scopo di eseguire prevalentemente tre attività: approssimazione di funzioni, classificazione e previsione di serie storiche.

Approssimazione di funzioni Una delle attività svolte dall'applicazione pratica dell'intelligenza artificiale e, più nel dettaglio, delle reti neurali, è legata all'approssimazione di funzioni. Queste tecnologie vengono utilizzate principalmente in ambito di pricing (ad esempio per opzioni Americane, esotiche o portafogli di opzione) e di risk management, ambiti nei quali è ancora assente una formulazione chiara e corretta. L'utilizzo delle reti neurali, opportunamente ad-

destrate e testate su ampi set di dati, si sta rilevando molto promettente in questo ambito.

Classificazione Uno degli ambiti in cui viene maggiormente utilizzata l'intelligenza artificiale con lo scopo di classificare o discriminare una serie di dati riguarda il settore del rischio di credito. Le banche, al momento della concessione del credito e per tutto il periodo successivo fino alla chiusura del rapporto con il cliente, valutano continuamente il rapporto e determinano la classe di rating a cui appartiene per poter determinare gli interessi da applicare per gestire al meglio il portafoglio di clienti. L'intelligenza artificiale viene utilizzata proprio per gestire tutte le informazioni alla base della classificazione per il rating, assegnando un punteggio ad ogni controparte e suddividendo le aziende tra destinate a fallire o meno.

Previsione La previsione è sicuramente uno dei principali obiettivi dell'applicazione dell'intelligenza artificiale nel mondo della finanza. Come abbiamo visto in precedenza, la maggior parte del trading giornaliero è basata su operazioni automatiche (di breve o brevissimo periodo in attività finanziarie come: azioni, commodities, futures e tassi di cambio), svolte direttamente da computer. L'implementazione di tali sistemi attraverso reti neurali e Deep Learning è sempre maggiore. Solitamente, per poter svolgere tali attività nella realtà gli algoritmi devono essere testati e soprattutto devono apprendere le informazioni da serie di dati aggiornate. Operativamente, le serie storiche vengono divise in due sezioni: la prima o in-sample, in cui viene effettuato l'allenamento dell'algoritmo, mentre la seconda, o out-of-sample, viene testato il sistema per verificare la bontà della strategia. Esistono però dei problemi legati a queste tipologie di operatività:

- la scelta delle variabili su cui basare la strategia; in rete sono presenti moltissime informazioni e dati ed è quindi possibile utilizzare delle informazioni poco significative nella fase out-of-sample per errori dovuti alla casualità

commessi in fase di training (ad esempio un'elevata correlazione tra due variabili senza alcun legame);

- la valutazione del livello corretto di apprendimento; è difficile cogliere con precisione il giusto quantitativo di training a cui sottoporre l'algoritmo, infatti, un periodo di tempo troppo ristretto comporta la difficoltà per il sistema di cogliere la dipendenza tra variabili, mentre, un periodo troppo lungo, comporta il fenomeno dell'over training, ossia un'eccessiva specializzazione del sistema che non è in grado di prevedere mutamenti in futuro;
- la scelta dell'orizzonte temporale; come per il caso precedente è necessario individuare il giusto timing; se da un lato le previsioni più brevi sono statisticamente più corrette (almeno nel segno), ma meno profittevoli, quelle con un orizzonte temporale più esteso possono comportare un rendimento superiore a discapito però della maggior difficoltà di prevedere in modo accurato l'andamento di mercato.
- l'assenza di dati per il corretto training dell'algoritmo, ad esempio per alcune variabili macroeconomiche fondamentali, o strumenti finanziari trattati in un mercato poco liquido (in cui le serie storiche sono troppo corte o aggiornate con bassa frequenza), è impossibile suddividere la serie tra fase di training e validazione e quindi risulta difficile allenare adeguatamente la rete.

Un ulteriore problema legato alla previsione su periodi di tempo ravvicinati è dovuto ai costi di transazione da sopportare, superiori rispetto ad operare su tempi più prolungati e con conseguente diminuzione del numero di operazioni.

Queste sono solo alcune modalità di come l'intelligenza artificiale e le sue applicazioni (Machine Learning, Reti neurali e Deep Learning) vengono utilizzate

in ambito finanziario per incrementare la velocità e la correttezza delle operazioni che, se svolte solo dall'uomo, richiederebbero tempi più lunghi e possibili problematiche legate all'emotività.

4.3 Distinzione tra Machine & Deep Learning e tecniche di apprendimento

Nel corso del tempo abbiamo visto come l'evoluzione in ambito informatico abbia consentito lo sviluppo di algoritmi specifici in grado di far prendere decisioni e agire direttamente ad una macchina. Questo fenomeno prende il nome di apprendimento automatico o machine learning, termine che è venuto coniato nel 1959 da Hebert Simon². Un'ulteriore definizione venne data nel 1997 da Tom Mitchell³: "Un programma apprende da una certa esperienza E se nel rispetto di una classe di compiti T , con una misura della prestazione P , la prestazione P misurata nello svolgere il compito T è migliorata dall'esperienza E ". Di conseguenza il ML e il suo diretto sottoinsieme il Deep Learning (DL), sono entrambi dei metodi di programmazione che utilizzano la potenza di calcolo attuale per processare grandi quantità di dati in maniera molto veloce. Il sistema di ML impara dall'esperienza e modifica sé stesso. Lo stesso input utilizzato a distanza di tempo conduce ad output differenti; ciò è dovuto al fatto che il sistema impara e si modifica, di conseguenza, l'input ricevuto la prima volta genera nuova esperienza per il sistema e lo implementa; ecco che all'aumentare del numero di dati disponibili, il sistema impara e migliora sempre più l'output generato.

Il rapporto esistente tra le tecniche di ML e DL è definito dallo stesso scopo

²Herbert Alexander Simon (Milwaukee, 15 giugno 1916 – Pittsburgh, 9 febbraio 2001) è stato un economista, informatico e psicologo statunitense. Celebre per oltre il migliaio di articoli pubblicati ricevette, insieme ad Allen Newell, il premio Turing nel 1975 e il premio nobel nel 1978

³Tom M. Mitchell (nato il 9 agosto 1951) è un informatico americano e professore della Founders University presso la Carnegie Mellon University (CMU). È fondatore ed ex presidente del dipartimento di Machine Learning presso CMU. Mitchell è noto per i suoi contributi al progresso dell'apprendimento automatico, dell'intelligenza artificiale e delle neuroscienze cognitive ed è l'autore del libro "Machine Learning".

operativo, entrambi sono strumenti atti ad analizzare grandi quantità di dati e di riconoscerne velocemente modelli, prendere decisioni e suddividere in categorie il dato. Il DL, categoria di strumento contenuto nei machine learning, ha lo stesso scopo del ML ma con un modello di apprendimento diverso, solitamente basato sull'utilizzo di una rete neurale. Un'ulteriore importante distinzione da sottolineare è legata al fatto che il ML dipende ancora oggi dall'intervento umano, a differenza del DL che, seppur valutando un insieme di dati anche maggiore, può utilizzare un numero maggiore di nodi nascosti e, di conseguenza, agire autonomamente. Un algoritmo di DL è sicuramente un algoritmo di ML, ma non tutti i ML sono allo stesso tempo DL.

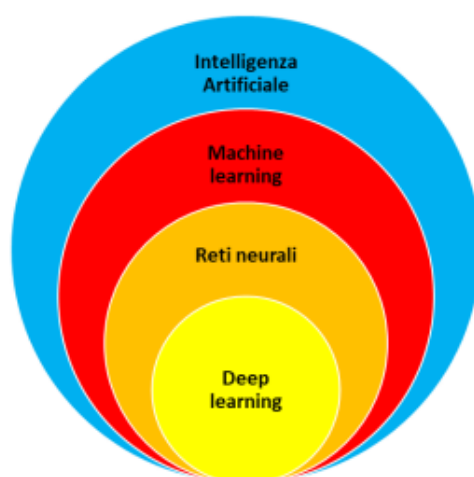


Figura 4.1: Rapporto tra machine learning, deep learning e reti neurali.

Fonte immagine: articolo "breve disamina degli algoritmi di intelligenza artificiale", S. Lovergine, 2022

L'importanza di questi algoritmi risiede nella loro capacità di inviare alla macchina una conoscenza di base e una più elaborata, determinata dall'esperienza accumulata nello svolgere ripetutamente determinati compiti, migliorando di conseguenza le proprie funzioni e risposte. Questi algoritmi lavorano attraverso un'attività di generalizzazione, ossia possono performare ottimamente anche su dati input mai osservati. Il processo operativo utilizzato da questi modelli è suddiviso in due fasi: la prima caratterizzata dall'allenamento della macchina, in cui

essa apprende dai dati input iniziali; la seconda, invece, la fase di generalizzazione, permette di generalizzare su nuovi dati e identificare nuove connessioni e legami tra dati e risultati. Questo approccio presenta quindi i seguenti vantaggi:

- la macchina è in grado di applicare il processo che ha imparato su dati nuovi, dando così la possibilità di trovare nuovi risultati;
- può identificare nuove connessioni (pattern) inaspettati tra i dati e i risultati, determinati da processi iterativi nascosti (soprattutto nel Deep Learning), non ancora compresi dall'uomo⁴.

Di seguito, illustreremo brevemente le principali tecniche di apprendimento con le quali si possono addestrare gli algoritmi. Solitamente, questi vengono classificati in quattro principali categorie a seconda della natura dell'apprendimento:

1. *apprendimento supervisionato*;
2. *apprendimento non supervisionato*;
3. *apprendimento semi-supervisionato*;
4. *apprendimento per rinforzo*.

1. *L'apprendimento supervisionato* è il modello più utilizzato tra quelli citati e prende il nome dal ruolo di supervisore svolto dall'analista durante il processo. L'apprendimento consiste nella capacità del sistema di generalizzare le regole apprese nella fase di training, nella quale vengono presentate coppie di input-output note, anche a nuovi input e fornire, di conseguenza, nuovi risultati. Il valore dell'output generato determina la tipologia di problema da risolvere: se il valore è nominale si avrà un problema di regressione, se invece il valore è discreto si ha un problema di classificazione (associare una certa etichetta ad un determinato dato iniziale). L'obiettivo del modello è quello di creare un'ipotesi

⁴fenomeno del Black box

induttiva, ossia allenare il modello di risoluzione per essere in grado di applicare la regola imparata dalle coppie input-output iniziali e note a nuovi dati di input. La capacità del supervisore sta nella giusta scelta della proporzione tra dati di learning e quelli effettivi di generalizzazione; un numero troppo elevato di parametri input comporterebbe un'elevata specializzazione e di conseguenza la difficoltà per la rete di assimilare i pattern tra dati input e output, al contrario, troppi pochi parametri nel learning set implicherebbero l'incapacità di imparare a generalizzare. Solitamente vengono utilizzate serie di dati con valori mancanti per verificare se l'algoritmo, dopo aver appreso nella prima fase, riesce ad individuare i valori mancanti e completarli. Le componenti logiche di un modello di apprendimento supervisionato sono:

- il sistema di dati a coppie, tra input e output, che corrisponde all'insieme di esperienza E con il quale si vuole istruire la macchina;
- gli input I che solitamente sono determinati da vettori;
- gli output O che presentano le risposte del sistema;
- la funzione F_a , che rappresenta l'ipotesi induttiva, e associa ad ogni dato I (input) un valore di O (output). Tale funzione varia in base al grado di esperienza fatta dalla macchina;
- F_b , ovvero la funzione obiettivo, associa ad ogni I il corrispettivo O determinato dall'analista;
- infine, un parametro di efficienza X , determinato dalla differenza tra F_a e F_b , a parità di input.

Il sistema definito da questi elementi, una volta fornita la giusta quantità di esperienza E , determinerà una funzione F_a che approssima correttamente la funzione F_b . Nel momento in cui si sottopongono al modello nuovi dati input, ci

si attende che, data l'esperienza E accumulata, sia in grado di determinare con accuratezza la nuova funzione Fb e, di conseguenza, dei significativi output.

Una metodologia largamente utilizzata nell'apprendimento supervisionato è quella del decision tree o albero decisionale. Il processo decisionale è basato su una struttura ad albero rovesciato, dove nella sommità si trova il nodo radice dal quale si ramificano i successivi nodi decisionali fino ad arrivare ai nodi foglia finali. In base alle funzioni disponibili è possibile valutare il ramo corretto da seguire fino ad arrivare alla soluzione. Tale rappresentazione ha come vantaggio la facilità di comprensione riguardo al come si è arrivati alla soluzione, a differenza di altre metodologie che magari possono sfruttare una maggior quantità di dati, ma che non mostrano il procedimento per la soluzione. I limiti di questa metodologia risiedono nel fatto che, al crescere delle dimensioni dell'albero, esso perde la sua caratteristica semplicità e, il più delle volte, non sono presenti abbastanza dati da poterlo utilizzare. Un metodo per ovviare a tale problema è la random forest, un meccanismo di apprendimento automatico supervisionato basato su un insieme di alberi decisionali combinati tra loro attraverso il metodo di aggregazione, per migliorare la precisione del risultato e, il più delle volte, riducendo la varianza della previsione finale. Una condizione essenziale per assicurare una buona previsione utilizzando questa metodologia è legata all'assenza di correlazione tra alberi costituenti la foresta. La ragione è legata al fatto che la correlazione positiva potrebbe implicare il protrarsi di errori presenti in più alberi e, di conseguenza, arrivare ad una soluzione poco veritiera; in assenza di correlazione, invece, nel caso in cui un albero presentasse un errore, molti altri non lo presenterebbero e riuscirebbero ad indirizzare il gruppo nella corretta direzione. Un altro algoritmo, il Naive Bayes, utilizzato principalmente per la classificazione, deriva dalla classica formula di probabilità condizionata:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)}$$

presentata nel teorema di Bayes, da cui prende il nome. In termini semplici, il Naive Bayes assume che la presenza di una determinata caratteristica in una classe di dati sia sempre incondizionata alla presenza di ogni altra caratteristica. Utilizzando il teorema di Bayes, si assume che ogni grandezza è determinata da una distribuzione di probabilità e, grazie all'insieme di informazioni, si riesce ad individuare una decisione ottimale. Si è verificato che tale metodologia è semplice da utilizzare, richiede relativamente pochi dati per l'addestramento e funziona anche in presenza di serie con dati mancanti o con errori; tuttavia, nella realtà, spesso non può essere utilizzata per l'ipotesi fondamentale di indipendenza e per la difficoltà nel gestire notevoli ammontare di dati (comporta una grande riduzione di precisione nella classificazione rispetto ad altri algoritmi-tecniche).

Il Support Vector Machine è un'ulteriore tecnica, tra le più utilizzate, di Machine Learning. Viene solitamente utilizzato per svolgere sia compiti di regressione che di classificazione (la maggior parte dei casi assolve al secondo compito), necessita di poca potenza computazionale restituendo comunque risultati significativamente accurati. Dopo aver addestrato l'algoritmo con un opportuno set di dati, l'obiettivo è di identificare un iperpiano in N dimensioni (con N pari al numero di variabili) che classifica distintamente i nuovi input dati. La dimensione dell'iperpiano varia a seconda del numero di funzioni che lo caratterizzano: se sono 2 allora l'iperpiano coincide con una retta, se sono 3 il piano presenta due dimensioni e così via. Il posizionamento e l'orientamento del piano varia in base ai Support Vector, ossia vettori contenenti i valori dei dati più vicini al posizionamento dell'iperpiano. Più sono i punti, più sono i possibili piani che possono essere scelti per separare (e, di conseguenza, classificare i dati); la condizione per identificare quello più corretto è determinata dai Support Vector. Il piano, infatti, deve essere posizionato alla massima distanza tra se stesso e il punto più vicino di ogni lato. Un ulteriore metodo utilizzato nel modello di apprendimento supervisionato si basa sulle reti neurali, argomento che verrà trattato più nel dettaglio

in seguito.

2. *L'apprendimento non supervisionato* è un approccio completamente differente da quello appena trattato ed è principalmente fondato sul concetto che il computer (la macchina) sia in grado di identificare, e comprendere, determinati pattern (a vari livelli di difficoltà) senza alcun tipo di interazione da parte dell'uomo. La macchina impara a riconoscere alcune similitudini o relazioni tra dati, senza indicazioni riguardo al risultato. A differenza dell'apprendimento supervisionato, nel quale vengono forniti dati passati per addestrare la macchina (ad esempio la relazione tra input e output con relativa etichetta), in questo caso vengono analizzati solo i dati di input per identificare delle possibili relazioni, similitudini o differenze e, una volta riorganizzati, vengono utilizzati per suddividere e fare previsioni sui dati successivi. Attraverso questa tecnica non si vuole effettuare regressioni o classificazioni, bensì individuare, con l'utilizzo di algoritmi, pattern sconosciuti all'interno dell'insieme di dati senza alcun aiuto dell'uomo o di dati precedenti. Una volta determinata la relazione tra i dati, questa può essere utilizzata dall'analista per suddividere i dati in categorie etichettandoli, risolvendo problemi di clustering⁵ e regole di associazione. Uno degli algoritmi che svolge tale tipologia di suddivisione venne presentato nel 1967 da MacQueen: il K-means. Tale algoritmo si basa sul concetto di centroide, ovvero un punto, appartenente allo spazio contenente le caratteristiche che si stanno osservando, lontano in media della stessa distanza tra i punti. Per determinare l'algoritmo è necessario eseguire alcuni passaggi:

- essendo un apprendimento non supervisionato e, di conseguenza, non conoscendo la numerosità o la presenza stessa di cluster differenti, è necessario decidere in quante classi (K) si vuole dividere l'insieme dei dati;

⁵Con clustering si intende la tecnica che consente di raggruppare dati in sottogruppi distinti in base alle caratteristiche che li determinano e sulle relazioni che li uniscono.

- si scelgono K centroidi posti a una distanza casuale tra loro, importante è non sovrapporli per non creare problemi di convergenza nei passaggi successivi (b) 4.2;
- si calcola la distanza di ogni punto, dell'insieme di dati, da ogni centroide (c) 4.2;
- ogni punto dell'insieme viene associato al cluster, il quale a sua volta viene assegnato al centroide più vicino (d) 4.2;
- si perfeziona la posizione del centroide facendo la media delle distanze di tutti i punti appartenenti ad un determinato cluster e avvicinandolo al centro dell'insieme (e) 4.2;
- si ripete il procedimento continuamente dal calcolo della distanza di ogni punto dal centroide fino a che non si verifica più alcun ingresso o spostamento di punti tra cluster (f) 4.2.

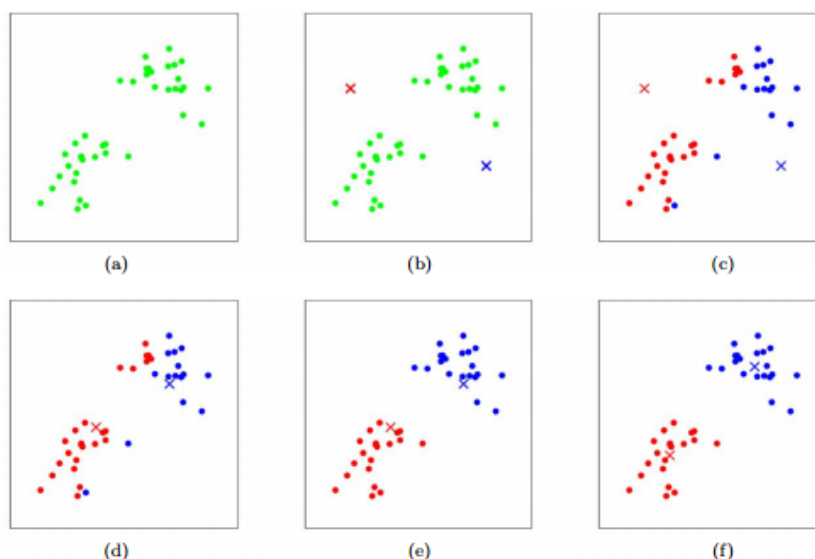


Figura 4.2: Rappresentazione grafica del funzionamento dell'algoritmo K-means.

Tale algoritmo viene usato, solitamente, per eseguire operazioni legate alla rilevazioni di frodi assicurative, nell'individuazione dei luoghi in cui maggior-

mente vengono svolte attività illecite o all'identificazione di gruppi di investitori con caratteristiche simili, per poter offrire loro prodotti adeguati. Uno dei punti di forza di questo algoritmo è la capacità di poter lavorare con grandi quantità di dati, ma allo stesso tempo, lavora solo su serie di input numeriche, ed è necessario fissare sempre a priori il numero K di cluster in cui si segmenta il data set, operazione non sempre facile. Un metodo operativo per risolvere tale problematica è rappresentato dall'elbow method, o metodo del gomito. Tale metodo permette di identificare in quanti cluster è opportuno suddividere l'insieme di dati. In pratica si iterano diversi K-means con diversi K e ogni volta si sommano le distanze al quadrato tra ogni punto e il proprio centroide. In un grafico cartesiano a parte si inseriscono nell'asse delle ascisse il numero di centroidi K , mentre, in quello delle ordinate, la somma delle distanze calcolate precedentemente al variare di K . La figura che si presenta deve essere letta di destra verso sinistra. Si noterà che inizialmente la curva rappresentata aumenterà di valore lentamente fino ad un punto in cui la crescita sarà molto marcata, quel punto viene indicato come il gomito della figura e rappresenta il valore di K corretto con cui suddividere il data set in cluster.

Un'ulteriore tipologia di clustering spaziale fa parte della categoria Locality-Based, caratterizzato non dalla distanza, bensì dalla densità dei punti in una determinata regione di spazio. La differenza principale con il K-means è dovuta alla possibilità di suddividere il data set in cluster non obbligatoriamente di forma circolare e non è necessario conoscere a priori la numerosità K delle suddivisioni. Esistono diversi algoritmi che svolgono tale clusterizzazione, il primo ad essere stato utilizzato è il DBSCAN, fig. 4.3. Questo algoritmo è basato sul concetto di densità (ossia il rapporto tra lo spazio e la numerosità di punti presenti in quello spazio) e raggruppa i punti in cluster di varie forme in base all'alta o bassa densità che li caratterizzano.

3. *L'apprendimento semi supervisionato* presenta caratteristiche simili ai due mo-

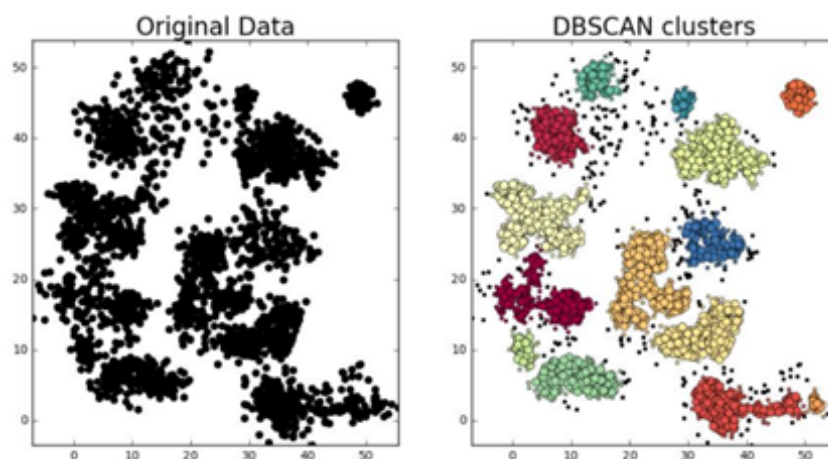


Figura 4.3: Rappresentazione grafica del funzionamento dell'algoritmo DBSCAN.

delli di apprendimento sopra trattati e viene principalmente utilizzato nei processi di classificazione quando il data set iniziale presenta degli elementi etichettati (la minoranza) e altri sprovvisti di etichetta e di relativo output (la maggioranza). Ciò è frequente quando vengono utilizzati flussi di dati continui o quando è molto costoso etichettare tutti i dati. Il procedimento utilizzato il più delle volte tende a formulare delle ipotesi per assegnare ai dati, non ancora classificati, l'appartenenza ad un determinato cluster. Solitamente, per poter estendere l'ipotesi che una piccola percentuale di dati etichettati possa dare indicazioni sulla classificazione della percentuale restante, vengono suddivise tre categorie di ipotesi. La prima presenta l'*ipotesi di continuità*, ovvero punti tra loro vicini appartengono allo stesso cluster e avranno la stessa etichetta. La seconda determina il *presupposto del cluster*: i dati determinano cluster discreti e, se appartenenti allo stesso cluster, condividono la stessa etichetta. La terza ipotesi, o *presupposto molteplice*, determina che, rispetto allo spazio di input, i dati si trovino in uno spazio di dimensioni inferiore.

4. *L'apprendimento per rinforzo* è un algoritmo che si basa sulla continua interazione tra la macchina e l'ambiente circostante, dal quale riceve degli input che possono premiare la scelta compiuta o segnalare un errore. L'obiettivo di questo metodo è determinato dalla capacità di realizzare algoritmi in grado di adattar-

si alle mutazioni dell'ambiente esterno grazie proprio all'interazione che ha con l'ambiente. Questo approccio simula fedelmente quello che è il comportamento umano e animale adottato nella vita quotidiana. Ad una scelta o azione corretta spetta un premio (di conseguenza il soggetto tenderà a riproporla in futuro), mentre a scelta o comportamento inadatto corrisponde una penalità (il soggetto eviterà di compiere nuovamente tale azione). Lo scopo, quindi, è determinato dall'apprendere il miglior comportamento in ogni situazione per massimizzare la somma dei premi ottenuti. Uno dei vantaggi di questo sistema è determinato dall'assenza di pre-addestramento dell'algorithmo, che comporta la notevole riduzione delle tempistiche di applicazione. Gli ambiti di applicazione di questo meccanismo di apprendimento sono molteplici, dall'assistenza al parcheggio di veicoli, alla gestione di consegna di prodotti, alla gestione della climatizzazione nei data center, al controllo qualità e, in finanza, nelle strategie di trading.

Nell'apprendimento per rinforzo sono presenti diversi algoritmi che si differenziano in base alle strategie adottate per esplorare l'ambiente esterno; possono essere individuate due categorie: l'apprendimento continuo e quello preventivo. Nel primo caso si premia o punisce l'algorithmo a seconda del risultato ottenuto attraverso un segnale numerico di rinforzo, nel secondo, invece, l'algorithmo viene utilizzato e verificato in una prima fase e successivamente, se ritenuto affidabile, viene cristallizzato e quindi reso immodificabile.

4.4 Le reti neurali

La ragione sottostante allo sviluppo delle reti neurali nasce dalla volontà dell'uomo di imitare i meccanismi adottati degli esseri viventi più evoluti, sfruttando la crescente conoscenza relativa alle dinamiche biologiche costituenti la base dell'informazione. L'elaborazione delle prime teorie sul funzionamento del cervello umano vennero ideate già al tempo dei primi filosofi greci, Platone e Aristotele, e successivamente riprese molteplici volte, dapprima da Cartesio e in seguito dai

filosofi empiristi. Una delle principali svolte riguardanti lo sviluppo di tale pensiero è avvenuta nel 1940 col nascere di una nuova scienza che “studia i processi intelligenti”, la cibernetica. Nel 1943 con la pubblicazione “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity” il neurofisiologo Warren Sturgis McCulloch e Walter Pitts [20], un matematico, presentarono i neuroni artificiali, reti di neuroni simili a quelli biologici costituite da un neurone in entrata e uno in uscita. Negli anni successivi le reti vennero sempre più articolate e rese applicabili ad un numero sempre maggiore di funzioni, fornendo le prime ipotesi su come le reti possano apprendere automaticamente. Tra il 1962 e il 1969 venne pubblicato per la prima volta il concetto di Perceptron, rispettivamente da Rosenblatt e Minsky & Papert. Il perceptron è un sistema caratterizzato da un layer di entrata e uno di uscita con lo scopo di minimizzare l’errore tra l’output di uscita effettivo rispetto a quello previsto, modificando rispettivamente i pesi delle connessioni interne. Questo modello è la base di tutta l’evoluzione successiva, pur presentando all’epoca delle limitazioni relative alla possibilità di calcolare solo funzioni linearmente separabili. Un ulteriore impulso alle ricerche venne dato nel 1986 da David E. Rumelhart, G. Hinton e R. J. Williams [12] che determinarono il primo meccanismo di aggiustamento dei pesi delle connessioni tra nodi in base al risultato ottenuto: il Backpropagation. Da quel momento in poi le reti neurali iniziarono ad essere diffuse e studiate con sempre crescente interesse in più ambienti applicativi, determinando reti neurali artificiali in grado di svolgere compiti sempre più complessi, con risoluzioni non sempre comprensibili all’uomo.

Con rete neurale artificiale (Artificial Neural Network – ANN) si intende un sistema informatico di elaborazione di informazioni che trae ispirazione dal funzionamento dei sistemi nervosi biologici. Si definisce rete data la particolare interconnessione tra più nodi attraverso dei legami sinaptici che permettono il trasferimento di dati da un nodo iniziale ad uno finale. La similitudine con il

sistema nervoso umano è chiara. Il cervello umano combina una serie di input, derivanti dagli organi sensoriali e, a seguito di una serie di passaggi attraverso numerosi neuroni connessi in parallelo, fornisce degli output; la rete neurale ha la caratteristica di adattare la propria struttura (nodi e interconnessioni interne) in base ai dati esterni e informazioni interne apprese nella fase di addestramento. Solitamente la rete può essere suddivisa in tre strati fondamentali:

- lo strato primario, o input layer, strato in cui i neuroni ricevono i segnali dall'esterno e li trasferiscono ai nodi interni;
- gli strati nascosti (hidden layer) possono essere uno o molteplici ed è il luogo in cui avviene il processo di elaborazione;
- strato di output (output layer), strato nel quale sono presenti uno o più neuroni destinati alla trasmissione del risultato ottenuto;

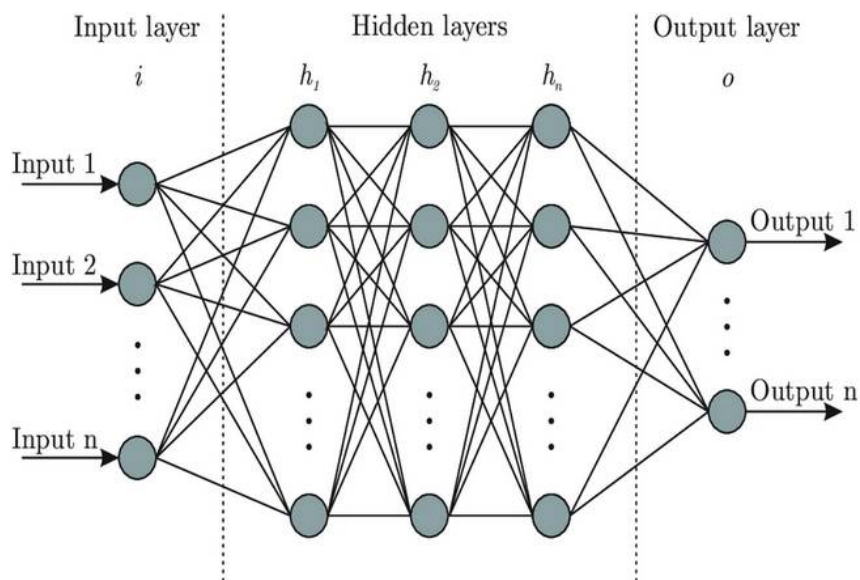


Figura 4.4: Rappresentazione grafica degli strati una rete neurale.

ed è composta da un elevato numero di neuroni (si è stimato circa 100 miliardi di unità), ognuno dei quali presenta tre componenti fondamentali:

- il soma o corpo centrale,

- i dendriti: le ramificazioni minori che partono dal soma e raccolgono gli input derivanti da neuroni afferenti;
- l'assone: costituisce il principale collegamento dell'output rispetto alla rete di neuroni.

I collegamenti tra neuroni biologici consentono il passaggio di segnali (impulsi elettrici) che, in base all'elaborazione all'interno del soma, possono attivare o inibire il passaggio del segnale ad altri neuroni e quindi eseguire, o meno, determinate azioni. Allo stesso modo, ogni nodo interno di una rete neurale artificiale svolge un'operazione semplice, si attiva se la quantità totale di segnale ricevuta supera la propria soglia di attivazione, o al contrario, il dato non continuerà il percorso per quel nodo.

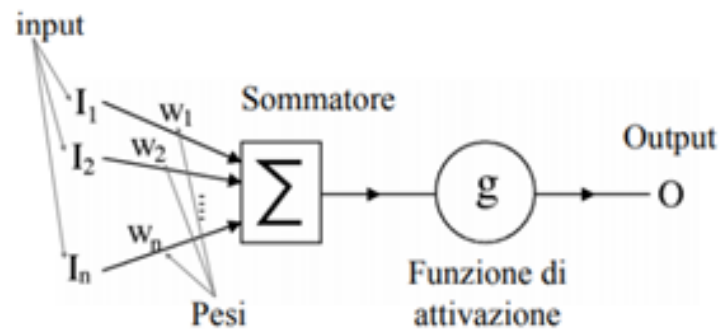


Figura 4.5: Rappresentazione grafica di un neurone artificiale.

Il neurone artificiale, infatti, è caratterizzato da un'unità che riceve il segnale esterno costituito dalla somma di molteplici input pesati e sommati tra loro; ad ogni passaggio è assegnato un determinato peso (valore numerico W modificabile) che fornisce la capacità di memorizzare le informazioni e apprendere il processo svolto. Il segnale così prodotto viene filtrato dal nodo stesso, che in base alla propria soglia, lo inibirà o lo incrementerà.

Le reti neurali artificiali, in base alla disposizione dei neuroni, possono presentare delle strutture differenti; ne sono state individuate due:

- la struttura *feed-forward*: è un'architettura semplice basata sul collegamento dei neuroni in serie (in molteplici strati) in cui il segnale ha una sola direzione, parte dai nodi in ingresso, attraversa i nodi intermedi nascosti e raggiunge lo strato finale; solitamente, vengono divise tra single layer e multi layer a seconda della presenza o meno di più nodi nascosti. La Single layer è determinata solo dal nodo iniziale direttamente collegato a quello finale, viceversa la multi layer presenta uno o più strati di nodi nascosti.
- la struttura *feedback*: i neuroni sono suddivisi nei tre strati fondamentali e presentano non solo connessioni unidirezionali dallo strato iniziale a quello finale, ma anche in parallelo tra neuroni dello stesso strato o con neuroni di strati precedenti. Questa architettura consente di memorizzare all'interno della rete delle informazioni ricavate in precedenza.

Gli ambiti applicativi delle reti neurali artificiali, come visto in precedenza, sono estremamente ampi grazie alle caratteristiche intrinseche delle reti come:

- la robustezza: una rete, data la sua complessità e ampiezza, riesce a restituire segnali non distorti anche nel caso in cui alcune delle connessioni vengono eliminate (si parla di lesione della rete) o se vengono introdotte delle distorsioni (bias) nel segnale di input, nelle trasmissioni o alla funzione di attivazione dei nodi. Questa proprietà denota un gran vantaggio rispetto ai sistemi seriali, in cui la perdita di un solo anello della catena di elaborazione implica l'impossibilità di utilizzare tale sistema.
- la flessibilità, ossia la possibilità di poter utilizzare un modello neurale per risolvere un gran numero di problemi diversi senza conoscere a priori possibili soluzioni analitiche, ma conoscendo la finalità del progetto, il compito da svolgere e dei vincoli per poter valutare appropriato il modello trovato.

- la generalizzazione: la rete neurale, una volta addestrata su un dataset, riesce, grazie alle molteplici associazioni stimolo-risposta interne, a riconoscere particolari tipologie di pattern su dati mai analizzati in precedenza;
- velocità computazionale, grazie all'architettura ad elevata interconnessione, la rete può elaborare un numero di informazioni maggiore, di conseguenza, necessita di un tempo minore per processare una serie di dati rispetto ad un qualsiasi calcolatore tradizionale.

Le reti possono essere utilizzate anche per svolgere operazioni come regressioni semplici e multiple, lineari e non, la cluster analysis e altre tipologie di operazioni svolte solitamente con strumenti e tecniche tradizionali, ma presentano il vantaggio di poter trattare anche forme funzionali altamente non lineari e complesse. Oltre ai vantaggi, le reti neurali presentano ad oggi anche dei limiti non ancora spiegabili in linguaggio simbolico umano. Ad esempio, il fenomeno del black box (dovuto all'iterazione automatica effettuata dai nodi nascosti all'interno della rete neurale che non dipendono da scelte dirette dell'analista), ciò può comportare la risoluzione del problema senza poter conoscere i passaggi intermedi. Un altro limite è legato alla fase di addestramento nel fissare i pesi dei vari neuroni, fase che può richiedere molto tempo soprattutto in presenza di una grande quantità di dati su cui è basata la ricerca. L'overfitting è un ulteriore limite delle reti neurali e di tutti i sistemi di intelligenza artificiale nel momento in cui richiedono un addestramento; l'elevata capacità di adattarsi ai dati forniti determina l'impossibilità di generalizzare i risultati (uno dei vantaggi propri delle reti) e, di conseguenza, diventare inutilizzabile su nuovi dataset. Infine, si sottolinea la difficoltà associata a determinare la struttura del modello da adottare, quante variabili di input, quale schema di training, quali funzione di attivazione utilizzare per ottenere una rete efficiente e allo stesso tempo economica; spesso non

è possibile avere un benchmark di riferimento e l'unica modalità per valutare la performance ottenuta è legata al procedere per passi successivi, trial-and-error.

Come abbiamo visto in precedenza, l'intelligenza artificiale e, nello specifico, le reti neurali, possono essere utilizzate con vari obiettivi di ricerca in ambito finanziario, l'International Conference on Neural Networks in the Capital Markets ha identificato sei diverse applicazioni: gestione del portafoglio, valutazione di titoli obbligazionari e azionari, strategie di copertura, modellizzazione della curva dei rendimenti e la previsione di serie storiche (a sua volta suddivisa tra azioni, obbligazioni, tassi di cambio o interesse, commodities). Operativamente, generare ed utilizzare una rete neurale artificiale per effettuare previsioni finanziarie è un processo che richiede necessariamente di fissare alcuni punti chiave per poter minimizzare i tempi e fasi di costruzione della rete:

- definire a priori l'obiettivo dell'analisi;
- costruire il dataset su cui effettuare l'apprendimento della rete;
- definire i parametri dell'apprendimento, i pesi e le connessioni tra neuroni;
- determinare la generalizzazione del risultato per la previsione dei mercati.

Una volta definito l'obiettivo dell'analisi, nel nostro caso la previsione di un trading system, sono tre le fasi rilevanti da considerare per la determinazione del set informativo, ossia: la raccolta dati, la loro analisi e trasformazione ed infine la selezione di input e output. Questi tre punti presentano un'importanza chiave per costruire una rete neurale utilizzabile. Nella raccolta del dataset su cui basare l'apprendimento è fondamentale tenere in considerazione la frequenza di aggiornamento dei dati e la lunghezza della serie storica. Per le analisi di un trader sarà necessario, e utile, tenere in considerazione prevalentemente scadenze a breve termine ad elevata frequenza a differenza di un gestore di fondi comuni in cui l'alta frequenza delle osservazioni presenta un'importanza inferiore rispetto al-

l'estensione temporale dei dati. L'utilizzo di dati a bassa frequenza consente, tra l'altro, una diminuzione del rumore presente; una ridotta periodicità comporta la riduzione automatica delle fluttuazioni irregolari determinando un percorso più semplice per la rete. Un ulteriore fattore fondamentale da considerare è la lunghezza della previsione da ottenere, è chiaro che previsioni più estese presentano maggiori probabilità di incorrere in errori dovuti a variazioni improvvise e imprevedibili. Nell'utilizzare una rete neurale per prevedere l'andamento di un titolo, o il risultato di un trading system, è necessario fornire alla rete le medesime informazioni iniziali conoscitive di un analista di mercato e determinare la modalità affinché vengano riconosciute. Nel corso del tempo sarà poi obbligatorio calibrare ed aggiornare le informazioni utilizzate in precedenza, non sempre tutte risultano rilevanti ex-post. Una volta raccolte tutte le informazioni è necessario sottoporre la rete ad un primo apprendimento, valutare la quantità informativa desunta dalla rete rispetto alle variabili, analizzare le correlazioni tra le variabili, ridurre il dataset iniziale eliminando le variabili meno significative e correlate e ripetere nuovamente l'apprendimento sul nuovo dataset. Questo processo iterativo è necessario per garantire l'individuazione di tutte le informazioni utili a massimizzare la capacità di apprendimento del sistema e allo stesso tempo migliorare il set informativo.

4.4.1 La costituzione del data set

Per la previsione di serie storiche finanziarie operativamente vengono utilizzate tre tipologie di dati:

- i dati di mercato direttamente legati alla variabile da prevedere;
- i dati di variabili strettamente legate alla variabile da prevedere;
- i dati derivanti dalle componenti fondamentali.

Tali tipologie di informazioni devono essere sempre considerate, ma non sempre presentano un contributo significativo, dovuto dalla possibile differenza tra frequenze di dati o da un'elevata autocorrelazione tra essi, che implica assenza di nuove informazioni per la rete neurale. Operativamente è possibile trovare serie storiche finanziarie che presentano grande variabilità nei dati o caratterizzate dal fenomeno della mean reversion, ossia dati che tendono spesso ad invertire il loro trend e mantenersi stabili in valori di equilibrio nel medio lungo termine. Per poter trattare queste tipologie di dati spesso è necessario effettuare una normalizzazione della serie storica. Esistono varie tecniche per farlo, un esempio è dato da:

$$I_i = \frac{V_i - V_{min}}{V_{max} - V_{min}}$$

dove V_i è il valore della serie nel tempo i , mentre V_{min} e V_{max} rappresentano il valore massimo e minimo registrato rendendo una normalizzazione compresa nell'intervallo $[0, 1]$. Se si vuole normalizzare la serie, non nell'intervallo unitario, ma in un intervallo a piacere $[L_{min}, L_{max}]$ fissato solitamente in base ai valori estremi registrati dalla serie, si può utilizzare la formula:

$$I_i = L_{min} + [L_{max} - L_{min}] * \left[\frac{V_i - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \right]$$

dove L_{min} e L_{max} sono rispettivamente i limiti minimo e massimo oltre ai quali il valore non viene considerato. Un ulteriore metodo di normalizzazione si basa sui valori di media e di scarto quadratico medio, in formule:

$$I_i = V_i - \frac{\bar{V}_i}{\delta(V_i)}$$

dove \bar{V}_i rappresenta la media della serie nel periodo e $\delta(V_i)$ lo scarto quadratico medio. I valori outlier, ossia valori eccezionalmente piccoli o grandi rispetto al valore medio registrato, devono essere trattati diversamente a seconda che si voglia permettere alla rete neurale di cogliere eventi estremi futuri o meno. Nel primo caso non è necessario modificare i dati della serie, ma si può incorrere nel

rischio di applicare una forzatura al modello affinché si adatti in futuro a questi valori; nel secondo, invece, è opportuno normalizzare i dati della serie rispetto alla distribuzione normale che consente di mantenere o eliminare i dati più estremi in base alla volatilità dei dati che si vogliono mantenere. Queste operazioni vengono applicate per ridurre il più possibile il rumore della serie, migliorando l'apprendimento della rete, pur non alterando l'andamento del fenomeno osservato.

4.4.2 Le fasi dell'apprendimento

Definito il dataset su cui istruire la rete neurale è opportuno determinare le fasi fondamentali dell'apprendimento, individuando la modalità più idonea per ottenere una soluzione. Inizialmente è necessario determinare la struttura di apprendimento più adatta ad assolvere tale necessità definendo:

- il numero di input, di strati nascosti e di neuroni;
- le tipologie di connessioni tra nodi;
- la funzione di attivazione del neurone;
- la regola di apprendimento;
- la modalità di aggiornamento dei pesi nelle connessioni sinaptiche.

Esistono in letteratura diversi approcci per la determinazione della miglior architettura in base ai dati raccolti, ad esempio: l'Alpha-Beta pruning, algoritmo che cerca di diminuire il numero di nodi (o rami dell'albero decisionale) utilizzati dall'algoritmo minmax, semplificando il sistema informativo; o il Network Information Criterion, algoritmo che, generalizzando le condizioni dell'Akaike Information Criterion, determina la quantità di nodi necessari alla rete per determinare la migliore rete neurale dato il dataset.

Avendo il dataset e la struttura operativa della rete neurale è necessario istruire la rete sottoponendole i dati di input e osservando gli output ottenuti. Per questa operazione, solitamente, si suddivide la serie storica nelle tre sotto categorie già trattate, fase di training, fase di validazione e fase di generalizzazione. La logica sottostante a tale processo deriva dalla necessità di valutare come la rete lavora e quanto corrette siano le previsioni, avendo già i dati reali registrati nel mercato, e potendoli confrontare con quelli ottenuti dalla rete. Esistono, in letteratura, diversi criteri per la suddivisione dei periodi che variano principalmente per le percentuali di dati adottate per ogni fase:

- il più semplice deriva da una suddivisione del dataset in tre porzioni differenti ma casuali, l'analista fissa solo la dimensione delle categorie senza definire altre caratteristiche;
- i dati delle prime due fasi sono estratti casualmente dal dataset mentre la fase di generalizzazione viene definita solo nei dati finali della serie storica;
- la serie viene divisa direttamente dall'operatore nelle tre fasi consecutive e ad ognuna viene determinata una percentuale fissa di dati della serie storica;

quest'ultimo è il metodo più utilizzato nello studio di previsioni di serie finanziarie con una ripartizione percentuali delle tre fasi di 60%, 20%, 20% o 60%, 30%, 10% (è possibile scegliere autonomamente l'ammontare di dati da sottoporre ad ogni fase).

4.4.3 Numero di strati e di neuroni

Per la definizione di una buona rete, è essenziale definire nella struttura il corretto numero di strati nascosti e di neuroni utilizzati per ogni strato. Le reti neurali composte da un solo strato nascosto possono essere utilizzate per risolvere

problemi semplici, ponendo l'attenzione a non utilizzare però un numero troppo elevato di neuroni che andrebbe a ridurre la capacità di apprendimento del sistema. Vari lavori stimano come l'utilizzo di due strati nascosti, ognuno dei quali contenente un numero limitato di neuroni, consenta di ottenere buoni risultati previsionali (B. Zhang, H. Muhlenbein, 1994) [35]. In merito al numero di neuroni necessari per ogni strato sono state presentate in letteratura diverse formule:

$$n_{hl} = 2 * n_{input} + 1$$

$$n_{hl} = 2 * n_{input}$$

$$n_{hl} = n_{input}$$

$$n_{hl} = n_{input} + \frac{n_{output}}{2} + \sqrt{n_{training}}$$

che presentano soluzioni contrastanti tra loro. Le formule sopra riportate indicano con n_{hl} il numero dei neuroni nascosti al variare del numero di input presenti nella serie e con $n_{training}$ il numero di osservazioni contenute nel training set. Il criterio da utilizzare per identificare il numero corretto di neuroni è determinato dal giusto equilibrio tra un numero elevato, correndo il rischio di overlearning (ovvero ottenere una perfetta comprensione della serie storica presentata, perdendo la capacità di determinare una previsione su nuovi dati), o troppo limitato, limitando potenzialmente la capacità previsionale della rete.

4.4.4 L'architettura delle connessioni

Riguardo all'architettura delle connessioni tra neuroni di diversi stati (input, nascosto e output) si possono individuare diverse strutture connettive sfruttando la struttura di Backpropagation: standard, a salti e ripetute. La connessione standard rappresenta il modello più semplice, il segnale input entra all'interno della rete attraversando il primo strato iniziale e si propaga per gli strati successivi fino all'output, senza compiere salti o invertire la propria direzione. La connessione

a salti, come suggerisce il termine stesso, ha la possibilità di trasferire il segnale sempre in una sola direzione, ma compiendo anche dei salti intermedi tra gli strati nascosti (saranno di conseguenza presenti sia le connessioni tra strati adiacenti che connessioni a salti); tale interconnessione aggiuntiva implica la necessità di stimare nuovi pesi. Infine, la connessione ripetuta nelle reti neurali presenta la possibilità di compiere salti e di invertire la direzione del segnale ricombinando continuamente le informazioni derivanti dagli input e riconoscendo nel dataset possibili sequenze ricorsive.

4.4.5 La funzione di attivazione

Come la struttura e la numerosità degli strati neurali presenti nelle reti è opportuno porre attenzione alla definizione della funzione di attivazione (o funzione di trasferimento) dei neuroni, data la sua importanza nel trasferimento del segnale informativo. All'interno di una stessa rete, a seconda dello strato analizzato, si possono riscontrare funzioni di attivazione differenti (seppur solitamente uguali all'interno di uno stesso strato), alcuni esempi sono:

- la funzione lineare, utilizzata principalmente nello strato di output del neurone dove il segnale ottenuto deriva dalla somma degli input pesati;
- la funzione gradino, utilizzata se necessario trasformare l'input in un segnale binario (0,1) o bipolare(-1,1);



Figura 4.6: Rappresentazione aritmetica e grafica funzione gradino.

- la funzione logistica, restituisce anch'essa un valore compreso tra lo zero e l'uno $[0, 1]$;



Figura 4.7: Rappresentazione aritmetica e grafica funzione logistica.

- la funzione tangente iperbolica, utilizzata negli strati interni nascosti soprattutto se utilizzate la funzione logistica o lineare per lo strato finale;

$$s(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



Figura 4.8: Rappresentazione grafica funzione tangente iperbolica.

Possono essere utilizzate anche altre tipologie di funzioni: la funzione seno, funzione esponenziale, funzione Gaussiana e Gaussiana inversa, funzione arcotangente e molte altre.

4.4.6 La regola di apprendimento

La regola di apprendimento è un'ulteriore variabile da considerare nel momento in cui si utilizza una rete neurale: è necessario decidere con che frequenza la rete deve modificare i pesi dei neuroni in base all'aumentare o al diminuire della significatività dell'errore commesso. I tassi di apprendimento possono avere frequenze di aggiornamento differenti:

- veloce, implica una maggiore velocità nella risoluzione del processo per arrivare al risultato effettuando un minor numero di passaggi con ampiezze

notevoli (potrebbero portare ad una perdita dell'evoluzione effettuata dalla serie storica); per ovviare a tale problema è opportuno diminuire la velocità del tasso di apprendimento.

- lenta, la rete raggiunge lo stesso obiettivo con un numero di passaggi e di tempo superiore.

Per migliorare il processo di apprendimento della rete è quindi necessario individuare il valore più corretto del learning rate, testando un numero considerevole di parametri e osservando il risultato ottenuto in relazione al tempo necessario per ottenerlo.

4.4.7 Il criterio di arresto

Definite le caratteristiche fin qui citate per la definizione della rete neurale rimane da determinare il criterio di arresto dell'apprendimento. Solitamente questi criteri sono legati a particolari variabili di errore commessi dalla rete: errore massimo, errore medio, numero di periodi senza alcun miglioramento. È possibile quindi fissare a priori questi parametri in modo da bloccare la rete una volta raggiunti (la scelta è determinata dalla velocità nel raggiungere l'obiettivo prefissato e dal grado di convergenza che il processo sta dimostrando). A seconda dell'utilizzo della rete è possibile bloccare l'apprendimento in due fasi distinte: nel test set (se si vuole effettuare una previsione su dati futuri) o nel training set. Per ottenere una misurazione quantitativa dell'errore vengono impiegati degli indicatori spesso utilizzati in ambito statistico nella valutazione della bontà di un modello:

- il mean absolute error, determinato dalla sommatoria degli errori assoluti (ossia la differenza tra valore previsto e il vero valore) divisa per la dimensione del campione;

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

- il mean absolute percentage error, simile al precedente ma espresso come deviazione percentuale determinato da:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

dove A_t è il valore attuale e F_t è il valore previsto.

- il mean squared error, formulato come il valore atteso della differenza al quadrato tra il valore effettivo e il valore stimato:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Gli scostamenti tra il vero valore e il valore stimato restituirebbero un valore nullo solo nel caso in cui tutti i parametri costituenti la rete neurale (neuroni, funzione di attivazione, struttura degli strati) fossero perfettamente in grado di cogliere il fenomeno originale; questo valore, nella realtà, è molto complesso da ottenere.

4.5 L'impatto dell'intelligenza artificiale e l'evoluzione futura

L'intelligenza artificiale, grazie ai molteplici passi in avanti mossi negli ultimi anni, sta migliorando ed innovando numerosi ambiti lavorativi e di ricerca, movimentando un mercato di notevoli dimensioni sempre in crescita; in una ricerca di Inkwood⁶ è prevista una movimentazione di capitali (con una crescita del 40% durante il periodo tra il 2019 e il 2027) relativa alla sola implementazione dell'intelligenza artificiale per oltre 94 miliardi di dollari entro il 2027. Tale crescita è dovuta a diversi fattori quali: l'incremento del numero di start-up in quest'ambito, un numero sempre maggiore di investimenti pubblici e privati, l'integrazione dell'IA nella manipolazione dei big data e del machine learning, la possibilità di sfruttare questa innovazione per migliorare l'esperienza dei consumatori.

⁶Inkwood Research è una società con sede a Boston, specializzata in analisi di mercato in una vasta gamma di ambiti per offrire al cliente un report personalizzato per implementare decisioni aziendali basate su fatti concreti in merito a diversi settori economici.

Geograficamente sono state individuate quattro aree principali in cui il mercato dell'intelligenza artificiale verrà segmentato:

- nord America,
- Europa,
- Asia,
- resto del mondo.

Ad oggi, il mercato che ha ottenuto i maggiori profitti nel corso di un anno è stato quello nord Americano con oltre il 38% del totale dei ricavi. La dominazione di questo mercato è dovuta principalmente dagli investimenti esponenziali effettuati da alcune società leader in questo settore. L'utilizzo di queste nuove tecnologie si è diffuso in molti ambiti quotidiani della nostra vita, gli algoritmi presenti nel telefono o nelle macchine di ultima generazione ci aiutano a rendere molte operazioni più semplici ed immediate. Per i cittadini il loro utilizzo può portare ad un miglioramento delle condizioni lavorative, spesso tali tecnologie vengono utilizzate in ambienti lavorativi caratterizzati da forte ripetitività o in cui sono presenti alti rischi per l'uomo, riuscendo a svolgere lo stesso compito senza correre alcun rischio di infortunio e allo stesso tempo con maggior precisione e senza alcuna interruzione. A livello imprenditoriale l'IA può consentire lo sviluppo di nuovi prodotti e servizi, ad esempio: possono essere utilizzati per compiere moltissime attività nella quale l'emotività non deve influire e quindi rendere il giudizio completamente basato solo sulle regole stabilite al momento della programmazione. Da uno studio del Parlamento europeo emerge che il vantaggio raggiunto attraverso l'utilizzo di queste nuove tecnologie comporterà un incremento della produttività del lavoro dall'11% al 37% entro il 2035. Dallo stesso studio emerge come l'utilizzo di queste tecnologie possa diminuire le emissioni globali di gas serra entro il 2030 di circa il 4%. Oltre all'aumento della sicurezza nel campo dei

trasporti, l'IA può essere utilizzata anche in ambito giuridico per la prevenzione e la previsione di reati; poter elaborare numerosi volumi di dati in tempi decisamente più celeri, o prevedere crimini ed evasioni dei detenuti, è sicuramente un'attività fondamentale per l'implementazione della sicurezza dei cittadini.

Come ogni nuovo fenomeno responsabile di un importante cambiamento tecnologico a livello mondiale, oltre agli aspetti positivi, può presentarne altri di negativi o che devono essere disciplinati con la più ampia condivisione per non ottenere sistemi che peggiorano la condizione di vita, al posto di agevolarla. Come abbiamo visto nella descrizione delle fasi di apprendimento degli algoritmi di intelligenza artificiale, è chiara la necessità di avere a disposizione enormi quantità di dati per poter istruire il modello e renderlo applicabile a generalizzazioni su altri dati. Le classificazioni e previsioni effettuate, ad esempio, su listini di borsa per la creazione di portafogli con determinati rapporti rischio-rendimento, si basano su dati pubblici e, di conseguenza, non incorrono in alcun pericolo per la sicurezza privata. Ciò nonostante, in rete o nei social network, le informazioni condivise e apprese da queste tecnologie, il più delle volte, sono private e indirizzate a comprendere il più possibile le caratteristiche dell'utilizzatore, sia per migliorare la sua esperienza sul social, ma non solo. L'utilizzo in sé di questi algoritmi non è un problema, il problema è il loro controllo. La compensazione o la sostituzione dell'uomo in numerosi ambiti lavorativi è uno dei pilastri della quarta rivoluzione industriale, oggi in corso; la possibilità di far decidere o dare dei giudizi direttamente a delle macchine, data la maggior velocità e l'apparente incorruttibilità, fanno sembrare questa nuova tendenza accettabile e corretta. Come sottolineato da A. Montanari, consigliere e coordinatore della Commissione 4.0 Federmanager Bologna – Ravenna, l'utilizzo di queste tecnologie da parte delle aziende non può essere basato sul solo fine di generare più utili, ma deve perseguire al tempo stesso un approccio etico e sostenibile. Data la crescente autonomia decisionale è necessario interrogarsi sulla possibilità di considerare

gli algoritmi come soggetti aventi diritti o individuare una nuova categoria denominata personalità elettronica (Burgio, 2021) [14], definendo come e chi dovrà risarcire nel momento in cui la tecnologia provocherà dei danni. Oltre alla grande quantità di dati richiesta per l'apprendimento, sono presenti due condizioni che rallentano la propagazione di questi strumenti:

- le ingenti quantità di denaro per installare, riparare e aggiornare continuamente dato il continuo sviluppo della tecnologia;
- la completa mancanza (per ora) della capacità creativa propria dell'essere umano; le macchine, ad oggi, possono replicare un'azione, trovare delle soluzioni applicative, ma non possono a loro volta creare altri sistemi intelligenti originali in autonomia e, di conseguenza, l'apporto umano resta comunque l'approccio più completo ed intelligente.

Nel presente elaborato, sono stati presentati alcuni dei vantaggi e svantaggi legati a questa nuova tecnologia rivoluzionaria che sta sempre più entrando a fare parte della vita quotidiana e lavorativa di tutti noi, anche se non sempre ne siamo pienamente consapevoli. L'automatizzazione di attività fin ora svolte dall'uomo può chiaramente determinare una minaccia per le occupazioni maggiormente ripetitive e che non richiedono elevate competenze, ma, al contempo, genera nuove posizioni occupazionali per la costruzione, manutenzione e aggiornamento dei nuovi sistemi, spingendo le future generazioni ad incrementare le proprie competenze. Come è stato già accennato, il tema dell'etica in questo ambito è sempre più centrale; è necessario comprendere tutte le potenzialità che questa nuova tecnologia offre, per poterne cogliere e giustificare l'esistenza con modalità differenti (Varzi, 1991) [9]. Bisognerebbe percepire questa integrazione come una collaborazione con una macchina in grado di anticipare le necessità degli individui e fornire soluzioni per soddisfarle al meglio, basata su valori condivisi (socialmente e

istituzionalmente), affinché siano ridotte le diseguaglianze, aiutando la società a progredire in un'ottica sostenibile.

Capitolo 5

DEFINIZIONE E APPLICAZIONE DEL TRADING SYSTEM E DELLA RETE NEURALE

L'analisi tecnica implica la presa di decisioni di investimento basate sui dati di trading passati, al fine di stabilire regole di acquisto e vendita che massimizzino i profitti e controllino i rischi di perdita. Tuttavia, secondo l'ipotesi del mercato efficiente (EMH), questo sforzo è in definitiva futile. L'EMH afferma che tutte le informazioni disponibili e rilevanti sono già incorporate nei prezzi dei titoli. Poiché l'analisi tecnica si basa solo su dati di trading attuali e passati, non è possibile ottenere rendimenti positivi anomali applicando queste regole di trading tecnico. Se gli investitori riuscissero a guadagnare costantemente applicando tali regole, ciò indicherebbe un'inefficienza di mercato. Pertanto, la questione se le regole di trading tecnico possano generare profitti costanti diventa una questione empirica riguardante l'efficienza dei mercati effettivi. Nel corso degli anni sono stati condotti numerosi studi in materia, e un caso particolare riguarda il mercato azionario del Sud-est Asiatico. Gli studi di Bessembinder & Chan (1998) [5] e, successivamente, di Ratner & Leal (1999) [28] individuarono che il trading basato su semplici regole standard era profittevole nel prevedere il prezzo futuro dei titoli. In seguito, nel 2013, lo studio condotto da Yu et al. individuò una particolare predittività, soprattutto nei mercati emergenti di Malaysia, Thailan-

dia, Indonesia e Filippine. Successivamente, sono stati condotti ulteriori studi su questi stessi mercati, utilizzando alcuni degli indicatori tecnici più popolari, al fine di verificare empiricamente le performance considerando o meno i costi di transazione (Tharavanij et al., 2015) [32].

I risultati ottenuti determinarono diversi livelli di efficienza del mercato Sud-est asiatico; se da un lato l'utilizzo del trading system ha portato statisticamente a risultati significativi, in termini economici, anche successivamente all'applicazione dei costi di transazione nei mercati emergenti; lo stesso non si è verificato nel mercato azionario di Singapore. In altri mercati ancora il sistema di trading ha ottenuto buoni risultati, tuttavia, dopo aver applicato i costi di transazione, la strategia ha ottenuto risultati poco significativi.

5.1 Letteratura

Data l'ipotesi del mercato efficiente (EMH), che stabilisce che i prezzi degli asset incorporano tutte le informazioni disponibili e rilevanti, non è possibile ottenere profitti a basso rischio attraverso il trading sui dati di trading passati. Pertanto, qualsiasi tentativo di ottenere profitti attraverso l'analisi tecnica è in definitiva futile. Tuttavia, anche da un punto di vista teorico, l'EMH è stata sempre più messa in discussione. Grossman & Stiglitz (1980) [17] mostrarono che se ottenere ed elaborare informazioni è costoso, allora il prezzo di mercato non può incorporare tutte le informazioni disponibili e rilevanti, altrimenti non ci sarebbe alcun incentivo a ottenere ed elaborare informazioni costose. Di conseguenza, i ricercatori conclusero che il mercato non può essere considerato completamente efficiente. Successivamente, vennero sviluppati modelli comportamentali al fine di spiegare come siano ancora possibili opportunità di trading redditizie basate sui dati di trading passati. Fondamentalmente, questi modelli mostrano che il prezzo dei titoli si adatta lentamente alle nuove informazioni a causa delle negoziazioni

"noise trading"¹, o del comportamento di branco.

Un esempio di noise trading venne proposto da Brown e Jennings (1989) [7] i quali svilupparono un modello '*a noisy rational expectations model*' nel quale il prezzo corrente del titolo non rivela tutte le informazioni in esso incorporate.

Riguardo al comportamento di branco, Froot et al., (1992) [16] dimostrarono come tale comportamento possa portare ad inefficienze informative. I trader, nel breve termine, possono ottenere profitti solo quando elaborano le stesse informazioni e utilizzano gli stessi indicatori tecnici di un gran numero di operatori. Questo si basa sulla teoria che seguire una decisione presa da un numero elevato di persone possa essere più affidabile rispetto a una decisione presa da poche persone. Tuttavia, è importante notare che questa strategia si basa sull'effetto di imitazione e non necessariamente sulla correttezza o completezza delle informazioni. Park e Irwin (2007) [26] fornirono una raccolta di studi empirici, sviluppati tra il 1988 e il 2004, riguardanti l'efficacia dell'applicazione di regole di trading nel mercato. Dallo studio emerse che fino ai primi anni '90 le strategie di trading tecnico generarono profitti considerevoli; nel totale di 95 studi, 56 dimostrarono una redditività superiore alla strategia Buy & Hold, 20 studi mostrarono risultati negativi e i restanti 19 ottennero risultati misti. Yu et al. (2013) individuarono, in un campione di titoli azionari tra il 1991 e il 2008 del Sud est asiatico, come solo nei mercati meno sviluppati le semplici regole di trading (medie mobili e regole di breakout del range di trading) possano produrre rendimenti superiori rispetto ad una strategia B&H e che l'applicazione successiva dei costi di transazione annulli ogni performance positiva. Di seguito, nel capitolo, verranno applicate due semplici strategie di trading ad alcuni titoli del mercato azionario italiano per osservare l'effettiva possibilità di ottenere performance positive e superiori

¹Il termine venne coniato da A. Kyle e F. Black per definire il soggetto che compie operazioni nel mercato finanziario senza alcuna conoscenza o informazione sullo strumento che va a negoziare; di conseguenza compie scelte istintive e irrazionali, solitamente non redditizie e con timing errati. La presenza di questi soggetti può implicare una movimentazione del prezzo dello strumento finanziario dai prezzi consueti, per periodi di tempo più o meno lunghi

alla strategia Buy&Hold.

5.2 Descrizione dei titoli

Prima di descrivere i risultati ottenuti dall'applicazione del trading system, verranno brevemente descritti i titoli presi in esame per l'analisi dei dati. Nella scelta dei titoli, si è scelto di focalizzarsi su titoli ad alta capitalizzazione negoziati nella borsa di Milano e appartenenti a settori indipendenti. Per il settore automobilistico, è stato selezionato il titolo Stellantis (STLAM.MI), per il settore energetico Eni (ENI.MI), per il settore bancario Unicredit (UGC.MI) e per il settore alimentare Campari (CPR.MI). In seguito si è voluto inserire l'indice FTSE MIB per analizzare le performance dei vari indicatori e dei sistemi di trading non solo in ottica di singolo titolo, ma anche di portafoglio.

5.2.1 Campari

La Davide Campari-Milano N.V. è una società con sede legale nei Paesi Bassi, famosa a livello internazionale per i prodotti appartenenti al settore alimentare, in particolare per le bevande analcoliche e alcoliche che produce da oltre 100 anni. La società venne fondata a Milano nel 1860 da Gaspare Campari, che avviò un bar e una distilleria nel centro di Milano. Nel corso degli anni, grazie alla diffusione dei prodotti che diventarono subito famosi, la società crebbe notevolmente e aprì numerose unità commerciali sia in Italia che all'estero.

Nel 1982, l'ultima erede della famiglia Campari vendette la società, che fu trasformata in Davide Campari - Milano S.p.a. Dal 1995, l'azienda iniziò ad espandersi in modo esponenziale, acquisendo altri 20 marchi famosi in Italia e all'estero. Nel 2001, la società fu quotata in borsa a Milano e aprì il nuovo stabilimento produttivo a Novi Ligure. Negli anni successivi, continuò ad espandersi acquistando e vendendo importanti marchi dello stesso settore. Nel 2017, il Gruppo Campari contava diciotto stabilimenti, distribuiti come segue: quattro in Italia,

sei in Sud America (e Giamaica), due in Francia, due in America, uno in Scozia, Australia, Grecia e Canada. Nel 2020, il consiglio di amministrazione di Campari ha proposto di spostare la sede legale del gruppo in Olanda, mantenendo la sede fiscale in Italia.

I ricavi della società sono in continua crescita, ad eccezione di alcune flessioni verificatesi nel 2018 e nel 2020. Nel 2016, il fatturato era di 1,72 miliardi di euro con un utile netto di 198,6 milioni di euro. Nel 2021, il fatturato è arrivato a 2,17 miliardi di euro con un utile netto di 307,9 milioni di euro e un numero di dipendenti pari a 3953.

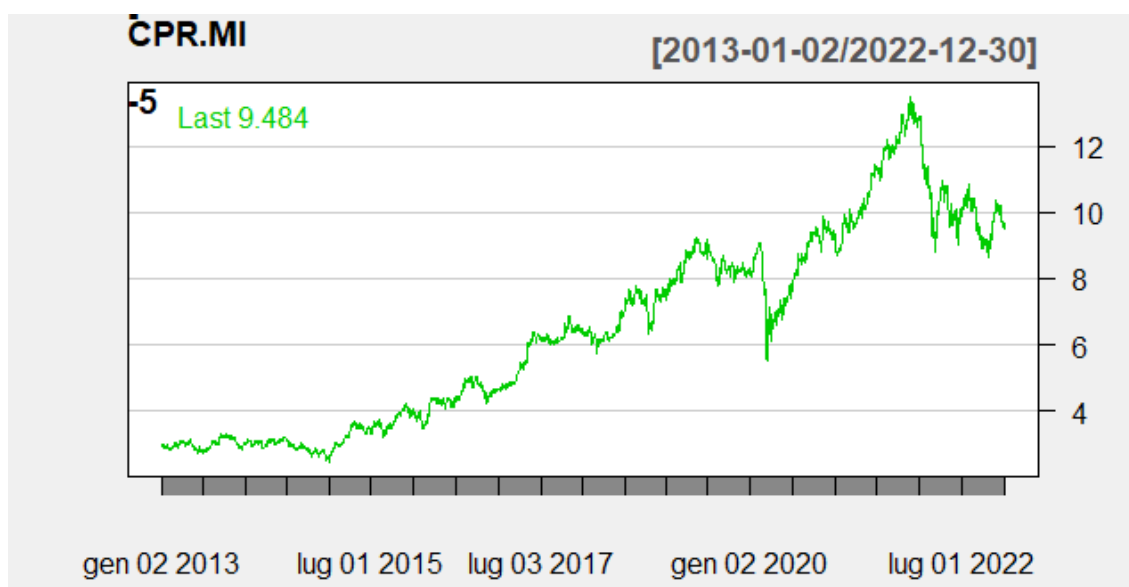


Figura 5.1: Andamento del titolo CPR.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.

5.2.2 Eni

L'Eni, acronimo di Ente Nazionale Idrocarburi, fu fondata nel 1953 dallo Stato italiano come ente pubblico responsabile della commercializzazione degli idrocarburi nel territorio nazionale. Successivamente, nel 1992, la società fu convertita in società per azioni. Attualmente, Eni è presente in 69 paesi ed è uno dei leader mondiali nel settore petrolifero, del gas naturale, chimico, biochimico e nella produzione di energia elettrica da fonti fossili e rinnovabili.

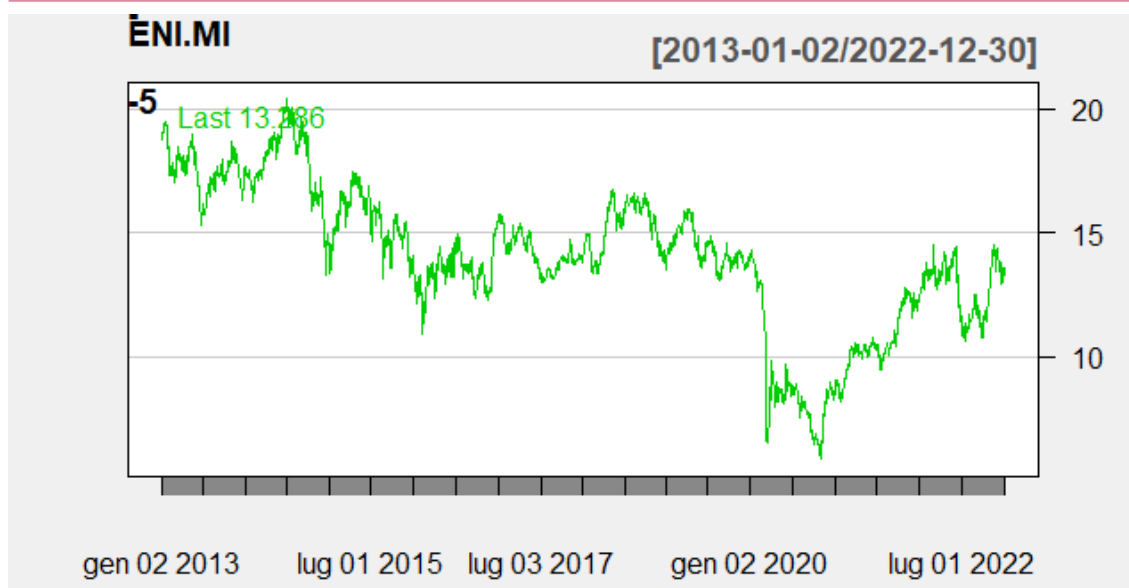


Figura 5.2: Andamento del titolo ENI.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.

Dal 1995, anno dell'ingresso in borsa della società, fino al 2001, il 70% delle azioni della società sono state cedute dallo Stato italiano a diverse società, pur mantenendo il controllo effettivo e una serie di poteri speciali (come l'"azione d'oro") esercitabili dal governo in carica. Attualmente, le azioni dell'Eni sono quotate su due mercati borsistici: il NYSE (New York Stock Exchange) negli Stati Uniti e il mercato italiano nell'indice FTSE MIB.

A seguito dell'ingresso in borsa, la struttura interna dell'Eni è stata semplificata e definita in tre grandi macro divisioni:

- la divisione Exploration and Production, la più conosciuta a livello internazionale con produzione e commercializzazione di idrocarburi;
- la divisione Gas and Power, con la commercializzazione di gas naturale all'ingrosso e al dettaglio;
- la divisione Refining and Marketing e Chimica, incentrata sulla raffinazione e vendita di prodotti chimici come carburanti e petrolio.

Economicamente parlando, Eni è sicuramente una delle più grandi società a livello nazionale ad alta capitalizzazione. Nel 2021 il fatturato ammontava a 76,575 miliardi di euro, con un utile netto pari a 5,821 miliardi e 32689 dipendenti.

5.2.3 Stellantis

Tra i leader mondiali produttori di automobili figura il colosso Stellantis, nato dalla fusione di numerosi marchi iconici facenti parte del gruppo italo-americano FCA (Fiat Chrysler Automobiles) e del gruppo francese Groupe PSA (Peugeot, Citroen, DS e Opel). I quindici marchi al suo interno mantengono segmenti di mercato e caratteristiche distinte tra loro per raggiungere la più ampia gamma di clientela possibile, fornendo utilitarie di diverse fasce di prezzo, macchine di lusso, pick-up e veicoli destinati alle aziende. Condividono piattaforme e motorizzazioni per ridurre drasticamente i costi di ricerca e sviluppo e migliorare i processi produttivi.

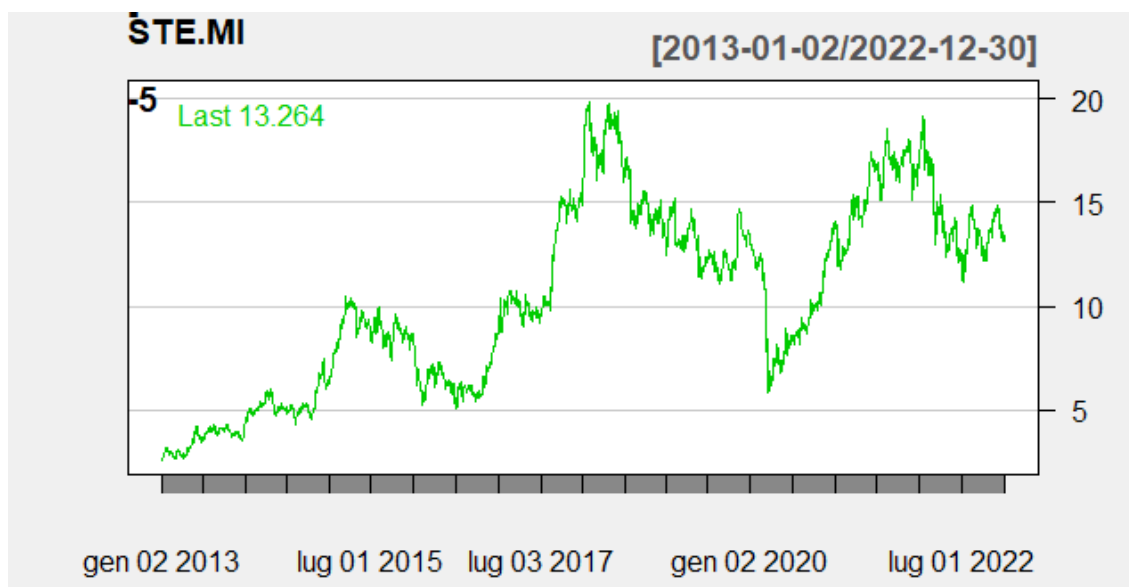


Figura 5.3: Andamento del titolo STLAM.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.

La multinazionale conta oltre 400.000 dipendenti ed è il terzo produttore di veicoli a livello mondiale, con una distribuzione di stabilimenti produttivi in ventinove paesi, tra veicoli, componentistica e propulsione.

I dati economici forniscono una chiara rappresentazione di come il gruppo stia performando, soprattutto successivamente al periodo pandemico che ha immobilizzato le vendite per oltre un anno. Nel 2022, l'utile netto registrato ammontava a 16,8 miliardi di euro, il 26% in più rispetto all'anno precedente, con ricavi netti pari a 179,6 miliardi di euro.

5.2.4 Unicredit

Il gruppo bancario italiano UniCredit nasce dalla fusione avvenuta nel 1998 tra la banca di Credito Italiano e Unicredito. La banca di Credito Italiano era stata fondata nel 1870 a Genova con la denominazione di Banca di Genova e nel 1895 era stata trasformata in Credito Italiano. Unicredito, invece, era un'holding di società finanziarie costituita da diverse banche italiane.

Dal 2003, la denominazione del gruppo cambia e viene utilizzata l'attuale nomenclatura di UniCredit. Negli anni successivi, il gruppo ha subito continue modifiche con numerose nuove partecipazioni sia in banche italiane che in banche europee. Ad esempio, UniCredit ha acquisito la Bank Pekao, la prima banca della Polonia, ampliando così la sua presenza internazionale.

Nel 2008, a causa della crisi finanziaria globale, UniCredit subì un forte ribasso, perdendo nel solo mese di settembre oltre il 28% del valore del suo titolo. Successivamente, attraverso varie operazioni di aumento di capitale, la banca riuscì a recuperare parte del valore iniziale. Tuttavia, nel 2011, venne colpita nuovamente da una significativa crisi finanziaria causata dai debiti sovrani dell'Europa Meridionale.

Nel 2016, UniCredit registrò un ricavo operativo netto di 18.801 milioni di euro, ma riportò una perdita di esercizio di 11.790 milioni di euro. Tuttavia, nel corso degli anni successivi, l'azienda ha mostrato un miglioramento significativo delle sue performance finanziarie.

La ripresa completa richiese molti anni e continui aumenti di capitale per mi-

gliorare la solidità del gruppo. Nel 2017, venne effettuato il quarto aumento di capitale da 13 miliardi di euro, che stabilizzò definitivamente l'andamento della società finanziaria. Ad oggi, UniCredit è il secondo gruppo bancario in Italia per quota di clienti, posizionandosi dopo Intesa Sanpaolo, ma è il primo per patrimonio gestito e ricavi. A livello europeo, UniCredit è presente in ben 12 diversi stati e si colloca al quarto posto nella classifica dei gruppi bancari tedeschi e al primo posto nella classifica austriaca.

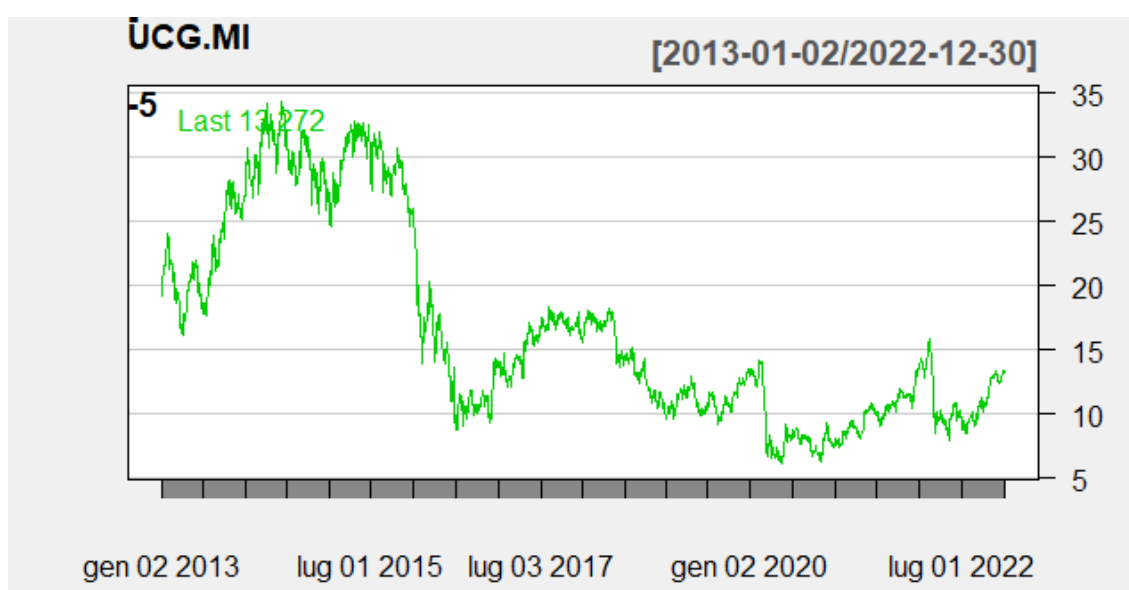


Figura 5.4: Andamento del titolo UCG.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.

Nel 2022, i ricavi operativi netti di UniCredit ammontavano a 20.343 milioni di euro, indicando una crescita rispetto all'anno precedente. Inoltre, l'azienda ha riportato un utile pari a 5.227 milioni di euro, segnalando una notevole inversione di tendenza rispetto alle perdite registrate nel 2016.

5.2.5 FTSE MIB

Nasce il 31 dicembre 1992 con il nome di COMIT 30 il primo predecessore dell'odierno FTSE MIB, l'indice più significativo della borsa italiana per capitalizzazione, liquidità e flottante, rappresentando oltre l'80% della capitalizzazione complessiva. Nel corso degli anni sono susseguite diverse nomenclature, nel-

L'ottobre del 1994 Borsa Italiana ha rilevato i diritti su COMIT 30 rinominandolo Mib30. Dal 2 giugno 2003 al 29 maggio 2009 il titolo venne nominato S&P Mib in seguito ad una partnership della storica società di rating Standard&Poor's con Banca Italiana. Successivamente, dal primo giugno dello stesso anno il nome è stato modificato in FTSE MIB, nome tutt'ora utilizzato, data la fusione tra Borsa Italiana e la Borsa di Londra LSE. Ad oggi l'indice è composto dalle 40 società a maggior capitalizzazione della Borsa di Milano, tra le quali sono presenti le quattro società sopra citate, e sono:

Titoli			
A2a	Amplifon	Azimut	Banca Generali
Banca Mediolanum	Banca Monte Paschi Siena	Banco Bpm	Bper Banca
Campari	Cnh Industrial	Diasorin	Enel
Eni	Erg	Ferrari	Finecobank
Generali Assicurazioni	Hera	Interpump Group	Intesa Sanpaolo
Inwit	Italgas	Iveco Group	Leonardo
Mediobanca	Moncler	Nexi	Pirelli & C
Poste Italiane	Prysmian	Recordati Ord	Saipem
Snam	Stellantis	Stmicroelectronics	Telecom Italia
Tenaris	Terna	Unicredit	Unipol

Figura 5.5: Elenco società appartenenti all'indice FTSE MIB.

Nel periodo di tempo considerato l'indice ha subito varie fasi di crescita e di decrescita, con un andamento tendenzialmente positivo, sottolineato anche dal risultato ottenuto dalla semplice strategia B&H di +40.34%. Si può notare dal grafico come a seguito del calo del titolo, a meno di 15000 punti base agli inizi del 2013, nel 2014 e soprattutto nel 2015 si sia registrata una forte crescita, superando i 24000 punti. Tale rialzo è dovuto principalmente alla politica monetaria espansiva adottata dalla BCE con il Quantitative Easing, acquistando una gran parte dei titoli di debito sovrano per la risoluzione della crisi economica gre-

ca. L'anno successivo, l'indice ha subito un forte crollo legato principalmente al crollo del prezzo del greggio, alle tensioni avvertite da varie banche italiane e al rallentamento dell'economia cinese e mondiale, perdendo il 10.2%. Gli anni successivi sono stati sempre altalenanti, facendo registrare rispettivamente: +13.59% nel 2017, -16.15% nel 2018, +28.28% nel 2019, -6.72% nel 2020, +23% nel 2021 e -13.31% del 2022.

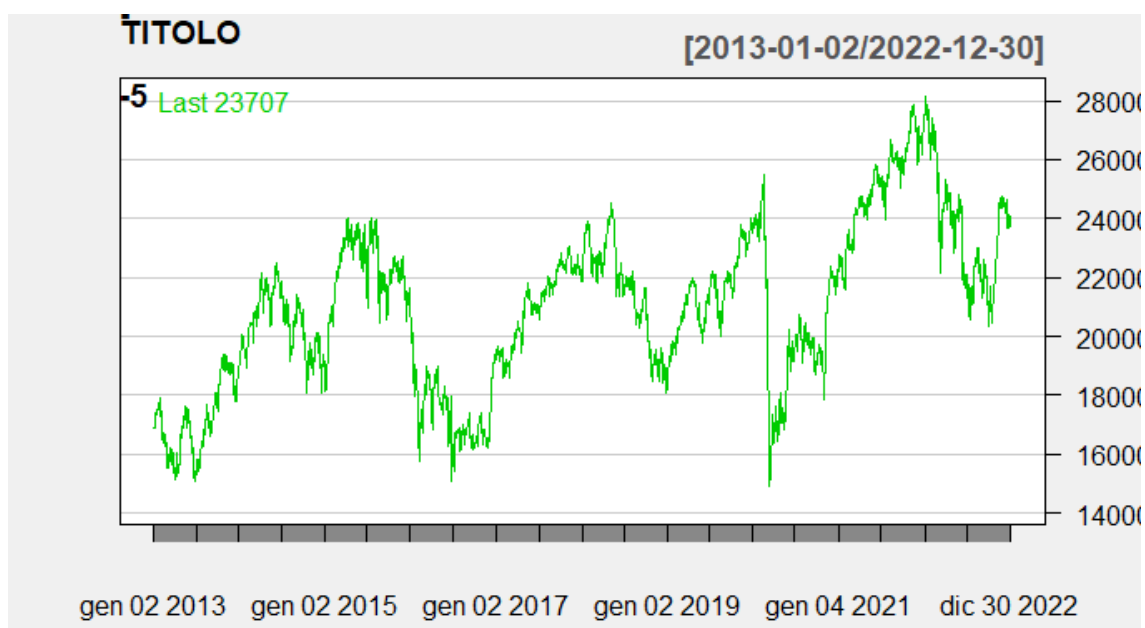


Figura 5.6: Andamento dell'indice FTSE MIB.MI dal 02/01/2013 al 31/12/2022.

5.3 Trading rules

Solitamente, i trader si servono di diversi indicatori per stabilire una strategia di negoziazione. L'obiettivo è capire quali indicatori utilizzare contemporaneamente al fine di determinare il momento migliore per entrare o uscire dal mercato. Oltre agli indicatori, per poter creare un sistema di trading performante, è fondamentale individuare l'orizzonte temporale corretto per la strategia che si intende adottare. Esistono infatti tre strategie principali che implicano diverse velocità di reazione degli indicatori: lo scalping, il day trading e lo swing trading.

Lo scalping è una strategia caratterizzata dalla continua apertura e chiusura di posizioni con una durata di pochi secondi fino a qualche minuto. Questa strategia speculativa viene principalmente utilizzata nei mercati ad alta volatilità. Data la velocità di esecuzione e i guadagni di pochi punti base per contrattazione, solitamente presenta costi di transazione fissi.

Il day trading, invece, è una strategia caratterizzata dalla compravendita di strumenti finanziari nella stessa giornata di contrattazione. Tutte le posizioni aperte durante la giornata vengono chiuse entro la fine della giornata stessa. Gli strumenti più comunemente utilizzati in questa strategia sono azioni, stock option, futures e valute.

Infine, lo swing trading, a differenza delle precedenti tecniche, non prevede la chiusura delle contrattazioni effettuate in giornata, nel giorno stesso, ma permette di chiuderle dopo giorni o settimane a seconda dell'andamento dello strumento finanziario. La durata deve essere comunque inferiore a quella prevista nella definizione di una strategia buy & hold.

Nei paragrafi seguenti verranno riportati i risultati ottenuti dall'analisi compiuta nei titoli Campari, Eni, Stellantis, UniCredit e dell'indice FTSE MIB, relativa al periodo di tempo compreso tra 01/01/2013 e il 31/12/2022. Per generare i segnali di trading nel nostro modello sono stati scelti quattro indicatori: l'RSI, l'ADX, il MACD e le bande di Bollinger. I primi due, come già accennato, fanno parte dei leading indicator, ossia indicatori che possono essere utilizzati come anticipatori di un'inversione di tendenza e il relativo inizio di un nuovo trend. Al contrario, i restanti due fanno parte degli indicatori trend-following e vengono utilizzati prevalentemente per confermare il segnale dato dai leading. Nel sistema di trading sono stati utilizzati gli indicatori con i valori dei parametri standard. Per ottenere una strategia basata sul sistema di trading è necessario utilizzare un trading plan, ossia l'insieme di regole precedentemente stabilite nella definizione degli indicatori che eliminano la soggettività dell'operatore.

Di seguito vengono presentate le regole utilizzate operativamente nel sistema di trading.

Apertura di una posizione di acquisto:

- *Relative Strength Index* se nella zona di ipervenduto, ossia ad un valore inferiore al 30%, acquisto;
- *Average Directional Index* se si verifica contemporaneamente che il +DI è maggiore del -DI e il valore dell'ADX è superiore al 25, acquisto;
- *Moving Average Convergence and Divergence* se la curva del MACD incrocia dal basso verso l'alto la signal line, acquisto;
- *Bande di Bollinger*, il segnale di acquisto è generato nel momento in cui la curva rappresentata dai prezzi esce dalla banda inferiore.

Chiusura di una posizione di acquisto:

- *Relative Strength Index* supera il valore fissato del 70%, ossia si trova in una zona di ipercomprato, vendo;
- *Average Directional Index* se si verifica l'inverso, ovvero se il -DI è superiore al +DI ma l'ADX è sempre superiore a 25, vendo;
- *Moving Average Convergence and Divergence* se la linea del MACD incrocia la signal line dall'alto verso il basso, vendo;
- *Bande di Bollinger*, vendo quando la curva dei prezzi supera la banda superiore di ipercomprato.

Nel trading system utilizzato non vengono considerate le vendite allo scoperto, ossia la possibilità di scommettere sul ribasso della quotazione vendendo un titolo non posseduto (prendendolo in prestito in cambio di un corrispettivo) e riacquistandolo successivamente ad un prezzo inferiore, per poi restituirlo.

5.4 Metodologia applicata e risultati ottenuti

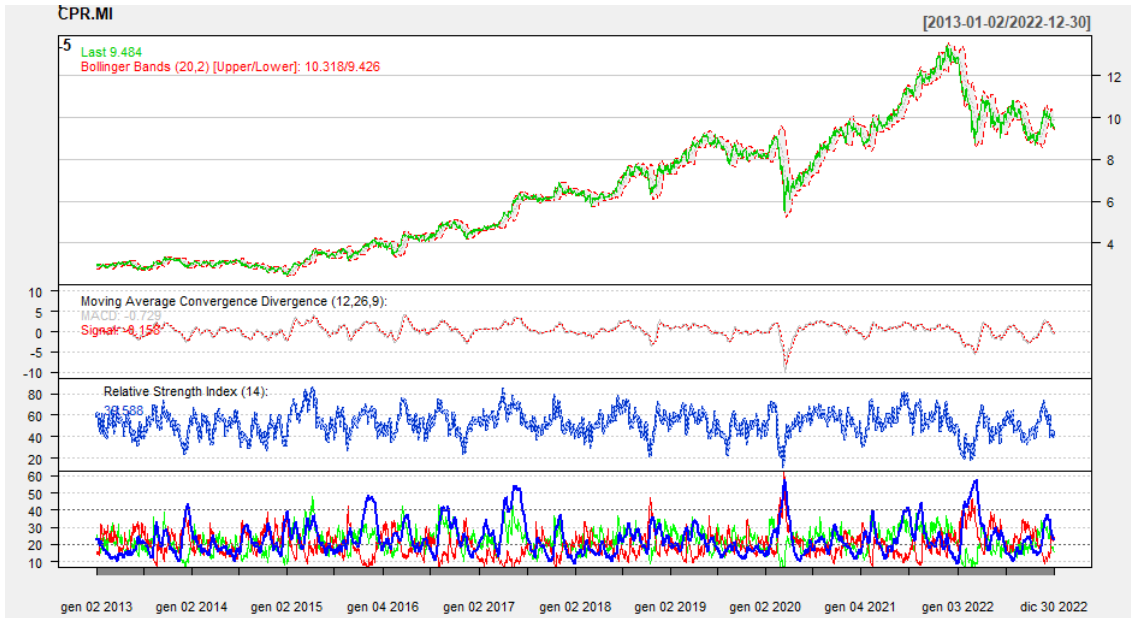
5.4.1 Nel trading system

Nel seguente paragrafo saranno presentati i risultati dell'analisi delle performance relative all'applicazione dei vari indicatori sui titoli menzionati in precedenza. Tutte le analisi sono state condotte utilizzando il software statistico R, un software modulare appositamente creato per l'analisi statistica. R consente l'elaborazione di serie storiche finanziarie, l'esecuzione di regressioni e lo sviluppo di nuovi algoritmi grazie all'uso di diversi pacchetti disponibili.

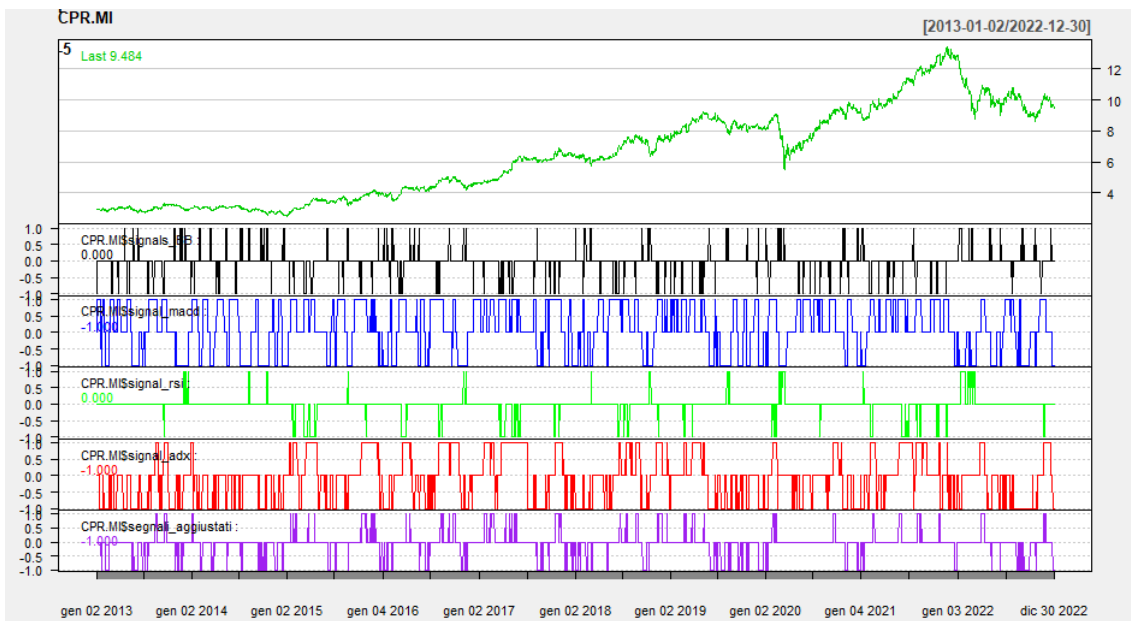
Iniziamo dal visualizzare i risultati grafici ottenuti dall'applicazione dei quattro indicatori nei vari titoli e nell'indice nelle fig. 5.7 5.8 5.9 5.10 5.11. Ogni colore rappresenta un segnale determinato da un indicatore, in particolare: il nero rappresenta il segnale determinato dalle Bande di Bollinger, il blu è il segnale del MACD, il verde è il segnale dell'RSI, il rosso è il segnale dell'ADX e il viola è il segnale determinato dall'intero trading system. Per la generazione dei segnali sono stati utilizzati tutti gli indicatori con i parametri standard, nel dettaglio:

- le bande di Bollinger utilizzano una media mobile semplice a 20 giorni e una standard deviation pari a 2 per la determinazione delle due bande;
- il MACD presenta le due medie mobili a 12 e a 26 giorni e la signal line a 9;
- l'RSI ha come limite superiore e inferiore 70 e 30;
- l'ADX viene considerato nel momento in cui il valore supera 25.

Prima di approfondire le performance ottenute dagli indicatori è necessario specificare come sono stati costruiti i trading system. Come abbiamo precedentemente definito, un sistema di trading è un'insieme di regole che consentono di ottenere un segnale per poter operare nel mercato. In se, il segnale che si ottiene, è una combinazione di più segnali, derivanti dai vari indicatori utilizzati.

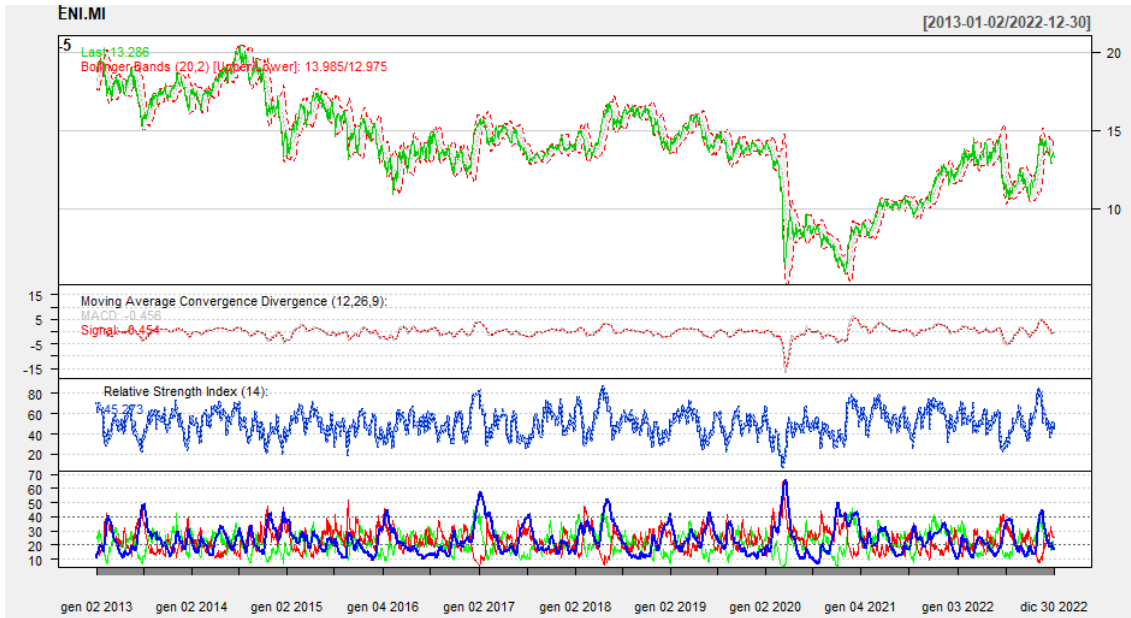


(a) Applicazione dei quattro indicatori.

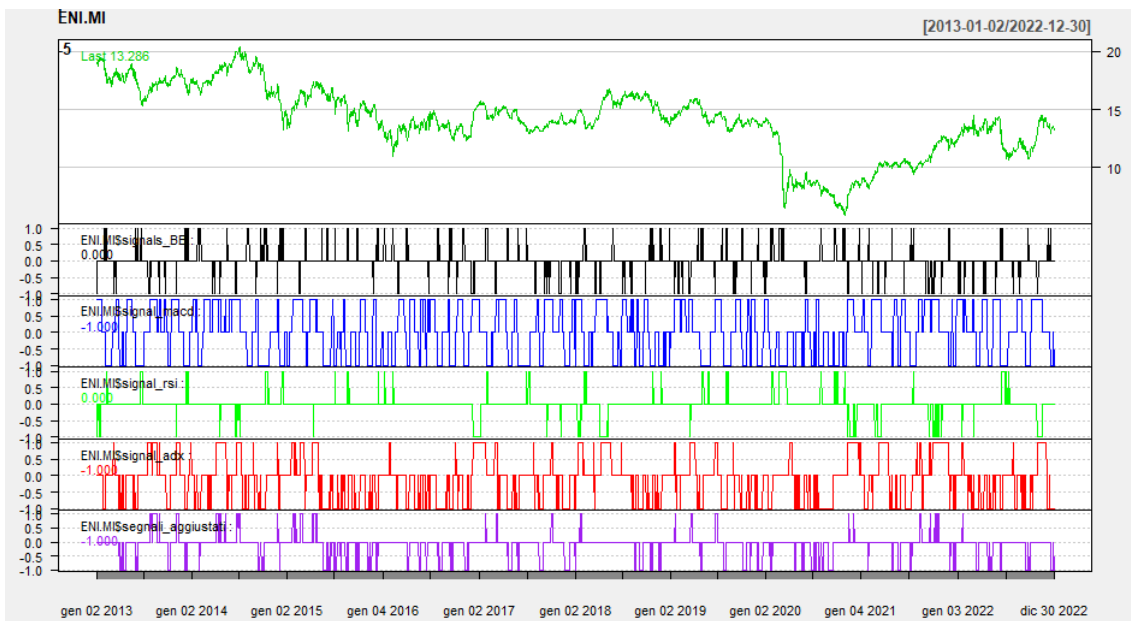


(b) Segnali dei quattro indicatori sul titolo.

Figura 5.7: Indicatori e segnale applicati al titolo CPR.MI.

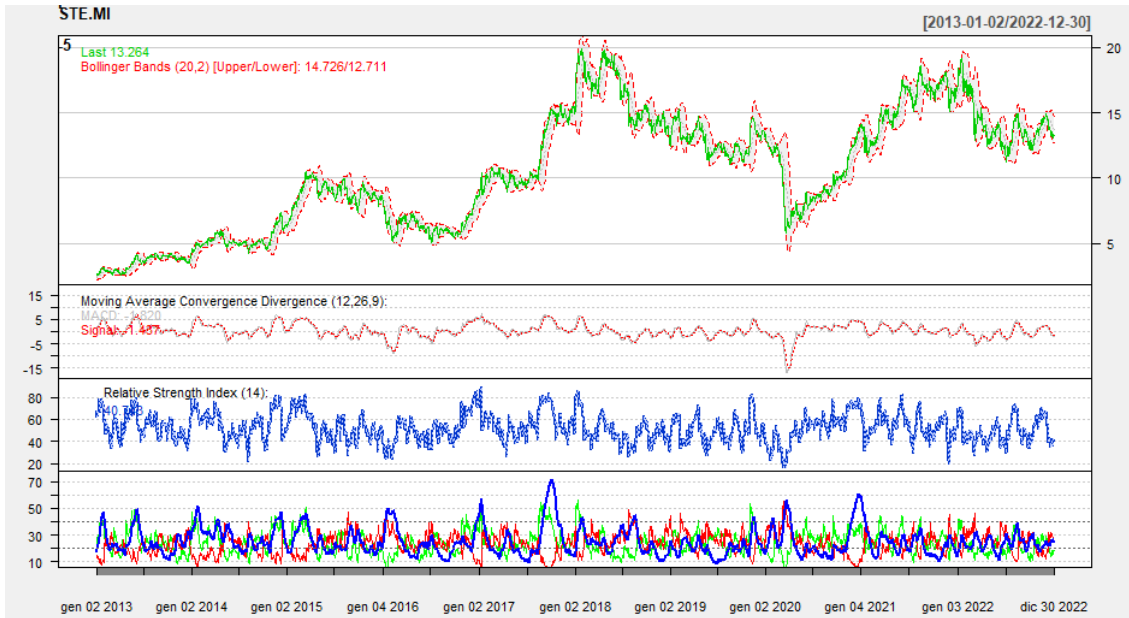


(a) Applicazione dei quattro indicatori.

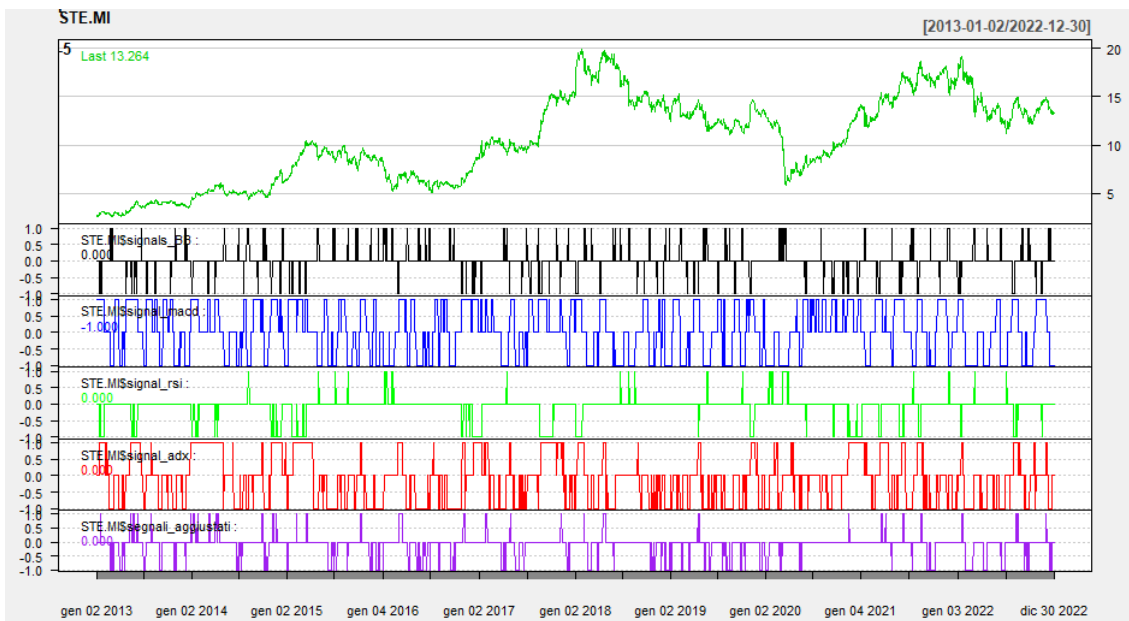


(b) Segnali dei quattro indicatori sul titolo.

Figura 5.8: Indicatori e segnale applicati al titolo ENI.MI.

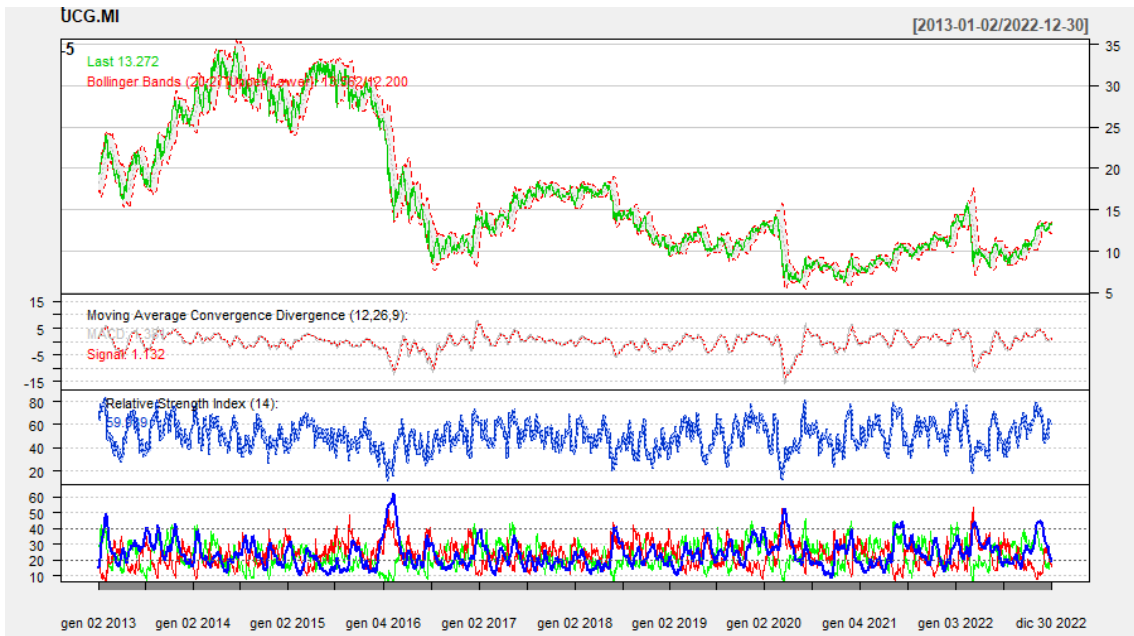


(a) Applicazione dei quattro indicatori.

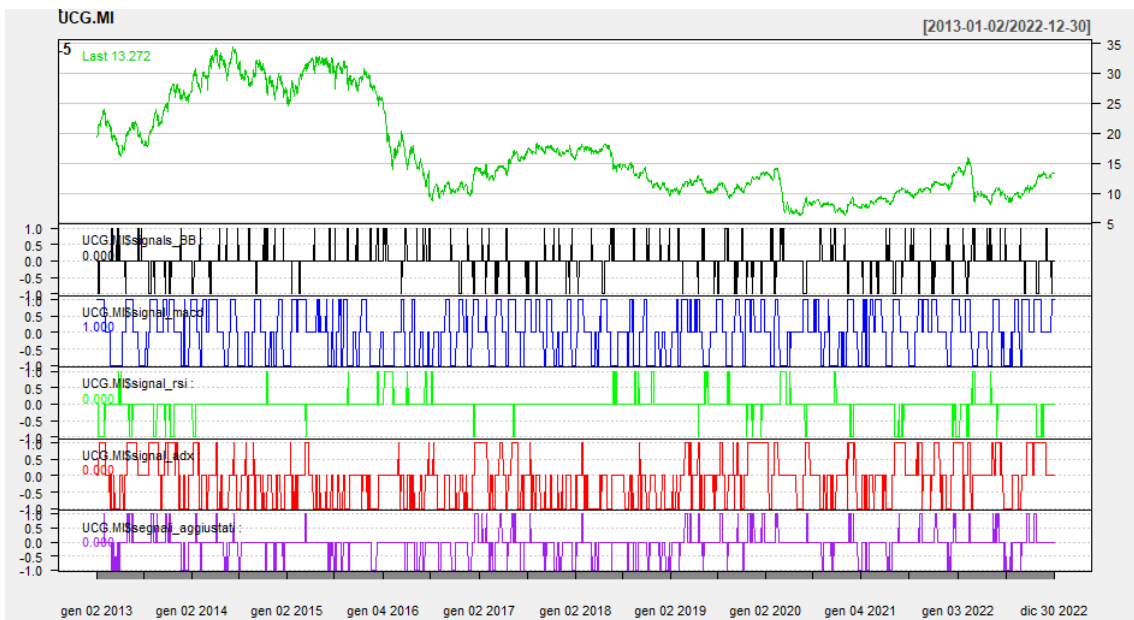


(b) Segnali dei quattro indicatori sul titolo.

Figura 5.9: Indicatori e segnale applicati al titolo STLAM.MI.

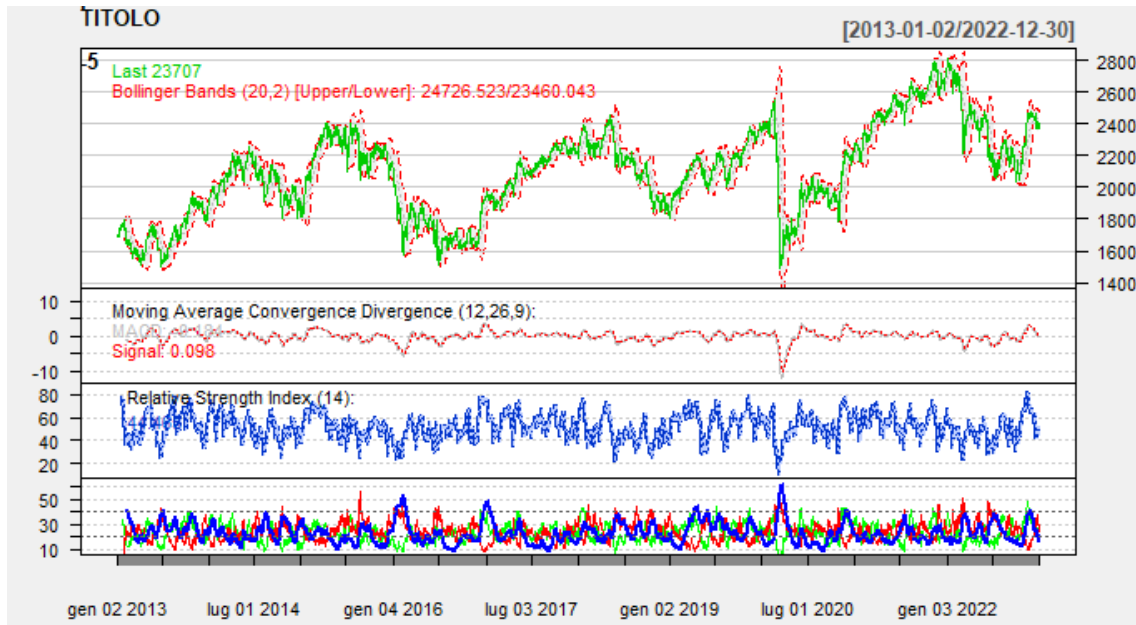


(a) Applicazione dei quattro indicatori.

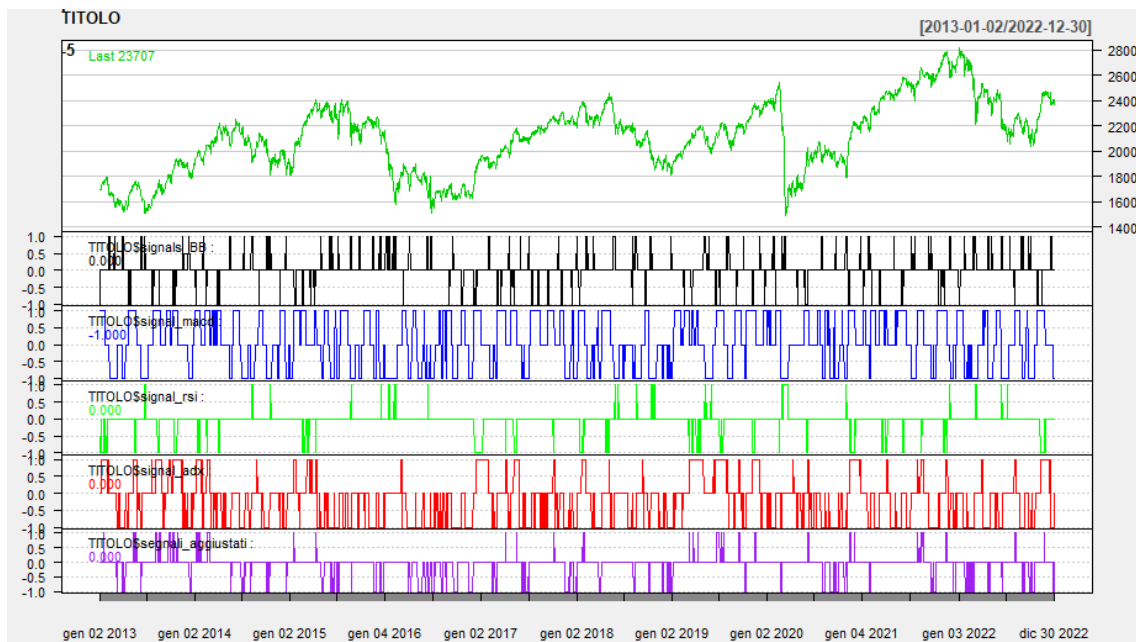


(b) Segnali dei quattro indicatori sul titolo.

Figura 5.10: Indicatori e segnale applicati al titolo UCG.MI.



(a) Applicazione dei quattro indicatori.



(b) Segnali dei quattro indicatori sul titolo.

Figura 5.11: Indicatori e segnale applicati all'indice FTSE MIB.

Nell'elaborazione dei segnali, in questo caso, si sono sperimentati due tipologie di trading:

- nella prima, il segnale risultante è definito come somma pesata dei segnali degli indicatori;
- nella seconda, invece, si è concentrata l'attenzione nel determinare un segnale solo nel momento in cui più indicatori presentano la stessa operatività, per ottenere un segnale meno frequente, ma più robusto.

In particolare, i pesi utilizzati nella prima strategia sono stati determinati a priori e, nello specifico, è stato assegnato il peso pari a 1 agli indicatori di leading (RSI e ADX), mentre agli altri due indicatori (MACD e Bande di Bollinger) è stato assegnato un peso pari a 0.5. Tale suddivisione dei pesi è stata determinata dalla volontà di dare maggiore peso agli indicatori che, per costruzione, tendono ad anticipare il segnale; un peso ridotto è stato dato agli indicatori di conferma. La somma risultante dei quattro indici pesati è stata riscalata per ottenere un segnale preciso (1, -1 o 0) per ogni giornata di contrattazione. La seconda strategia è basata su alcune semplici regole che hanno determinato un'operatività ridotta, rispetto alla strategia precedente.

Le regole utilizzate per la strategia sono:

- nel caso in cui tutti e quattro gli indicatori avessero lo stesso segnale, il risultante sarebbe il segnale stesso;
- nel caso in cui ci siano tre segnali identici e uno differente, si mantiene comunque il segnale più frequente;
- se ci sono due coppie di segnali, e tra le coppie una è di zeri, si mantiene il segnale dell'altra coppia; nel caso invece le coppie siano 1,1 e -1, -1 (a prescindere dall'ordine dei segnali), il risultante sarà uno 0, ossia non operare;

- se nella stessa giornata sono presenti tutti e tre i segnali, e uno ripetuto (1, -1, 0, 1 oppure -1, 0, -1, 1 o 0, 1, 0, -1), si è deciso di assegnare al sistema totale il valore 0;

L'analisi dei quattro titoli ha rivelato che durante il periodo preso in considerazione, due titoli (CPR.MI e STLAM.MI) hanno mostrato un trend crescente con alcune fluttuazioni negative, ma senza alterare il trend primario. Al contrario, i titoli ENI.MI e UCG.MI hanno avuto un andamento meno lineare, con variazioni intermedie che hanno portato a un'inversione di tendenza e una conseguente diminuzione del valore nel corso del periodo analizzato. Queste diverse dinamiche hanno avuto un impatto sui risultati ottenuti applicando gli indicatori e calcolando le percentuali di profitto.

Nella tabella seguente possiamo osservare i risultati di ogni titolo in base all'indicatore tecnico utilizzato. Si è ipotizzato di avere a disposizione un capitale iniziale di 10000€ per i titoli e di 100000€ per l'indice e sono stati calcolati i rendimenti di ogni indicatore e del sistema di trading totale, applicando entrambe le strategie. Partendo dalla performance totale del sistema di trading si può notare come solo nel titolo ENI.MI i trading system siano riusciti a performare meglio rispetto all'applicazione della più semplice strategia Buy&Hold. Infatti, se la performance registrata dal titolo STLAM.MI a seguito dell'applicazione della prima strategia di trading si attesta ad un 155.96%, il risultato più alto tra tutti i titoli analizzati, comunque è molto inferiore al 413.19% ottenuto dall'acquisto del titolo il primo giorno di trading considerato, ossia il 02/01/2013 (dato che il 01/01/2013 la borsa di Milano era chiusa) e la vendita al 31/12/2022. Inoltre, è da considerare che, nell'applicazione del trading system, per ottenere il risultato finale sono state effettuate numerose transazioni nel corso dei 10 anni ed ognuna di essa implica un costo di transazione (che nel nostro caso non è stato considerato), ma che comporterebbe ad un'ulteriore diminuzione del profitto ottenuto.

Indicatori	CPR.MI	ENI.MI	STLAM.MI	UCG.MI	FTSE MIB
macd	109.69	-43.52	177.94	-55.79	2.53
rsi	116.17	-13.94	46.06	-50.54	2.59
adx	75.95	0.78	63.69	-73.16	-10.98
bb	51.89	1.5	154.81	-11.86	61.62
TS 1	39.2	-25.98	155.96	-55.74	13.65
TS 2	123.45	32.14	35.93	-64.34	9.08
B&H	219.32	-30.12	413.19	-31.19	44.48

Tabella 5.1: Tassi di rendimento percentuale dal 02/01/2013 al 31/12/2022.

Per gli altri titoli le performance del trading system sono state inferiori, in ordine decrescente osserviamo il 39.2% di Campari, il 13.65% di FTSE MIB, il -25.98% di Eni ed infine il -55.74% di UniCredit per quanto riguarda la prima strategia.

Osservando invece le performance ottenute dai singoli indicatori nei vari titoli, possiamo notare come l'applicazione nei vari titoli abbia fatto registrare performance molto differenti tra loro. Ad esempio, l'applicazione delle Bande di Bollinger al titolo Stellantis ha registrato una performance più alta e positiva, pari a 154.81%, mentre tale performance diminuisce decisamente per gli altri tre titoli, arrivando a -11.86% in UniCredit. Osservazioni simili possono essere effettuate per gli altri indicatori.

Per quanto riguarda le performance ottenute dall'applicazione della seconda strategia di trading sopra nominata, utilizzando pesi differenti tra gli indicatori di leading e following, abbiamo ottenuto un rendimento pari a: 123.45% per Campari, 32.14% per Eni, 35.93% per Stellantis, -64.34% per UniCredit e 9.08% per l'indice FTSE MIB. I valori risultati differiscono dal sistema di trading precedente e verranno utilizzati come ulteriore benchmark rispetto alla strategia B&H.

A conferma di quanto fin ora detto possiamo osservare il grafico 5.12 che rappresenta la comparazione dei diversi titoli in base al rendimento cumulativo, al rendimento giornaliero e al valore di drawdown.

I seguenti grafici mostrano quattro andamenti per ogni titolo:

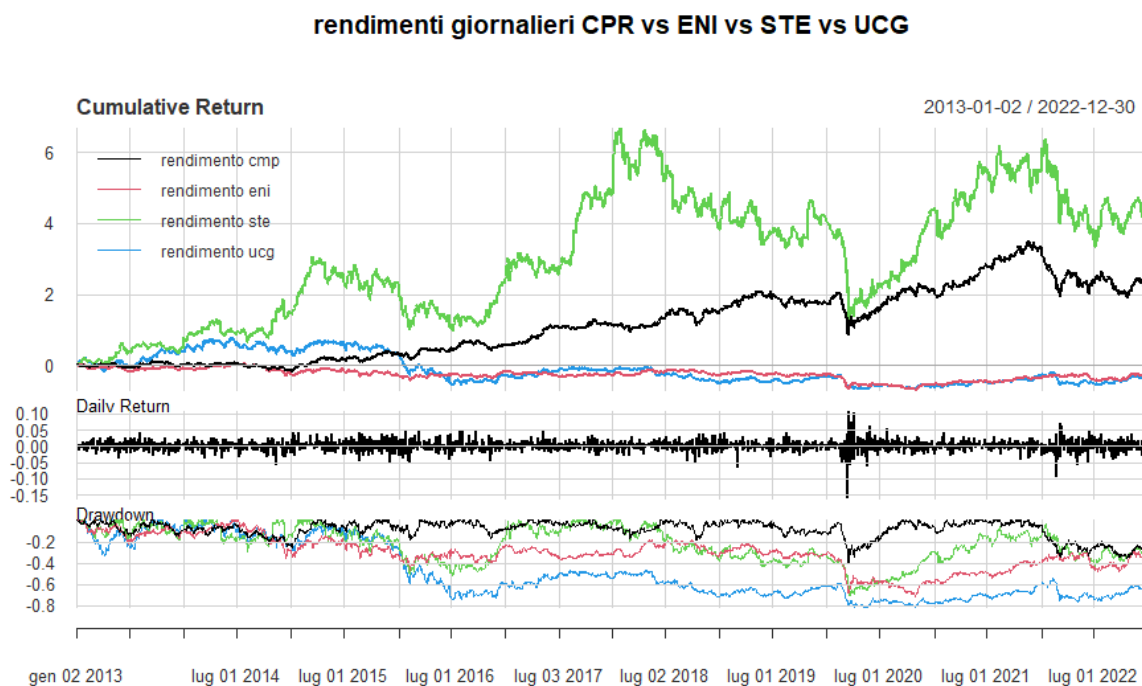


Figura 5.12: Confronto tra titoli nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.

- *observed*, mostra l'andamento del titolo durante il periodo di tempo considerato;
- *trend*, mostra la tendenza che si è sviluppata nel periodo;
- *seasonal*, è l'indicatore di stagionalità del titolo;
- *random*, rappresenta la fluttuazione irregolare che non è assorbita né dal trend né dalla stagionalità del dato;

Di seguito sono mostrati i risultati ottenuti nelle fig. 5.13 5.14 5.15 5.16.

In base a quanto precedentemente accennato nel capitolo 3, in merito alla valutazione della performance del trading system, è opportuno commisurare il risultato ottenuto rispetto ad alcuni indicatori di rischio per comprendere se l'investimento nei titoli azionari sia stato più o meno profittevole rispetto a un possibile investimento in un titolo a basso rischio, ad esempio un BTP a 10 anni. Operativamente, sono stati calcolati i rendimenti medi giornalieri dei titoli

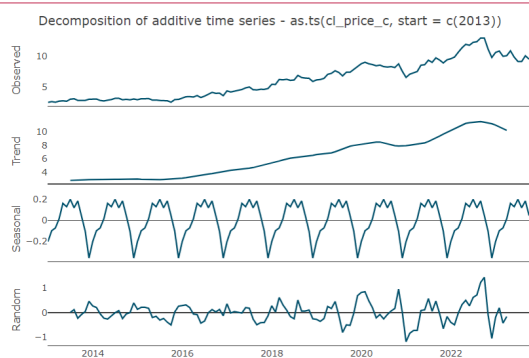


Figura 5.13: Andamento dei quattro valori del titolo CPR.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.

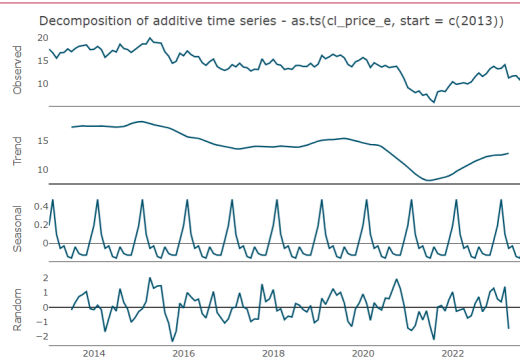


Figura 5.14: Andamento dei quattro valori del titolo ENI.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.

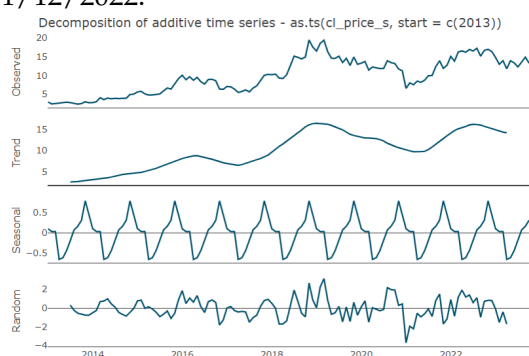


Figura 5.15: Andamento dei quattro valori del titolo STLAM.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.

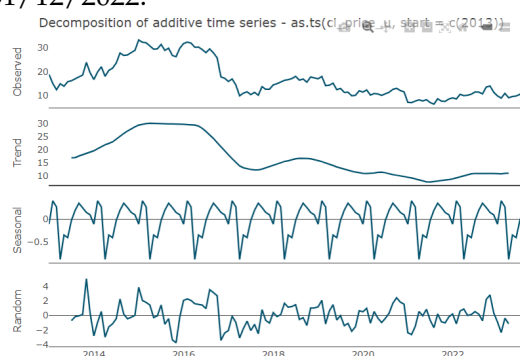


Figura 5.16: Andamento dei quattro valori del titolo UCG.MI nel periodo 02/01/2013 - 31/12/2022.

partendo dal prezzo di chiusura. Successivamente, sono stati utilizzati vari pacchetti in R, tra cui PerformanceAnalytics, highcharter, TSstudio e tseries, grazie ai quali è stato possibile calcolare i seguenti indicatori per ogni titolo:

- Sharpe ratio comparato ad un risk-free con rendimento medio pari a 0;
- Sharpe ratio comparato ad un BTP decennale relativo al periodo 2013/2023 con un rendimento medio del 2,234%;
- CALMAR ratio;
- Sortino ratio;
- Sterling ratio;
- Tracking error;

- MaxDrawdown.

La tabella sottostante mostra i risultati ottenuti.

Indicatori	CPR	ENI	STLAM	UCG	FTSE MIB
Sharpe, $r_f = 0$	0.6008	-0.0701	0.6661	0.0792	0.2987
Sharpe, $r_f = 0.0223$	0.5101	-0.1760	0.5973	0.0222	0.1519
CALMAR	0.4695	-0.0639	0.8664	-0.0513	0.2193
Sortino	1.5470	-0.1056	2.6940	0.1357	0.6366
Sterling	0.3399	-0.0540	0.5825	-0.4497	0.1354
Tracking error	3.9138	3.3484	5.1519	6.2276	2.4160
Maw Drawdown	-0.2623	-0.5499	-0.2051	-0.7163	-0.1615

Tabella 5.2: Performance degli indicatori applicati ai diversi titoli dal 02/01/2013 al 31/12/2022

Le medie dei rendimenti annualizzati dei quattro titoli e dell'indice sono:

- 0.1481014 per Campari;
- -0.01477093 per Eni;
- 0.2161676 per Stellantis;
- 0.03104901 per UniCredit;
- 0.04545555 per FTSE MIB;

mentre, i valori delle deviazioni standard sono rispettivamente:

- 0.01583883 per CPM;
- 0.01758603 per ENI;
- 0.02515685 per STLAM;
- 0.02672081 per UCG;
- 0.01455161 per FTSE MIB.

Come anticipato dall'osservazione del grafico, possiamo notare come due titoli (CPR.MI e STLAM.MI) abbiano performato bene negli anni considerati, con un rendimento medio elevato e positivo; a differenza di ENI.MI e UCG.MI che hanno ottenuto una performance molto inferiore e, nel caso di Eni, negativa. Confrontando tali risultati con un titolo di stato italiano (rendimento medio = 0.022344 e una sd = 0.03576), otteniamo dei valori degli indicatori bassi o addirittura inferiori allo zero.

Il valore del MaxDrawdown, che indica la massima perdita osservabile nel periodo trattato, presenta un valore negativo in tutti i titoli. Tale segno indica la massima perdita che il titolo poteva subire nel corso del periodo, effettuando un'operazione completamente opposta all'andamento del trend in atto.

Osservando il valore dello Sharpe ratio confrontato con il BTP, si può notare che il valore più basso è determinato dal rendimento di Eni. Questo risultato negativo è principalmente dovuto al basso valore di rendimento, che se confrontato con il rendimento del titolo di stato, determina un valore negativo. Il rapporto di CALMAR, come lo Sterling ratio (indicatore simile al precedente ma che aggiunge una misura di rischio in eccesso rispetto al massimo Drawdown, in questo caso del 10%) e Sortino presentano i valori più elevati per il titolo STLAM.MI, dato il valore di rendimento in assoluto più elevato tra i titoli considerati, seguiti dai valori di Campari e dell'indice FTSE MIB.

5.4.2 Nella rete neurale

In quest'ultimo paragrafo si vuole verificare, attraverso l'implementazione di una rete neurale artificiale, se sia possibile determinare un miglioramento dei segnali di trading ed ottenere un risultato migliore rispetto a quello ottenuto dall'applicazione dei due trading system. Lo scopo è quello di prevedere il segnale con anticipo rispetto all'andamento dei prezzi nel mercato, per poter cogliere anticipatamente il trend e ottenere una performance positiva.

Per poter prevedere il segnale operativo utilizzando la rete neurale, è stato definito l'output della rete valutando la differenza tra il prezzo di chiusura del giorno successivo rispetto a quello odierno (fissandola a due valori soglia che chiameremo Alfa 1 e Alfa 2), rispettivamente pari a 0.01 e 0.005. Tali valori possono essere interpretati come avversione al rischio. Un Alfa maggiore implica una differenza maggiore tra il prezzo futuro di chiusura, rispetto a quello odierno, determinando una minor operatività, ma utilizzando segnali più robusti. Un'Alfa minore, invece, dà la possibilità di sfruttare un numero maggiore di operazioni e, di conseguenza, utilizzare segnali meno robusti (con una conseguente minor avversione al rischio). In conclusione, se la differenza risultante è maggiore del valore soglia, sarà determinato un segnale di acquisto, al contrario, uno di vendita. Se i due prezzi coincidono, il segnale coinciderà con il non operare.

5.4.2.1 L'implementazione della rete neurale artificiale in R

Per poter definire la rete neurale in R è possibile utilizzare principalmente due pacchetti:

- *nnet*, è un pacchetto che offre la possibilità di implementare, con buona flessibilità, reti neurali Feed-forward con un unico strato nascosto, permettendo di scegliere il numero di neuroni, la funzione di attivazione, la matrice dei pesi iniziali e molte altre funzioni essenziali per personalizzare al meglio il modello rispetto ai dati e alla tipologia di analisi che si vuole effettuare;
- *neuralnet*, altra libreria che permette di risolvere problemi di classificazione, regressione non lineare e previsione sfruttando la potenzialità di una rete neurale. In questo pacchetto è possibile costruire reti con più strati nascosti, utilizzare diverse funzioni di attivazione e molteplici algoritmi per la stima dei pesi come: backpropagation (backprop), il back propagation resiliente con o senza backtracking (+rprop o -rprop) e la versione modificata "globally convergent" (GRPROP) di Anastasiadis et al. 2005.

Per poter addestrare la rete è stata definita una matrice contenente i dati di input e output iniziali, relativi a:

- prezzo di chiusura del titolo;
- i segnali dati dagli indicatori ADX, RSI, MACD e bande di Bollinger come input;
- il segnale totale, definito sopra, come output.

Sono state eseguite differenti prove per individuare la miglior suddivisione tra i dati di addestramento e quelli di test/validazione; di seguito ne vengono riportate due. Inizialmente, si è optato per suddividere i dati in due insiemi; le prime 2028 osservazioni sono state utilizzate come training, mentre le restanti 511 come dati a cui applicare la previsione. Tale suddivisione è stata effettuata per far coincidere gli ultimi due anni di transazioni con il periodo a cui applicare la previsione della rete, lasciando un numero sufficiente di osservazioni per il training (80%). Successivamente, si è optato per una seconda suddivisione, riducendo il periodo di validazione della rete al solo ultimo anno di osservazioni. Tale prova è stata eseguita per verificare se la rete migliora il risultato, dovendo prevedere un periodo più corto rispetto alla precedente (90% di training e 10% validazione).

Per poter utilizzare contemporaneamente i dati derivanti dagli indicatori, che presentano solamente tre valori (1, -1 e 0) e il prezzo di chiusura del titolo, che presenta una scala differente, è stato necessario normalizzare tale valore in un intervallo compreso tra [-1;1]. Tale operazione è stata svolta utilizzando la funzione "scaler" presente in R, impostando l'intervallo scelto tra -1 e 1. La normalizzazione dei dati presenta vari vantaggi: consente alla rete di ridurre delle possibili problematiche nel momento dell'addestramento della rete, una maggior velocità di convergenza alla soluzione, una migliore capacità di generalizzazione dovuta

al fatto che la rete riesce ad apprendere modelli più generali, applicabili a una gamma maggiore di situazioni.

Tra le varie prove effettuate, il miglior risultato è stato ottenuto implementando una rete neurale artificiale con un solo strato nascosto, utilizzando lo schema di apprendimento feed-forward. La rete è stata così definita:

- nello strato di input sono presenti 5 nodi, contenenti, per ogni giornata di negoziazione, il prezzo di chiusura del titolo analizzato e i segnali degli indicatori sopra citati;
- un solo strato nascosto, composto da 12 neuroni;
- la funzione di attivazione "tanh", ossia la tangente iperbolica, che consente di ottenere un output limitato nei valori -1 e 1;
- l'algoritmo di ottimizzazione RPROP, ossia un algoritmo di Backpropagation resiliente, utilizzato principalmente nelle reti neurali feed-forward per la determinazione dei pesi della rete per ogni nodo. A differenza del Backpropagation tradizionale, il modello resiliente offre alcuni vantaggi come: la riduzione del tempo di computazione nella fase di training e non necessita della specificazione a priori di alcuni parametri iniziali. Esso, infatti, non considera la magnitudine del gradiente ma solo il segno della derivata parziale della funzione di errore totale. Nel caso si verifichi una variazione del segno della derivata parziale della funzione di errore, rispetto all'ultima iterazione, il valore di aggiornamento per il peso viene moltiplicato per un fattore, solitamente impostato a 0.5; nel caso in cui non si verifichi una variazione di segno, il fattore viene moltiplicato per 1.2. I valori di aggiornamento vengono calcolati per ciascun peso nel modo sopra indicato e infine ogni peso viene modificato dal proprio valore di aggiornamento, nel-

la direzione opposta alla derivata parziale di quel peso, in modo da ridurre al minimo la funzione di errore totale ².

- un solo nodo di output, in cui si ottiene il segnale operativo previsto dalla rete.

Possiamo osservare di seguito il grafico della rete neurale costruita con il pacchetto neuralnet del titolo CPR.MI.

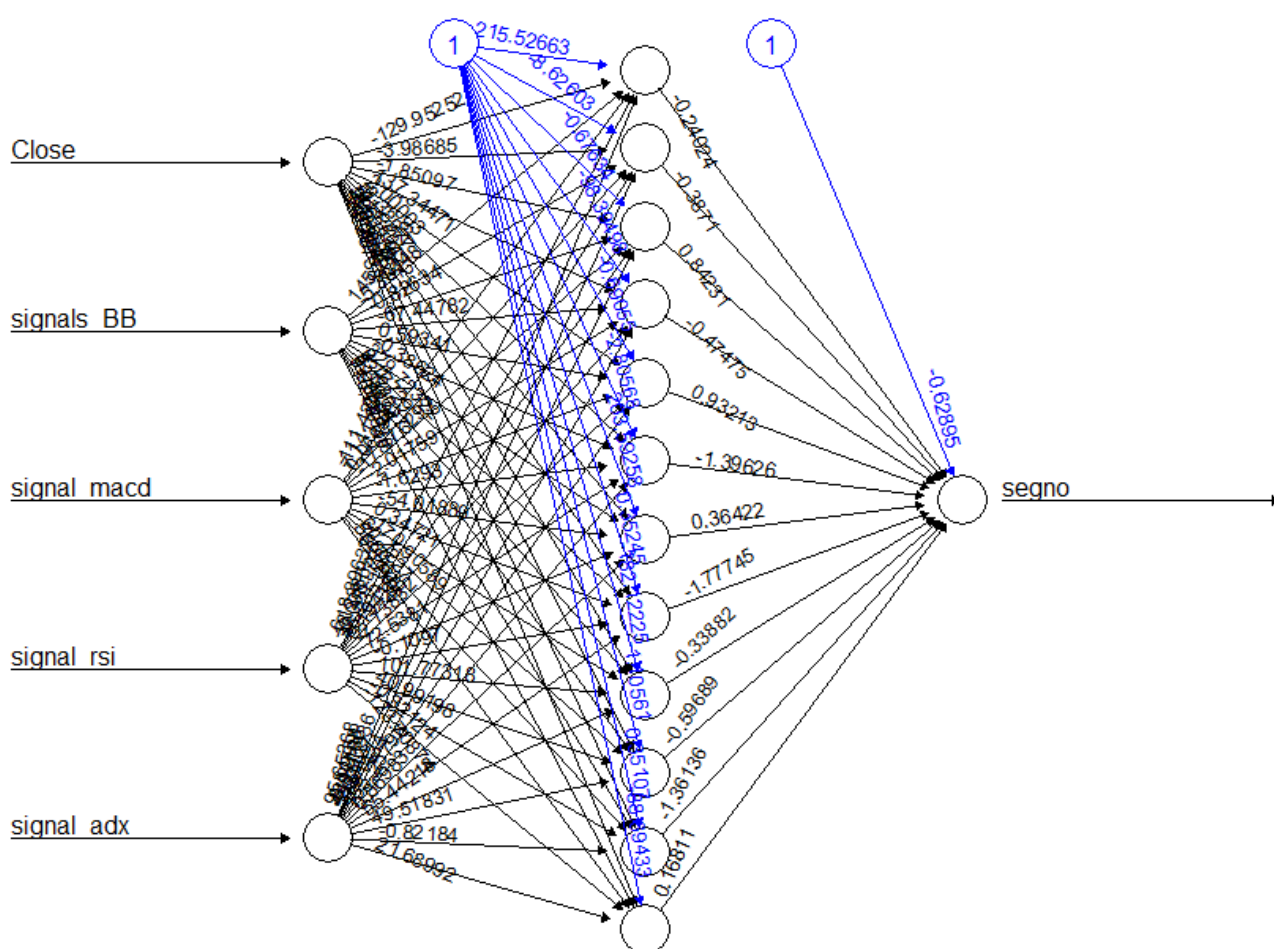


Figura 5.17: Rete neurale del titolo CPR.MI con neuralnet.

Ogni nodo, connesso al successivo presenta un valore numerico che indica la relazione tra il dato di input e il nodo a cui è collegato. Come è stato precedentemente trattato, le reti neurali consentono di risolvere problemi di ottimizzazione

²Wikipedia contributors, 2023 [34]

complessi, determinando delle soluzioni senza fornire il processo di risoluzione interno, essendo questo non visibile. Per avere un riferimento numerico, oltre a quello grafico, possiamo osservare i pesi assegnati dalla rete, tra i dati di input e lo strato di neuroni nascosto e da quest'ultimo all'output.

Osservando meglio il seguente grafico però possiamo notare come le linee di congiunzione tra gli strati siano differenti nello spessore e nel colore; ciò è dovuto ad una maggiore o minore incidenza del dato di input nel determinare il risultato. Maggiore è lo spessore, più la variabile incide positivamente nello strato successivo.

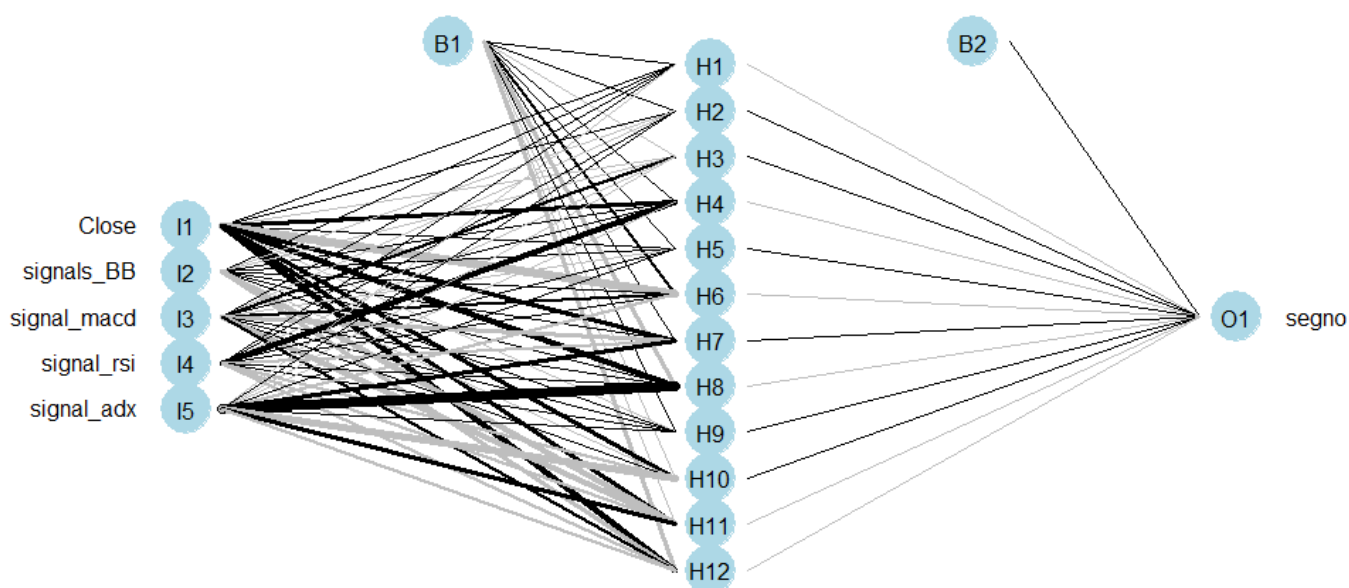


Figura 5.18: Rete neurale del titolo CPR.MI con nnet.

Una volta stimata la rete, si è potuto procedere alla stima della previsione. Le librerie neuralnet e nnet consentono entrambe, con il comando "predict", di poter

effettuare nei dati di test una previsione, in base agli elementi imparati nella fase di training.

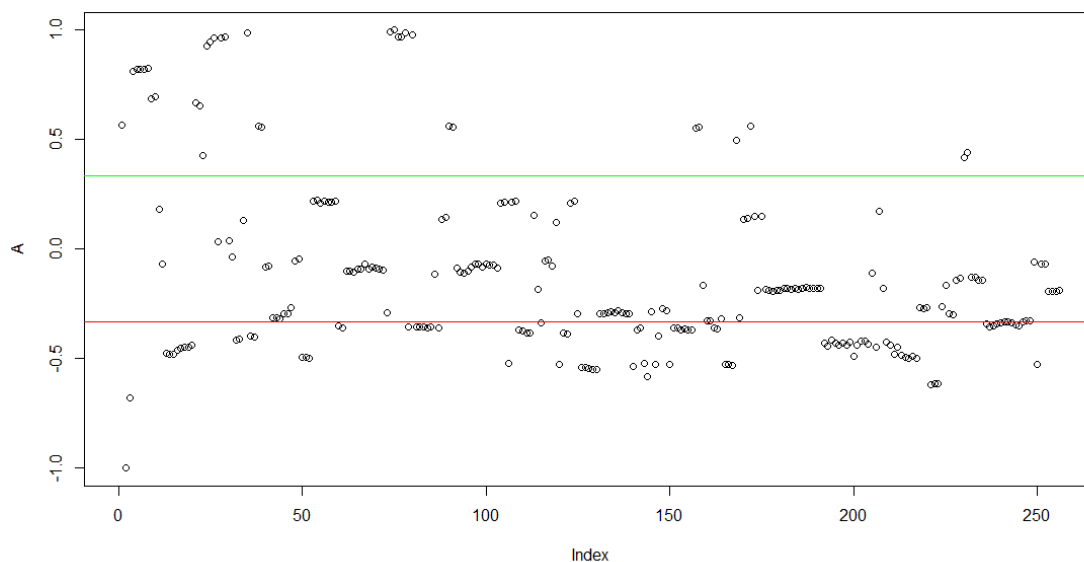


Figura 5.19: Previsione segnali del titolo CPR.MI con la rete neurale.

Nel grafico sono presenti rispettivamente nell'asse delle ascisse la numerosità campionaria del periodo di validazione, mentre, nell'asse delle ordinate, è rappresentata la previsione del segnale determinata dalla rete (A). Per ogni osservazione, la rete determina un segnale tra 1 e -1. Per verificare la performance ottenuta è stato necessario valutare tutti i valori inferiori a $-1/3$ (retta rossa) come segnali di vendita, mentre i valori superiori a $1/3$ (retta verde) come segnali di acquisto. Tale scelta è stata determinata dal voler suddividere in tre porzioni uguali l'intervallo tra 1 e -1, assegnando quindi la stessa probabilità ai tre segnali ottenibili:

- acquisto tra 1 e 0.33,
- non opero tra 0.33 e -0.33,
- vendo tra -0.33 e -1.

Nel caso in cui i segnali consecutivi fossero uguali, è stato tenuto in considerazione solo il primo. Calcolati i giorni in cui la rete ha prodotto i segnali, risalendo al prezzo di chiusura del giorno relativo all’osservazione appartenente ai dati di test, è stato possibile individuare il prezzo da utilizzare per stimare la performance della rete. Anche in questo caso, come nei sistemi di trading, si è ipotizzato un capitale iniziale di 10000€ per i titoli e di 100000€ per l’indice, ma a differenza del trading system, il processo di stima della rete, e la conseguente previsione, sono stati ripetuti 100 volte per poter ottenere un dato medio. Tale procedimento è stato reso necessario data la particolarità di stima propria delle reti neurali artificiali. Ogniqualvolta si stima l’output della rete i pesi variano, di conseguenza, varia anche la previsione e il profitto o perdita che si ottiene. Ripetendo il procedimento, si è ottenuto un risultato medio per tutte le reti.

Per poter confrontare correttamente i rendimenti ottenuti dalla rete con le performance delle due strategie di trading e della strategia B&H, è stato necessario ricalcolare i rendimenti di quest’ultime negli ultimi due e nell’ultimo anno di osservazioni. Nello specifico, dal 04-01-2021 al 30-12-2022 nel primo caso, mentre dal 03-01-2022 al 30-12-2022 nel secondo. Tale restrizione è necessaria per comparare i risultati nello stesso periodo di tempo utilizzato nella validazione della rete neurale. I risultati sono i seguenti:

Ultimi due anni					
Strategia	CPR.MI	ENI.MI	STLAM.MI	UCG.MI	FTSE MIB
strategia 1	1.88	31.78	33.53	13.5	15.09
strategia 2	15.77	11.27	-31.59	3.57	-4.94
B&H	2.86	57.27	-6.07	75.02	6.23
rete 1	4.88	11.77	12.12	20.74	3.85
rete 2	3.16	11.44	7.96	22.07	4.56

Tabella 5.3: Tassi di rendimento percentuali dal 04/01/2021 al 30/12/2022

Nella tabella sono presentati i risultati ottenuti dall’applicazione delle due strategie di trading (strategia 1 e strategia 2), la performance ottenuta acquistan-

do il primo giorno e vendendo nell'ultimo a disposizione (B&H); infine, sono riportati i risultati delle due reti neurali (rete 1 con Alfa = 0.01 e rete 2 con Alfa = 0.005) come rendimenti annualizzati percentuali.

Partendo dalla strategia B&H possiamo osservare come le performance ottenute in questo periodo si discostino di molto rispetto a quelle calcolate precedentemente. Se tenendo in considerazione i 10 anni Stellantis era il titolo con il miglior rendimento (413.196%), in questo caso è l'unico che presenta una performance negativa -6.07%. I risultati ottenuti dai due trading system sono tutti positivi, ad eccezione del -31.59% ottenuto dall'applicazione della seconda strategia in STLAM.MI.

La rete, invece, ha performato bene. Tutti i valori sono positivi e in alcuni casi anche superiori alla performance dei sistemi di trading, ma non sempre hanno superato la strategia B&H. Anche in ottica di portafoglio la rete è riuscita ad ottenere un risultato positivo e superiore alla seconda strategia di trading. Come anticipato sopra, si è deciso di modificare la periodicità della suddivisione tra training set e validation per verificare se la rete riuscisse a cogliere meglio l'andamento dei titoli, determinando performance migliori. Il validation set è stato dimezzato, facendolo coincidere con l'ultimo anno di osservazioni.

Ultimo anno					
Strategia	CPR.MI	ENI.MI	STLAM.MI	UCG.MI	FTSE MIB
strategia 1	-6.5	11.01	29.28	16.86	12.99
strategia 2	-10.63	-2.35	-20.57	-17.38	12.99
B&H	-25.7	7.08	-23.45	-3.49	-14.51
rete 1	-17.19	8.88	0.89	12.54	-3.86
rete 2	-16.23	6.99	0.89	10.73	-6.9

Tabella 5.4: Tassi di rendimento percentuale dal 02/01/2021 al 31/12/2021

Con questa nuova periodicità i risultati sono sensibilmente variati, le performance ottenute dalla semplice strategia B&H in questo periodo sono nettamente differenti rispetto a quelle calcolate precedentemente, e a parte ENI.MI che ha

registrato un +7.08%, gli altri titoli hanno subito una perdita: dalla più moderata di UniCredit -3.49%, alle più marcate di Stellantis e Campari, rispettivamente: -23.45% e -25.7%. Queste inversioni di tendenza sono legate principalmente al periodo storico, con l'inizio della guerra in Ucraina le difficoltà di approvvigionamento per la catena produttiva hanno comportato una diminuzione del 30% nelle immatricolazioni per il colosso italo-americano-francese, ripercuotendosi nel titolo in borsa che aveva registrato la performance più alta nel decennio 2013-2022 tra i quattro considerati. Per Campari, la comunicazione dei dati relativi alle previsioni dei costi (in forte aumento rispetto all'anno precedente), effettuata a gennaio 2022, ha fatto crollare il valore del titolo.

Come ci si attendeva, questo risultato si è ripercosso direttamente sull'indice FTSE MIB che ha perso il 14.51% nell'ultimo anno. L'andamento dei titoli nel periodo viene colto principalmente dal primo trading system ottenendo in assoluto le performance migliori, fino al +29.28% con il titolo STLAM.MI a differenza del secondo sistema di trading che perde in ogni settore. Le due reti neurali, calcolate con $\alpha = 0.01$ e $\alpha = 0.005$ hanno ottenuto delle performance intermedie, migliori della strategia B&H, ma non in assoluto.

La riduzione del periodo di previsione per la rete non ha portato ai risultati aspettati, abbiamo potuto osservare che, anche a seguito del dimezzamento del periodo considerato, le performance sono diminuite; risultato in contrapposizione con l'ipotesi che una previsione meno estesa avrebbe implicato un miglioramento delle capacità della rete. La differente periodizzazione, d'altro canto, ha dato la possibilità di aumentare il set di training, aumentando di conseguenza la quantità di dati che la rete ha utilizzato per l'addestramento. L'aumento dei dati ha comportato una maggiore specializzazione della rete, impedendole di cogliere correttamente e di generalizzare sui nuovi dati di mercato, peggiorando il rendimento ottenuto rispetto a quello calcolato nella prova precedente. Un'ulteriore ipotesi è legata al particolare periodo storico coincidente con gli ultimi

anni di trading osservato, la pandemia da Covid-19 e, in seguito, l'inizio della guerra in Ucraina hanno determinato un'importante shock per l'economia mondiale, peggiorando le performance delle reti data l'impossibilità di prevedere tale fenomeno.

Concentrando l'attenzione sui soli risultati ottenuti dalle due reti neurali, per entrambe le periodicità, possiamo osservare le differenze di performance ottenute al variare del valore di α . Partendo dalla rete con il periodo di previsione più lungo, osserviamo come solo nel titolo UCG.MI e nell'indice FTSE MIB la rete con un α minore (0.005) abbia ottenuto una performance maggiore, rispettivamente 22.04% al posto di 20.74% e 4.56% rispetto a 3.85%, mentre negli altri casi è la rete con un α pari a 0.01 ad aver ottenuto un risultato maggiore.

I risultati ottenuti osservando la rete con il validation set minore sono leggermente differenti. In questo caso è il solo titolo CPR.MI a presentare un valore peggiore nel caso della rete 1; si passa da un risultato negativo ad uno inferiore, ottenendo di conseguenza un miglioramento della performance: da -17.19% a -16.23%. In definitiva, quindi, non è possibile generalizzare un risultato assoluto valido per tutti i titoli perchè, per il solo variare del periodo di validazione della rete, si sono ottenuti dei valori differenti.

Come per l'analisi dei risultati del trading system, è doveroso estendere l'analisi delle performance ottenute dalla rete neurale utilizzando gli indicatori di rischio. I dati sono stati ricavati con le medesime formule, precedentemente utilizzate per ottenere i valori relativi al sistema di trading, applicandole ai risultati ottenuti con la rete 1 ad ogni titolo e all'indice.

Nelle seguenti due tabelle sono presentati i risultati ottenuti dalle due reti, calcolati sugli stessi titoli con le due periodicità differenti. In generale, i rendimenti medi più bassi, confrontati con le deviazioni standard totali o solo negative, o con un titolo risk free, hanno determinato un risultato sensibilmente inferiore. Alla voce Rendimento, viene riportato il rendimento annualizzato in valore

Ultimi due anni					
Indicatori	CPR.MI	ENI.MI	STLAM.MI	UCG.MI	FTSE MIB
Sharpe, $r_f = 0$	0.59	1.11	0.98	1.06	0.83
Sharpe, $r_f = 0.0223$	0.46	1.00	0.89	0.99	0.63
CALMAR	1.58	7.14	4.87	2.06	2.57
Sortino	0.99	4.63	3.71	4.32	1.00
Sterling	0.27	1.61	1.29	0.89	0.29
Tracking error	0.17	0.23	0.27	0.44	0.12
Maw Drawdown	-0.37	-0.16	-0.20	-0.52	-0.32
Rendimento	0.04	0.11	0.12	0.20	0.03

Tabella 5.5: Performance degli indicatori applicati ai diversi titoli dal 04/01/2021 al 30/12/2022

Ultimo anno					
Indicatori	CPR.MI	ENI.MI	STLAM.MI	UCG.MI	FTSE MIB
Sharpe, $r_f = 0$	-1.82	0.55	-0.13	0.51	-0.56
Sharpe, $r_f = 0.0223$	-1.61	0.72	0.09	0.62	-0.89
CALMAR	-2.31	0.007	0.09	0.0009	-0.57
Sortino	-1.89	1.42	-0.19	1.73	-1.23
Sterling	-0.25	0.0008	0.009	0.0002	-0.04
Tracking error	0.11	0.13	0.11	0.21	-0.07
Maw Drawdown	-0.69	-0.24	-0.98	-0.34	-0.99
Rendimento	-0.17	0.08	0.008	0.12	-0.05

Tabella 5.6: Performance degli indicatori applicati ai diversi titoli dal 03/01/2022 al 30/12/2022

percentuale calcolato precedentemente nelle tabelle 5.3 e 5.4.

Per quanto riguarda l'efficienza dell'investimento determinata dallo Sharpe ratio, la rete che presenta il periodo di previsione maggiore, ha ottenuto dei risultati migliori, soprattutto nel caso di Campari, da 0.46 nel caso in cui si consideri un investimento in un titolo risk free, con rendimento medio del 2.234%, a -1.61 nel caso in cui la periodicità sia limitata all'ultimo anno. La stessa analisi può essere svolta anche per gli altri indici finanziari. Un esempio è l'indice di Sortino, che valuta come lo Sharpe, lo scostamento dal rendimento da parte di un titolo privo di rischio, in questo caso solo rispetto alle deviazioni standard negative; anche in questo caso la rete che prevede gli ultimi due anni ha ottenuto dei valori

di Sortino superiori in tutti i titoli rispetto ad una periodicità più contenuta. Solo i valori del Tracking Error sono migliori per la seconda rete, essendo più bassi. Questi valori si ripercuotono anche in ottica di portafoglio, l'indice FTSE MIB è stato confrontato con lo stesso BTP italiano e possiamo osservare come i risultati ottenuti nella prima tabella siano tutti migliori rispetto alla seconda, ottenendo delle performance in media con quelle ottenute dai quattro titoli singolarmente.

CONCLUSIONI

L'obiettivo dell'elaborato consiste nella valutazione delle performance, in termini di rendimento e avversione al rischio, attraverso l'utilizzo degli strumenti di analisi tecnica, confrontandoli con i risultati ottenuti tramite l'applicazione delle reti neurali. Inizialmente, nel lavoro, è stata definita la disciplina riguardante le diverse teorie fondamentali dell'analisi tecnica e grafica, grazie alle quali sono state stabilite le prime regole di trading. Per eliminare ogni possibile scelta legata all'emotività sono stati adottati sempre approcci algoritmici e automatici, al fine di evitare qualsiasi condizionamento dei risultati. È stato quindi necessario analizzare vari indicatori tecnici e implementare un trading system basato su quattro di essi, rispettivamente: il Relative Strength Index e l'Average Directional Index come indicatori che anticipano il segnale, mentre le Bande di Bollinger e il Moving Average Convergence and Divergence per confermare il segnale precedentemente ottenuto. A seguito di numerosi tentativi si è deciso di mantenere due sistemi, definendo due strategie di trading. Nella prima, il segnale risultate deriva da una somma pesata dei singoli segnali degli indicatori, assegnando un maggior peso agli indicatori di Leading. Nella seconda strategia, invece, si riduce il numero di operazioni, mantenendo solo quelle confermate da più indicatori nella stessa giornata di contrattazione e assegnando a tutti lo stesso peso. Le performance di entrambe le strategie sono positive e, in alcuni casi, anche molto elevate, sebbene sempre inferiori alla più semplice strategia Buy&Hold.

Nel capitolo successivo è stato introdotto il tema riguardante l'intelligenza artificiale e le principali evoluzioni storiche e settoriali in cui essa viene applica-

ta. Si è voluto focalizzare l'attenzione principalmente sugli aspetti positivi che tali tecnologie hanno apportato e continueranno sempre più ad apportare alla quotidianità, accennando alcune delle possibili problematiche legate alla regolamentazione della responsabilità delle azioni compiute dall'AI. Dopo aver definito le diverse specializzazioni dell'intelligenza artificiale sono state trattate le varie modalità di apprendimento e le diverse tipologie ad oggi conosciute: machine learning, deep learning e reti neurali. Successivamente, sono state presentate le principali caratteristiche e le modalità di costruzione di una rete neurale, ricavando le informazioni da vari articoli presenti in letteratura, grazie ai quali, è stato possibile procedere alla costruzione e all'applicazione della rete ai dati finanziari per analizzare le performance.

Infine, nell'ultimo capitolo, sono stati introdotti brevemente i quattro titoli e l'indice utilizzati nelle applicazioni delle varie strategie di trading e delle due reti neurali. Inizialmente sono state analizzate le performance ottenute dall'applicazione delle due strategie di trading e dalla strategia Buy&Hold per l'intero periodo di osservazione (10 anni). Successivamente, il periodo è stato ridotto agli ultimi anni, facendolo coincidere con il validation set, al fine di poter confrontare i risultati con le previsioni delle due reti neurali. Le due strategie di trading hanno ottenuto performance diverse tra loro al variare della periodicità considerata. Nel considerare gli ultimi due anni di osservazioni e applicando la prima strategia di trading, sono stati registrati risultati positivi per tutti i titoli considerati, con un rendimento massimo del 33.53% per il titolo STLAM.MI e un minimo del 1.88% per CPR.MI. Applicando la seconda strategia agli stessi titoli e mantenendo lo stesso periodo, si osserva una sensibile variazione delle performance. Il risultato per STLAM.MI di -31.59% e un risultato negativo per l'indice FTSE MIB di -4.94%. Ad eccezione di CPR.MI, il risultato determinato da questa seconda strategia è diminuito per tutti i titoli. Possiamo riscontrare la stessa performance anche nel momento in cui si valuta il solo ultimo anno di osservazioni. In questo

caso, i risultati dei singoli titoli sono tutti negativi, mentre con la prima strategia solo CPR.MI presenta una perdita.

Osservando i valori delle due reti neurali, non è possibile stabilire con assoluta certezza un risultato sempre positivo o negativo rispetto alle strategie determinate applicando i due trading system o la B&H. Se consideriamo il validation set più ampio (2 anni), la prima rete riesce ad ottenere un risultato migliore rispetto al primo TS solo su due titoli (CPR.MI e UCG.MI), mentre rispetto al secondo TS su tre (ENI.MI, STLAM.MI e UCG.MI) e sul FTSE MIB. Riducendo il periodo di validazione, tuttavia, i risultati variano sensibilmente. La rete 1 ottiene risultati peggiori in tutte le previsioni rispetto al TS 1, tranne nel FTSE MIB, mentre rispetto al TS 2 sovraperforma in tre previsioni su cinque. Gli stessi commenti possono essere effettuati per la rete 2, dato che ottiene delle performance molto simili alla rete 1. Dati i valori simili si può concludere che i differenti Alfa utilizzati nelle due reti non determinano una sostanziale differenza se confrontati con le altre strategie. Tuttavia, nel confronto tra le due reti, emerge che nella maggior parte dei titoli analizzati la rete 1 (con un valore di α pari a 0.01) ha ottenuto un rendimento percentuale superiore rispetto alla rete 2 (con un valore di α pari a 0.005). Di conseguenza, si può osservare come un minor numero di transazioni (causate dalla differenza maggiore tra la previsione del prezzo di chiusura del giorno successivo rispetto a quello odierno) abbia portato a una performance complessivamente migliore.

In conclusione, è possibile affermare che le strategie di trading basate sull'utilizzo di indicatori tecnici e l'applicazione di reti neurali hanno mostrato performance positive, sebbene in alcuni casi inferiori alla strategia B&H, determinando risultati differenti a seconda della periodicità considerata. In particolare, maggiore è il periodo di tempo considerato, migliori sono i risultati ottenuti dai due TS e dalle due reti neurali. Inoltre, l'avversione al rischio, determinata dal valore Alfa, ha determinato valori simili tra loro nelle due reti neurali, con differenze inferiori

ai tre punti percentuali nella maggioranza dei risultati.

L'elaborato ha evidenziato come l'applicazione delle reti neurali, addestrate attraverso i segnali derivanti dall'applicazione degli indicatori di analisi tecnica, possa determinare delle performance superiori ai trading system o alla strategia Buy&Hold nel mercato reale. Tuttavia, affinché tali risultati siano ottenuti, è fondamentale considerare attentamente la periodicità corretta e i valori dei parametri utilizzati al fine di raggiungere risultati ottimali.

APPENDICE A: COMANDI IN R - INDICATORI E TRADING SYSTEM

Nell'esempio viene fornito il codice generico che può essere utilizzato per qualsiasi titolo. Nello specifico il codice è relativo al titolo UCG.MI, per modificarlo è necessario utilizzare il ticker di riferimento nella prima riga di codice a seguito del richiamo delle varie librerie. Negli ultimi comandi, per calcolare il rendimento dei due trading system nell'ultimo anno è necessario sostituire le periodicità, da 2239 a 2495. Per l'indice FTSE MIB è stato necessario eliminare la riga 969, data la chiusura della borsa il 31/12/2015 e sostituire i seguenti valori di apertura, massimo, minimo, chiusura, volume e prezzo aggiustato del giorno 27/09/2019 data l'incompletezza delle serie scaricata tramite yahoo finance. I valori sono: 22020, 22029, 21913, 22017, 321178600, 22017.

```
#TITOLO
```

```
library(quantmod)
```

```
library(fBasics)
```

```
library(timeSeries)
```

```
TITOLO <- getSymbols("UCG.MI", from = "2012-03-01", to = "2022-12-31", auto.assign = FALSE)
```

```
colnames(TITOLO)=c("Open", "High", "Low", "Close", "Volume", "Adjusted")
```

```
chartSeries(TITOLO, theme = "white", type = "l")

chartSeries(TITOLO[,-5], subset = '2013-01-01::2022-12-31',
  theme = "white", type = "l")

addBBands()

TITOLO$BBands <- BBands(TITOLO$Close, n=20, maType="SMA",
  sd=2)

TITOLO$signals_BB <- ifelse(TITOLO$Close < TITOLO$dn, "1",
  ifelse(TITOLO$Close > TITOLO$up, "-1", "0"))
addTA(TITOLO$signals_BB, col=c("black"))

addMACD(histogram = "F")

TITOLO$macd <- MACD(TITOLO$Close, nFast = 12, nSlow = 26)$
  macd

TITOLO$signal <- MACD(TITOLO$Close, nSig = 9)$signal
TITOLO$signal_macd <- ifelse(TITOLO$macd > TITOLO$signal &
  TITOLO$macd > 0, 1,
  ifelse(TITOLO$macd < TITOLO$
  signal & TITOLO$macd < 0, -1, 0))
addTA(TITOLO$signal_macd, col=c("blue"))

addRSI()

TITOLO$rsi <- RSI(TITOLO$Close)
TITOLO$signal_rsi <- ifelse(TITOLO$rsi > 70, -1, ifelse(
  TITOLO$rsi < 30, 1, 0))
addTA(TITOLO$signal_rsi, col=c("green"))
```

```

addADX()

TITOLO$ADX <- ADX(HLC(TITOLO))

TITOLO$signal_adx <-ifelse(TITOLO$DIp > TITOLO$DIin & TITOLO
  $ADX > 25, 1,
  ifelse(TITOLO$DIp < TITOLO$DIin &
    TITOLO$ADX < 25, -1,0))
addTA(TITOLO$signal_adx, col=c("red"))

#SEGNALI DEI TRADING SYSTEM

# STRATEGIA 1
weightRSI <- 1
weightMACD <- 0.5
weightBollinger <- 0.5
weightADX <- 1

combineSignals <- (TITOLO$signal_rsi[211:2750] * weightRSI)
  + (TITOLO$signal_adx[211:2750] * weightADX) + (TITOLO$
  signal_macd[211:2750] * weightMACD) + (TITOLO$signals_BB
  [211:2750] * weightBollinger)
TITOLO$finalSignals <- ifelse(combineSignals > 0, 1, ifelse
  (combineSignals < 0, -1, 0))

table(round(TITOLO$finalSignals,0))
addTA(TITOLO$finalSignals,col=c("purple"))

```

```
# STRATEGIA 2
matrix_ts<- data.frame(
  TITOLO$signals_BB[211:2750],
  TITOLO$signal_macd[211:2750],
  TITOLO$signal_rsi[211:2750],
  TITOLO$signal_adx[211:2750])

data_num <- data.matrix(matrix_ts)
segnali <- rep(0, nrow(data_num))

for (i in 1:nrow(data_num)) {
  row <- data_num[i, ]
  if (all(c(1,-1,0) %in% row)) {
    segnali[i] <- 0
  } else {
    freqs <- table(row)
    maxFreq <- max(freqs)
    if (sum(freqs == maxFreq) > 1) {
      segnali[i] <- sign(sum(as.numeric(names(freqs)[freqs
== maxFreq])))
    } else {
      segnali[i] <- as.numeric(names(freqs)[freqs ==
maxFreq])
    }
  }
}

table(segnali)
```

```
newMatrix <- cbind(data_num, segnali)
newMatrix
data.frame(data_num, segnali)
segnali <- as.matrix(segnali)
zeri<- matrix(0,nrow = 210, ncol = 1)
TITOLO$segnali_aggiustati<-rbind(zeri, segnali)
segn_corr<- as.matrix(segnali, ncol=1)
addTA(TITOLO$segnali_aggiustati, col= c("purple"))

# CONTARE I SEGNALI

vettore<- segnali

contatore_1_a_0 <- 0
contatore_1_a_minus_1 <- 0
contatore_0_a_1 <- 0
contatore_0_a_minus_1 <- 0
contatore_minus_1_a_0 <- 0
contatore_minus_1_a_1 <- 0
contatore_minus_1_a_minus_1 <- 0
contatore_0_a_0 <- 0
contatore_1_a_1 <- 0

for (i in 2:length(vettore)) {
  if (vettore[i-1] == 1 & vettore[i] == 0) {
    contatore_1_a_0 <- contatore_1_a_0 + 1
```

```
} else if (vettore[i-1] == 1 & vettore[i] == -1) {  
  contatore_1_a_minus_1 <- contatore_1_a_minus_1 + 1  
} else if (vettore[i-1] == 0 & vettore[i] == 1) {  
  contatore_0_a_1 <- contatore_0_a_1 + 1  
} else if (vettore[i-1] == 0 & vettore[i] == -1) {  
  contatore_0_a_minus_1 <- contatore_0_a_minus_1 + 1  
} else if (vettore[i-1] == -1 & vettore[i] == 0) {  
  contatore_minus_1_a_0 <- contatore_minus_1_a_0 + 1  
} else if (vettore[i-1] == -1 & vettore[i] == 1) {  
  contatore_minus_1_a_1 <- contatore_minus_1_a_1 + 1  
} else if (vettore[i-1] == -1 & vettore[i] == -1) {  
  contatore_minus_1_a_minus_1 <- contatore_minus_1_a_  
minus_1 +1  
} else if (vettore[i-1] == 1 & vettore[i] == 1) {  
  contatore_1_a_1 <- contatore_1_a_1 +1  
} else if (vettore[i-1] == 0 & vettore[i] == 0) {  
  contatore_0_a_0 <- contatore_0_a_0 +1  
}  
  
}  
  
cat("Cambiamenti da 1 a 0:", contatore_1_a_0, "\n")  
cat("Cambiamenti da 1 a -1:", contatore_1_a_minus_1, "\n")  
cat("Cambiamenti da 0 a 1:", contatore_0_a_1, "\n")  
cat("Cambiamenti da 0 a -1:", contatore_0_a_minus_1, "\n")  
cat("Cambiamenti da -1 a 0:", contatore_minus_1_a_0, "\n")  
cat("Cambiamenti da -1 a 1:", contatore_minus_1_a_1, "\n")
```



```
# CALCOLO RENDIMENTO SINGOLO INDICATORE

#MACD#

dim(TITOLO)

prezzo.cl<-TITOLO[211:2750,4]
prezzo.cl=cordata(prezzo.cl)

segnali.macd.rend<-TITOLO[211:2750,14]

prezzo_iniziale <- prezzo.cl[1]
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0

for (i in 1:length(prezzo.cl)) {
  if (segnali.macd.rend[i] == 1) {
    # Acquisto di un titolo
    numero_titoli <- numero_titoli + floor(capitale_
iniziale / prezzo.cl[i])
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - floor(capitale
_iniziale / prezzo.cl[i]) * prezzo.cl[i]
  } else {if (segnali.macd.rend[i] == -1) {
    # Vendita di tutti i titoli in possesso
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + numero_titoli
* prezzo.cl[i]
    numero_titoli <- 0
  }
}}
```

```
capitale_finale <- capitale_iniziale + numero_titoli *  
  prezzo.cl[length(prezzo.cl)]  
rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000  
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *  
  100, 2), "%\n")
```

```
#RSI
```

```
prezzo.cl<-TITOLO[211:2750,4]  
segnali.rsi.rend<-TITOLO[211:2750,16]  
  
prezzo_iniziale <- as.numeric(prezzo.cl[1])  
capitale_iniziale <- 10000  
numero_titoli <- 0  
  
for (i in 1:length(segnali.rsi.rend)) {  
  
  if (segnali.rsi.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {  
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / as.numeric(  
prezzo.cl[i]))  
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli  
* as.numeric(prezzo.cl[i]))  
    cat(capitale_iniziale, numero_titoli, "\n")  
  }  
}
```

```
if (segnali.rsi.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
  capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
  * as.numeric(prezzo.cl[i]))
  numero_titoli <- 0
  cat(capitale_iniziale, numero_titoli, "\n")
}

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli* as.
  numeric(prezzo.cl[length(prezzo.cl)]))
capitale_finale
rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
  100, 2), "%\n")

#ADX

prezzo.cl<-TITOLO[211:2750,4]
segnali.adx.rend<-TITOLO[211:2750,21]

prezzo_iniziale <- as.numeric(prezzo.cl[1])
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0
```

```
for (i in 1:length(segnali.adx.rend)) {

  if (segnali.adx.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / as.numeric(
      prezzo.cl[i]))
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli
      * as.numeric(prezzo.cl[i]))
  }

  if (segnali.adx.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
      * as.numeric(prezzo.cl[i]))
    numero_titoli <- 0
  }

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli* as.
  numeric(prezzo.cl[length(prezzo.cl)]))
capitale_finale

rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
  100, 2), "%\n")

#BANDE DI BOLLINGER
```

```
prezzo.cl<-TITOLO[211:2750,4]
segnali.bb.rend<-TITOLO[211:2750,11]

prezzo_iniziale <- as.numeric(prezzo.cl[1])
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0

for (i in 1:length(segnali.bb.rend)) {

  if (segnali.bb.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / as.numeric(
prezzo.cl[i]))
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli
* as.numeric(prezzo.cl[i]))
  }

  if (segnali.bb.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
* as.numeric(prezzo.cl[i]))
    numero_titoli <- 0
  }

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli* as.
numeric(prezzo.cl[length(prezzo.cl)]))
```

```
capitale_finale
rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
      100, 2), "%\n")

# RENDIMENTI DEI TRADING SYSTEM E B&H 10 ANNI
# strategia 1
prezzo.cl<-TITOLO[211:2750,4]
prezzo.cl=cordata(prezzo.cl)

segnali.tot.rend<-TITOLO[211:2750,22]

prezzo_iniziale <- prezzo.cl[1]
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0

for (i in 1:length(segnali.tot.rend)) {

  if (segnali.tot.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / prezzo.cl[i
  ])
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli
    * prezzo.cl[i])
  }

  if (segnali.tot.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
```

```
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
    * prezzo.cl[i])
    numero_titoli <- 0
  }

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli*
  prezzo.cl[length(prezzo.cl)])
capitale_finale

rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
  100, 2), "%\n")

#strategia 2
prezzo.cl<-TITOLO[211:2750,4]
prezzo.cl=coredata(prezzo.cl)

segnali.tot.rend<-TITOLO[211:2750,23]

prezzo_iniziale <- prezzo.cl[1]
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0

for (i in 1:length(segnali.tot.rend)) {
```

```
if (segnali.tot.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
  numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / prezzo.cl[i
])
  capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli
* prezzo.cl[i])
}

if (segnali.tot.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
  capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
* prezzo.cl[i])
  numero_titoli <- 0
}

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli*
prezzo.cl[length(prezzo.cl)])
capitale_finale

rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
100, 2), "%\n")

#B&H
portafoglio_ini<-10000
```



```
n_azioni<- coredata(portafoglio_ini/TITOLO$Close[211])
n_azioni

portafoglio_fin<- coredata(n_azioni*TITOLO$Close[2750])
portafoglio_fin

rendimento_bh<-((portafoglio_fin - portafoglio_ini)/
  portafoglio_ini)
cat("Rendimento B&H:", round(rendimento_bh * 100, 2), "%\n"
  )
```

```
#RENDIMENTO TRADING SYSTEM E B&H NEGLI ULTIMI DUE ANNI
```

```
# strategia 1
```

```
prezzo.cl<-TITOLO[2239:2750,4]
```

```
prezzo.cl=coredata(prezzo.cl)
```

```
segnali.tot.rend<-TITOLO[2239:2750,22]
```

```
prezzo_iniziale <- prezzo.cl[1]
```

```
capitale_iniziale <- 10000
```

```
numero_titoli <- 0
```

```
for (i in 1:length(segnali.tot.rend)) {
```

```
  if (segnali.tot.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
```

```
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / prezzo.cl[i
])
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli
* prezzo.cl[i])
}

if (segnali.tot.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
* prezzo.cl[i])
    numero_titoli <- 0
}

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli*
prezzo.cl[length(prezzo.cl)])
capitale_finale

rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
100, 2), "%\n")

#strategia 2
prezzo.cl<-TITOLO[2239:2750,4]
prezzo.cl=coredata(prezzo.cl)
```

```
segnali.tot.rend<-TITOLO[2239:2750,23]

prezzo_iniziale <- prezzo.cl[1]
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0

for (i in 1:length(segnali.tot.rend)) {

  if (segnali.tot.rend[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / prezzo.cl[i
  ])
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_titoli
    * prezzo.cl[i])
  }

  if (segnali.tot.rend[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_titoli
    * prezzo.cl[i])
    numero_titoli <- 0
  }

}

capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli*
  prezzo.cl[length(prezzo.cl)])
capitale_finale
```

```
rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
      100, 2), "%\n")

#B&H
portafoglio_ini<-10000
n_azioni<- coredata(portafoglio_ini/TITOLO$Close[2239])
n_azioni

portafoglio_fin<- coredata(n_azioni*TITOLO$Close[2750])
portafoglio_fin

rendimento_bh<-((portafoglio_fin - portafoglio_ini)/
      portafoglio_ini)
cat("Rendimento B&H:", round(rendimento_bh * 100, 2), "%\n"
      )
```

APPENDICE B: COMANDI IN R - RETI NEURALI E INDICI DI PERFORMANCE

Il codice fornito deve essere eseguito successivamente al codice fornito in appendice A. Per variare la lunghezza della previsione è necessario modificare i valori di `train` e `validation` nelle righe 12 e 13 del seguente codice e nella riga 29 nella definizione della rete con il pacchetto `nnet`.

```
library(tseries)
library(quantmod)
library(neuralnet)
library(caret)
library(bruceR)
library(magrittr)
library(dplyr)
library(forecast)
library(urca)
library(NeuralNetTools)
library(nnet)

data = TITOLO$Close[211:2750]
normalizzazione<-scaler(data,min=-1,max=1)

data<-coredata(data)
```

```
data_1<-rbind(data,TITOLO$Close[2750])
data_corr<-data_1[-1,]
day_after<-scaler(data_corr, min = -1, max = 1)

segno<-ifelse(day_after - normalizzazione > 0.01, 1, ifelse
  (day_after - normalizzazione < (-0.01), -1, 0))
segnale<-as.matrix(segno, ncol=1)
colnames(segno)<-"segno"

matrixx_s<-data.frame(
  TITOLO.Close = normalizzazione,
  signal_BB = TITOLO$signals_BB[211:2750],
  signal_macd = TITOLO$signal_macd[211:2750],
  signal_rsi = TITOLO$signal_rsi[211:2750],
  signal_adx = TITOLO$signal_adx[211:2750],
  segnale = segno
)

summary(matrixx_s)

train <- matrixx_s[1:2284,]
valid <- matrixx_s[2285:2540,]

# RETE CON NEURALNET
model_s = neuralnet(
  segno ~ Close+signals_BB+signal_macd+signal_rsi+signal_
  adx,
```

```
data=train,
hidden=c(12),
stepmax = 30e+04,
algorithm = "rprop+",
act.fct = "tanh",
linear.output = TRUE
)

model_s$result.matrix
plot(model_s,rep = "best")

# RETE CON NNET
rend_tot <- c()
for (t in 1:100) {
  print(t)
  rete_n<-nnet(
    segno ~ Close+signals_BB+signal_macd+signal_rsi+signal_
adx,
    data = train,
    size=12,
    activation= "tanh",
    maxit = 10000,
    linout=TRUE
  )

plotnet(rete_n)
```

```
a<-predict(rete_n, valid, type = "raw")
plot(a)
A = scaler(a, max= 1, min=-1)
plot(A)
abline(h=1/3, col="green")
abline(h=-1/3, col="red")
posizione = rep(0, length(a))
posizione[which(A > 1/3)]=1
posizione[which(A < -1/3)]=-1
prezzo.cl<-data[2285:2540]
prezzo_iniziale <- prezzo.cl[1]
capitale_iniziale <- 10000
numero_titoli <- 0

for (i in 1:length(posizione)) {
  if (posizione[i] == 1 & numero_titoli == 0) {
    numero_titoli <- floor(capitale_iniziale / prezzo.cl[
i])
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale - (numero_
titoli * prezzo.cl[i])
  }

  if (posizione[i] == -1 & numero_titoli > 0) {
    capitale_iniziale <- capitale_iniziale + (numero_
titoli * prezzo.cl[i])
    numero_titoli <- 0
  }
}
```



```
    }

  }

  capitale_finale <- capitale_iniziale + (numero_titoli*
    prezzo.cl[length(prezzo.cl)])
  capitale_finale
  rendimento <- (capitale_finale - 10000) / 10000
  cat("Rendimento dell'investimento:", round(rendimento *
    100, 2), "%\n")

  rend_tot <- c(rend_tot, rendimento)
}

rend_tot
mean(rend_tot)
cat("Rendimento medio dell'investimento:", round(mean(rend_
  tot) * 100, 2), "%\n")
sd(rend_tot)
cat("Deviazione standard dell'investimento:", round(sd(rend
  _tot) * 100, 2), "%\n")

# INDICI DI RISCHIO
#SHARPE RATIO
rendimenti <- rend_tot
rischio<- rep(0.02234, times = 100)
```

```
rischio_free <- rep(0, times = 100)
rendimento_medio <- mean(rendimenti)
rischio_medio <- mean(rischio)
deviazione_standard <- sd(rendimenti)
sharpe_ratio <- (rendimento_medio - rischio_medio) /
  deviazione_standard
print(paste("Sharpe ratio:", sharpe_ratio))

# DRAWDOWN
rendimenti <- rend_tot
cumulative_returns <- cumprod(1 + rendimenti)
max_values <- cummax(cumulative_returns)
drawdown <- (max_values - cumulative_returns) / max_values
max_drawdown <- max(drawdown)
print(paste("Drawdown:", max_drawdown))

#CALMAR RATIO
rendimento_medio <- mean(rendimenti)
max_drawdown <- max(drawdown)
deviazione_standard <- sd(rendimenti)
calmar_ratio <- (rendimento_medio / max_drawdown) /
  deviazione_standard
print(paste("Calmar ratio:", calmar_ratio))

#SORTINO RATIO
rendimenti <- rendimenti
obiettivo_rendimento <- rischio_free
```

```
obiettivo_rendimento <- rischio
rendimenti_negativi <- rendimenti[rendimenti < obiettivo_
  rendimento]
deviazione_standard_negativa <- sd(rendimenti_negativi)
sortino_ratio <- (mean(rendimenti) - obiettivo_rendimento)
  / deviazione_standard_negativa
print(paste("Sortino ratio:", sortino_ratio))
```

#STERLING RATIO

```
rendimenti <- rendimenti
rischio_free <- rep(0, times = 100)
drawdown <- drawdown
rendimento_eccedente <- mean(rendimenti) - rischio_free
sterling_ratio <- rendimento_eccedente / max(drawdown)
print(paste("Sterling ratio:", sterling_ratio))
```

#TRACKING ERROR

```
rendimenti_benchmark <- rischio
deviazione_standard <- sd(rendimenti - rendimenti_benchmark
  )
print(paste("Tracking error:", deviazione_standard))
```

BIBLIOGRAFIA

- [1] Jeffery S. Abarbanell e Brian J. Bushee. «Abnormal Returns to a Fundamental Analysis Strategy». In: *The Accounting Review* 73.1 (1998), pp. 19–45.
- [2] Saud Almahdi e Steve Y. Yang. «An adaptive portfolio trading system: A risk-return portfolio optimization using recurrent reinforcement learning with expected maximum drawdown». In: *Expert Systems with Applications* 87 (2017), pp. 267–279.
- [3] Mohammad Abdelkarim Almunani. «Determinants of Equity Share Prices of the Listed Banks in Amman Stock Exchange : Quantitative Approach». In: (2014).
- [4] F. Bertoluzzo e M. Corazza. «Testing different Reinforcement Learning configurations for financial trading: Introduction and applications». In: *Procedia Economics and Finance* 3 (2012), pp. 68–77.
- [5] Hendrik Bessembinder e Kalok Chan. «Market Efficiency and the Returns to Technical Analysis». In: *Financial Management* 27.2 (1998), pp. 5–17.
- [6] Vineer Bhansali. «Volatility and the Carry Trade». In: *The Journal of Fixed Income* 17.3 (2007), pp. 72–84.
- [7] David P. Brown e Robert H. Jennings. «On Technical Analysis». In: *The Review of Financial Studies* 2.4 (1989), pp. 527–551.
- [8] Ozlen C. e Ergun U. «Macroeconomic factors and stock return». In: *International Journal of Accademic Research in Business and Social Science* 2 (2012), pp. 315–343.
- [9] Varzi Achille C. «L'intelligenza e l'artificiale». In: *KOS. Rivista di scienza e etica* (1991).
- [10] Hong-Yi Chen, Cheng-Few Lee e Wei K. Shih. «Technical, fundamental, and combined information for separating winners from losers». In: *Pacific-Basin Finance Journal* 39 (2016), pp. 224–242.
- [11] Jonathan Clarke, Tomas Jandik e Gershon N. Mandelker. «The Efficient Markets Hypothesis». In: (2000).
- [12] G. Williams et al. D. Rumelhart. «Learning representations by back-propagating errors». In: *Nature* 323 (1986), pp. 533–536.

- [13] Veliota Drakopoulou. «A Review of Fundamental and Technical Stock Analysis Techniques». In: *Journal of Stock & Forex Trading* 05 (gen. 2016).
- [14] Burgio E. e De Simone L. *Intelligenza artificiale e responsabilità civile*. 15 Apr. 2021. URL: <https://www.medialaws.eu/intelligenza-artificiale-e-responsabilita-civile/>.
- [15] Eugene F. Fama. «Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work». In: *The Journal of Finance* 25.2 (1970), pp. 383–417.
- [16] Kenneth A. Froot, David S. Scharfstein e Jeremy C. Stein. «Herd on the Street: Informational Inefficiencies in a Market with Short-Term Speculation». In: *Journal of Finance* XLVII.4 (1992), pp. 1461–1484.
- [17] Sanford J. Grossman e Joseph E. Stiglitz. «On the Impossibility of Informationally Efficient Markets». In: *The American Economic Review* 70.3 (1980), pp. 393–408.
- [18] M. Magdon-Ismail et al. In: (2003), pp. 243–247.
- [19] Malik Magdon-Ismail e Amir F Atiya. «Maximum Drawdown». In: *Risk Magazine* 17 (2004), pp. 99–102.
- [20] Pitts W.A. McCulloch W.S. «A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity». In: *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5 (1943), pp. 115–133.
- [21] John Moody e Matthew Saffell. «Learning to trade via direct reinforcement». In: *IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council* 12 (lug. 2001), pp. 875–89.
- [22] John Moody e Matthew Saffell. *Reinforcement Learning for Trading*. A cura di M. Kearns, S. Solla e D. Cohn. Vol. 11. MIT Press, 1998.
- [23] J. J. Murphy. *Analisi tecnica dei mercati finanziari*. Editore ulrico Hoepli Milano, 2001.
- [24] Sajid Rahman Khattak Nadeem Iqbal e Muhammad Arif Khattak. «Does Fundamental Analysis Predict Stock Returns? Evidence from Non-Financial Companies Listed on KSE». In: *Knowledge Horizons - Economics* 5 (2013), pp. 182–190.
- [25] Penman Ou e other. «Financial statement analysis and the prediction of stock returns». In: *Journal of Accounting and Economics* 11 (1989), pp. 295–329.
- [26] Cheol-Ho Park e Scott H. Irwin. «What do we know about the profitability of the technical analysis?» In: *Journal of Economic Survey* (2007).
- [27] Nada Petrusheva e Igor Jordanoski. «Comparative analysis between the fundamental and technical analysis of stocks». In: *Journal of Process Management. New Technologies* 4 (apr. 2016), pp. 26–31.
- [28] Mitchell Ratner e Ricardo Leal. «Test of technical trading strategies in emerging equity markets of Latin America and Asia». In: *Journal of Banking & Finance* 23 (dic. 1999), pp. 1887–1905.

- [29] Suresh A. S. «A Study of Fundamental and Technical Analysis». In: *International Journal of Marketing, Financial Services and Management Research* (2013), pp. 44–59.
- [30] Meenal Sharma e Preeti Sharma. «Prediction of Stock Returns for Growth Firms—A Fundamental Analysis». In: *Vision: The Journal of Business Perspective* 13 (2009), pp. 31–40.
- [31] Marco Somalvico. *Intelligenza artificiale*. Hewlett-Packard, 1987.
- [32] Piyapas Tharavanij, Vasan Siraprapasiri e Kittichai Rajchamaha. «Performance of technical trading rules: evidence from Southeast Asian stock markets». In: *SpringerPlus* 4 (dic. 2015).
- [33] Prodromos Tsinaslanidis, Francisco Guijarro e Nikolaos Voukelatos. «Automatic identification and evaluation of Fibonacci retracements: Empirical evidence from three equity markets». In: *Expert Systems with Applications* 187 (2022), p. 115893.
- [34] Wikipedia contributors. «Rprop — Wikipedia, The Free Encyclopedia». In: (2023).
- [35] Byoung-Tak Zhang e Heinz Muhlenbein. «Synthesis of sigma-pi neural networks by the breeder genetic programming». In: (1994), pp. 318–323.
- [36] Heinz Zimmermann, Wolfgang Drobetz e Peter Oertmann. *Global Asset Allocation*. John Wiley & Sons, 2003.