



UNIVERSITÀ CA' FOSCARI VENEZIA

Corso di Laurea Magistrale in Economia e Finanza

Ordinamento ex D.M. 270/2004

Tesi di Laurea

**Analisi Tecnica: ottimizzazione di un
trading system tramite PSO e GWO**

Relatore

Ch. Prof. Claudio Pizzi

Laureando

Michele Biscaro

Matricola 856056

Anno Accademico

2021 / 2022

Abstract

L'avvento di Internet e lo sviluppo della tecnologia hanno cambiato radicalmente il concetto di trading negli ultimi vent'anni. La figura stessa del trader è stata stravolta, tant'è che ad oggi, tra le competenze richieste, la conoscenza dei mercati finanziari non è più fondamentale quanto invece lo sono le abilità informatiche e matematiche. In questo contesto, l'Analisi Tecnica ha vissuto un periodo di rinascita e successo, sia per il fascino e la semplicità che la caratterizzano, sia per i notevoli progressi che lo sviluppo della tecnologia ha permesso di raggiungere. Oggi, numerosi ricercatori valutano le regole di trading dettate da questa disciplina e le combinano con nozioni di informatica e ingegneria, con lo scopo di ottimizzarle e adeguarle alla dinamica dei mercati odierni.

Nell'elaborato, inizialmente, verrà introdotta la disciplina dell'Analisi Tecnica partendo dalle sue fondamenta, passando per i concetti principali dell'analisi grafica e terminando con i suoi aspetti critici. In seguito, il focus si sposterà sui trading systems (TS): verranno introdotti i principali indicatori tecnici presenti in letteratura e il TS oggetto del lavoro. Dopo di che, verranno introdotti i due algoritmi bio-inspired che ottimizzeranno il TS, in particolare il Particle Swarm Optimizer (PSO) e il Grey Wolf Optimizer (GWO), di cui verranno trattate le strutture originali, i recenti sviluppi in letteratura e ne verrà effettuato un breve confronto. Infine, si procederà con l'ottimizzazione del TS attraverso i due algoritmi, con lo scopo di individuare i valori ottimi dei parametri degli indicatori tecnici che lo compongono.

Sommario

Introduzione.....	1
I. Introduzione all'Analisi Tecnica.....	3
1. La teoria di Dow.....	4
1.1. Gli indici scontano tutto.....	4
1.2. Il mercato segue tre trend.....	5
1.3. Il trend primario ha tre fasi.....	6
1.4. Gli indici si devono confermare a vicenda.....	6
1.5. Il volume deve confermare il trend.....	6
1.6. Un trend è in atto fino a che non esiste un segnale definitivo di inversione di tendenza.....	7
1.7. Critiche alla teoria di Dow.....	7
2. I concetti principali dell'analisi grafica.....	7
2.1. I grafici dei prezzi.....	8
2.2. Il trend.....	11
2.3. I livelli di supporto e resistenza.....	12
2.4. Le trendlines.....	13
2.5. I canali.....	15
2.6. Il volume degli scambi e l'open interest.....	16
2.7. Le formazioni grafiche (patterns).....	17
3. Critiche all'Analisi Tecnica.....	18
3.1. L'Analisi Tecnica è utile operativamente?.....	18
3.2. Analisi Tecnica vs. Analisi Fondamentale.....	20
II. Gli indicatori e i trading system in Analisi Tecnica.....	24
1. L'analisi degli indicatori tecnici.....	24
1.1. Gli indicatori trend-following.....	25
1.2. Gli indicatori di momentum.....	32

2. L'approccio algoritmico al trading: i trading system	37
2.1. Vantaggi e svantaggi del trading algoritmico.....	38
2.2. Backtesting e valutazione	39
3. Ottimizzazione di un trading system	42
III. Due metaeuristiche a confronto: il PSO e il GWO.....	44
1. Metaeuristiche per l'ottimizzazione	44
1.1. Tecniche di risoluzione: dalle tecniche classiche alle metaeuristiche	45
1.2. Le metaeuristiche.....	47
1.3. La Swarm Intelligence.....	49
2. Il Particle Swarm Optimizer	52
2.1. La struttura originale del PSO	52
2.2. PSO con il peso d'inerzia	57
2.3. PSO con il Constriction Coefficient Factor (CFA)	59
2.4. I parametri di Pedersen per il PSO	60
2.5. Altri progressi in letteratura.....	61
2.6. Le topologie dello stormo.....	62
3. Il Grey Wolf Optimizer	64
3.1. La struttura originale del GWO	66
3.2. I parametri del GWO	70
3.3. I principali progressi in letteratura.....	72
4. Il confronto tra le due metaeuristiche	75
IV. Ottimizzazione del TS tramite PSO e GWO	76
1. Impostazione dell'analisi di backtesting	76
1.1. Il set informativo	76
1.2. Formulazione del problema di ottimizzazione	82
1.3. Le strategie benchmark.....	82
1.4. Il settaggio dei parametri per il PSO	83

1.5. Il settaggio dei parametri per il GWO.....	85
1.6. Calcolo dei rendimenti	86
2. Analisi dei risultati	88
2.1. Bank of America Corp. (BAC).....	88
2.2. Chevron Corp. (CVX)	94
2.3. Walt Disney Company (DIS)	99
2.4. 3M Company (MMM).....	105
2.5. Philip Morris International Inc. (PM).....	110
Conclusioni e sviluppi futuri	117
Bibliografia.....	120
Sitografia	125
Appendice A – Test parametro M	126
Appendice B – Fase di training	127
B.1 – BAC	127
B.2 – CVX.....	130
B.3 – DIS	133
B.4 – MMM.....	135
B.5 – PM.....	138
Appendice C – Fase di testing	141
C.1 – BAC	141
C.2 – CVX.....	143
C.3 – DIS	145
C.4 – MMM.....	147
C.5 – PM.....	149

Introduzione

L'attività d'investimento e lo sviluppo di strategie profittevoli sono argomenti che da sempre attirano l'attenzione di ricercatori, professionisti e appassionati di finanza. Tradizionalmente, gli investitori si sono sempre affidati alle regole di Analisi Fondamentale e Analisi Tecnica per comprendere l'andamento dei mercati e prendere le proprie decisioni di investimento, però, con l'avvento di Internet e lo sviluppo dell'intelligenza artificiale questa attività è cambiata radicalmente. Oggi, il progresso nei trading system automatizzati e l'ascesa dell'high frequency trading comportano maggior dinamismo nei mercati finanziari, trasformando la figura del trader in un esperto informatico più che in un esperto di finanza. Per svolgere questa attività, infatti, vengono richieste maggiori competenze in ambiti come programmazione, analisi quantitativa e machine learning, facendo passare in secondo piano la conoscenza dell'Analisi Tecnica e dell'Analisi Fondamentale. Questa evoluzione è la motivazione principale che ha spinto l'approfondimento dei temi trattati in questa tesi, il cui obiettivo è presentare un trading system (TS) basato sulla combinazione di tre indicatori tecnici e ottimizzarlo tramite l'utilizzo dell'intelligenza artificiale, in modo da verificare se quest'ultima porti ad ottenere performance migliori operativamente.

In particolare, la tesi è strutturata in quattro capitoli. Il primo introduce il tema dell'Analisi Tecnica da cui provengono le regole del trading system da ottimizzare. In particolare, viene trattata la teoria di Dow da cui ha origine, i concetti fondamentali dell'analisi grafica e gli aspetti critici da tenere in considerazione soprattutto nel confronto con l'Analisi Fondamentale. Il quadro sulla disciplina viene poi completato nel secondo capitolo approfondendo l'analisi degli indicatori tecnici, dove vengono anche introdotti i concetti di trading system e trading algoritmico e viene presentato il TS da ottimizzare. Il capitolo III, invece, sposta il focus sulle tecniche di ottimizzazione dei trading system basate sull'intelligenza artificiale. In particolare, si introdurrà il tema dei problemi di ottimizzazione e le loro tecniche di risoluzione, arrivando ad introdurre le metaeuristiche: tecniche algoritmiche che permettono di trovare soluzioni approssimative per problemi di ottimizzazione complessi in un tempo ragionevole.

All'interno di questa famiglia, gli algoritmi bio-inspired e swarm-based assumono molta importanza per la loro capacità di sfruttare il concetto di Swarm Intelligence, il quale

permette loro di adattarsi, apprendere e svolgere velocemente compiti complessi basandosi su poche istruzioni semplici osservate in natura.

In questo capitolo verranno approfonditi due algoritmi appartenenti a questa categoria: il Particle Swarm Optimizer (PSO) e il Grey Wolf Optimizer (GWO). Mentre il primo è molto conosciuto ed è stato testato più volte in questo ambito applicativo, il secondo, di recente sviluppo, non possiede ancora molti approfondimenti in tale contesto. Per questo motivo, oltre a discutere dei risultati del TS ottimizzato, un altro obiettivo sarà verificare quale dei due abbia una capacità di ricerca migliore della soluzione ottima nell'ambito dell'ottimizzazione dei trading system. Infine, nel quarto e ultimo capitolo viene implementata un'analisi di backtesting su cinque serie storiche differenti per raggiungere gli obiettivi sopra citati. La metodologia di analisi scelta è quella statica "In-Sample/Out-of-Sample" e si svolge in due fasi consecutive: la fase di training in cui il TS viene ottimizzato e la fase di testing in cui viene validato attraverso il confronto con il TS standard e la strategia "Buy&Hold". Nella prima fase sarà possibile osservare e confrontare i processi di ottimizzazione delle due metaeuristiche, sia in termini di qualità delle soluzioni che in termini di tempo computazionale necessario. La seconda fase, invece, permetterà di confrontare le performance del TS con un'altra strategia alternativa e, allo stesso tempo, osservare se effettivamente l'affiancamento dell'intelligenza artificiale porti ad un miglioramento delle sue prestazioni.

I. Introduzione all'Analisi Tecnica

Come già anticipato, tradizionalmente, le due principali scuole di pensiero che vengono seguite per svolgere l'analisi quantitativa sono l'Analisi Fondamentale e l'Analisi Tecnica. Quest'ultima, in particolare, è nata con Dow agli inizi del '900, si è sviluppata nel corso dell'ultimo secolo e ha ricevuto numerosi consensi soprattutto negli ultimi anni. Come si vedrà nel paragrafo 3, esistono in letteratura evidenze empiriche che ne provano i vantaggi operativi ma rimane comunque una disciplina soggetta a molte critiche a causa delle sue limitazioni. Con queste premesse, nel seguente capitolo verrà introdotta questa disciplina esclusivamente con lo scopo di descrivere il contesto in cui nascono gli indicatori inseriti nel trading system oggetto d'analisi.

L'analisi tecnica, conosciuta anche come "charting analysis", è definita come: *"lo studio del movimento del mercato, o market action, tramite l'uso sistematico di grafici, allo scopo di prevedere le tendenze future dei prezzi"*¹. Dove la locuzione "market action" include le tre principali fonti disponibili per l'analista: il prezzo, il volume e l'open interest. Essa si basa su tre principi fondamentali:

1. Il mercato sconta tutto;
2. I prezzi seguono un trend;
3. La storia si ripete.

Il primo principio è fondamentale per comprendere l'analisi tecnica stessa: l'analista basa il suo lavoro sulla convinzione che all'interno dei prezzi siano incorporate tutte le informazioni su fattori di tipo fondamentale, psicologico, politico ecc. che ne determinano la dinamica. Di conseguenza, tutto ciò che viene richiesto da questa disciplina è "solamente" lo studio dei movimenti dei prezzi: un analista sa che, se per qualsiasi motivo i prezzi stanno scendendo, la domanda è inferiore all'offerta e i fondamenti sono ribassisti; viceversa, se i prezzi salgono, la domanda è superiore all'offerta e i fondamenti sono rialzisti. Quindi, per mezzo di grafici e con il supporto di indicatori tecnici, l'analista tecnico arriva a capire quale direzione il mercato intende prendere, senza dover ricorrere ad analisi esterne sulle motivazioni.

¹ Murphy, J. J. (2002). *"Analisi tecnica dei mercati finanziari. Metodologie, applicazioni e strategie operative"* (Seconda ed.). Milano: Hoepli.

Per quanto riguarda il secondo principio, dato che i prezzi seguono un trend, l'obiettivo principale è riuscire a identificarlo nella sua fase iniziale ed investire nella sua direzione primaria, con evidente conseguenza che è più facile che un trend segua il proprio corso piuttosto che cambi direzione.

Il terzo principio prende spunto da aspetti psicologici umani: le tipologie di grafici identificate riflettono la psicologia del mercato, nella sua tendenza al rialzo o al ribasso, e si basano sulla psicologia umana che tendenzialmente non cambia. La conseguenza di questo principio è che le previsioni future partono innanzitutto dalla conoscenza del passato, poiché ciò che succederà potrebbe esserne una ripetizione.

1. La teoria di Dow

Charles Henry Dow (Sterling, 6 novembre 1851 – Brooklyn, 4 dicembre 1902) è conosciuto per aver fondato la “Dow, Jones & Company” e il famoso indice Dow Jones Industrial Average, per essere stato uno dei proprietari e principale editore del “Wall Street Journal” ma, soprattutto, per essere il padre della moderna Analisi Tecnica.

Dow fu il primo ad analizzare i mercati all'interno dei suoi articoli per il Wall Street Journal nei primi anni del '900, continuò ad esprimere le sue idee fino alla sua morte nel 1902 ma non arrivò mai a organizzare le sue analisi in un'unica teoria. Si iniziò a parlare di vera e propria Teoria di Dow nel 1902, quando il suo caro amico S.A Nelson scrisse “The A B C of Stock Speculation” e fu il primo a cercare di spiegare i metodi di Dow. In seguito, furono William Peter Hamilton e Robert Rhea² a continuare gli studi e descrivere nel miglior dettaglio possibile la teoria di Dow.

Nei prossimi paragrafi verranno riassunti sei principi generali della teoria seguendo lo schema proposto da Murphy (2002).

1.1. Gli indici scontano tutto

Principio già menzionato all'inizio del capitolo 1 e che viene riproposto in questo caso per gli indici. La teoria afferma che gli indici riflettono qualsiasi fattore che riguarda la domanda e l'offerta, ad esclusione di ciò che non è prevedibile (come le calamità naturali). La conseguenza di questo principio è che qualsiasi cosa possa essere anticipata dal mercato viene scontata e assimilata nei prezzi.

² Rhea, R. (2013). *“The Dow Theory”*. Stati Uniti: Igal Meirovich.

1.2. Il mercato segue tre trend

Dow suddivise i trend³ in tre tipologie (primario, secondario e minore) e, in uno dei suoi articoli per il Wall Street Journal, li relazionò rispettivamente alla marea, alle onde e ai frangenti delle onde:

“A person watching the tide coming in and who wishes to know the exact spot which marks the high tide, sets a stick in the sand at the points reached by the incoming waves until the stick reaches a position where the waves do not come up to it, and finally recede enough to show that the tide has turned. This method holds good in watching and determining the flood tide of the stock market”⁴.

Attraverso l'utilizzo di paletti di legno è possibile indicare il punto più alto raggiunto da ogni onda sulla spiaggia, quindi misurare la direzione della marea: se il segnale avanza lungo la spiaggia, la marea è ancora in atto e, solo quando le onde cominciano a retrocedere, si può capire se sta cambiando.

Alla marea, Dow associò il *primary movement*, ovvero il trend primario che è costituito da ampie direzionalità dei prezzi a ribasso o a rialzo e che, generalmente, va a identificare il *bull o bear market*. Il trend primario dura per diversi anni e Dow sosteneva che per poter ottenere grossi profitti era necessario individuarne la direzione. L'unico problema è che, ad oggi, non si conoscono metodologie per poterne prevedere la durata: come verrà specificato in seguito⁵ si presume che un trend primario in atto continui fino a quando non vi sia prova definitiva del contrario.

Il trend secondario, o *secondary reaction*, è il movimento più ingannevole del mercato. Come ciascuna marea avanza attraverso il moto delle onde, anche i trend primari avanzano attraverso le correzioni dei trend secondari. Quest'ultimi, secondo Dow, possono durare dalle tre settimane fino ad alcuni mesi e questo può portare facilmente ad interpretarli in modo errato come inversioni del trend primario. Secondo la teoria di Dow, a

³ Paragrafo 2.2 Capitolo I.

⁴ Charles Henry Dow, The Wall Street Journal, 31 January 1901

⁵ Paragrafo 1.6 Capitolo I.

seguito di un trend secondario, il trend primario si riafferma se, e solo se, sia l'indice dei trasporti che l'indice industriale lo confermano⁶.

Infine, il trend minore è considerato il meno importante, è associato ai frangenti delle onde e costituisce tutte quelle fluttuazioni giornaliere che, secondo Dow, sono prive di significato.

1.3. Il trend primario ha tre fasi

All'interno della sua teoria, Dow pone attenzione sui trend principali e li suddivide a loro volta in tre fasi distinte: la fase di accumulazione, la fase di partecipazione e la fase distributiva.

Nella prima fase gli investitori più informati acquistano i titoli perché ritengono che tutte le notizie negative siano già state assimilate dai prezzi. Nella seconda fase la maggior parte dei trend followers prende posizione ed i prezzi salgono rapidamente. Infine nell'ultima fase, i notiziari riportano notizie sempre più positive, il volume aumenta esponenzialmente ed è il momento in cui nessuno sembra intenzionato a vendere i titoli. Proprio in questa fase, però, gli investitori che avevano comprato i titoli in fase di accumulazione iniziano a distribuirli.

1.4. Gli indici si devono confermare a vicenda

Nella teoria di Dow, questo principio fa riferimento agli indici industriale (Dow Jones Industrial Average) e ferroviario (Dow Jones Transportation Average). Dow riteneva che non si potesse verificare un segnale rialzista o ribassista importante senza che questi due indici ne fornissero entrambi una conferma. Ciò doveva avvenire, se non contemporaneamente, con stretta vicinanza temporale.

1.5. Il volume deve confermare il trend

Dow diede al volume un valore di secondaria importanza rispetto ai prezzi di chiusura, ma riteneva comunque che fosse importante per la conferma dei trend.

Secondo la sua teoria, il volume si espande nella direzione del trend primario: se quest'ultimo è rialzista, il volume aumenta quando i prezzi salgono e diminuisce quando i prezzi scendono; viceversa, se il trend è ribassista, il volume aumenta quando i prezzi scendono

⁶ Paragrafo 1.4 Capitolo I.

e diminuisce quando i prezzi salgono. In caso ci sia una relazione discordante tra andamento dei prezzi ed espansione del volume, si genera un possibile segnale di inversione.

1.6. Un trend è in atto fino a che non esiste un segnale definitivo di inversione di tendenza

Questo principio relaziona la dinamica del mercato alla fisica: secondo la legge di Isaac Newton, un corpo in movimento tende a rimanere in quella condizione finché un oggetto esterno non ne forza il cambiamento.

Non è così semplice riconoscere dei segnali che indichino l'inversione del trend, esistono una serie di studi sui grafici, indici ed altri strumenti tecnici che possono dare un'indicazione di una possibile inversione, ma nonostante tutto vi è una maggior probabilità che il trend continui. Da questo concetto deriva anche il detto "trend is your friend", il quale consiglia agli investitori di non scommettere mai contro il mercato e di seguire piuttosto il trend in atto.

1.7. Critiche alla teoria di Dow

Il principale aspetto criticato della teoria di Dow è che fornisce segnali di acquisto o di vendita ritardati a seguito di un'inversione di trend, con la conseguente perdita di possibili profitti. Per confutare questa critica è necessario ricordare che l'intento della teoria è quello di individuare i trend principali rialzisti e ribassisti, potendo partecipare così ai movimenti più importanti e non di generare segnali d'inversione.

Un ulteriore aspetto criticato è la mancanza di segnalazioni opportune che consentano di sfruttare i trend intermedi; infatti, nella teoria di Dow si dà importanza ai prezzi di chiusura ma, nella realtà, i prezzi subiscono forti oscillazioni intermedie che potrebbero permettere di ottenere rendimenti elevati se sfruttate.

2. I concetti principali dell'analisi grafica.

L'analisi tecnica si basa principalmente sull'analisi grafica e sull'analisi degli indicatori. Nonostante negli ultimi anni ci sia stato un notevole sviluppo di quest'ultimi, gli analisti tendono comunque ad avvalersi maggiormente dell'analisi grafica (da qui la denominazione "charting analysis") e questo implica una forte soggettività nella disciplina: infatti, la lettura dell'andamento futuro dei prezzi dipende dalla capacità dell'analista di individuare le tendenze, il loro posizionamento e le formazioni che creano.

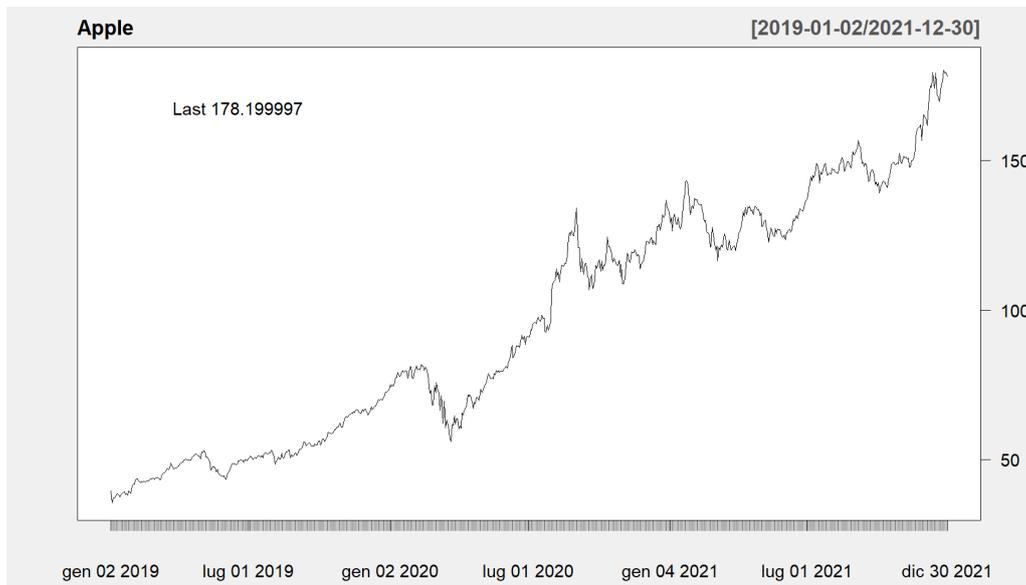
In questo paragrafo, seguendo lo schema proposto da Murphy (2002) e integrandolo con quanto scritto da Mazziero (2014), verranno introdotti i concetti fondamentali su cui si basa l'analisi grafica⁷.

2.1. I grafici dei prezzi

Il primo concetto fondamentale da affrontare è quello del grafico dei prezzi. I prezzi vengono rappresentati su un asse cartesiano, dove nell'asse delle ascisse c'è il tempo e nell'asse delle ordinate i prezzi. Inoltre, esso può essere arricchito da altri strumenti come il volume, l'open interest e altri indicatori tecnici utili ad interpretare l'andamento dei prezzi. In genere, il grafico dei prezzi viene costruito utilizzando una scala aritmetica, in modo che ogni variazione percentuale dei prezzi sia equidistante per tutti i livelli di prezzo. Per analisi di lungo periodo però, può risultare più significativa e utile una scala logaritmica che permette di rappresentare l'aumento percentuale in modo che si riduca man mano che i prezzi aumentano.

Per quanto riguarda le tipologie di grafici, quelle maggiormente utilizzate sono il grafico lineare, il grafico a barre ed il grafico a candele.

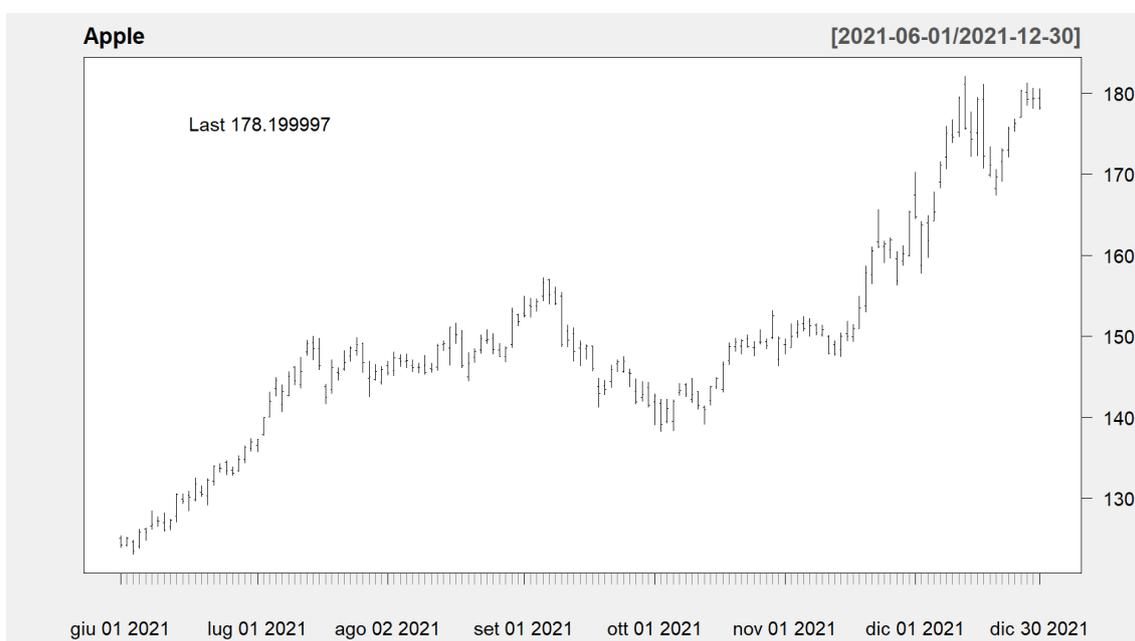
Immagine 1.1. Grafico lineare giornaliero del titolo AAPL dal 02 gennaio 2019 al 30 dicembre 2021.



⁷ L'analisi degli indicatori tecnici, invece, verrà approfondita nel capitolo II.

Il grafico lineare viene costruito unendo i prezzi di chiusura (con timeframe⁸ in genere giornaliero) in modo continuo e ha dalla sua parte il vantaggio della semplicità e dell'immediatezza: infatti, attraverso la successione dei prezzi, è possibile individuarne subito la tendenza. D'altra parte, la sua semplicità non permette di andare ad analizzare nello specifico i movimenti di breve termine: l'unica informazione che dà sono i prezzi di chiusura e non vengono incluse altre informazioni che potrebbero descriverne l'andamento all'interno della seduta. Per tale motivo è una tipologia di grafico indicata per studiare movimenti di lungo periodo.

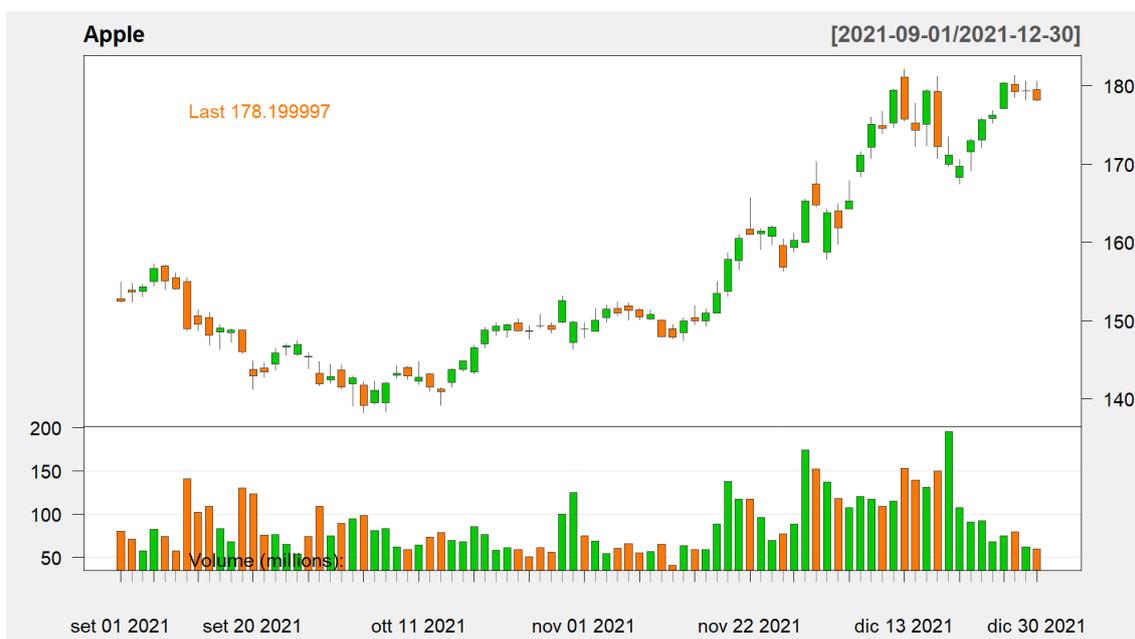
Immagine 1.2. Grafico a barre giornaliero del titolo AAPL dal 01 giugno 2021 al 30 dicembre 2021.



Il grafico a barre, invece, è costituito da una serie di linee verticali, ciascuna delle quali rappresenta il range di prezzi tra il minimo e il massimo registrati durante il periodo considerato. Di solito, alla linea verticale vengono affiancati due segmenti orizzontali: uno a sinistra in corrispondenza del prezzo d'apertura e uno a destra per il prezzo di chiusura. Questa tipologia di grafico, rispetto alla precedente, aggiunge un'indicazione sulla volatilità registrata durante la seduta e risulta adatta ad analizzare i movimenti di medio/breve periodo piuttosto che quelli di lungo periodo.

⁸ Il timeframe identifica il periodo di tempo rappresentato da ciascun punto, barra o candela del grafico e può essere giornaliero, settimanale, mensile, ma anche di qualche minuto o poche ore.

Immagine 1.3. Grafico a candele giornaliero del titolo AAPL dal 01 settembre 2021 al 30 dicembre 2021, con volume delle transazioni.



Il grafico a candele, o *candlestick*, ha origine in Giappone nel XVII secolo e veniva utilizzato per annotare i prezzi di vendita del riso da parte dei mercanti. Questa tipologia di grafico è molto utilizzata dagli analisti tecnici dato che risulta molto più semplice da interpretare e molto più esplicativa rispetto alle precedenti.

Le candele sono costituite da:

- Una barra verticale di maggior spessore, chiamata “real body”, che unisce il prezzo di chiusura con il prezzo di apertura.
- Due linee verticali, chiamate “shadows”, che uniscono il body al prezzo massimo (upper shadow) e al prezzo minimo (lower shadow) della seduta.

Il corpo della candela può essere bianco (candela rialzista) se il prezzo d’apertura è minore rispetto al prezzo di chiusura; oppure nero (candela ribassista) se il prezzo d’apertura è maggiore rispetto al prezzo di chiusura. È possibile trovare anche colorazioni differenti come quella utilizzata nell’immagine 1.3.

Questa tipologia di grafico tiene conto di quattro informazioni sui prezzi per la seduta: massimo, minimo, apertura e chiusura; la loro combinazione porta alla rappresentazione di svariate tipologie di candele (ciascuna con proprio nome e significato) che consentono

di interpretare in modo diverso l'andamento del mercato, sia singolarmente che combinate tra loro⁹.

Per tale motivo, il grafico *candlesticks* permette di effettuare un'ampia gamma di analisi e si colloca come la miglior tipologia per il breve periodo, mentre risulta sconsigliata per analisi di lungo termine.

2.2. Il trend

Il secondo concetto da trattare e che, come visto nella teoria di Dow, assume importanza fondamentale nell'analisi tecnica è quello di trend. Ogni strumento disponibile per l'analista come supporti, resistenze, formazioni di prezzo, medie mobili ecc. ha come scopo il monitoraggio del trend.

Se si osserva un grafico sull'andamento dei prezzi di un titolo, si può notare come la dinamica sia descritta da un andamento a zig-zag di onde successive che sono caratterizzate da una serie di massimi e minimi locali. Nella sua definizione più semplice, un trend rappresenta la direzione che assume il mercato, ovvero la direzione che questi massimi e minimi stanno seguendo.

In base a questa direzione è possibile distinguere tre tipologie di trend: rialzista, ribassista e laterale.

Immagine 1.4. Le tre tipologie di Trend.



Fonte: <https://www.ricercafinanza.it/lezioni-di-analisi-tecnica-11.html>

Il trend rialzista (uptrend) è caratterizzato da una serie di massimi e minimi crescenti; un trend ribassista (downtrend), viceversa, è definito da una serie di massimi e minimi

⁹ Per ulteriori approfondimenti si faccia riferimento al libro di Nison, S. (1991) "Japanese Candlestick Charting Techniques – A Contemporary Guide to the Ancient Investment Techniques of the Far East", New York Institute of Finance.

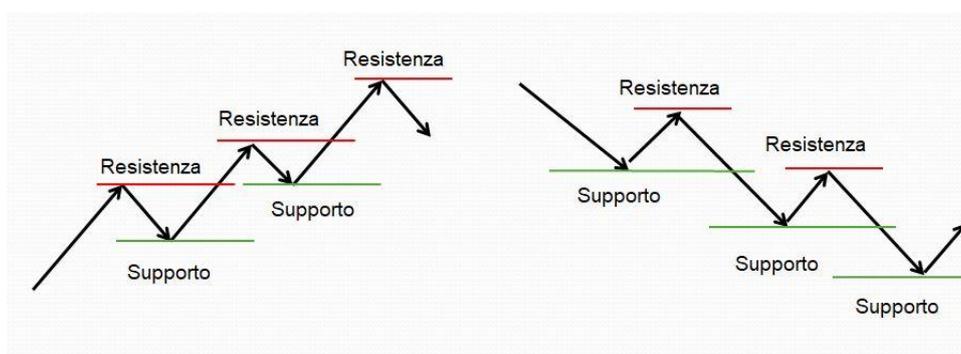
decrementi e, infine, un trend laterale che descrive una fase di accumulazione o distribuzione è caratterizzato da massimi e minimi orizzontali.

Come visto in precedenza, la teoria di Dow ha già dato una classificazione dei trend (primario, secondario e minore) e l'ha vincolata ad una determinata durata di ciascuno. Nella realtà del trading però, questa classificazione può basarsi su durate differenti a seconda della tipologia di strategia e del titolo che si sta studiando: per un trader che opera su posizioni di lungo periodo, dei movimenti che durano qualche giorno risultano solitamente insignificanti, per un trader che opera intra-day però quest'ultimi possono costituire dei trend primari. Per questo, risulta importante distinguere i vari livelli di trend specificando sempre la fase a cui ci si vuole riferire, altrimenti risulta impossibile definire il trend in atto.

2.3. I livelli di supporto e resistenza

I minimi e i massimi formati dalla dinamica dei prezzi introducono altri due concetti importanti: i livelli di supporto ed i livelli di resistenza. All'interno dello studio delle formazioni grafiche che anticipano una possibile continuazione o inversione del trend, i punti chiave sono tutti contrassegnati da livelli di supporto e resistenza, per tale motivo assumono importanza vitale nell'analisi tecnica.

Immagine 1.5. Successione di supporti e resistenze in un trend rialzista (a sinistra) ed in un trend ribassista (a destra).



Fonte: <https://www.operativetrading.it/supporti-e-resistenze/>

Un livello di supporto è costituito da un minimo (o una serie di minimi di stesso valore) e indica quel livello di prezzo in cui la forza della domanda è superiore alla pressione dell'offerta. Il risultato di tale forza frena il ribasso dei prezzi che rimbalzano e ricominciano a salire. Un livello di resistenza, all'opposto, rappresenta un livello di prezzo

massimo in cui la pressione dell'offerta supera la forza della domanda, con il risultato che i prezzi in rialzo rimbalzano sul livello e cominciano a scendere.

Generalmente, in un trend rialzista i livelli di resistenza indicano una pausa della tendenza ma non risultano così determinanti da invertirne la direzione, infatti, vengono poi testati e superati nuovamente dai prezzi. Viceversa, i livelli di supporto indicano delle pause in un trend ribassista che, anche in questo caso, vengono testati e superati nuovamente dai prezzi.

Come si può vedere nell'immagine 1.5, in un trend rialzista ogni livello di supporto o resistenza è maggiore rispetto al precedente, viceversa in un trend ribassista ogni livello di supporto o resistenza è minore rispetto al precedente.

Si può notare, inoltre, che all'interno di un trend i livelli di supporto e resistenza possono scambiarsi i ruoli. Quando un livello di supporto (resistenza) viene superato permanentemente diventa un livello di resistenza (supporto) e questo succede in particolare quando il livello ha assunto molta importanza nei movimenti precedenti. Si prenda come esempio il caso di un trend a ribasso i cui prezzi si sono fermati in un supporto e lo hanno testato per diverse volte (accompagnati da un aumento nei volumi) finché non sono riusciti a romperlo per continuare il trend. In questo caso il livello di supporto è stato formato da una persistente pressione della domanda (posizioni d'acquisto) che però, nonostante la sua forza, non è riuscita a frenare la pressione dell'offerta. I trader che avevano queste posizioni long aperte sono costretti a chiuderle con posizioni contrarie andando a trasformare così quello che era un forte supporto in una solida resistenza su cui far rimbalzare i prezzi in caso di risalita.

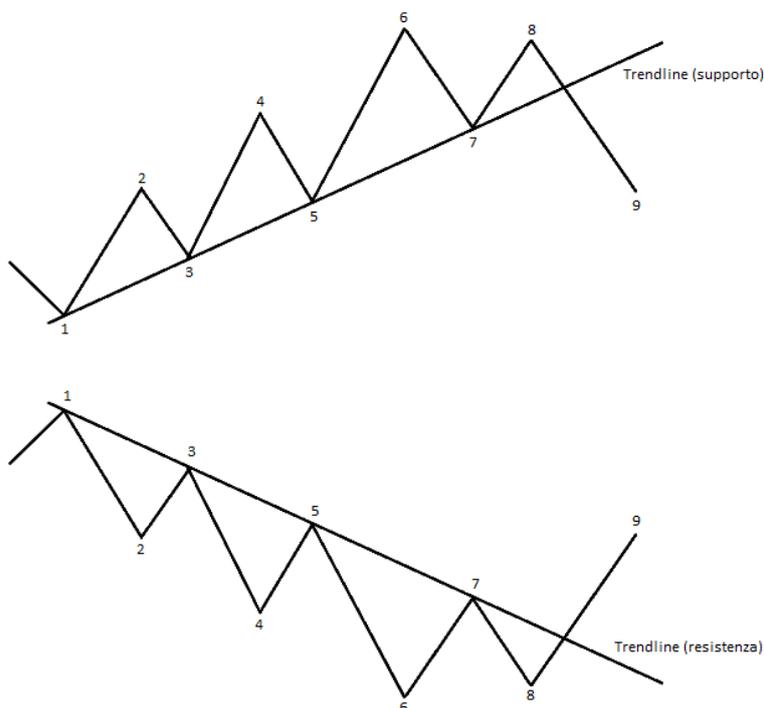
I supporti e le resistenze possono dare anche segnali di una possibile inversione. Si prenda come esempio un trend rialzista: nel momento in cui una resistenza viene testata più volte, non si riesce ad alzare un livello di supporto o addirittura quest'ultimo viene abbassato, si ottiene un primo segnale che il trend in atto sta per cambiare.

2.4. Le trendlines

Un altro strumento tecnico molto utilizzato dagli analisti è la trendline (linea di tendenza). Una trendline rialzista viene tracciata su almeno due minimi crescenti, viceversa, una trendline ribassista viene tracciata toccando almeno due massimi decrescenti.

Si sottolinea che i massimi ed i minimi devono essere almeno due perché è necessario attendere un terzo minimo (se rialzista) o un terzo massimo (se ribassista) affinché venga confermata.

Immagine 1.6. Trendline rialzista (sopra) e Trendline ribassista (sotto) in fase di rottura.



Fonte: <https://www.giocareinborsa.com/corso-trading-gratuito/trendline-ventaglio-canali>

La trendline può utilizzare operativamente in due modi:

- Come indicatore di un eventuale inversione di trend se i prezzi rompono a ribasso una linea di tendenza rialzista o, viceversa, se rompono a rialzo una linea di tendenza ribassista.
- Per individuare le aree di acquisto e di vendita, rispettivamente quando i prezzi raggiungono la trendline rialzista e la trendline ribassista.

La sua importanza è dettata da due fattori: l'ampiezza dell'arco temporale e il numero di volte in cui è stata testata positivamente. Se una trendline mantiene la propria funzione per più mesi è sicuramente più potente di una linea che è rimasta intatta solo per qualche giorno; allo stesso modo, una trendline che è stata testata dieci volte dai prezzi con esito positivo è sicuramente più significativa di una linea che è stata testata solo tre volte.

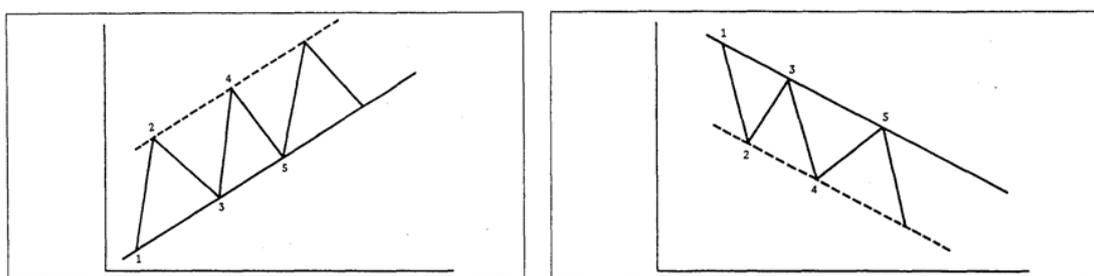
Dato che le linee di tendenza sono costituite da massimi e minimi come i livelli di supporto e resistenza, ne condividono la proprietà di inversione dei ruoli: la violazione di una trendline rialzista, ovvero una linea di supporto, la renderà una linea di resistenza; viceversa, una trendline ribassista diventerà una linea di resistenza.

2.5. I canali

Talvolta è possibile che i prezzi fluttuino tra la trendline ed una linea parallela chiamata return line, andando a formare dei canali.

In un trend rialzista, per costruire un canale sarà necessario individuare la trendline principale collegando i minimi crescenti, costruire la return line parallela alla trendline partendo dal primo massimo raggiunto e, se la return line viene confermata da un secondo massimo, il canale viene validato. Lo stesso procedimento vale per un trend rialzista, ovviamente in direzione opposta.

Immagine 1.7. Canale rialzista (a sinistra) e canale ribassista (a destra).



Fonte: Murphy, J. J. (2002). *Analisi tecnica dei mercati finanziari. Metodologie, applicazioni e strategie operative* (Seconda ed.). Milano: Hoepli.

A differenza delle singole trendlines, il canale va ad individuare le aree di acquisto e di vendita in entrambi i trend rialzista e ribassista. In queste aree i traders più audaci potranno aprire posizioni di breve periodo in controtendenza allo scoperto, accettando rischi maggiori a fronte di maggiori profitti. Inoltre, si aggiunge al segnale di inversione del trend dettato dalla rottura della trendline anche un segnale di accelerazione del trend a seguito della rottura della return line.

All'interno di un canale è utile osservare anche il caso in cui il prezzo non riesca a raggiungere una delle due bande. Questo indica una situazione di mercato debole ed è un segnale che può anticipare un'inversione di tendenza e aumentare la probabilità che l'altra banda venga rotta.

L'importanza di un canale, come per le trendlines, è dettata dalla sua ampiezza e dal numero di volte in cui viene testato positivamente. Inoltre, un canale può essere utilizzato per correggere una trendline. Se i prezzi rompono una return line in modo consistente, il trend in atto è in forte crescita e quindi è possibile disegnare nuovamente la trendline modificandone l'inclinazione verso l'alto.

Viceversa, se i prezzi non riescono a raggiungere la return line e perforano la trendline, la tendenza sta calando di forza ed è possibile disegnare nuovamente la trendline con un'inclinazione minore.

2.6. *Il volume degli scambi e l'open interest*

Il volume è dato dal numero totale dei contratti scambiati durante una giornata per un determinato mercato, assume un'importanza minore rispetto ai prezzi ma è comunque molto utilizzato come indicatore di conferma. Generalmente, viene rappresentato sotto forma di istogramma posto sotto il grafico dei prezzi e difficilmente viene utilizzato nei grafici settimanali o mensili.

L'open interest, invece, è il numero dei contratti in essere, ovvero i contratti non chiusi a fine giornata, anch'esso assume importanza secondaria rispetto ai prezzi ma, allo stesso modo del volume, viene utilizzato come indicatore di conferma nei mercati dei derivati¹⁰. Generalmente, viene rappresentato da una linea continua sotto il grafico dei prezzi ed il suo cambiamento dà un'indicazione di come sta cambiando la partecipazione nel mercato. Le regole generali per l'interpretazione del volume e dell'open interest possono essere riassunte come segue:

- Il volume viene utilizzato per qualsiasi mercato, mentre l'open interest in genere per i derivati;
- L'incremento di entrambi conferma la tendenza in atto, mentre la diminuzione ne suggerisce la probabile inversione;
- I cambiamenti nella forza di acquisto e di vendita si rilevano prima nel volume e in seguito nei prezzi;
- All'interno del mercato dei derivati e durante un trend rialzista, l'improvviso livellamento dell'open interest o un suo abbassamento indica una possibile inversione di tendenza; invece, un open interest molto alto sul top di mercato è una situazione molto pericolosa in quanto può portare ad un'intensa pressione ribassista.
- L'incremento di entrambi conferma la fine o lo sviluppo di una formazione, anticipando l'inizio di un trend nuovo.

¹⁰ Per approfondimenti sull'argomento si faccia riferimento al libro Hull, J.C. (2018) "*Opzioni, futures e altri derivati*", decima edizione, Pearson.

2.7. Le formazioni grafiche (patterns)

L'ultimo concetto fondamentale da trattare riguarda le formazioni grafiche o patterns, ovvero quelle serie di prezzi che, in base alla loro posizione e combinazione, assumono delle forme ricorrenti. Tali formazioni esprimono un determinato stato del mercato e anticipano un movimento di prezzi statisticamente ricorrente.

Affinché siano utilizzabili operativamente, è necessario che ci sia un'armonia di fondo nei loro elementi caratteristici, come adeguate proporzioni ed inclinazione non eccessiva. Una volta completata una formazione grafica, il movimento successivo dei prezzi risulterà proporzionato al tempo di sviluppo della stessa; quindi, una formazione che è durata un mese può condizionare il movimento successivo dei prezzi per altrettanto tempo.

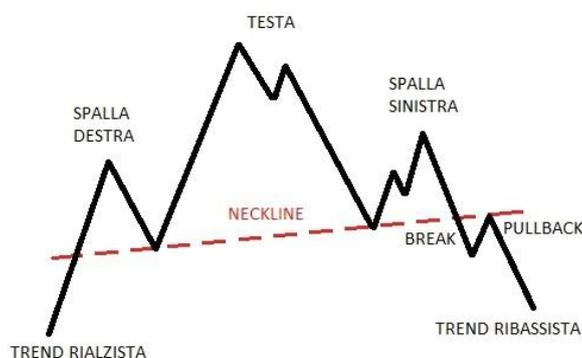
Le formazioni grafiche si classificano in due categorie: i pattern d'inversione e i pattern di continuazione.

I pattern d'inversione sono quelle formazioni grafiche dettate da movimenti laterali dei prezzi che, una volta completate, invertono la tendenza dei prezzi.

I pattern di continuazione, allo stesso modo, sono formazioni dettate da movimenti laterali che però costituiscono una pausa del trend in atto.

In letteratura esistono numerosi patterns per entrambe le categorie: le principali formazioni di inversione sono il testa e spalle, il doppio massimo (minimo) e lo spike; mentre per quanto riguarda i pattern di continuazione, i principali sono i triangoli, le bandiere, i pennants e le formazioni a rettangolo. Di seguito, si riportano i grafici di alcune di queste formazioni¹¹.

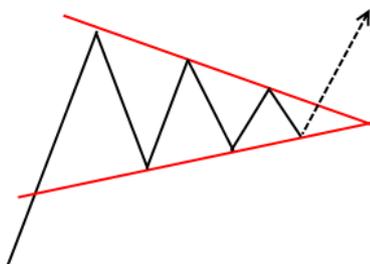
Immagine 1.8. Formazione grafica d'inversione "Testa e Spalle" in un trend rialzista.



Fonte: <https://www.improvementfx.it/testa-spalle/>

¹¹ Per ulteriori approfondimenti si rimanda al libro Mazziero M. (2014) "Guida all'Analisi Tecnica: Principi, strumenti e metodi per capire i mercati finanziari", Milano, Hoepli.

Immagine 1.9. Formazione grafica di continuazione “Triangolo simmetrico” in un trend rialzista.



Fonte: <https://www.giocareinborsa.com/cfd/triangolo-simmetrico-ascendente-discendente>

3. Critiche all'Analisi Tecnica

Una volta definiti i concetti principali dell'Analisi Tecnica, è necessario discutere brevemente dei suoi aspetti critici. Di seguito, verranno esposti i vantaggi, gli svantaggi ed i principali limiti seguendo lo schema suggerito da Jakpar et al. (2018).

3.1. L'Analisi Tecnica è utile operativamente?

Lo scopo principale dell'Analisi Tecnica, come anche per le altre strategie d'investimento, è quello di leggere e prevedere in anticipo il movimento futuro dei prezzi così da poterne trarre un profitto; quindi, la domanda fondamentale da porsi è: le regole dettate dall'Analisi Tecnica risultano efficaci operativamente?

In tal senso, l'analisi tecnica è stata oggetto principale di una serie di studi che hanno riportato sia esiti positivi che negativi.

Ad esempio, Brock, Lakonishok e LeBaron (1992) hanno dimostrato, attraverso l'applicazione delle due regole di trading “moving average” e “trading range break” sull'indice Dow Jones Industrial, che effettivamente l'Analisi Tecnica possiede forza previsionale. Questi risultati sono stati poi confermati da:

- Bessembinder e Chan (1995), i quali hanno applicato le regole di trading nei mercati emergenti asiatici;
- Metghalchi et al. (2009) che hanno applicato le regole delle medie mobili nei mercati di Hong Kong, Singapore, Sud Corea e Taiwan;
- Metghalchi, Chang e Xavier (2012), i quali hanno studiato le performance delle regole di trading utilizzando 9 indicatori.

È importante riportare anche il lavoro di Lo, Mamaysky e Wang (2000), i quali hanno dimostrato che l'analisi tecnica consente di ottenere informazioni che possono aggiungere valore al processo d'investimento e possono avere utilità pratica. In questo lavoro suggerirono anche che l'utilizzo di algoritmi automatizzati potesse risultare utile per far progredire questa disciplina.

Oltre a questi studi, in letteratura ne esistono molti altri che giungono a conclusioni simili, però spesso si basano su test simili tra loro che non tengono conto di determinati fattori. A tal proposito, Park e Irwin (2007) hanno studiato le performance delle regole di Analisi Tecnica revisionando i lavori effettuati sull'argomento fino al 2004 e suddividendoli in due gruppi: quelli pubblicati prima del 1988 e quelli pubblicati dopo. I risultati di questo lavoro mostrano che il primo gruppo testa le performance delle strategie nei mercati Forex¹² e Futures ma non nel mercato delle azioni, al contrario degli studi del secondo gruppo dove viene testata anche in quel mercato, almeno fino ai primi anni '90. Inoltre, essi hanno rilevato anche che la maggior parte degli studi presenta, in fase di testing, una serie di distorsioni causate da data-snooping¹³, selezione ex-post delle trading rules e problemi dovuti a difficoltà di stima del rischio e dei costi di transazione.

Problemi simili sono stati riscontrati anche da Qi e Wu (2006), i quali hanno valutato 2,127 regole di trading e i risultati hanno evidenziato la presenza di distorsioni da data snooping e cambiamenti strutturali che dimostrano una crescente debolezza della maggior parte delle trading rules nei periodi più recenti. I risultati di Bokhari, Cai, Hudson e Keasey (2005), invece, durante uno studio sull'effetto della capitalizzazione delle imprese sulle regole di analisi tecnica, portano ad affermare che quest'ultime abbiano maggior capacità previsionale se applicate a titoli di aziende small cap.

L'effettiva utilità dell'analisi tecnica nel riuscire a prevedere i rendimenti futuri però non è stata confermata da tutti i ricercatori. Hudson, Dempsey e Keasey (1996), ad esempio, hanno applicato le regole di trading nel Regno Unito arrivando alla conclusione contraria, ovvero che non portassero ad ottenere profitti una volta dedotti i costi di transazione. A conclusioni simili sono arrivati anche Coutts e Cheung (2000) che nel loro lavoro hanno studiato le performance dell'oscillatore Moving Average e della regola Break-out e sono arrivati alla conclusione esse che falliscono nel generare rendimenti anormali.

¹² Per esteso Foreign Exchange Market, è il mercato valutario dove si investe nelle coppie di valute.

¹³ Chiamato anche "data dredging" o dragaggio dei dati, consiste nel pubblicare solo le composizioni di campioni e periodi di osservazione a favore dell'ipotesi testata.

Lento, Gradojevic e Wright (2007), nel confronto tra regole di Analisi Tecnica e Bande di Bollinger, hanno dimostrato che quest'ultime sono migliori una volta dedotti i costi di transazione. È utile riportare anche il lavoro di McKenzie (2007), il quale ha studiato l'utilità dell'analisi tecnica nel prevedere il movimento dei prezzi dei titoli in diciassette mercati emergenti, rilevando che non esistono strategie di analisi tecnica che risultano utili a questo scopo se applicate ai dati americani. Nello specifico, ha rilevato che il DOM¹⁴ e il volume degli scambi sono fattori che influenzano la forza predittiva delle trading rules. Infine, anche Sohail e Jehanzeb (2015), nel valutare le performance dell'analisi tecnica nel mercato azionario Karachi, hanno ottenuto dei risultati che dimostrano come l'analisi tecnica non riesca a performare meglio della strategia buy and hold a causa degli elevati costi di transazione relativi alla prima.

3.2. Analisi Tecnica vs. Analisi Fondamentale

Un altro metodo per valutare i pro e i contro dell'Analisi Tecnica è confrontarla con le altre scuole di pensiero, in particolare con l'Analisi Fondamentale, sua principale rivale. Prima però, è necessario fare una breve digressione su quest'ultima per capire il suo funzionamento.

L'Analisi Fondamentale è la pietra miliare delle strategie d'investimento e, in sostanza, si occupa di determinare il valore intrinseco di un'azione esaminando le forze sottostanti che possono influenzarlo. Allo stesso modo dell'Analisi Tecnica, il suo scopo principale è prevedere i rendimenti futuri di un titolo, in modo che gli investitori possano prendere delle decisioni in tempo e ottenere dei profitti.

Basandosi sullo schema proposto da Suresh (2013), ci sono tre fasi principali che compongono questa tipologia di analisi, chiamate EIC (Economy-Industry-Company) o approccio top-down.

Nella prima fase, viene studiato il contesto a livello macroeconomico, quindi vengono esaminati fattori come il tasso d'inflazione, la struttura dei tassi d'interesse, il tasso di disoccupazione, politiche monetarie, prodotto interno lordo ecc. in modo da valutare la crescita dell'economia nazionale. Questo perché indubbiamente l'andamento dell'economia influenza direttamente l'andamento del mercato azionario (Ozlen & Ergun, 2012).

¹⁴ Per esteso Dept of Market, è un elenco di ordini correnti per vendere e acquistare un determinato strumento finanziario, viene rappresentato sottoforma di tabella ed è uno strumento utile agli investitori per studiare l'equilibrio effettivo tra venditori e acquirenti.

Nella seconda fase, si studia il contesto industriale: il mercato viene suddiviso nei vari settori industriale e vengono effettuate analisi competitive e del ciclo di vita industriale con lo scopo di valutare in ottica prospettica i vari settori.

Infine, nell'ultima fase viene valutata l'azienda emittente: si va ad utilizzare strumenti come il bilancio, documenti di management e di business dai quali si ottengono indicatori che riportano come sta crescendo l'azienda.

Una volta valutate queste fasi, l'investitore stima il valore intrinseco dell'azienda, lo confronta con il valore attuale di mercato e prende una decisione su come investire in quel titolo. Se, ad esempio, secondo le stime il titolo è sottovalutato dal mercato, l'investitore lo comprerà aspettandosi che il prezzo si riallinei al valore intrinseco.

L'esito di queste analisi dipenderà dalle informazioni che l'investitore riesce a reperire, dalla sua interpretazione di esse e dal metodo di valutazione che si differenzia da settore a settore e da azienda ad azienda (Petrusheva & Jordanoski, 2016). L'obiettivo principale di questa tipologia di analisi è, quindi, stimare la redditività del titolo assumendo che il suo prezzo attuale e futuro dipendano direttamente dal suo valore intrinseco e dal rendimento atteso. Inoltre, è possibile rinnovare l'analisi man mano che cambiano le informazioni, così da avere sempre segnali aggiornati, il problema principale però è che richiede uno studio molto approfondito, complesso e time-consuming che non sempre può essere svolto da un investitore medio. Se si parla di previsioni, inoltre, l'Analisi Fondamentale riesce solo a dare delle risposte parziali sui movimenti futuri dei prezzi azionari.

Passando al confronto tra le due scuole di pensiero, si può subito notare la differenza principale tra i due approcci: l'Analisi Fondamentale impiega le informazioni (chiamate fondamentali) per ottenere il valore intrinseco di un'azione, in modo da capire quale sarà il suo rendimento futuro; l'Analisi Tecnica invece osserva la serie storica dei prezzi di mercato così com'è, ipotizzando che tutte le informazioni siano già state scontate al loro interno e, attraverso i segnali forniti da opportuni indicatori, dà informazioni su quale sarà l'andamento futuro.

A livello di credibilità, si può affermare che entrambe vengono utilizzate molto dagli investitori. A sostegno di questa affermazione, in passato sono stati effettuati dei sondaggi e delle interviste in vari settori della finanza per capire quanto e come venissero impiegate.

Ad esempio, nel sondaggio di Lui e Mole (1998) somministrato agli investitori del Forex a Hong Kong, è emerso che circa l'85% di essi utilizzava entrambe le tipologie per prevedere i movimenti dei tassi di cambio.

I risultati hanno mostrato come l'Analisi Tecnica sia molto più utile nel prevedere i punti di inversione e i trend rispetto all'analisi fondamentale. Questi risultati sono stati poi confermati da Oberlerchner (2001), il quale ha anche riportato l'evidenza che l'Analisi Tecnica viene preferita per orizzonti di breve periodo, mentre l'Analisi Fondamentale viene utilizzata sul lungo periodo (risultati confermati anche da un'intervista condotta da Kumar, Mohapatra e Sandu, 2013).

All'opposto, Cohen, Kudryavtsev e Shlomit (2011), in un'intervista dove investigavano i differenti approcci utilizzati da manager professionali di portafogli e investitori amatoriali, hanno rilevato che entrambe le tipologie di investitori utilizzano maggiormente strumenti di Analisi Fondamentale come bilanci e consigli di analisti.

Il confronto può essere anche fatto in termini di settori, in un sondaggio del 2011 condotto da Venkatesh e Tyagi¹⁵ è emerso che le due tipologie di analisi vengono utilizzate in settori differenti: l'Analisi Fondamentale viene utilizzata maggiormente per costruire portafogli nei settori industriali tradizionali come il bancario, farmaceutico, cemento ecc.; mentre l'Analisi Tecnica viene utilizzata maggiormente in settori moderni come intrattenimento, telecomunicazioni, immobiliare ecc.

Anche a livello di profittabilità e utilità nella previsione, il confronto tra le due analisi è stato studiato a lungo senza mai arrivare ad un vero vincitore. Ad esempio, Moosa e Li (2001) le hanno confrontate applicandole al mercato azionario cinese ed i loro risultati hanno evidenziato una maggior utilità delle regole di trading tecniche rispetto a quelle fondamentali. Swart (2011), invece, ha dimostrato che l'Analisi Fondamentale risulta più precisa se applicata su titoli a basso rischio.

I risultati, i vantaggi e gli svantaggi riportati sopra per entrambe le tipologie di analisi, portano ad affermare che non esista una tipologia di analisi migliore dell'altra, tant'è che spesso è stato suggerito in letteratura di utilizzarle entrambe.

A tal proposito, si riportano i lavori di:

- Lee e Shih (2010), i quali hanno scoperto che la combinazione delle due analisi favorisce la strategia tecnica del Momentum e genera profitti rilevanti sia per i growth che per gli stock value;

¹⁵ (Venkatesh & Tyagi, 2011)

- Petrusheva e Jordanoski (2016) che hanno confrontato le due analisi e sono arrivati alla conclusione che, nonostante entrambe abbiano i loro vantaggi e svantaggi, la loro combinazione conduce a ottimi risultati sul mercato azionario.

In conclusione, è necessario ricordare che i presupposti dell'Analisi Tecnica e dell'Analisi Fondamentale entrano in conflitto con un'altra scuola di pensiero, quella dell'ipotesi di Mercato Efficiente stabilita da Fama nel 1970. All'interno di questa ipotesi, il mercato è in uno stato di efficienza in forma debole e quindi risulta impossibile sfruttare vantaggi informativi, dato che i prezzi di mercato contengono già al loro interno tutte le informazioni disponibili. Questa ipotesi sostiene anche che è impossibile prevedere i movimenti futuri dei prezzi perché il rendimento atteso è sempre pari a zero; se tutto ciò fosse vero, nessun investitore riuscirebbe a ottenere un rendimento corretto per il rischio che sia maggiore a quello di mercato. Tuttavia, esistono studi come quello di Clarke et al. (2011) che dimostrano come analisti del calibro di Warren Buffet, Peter Lynch e George Soros abbiano battuto in modo consistente il mercato azionario per un lungo arco di tempo.

II. Gli indicatori e i trading system in Analisi Tecnica

In questo capitolo verrà completato il quadro di Analisi Tecnica spostando il focus sulla componente di maggior interesse per la tesi: l'analisi degli indicatori tecnici e il loro inserimento nei trading system. In particolare, verranno trattati i principali indicatori presenti in letteratura, si andrà poi a definire il concetto di trading system e, infine, verrà introdotto il trading system da ottimizzare.

1. L'analisi degli indicatori tecnici

Gli indicatori tecnici sono strumenti matematici basati sulle informazioni dei prezzi, dei volumi o dell'open interest. Come la maggior parte degli strumenti di Analisi Tecnica, anche gli indicatori vengono utilizzati per prevedere i futuri movimenti del mercato, con la sola differenza che forniscono all'analista segnali non sempre ottenibili dalla semplice osservazione del grafico o dei singoli dati.

In genere, gli indicatori vengono utilizzati per studiare movimenti di breve periodo in qualsiasi tipologia di mercato finanziario ma, a differenza degli strumenti grafici, limitano la discrezionalità dando maggior peso all'aspetto matematico-statistico.

Quest'ultima caratteristica è sicuramente vantaggiosa dal punto di vista della velocità e della coerenza dei segnali, però non sempre permette loro di leggere la situazione in maniera adeguata al contesto, per cui generalmente viene consigliato di non affidarsi al singolo indicatore quanto piuttosto utilizzare una combinazione di essi che riesca a cogliere più informazioni possibili.

Di solito quando si parla di indicatori, vi è la tendenza ad includere all'interno della loro definizione anche gli oscillatori quando, in realtà, quest'ultimi sono strumenti concettualmente differenti. Un indicatore, infatti, è uno strumento aperto, il cui valore può raggiungere qualsiasi risultato in funzione dell'andamento dei prezzi e si muove attraverso una linea di equilibrio che normalmente ha il ruolo di spartiacque tra andamento rialzista e ribassista. Un oscillatore, invece, è uno strumento il cui valore varia all'interno di un range limitato e viene confrontato con valori secondari che fungono da riferimento, come ad esempio una linea di mediana.

In ogni caso, nell'utilizzo di entrambi gli strumenti è necessario prestare attenzione al fatto che alcuni sono adatti a situazioni in cui c'è un trend, mentre altri in situazioni in cui è assente e che la maggior parte di essi viene costruita con le medesime logiche di calcolo.

Risulta necessario, quindi, conoscere bene le loro caratteristiche e le loro formule di costruzione, in modo da poterli utilizzare e combinare correttamente.

Di seguito verranno introdotte le due principali macrocategorie con cui è possibile classificare gli indicatori e gli oscillatori tecnici: gli indicatori *trend-following* e gli indicatori di *momentum*¹⁶.

1.1. Gli indicatori *trend-following*

Questi indicatori, spesso chiamati anche *lagging* o *break-out indicators*, sono i più famosi e utilizzati dagli analisti, la loro struttura può essere più o meno complessa ma ha sempre lo stesso scopo: individuare il trend in corso, in modo che l'analista possa entrare in posizione long/short¹⁷ per seguirlo.

Dato che seguono l'andamento dei prezzi, essi sono adatti a mercati dove si sviluppano forti trend, mentre risultano poco efficaci nei mercati caratterizzati da fasi laterali. Questo perché, una volta individuato un trend, un'eventuale rottura o test della linea immaginaria generata da questi indicatori costituirà un segnale di cambiamento che porterà l'analista a entrare o uscire dal mercato a seconda della sua posizione corrente. Giocoforza, un mercato caratterizzato da una fase laterale porterà alla generazione continua di falsi segnali.

All'interno di questa categoria, i più famosi indicatori sono le Moving Averages (MA), il Moving Average Convergence Divergence (MACD), le Bande di Bollinger (BB), il Parabolic Stop and Reverse (SAR) e il Directional Movement Index (DMI). Di seguito verranno introdotti alcuni di questi indicatori.

1.1.1 *Moving Averages (MA)*

La media mobile, *moving average*, è l'indicatore trend-following più famoso, utilizzato e allo stesso tempo semplice che esista. Molti degli indicatori che verranno trattati in seguito contengono nella propria struttura medie mobili.

¹⁶ Esistono anche i *Volatility indicators* e i *Volume indicators* ma sono categorie minori e poco utilizzate nella pratica.

¹⁷ "La vendita di uno strumento finanziario, soprattutto con riferimento agli strumenti derivati, determina l'apertura di una posizione corta (o *short position*). Alla *short position* si contrappone la *long position* (o *posizione lunga*) che identifica, invece, la posizione di colui che ha comprato lo strumento." Fonte: <https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/posizione-corta.html>

Lo scopo di una media mobile è di ridurre il così detto “rumore”¹⁸ nel movimento dei prezzi, individuando esclusivamente la direzione del trend che vi sta dietro. Essendo un indicatore trend-following, si basa sui prezzi passati e una volta costruita viene rappresentata come una linea che fa da supporto o resistenza dinamica al trend in atto.

Esistono differenti medie mobili in letteratura, quelle più utilizzate sono la media mobile semplice (*Simple Moving Average*, SMA) e la media mobile esponenziale (*Exponential Moving Average*, EMA).

La media mobile semplice viene calcolata semplicemente come media aritmetica dei prezzi giornalieri fino al ritardo n :

$$SMA_t(n) = \frac{1}{n} \sum_{\tau=0}^{n-1} P_{t-\tau} \quad (2.1)$$

Dove $P_{t-\tau}$ sono i prezzi di chiusura ritardati fino a n periodi.

La media mobile esponenziale, invece, è sempre una media dei prezzi fino al ritardo n ma sfrutta un calcolo più complesso che dà maggior peso ai dati più recenti:

$$EMA_t(n) = \begin{cases} P_1 & \text{per } t = 1 \\ \alpha * P_1 + (1 - \alpha) * EMA_{t-1} & \text{per } t > 1 \end{cases} \quad (2.2)$$

Con:

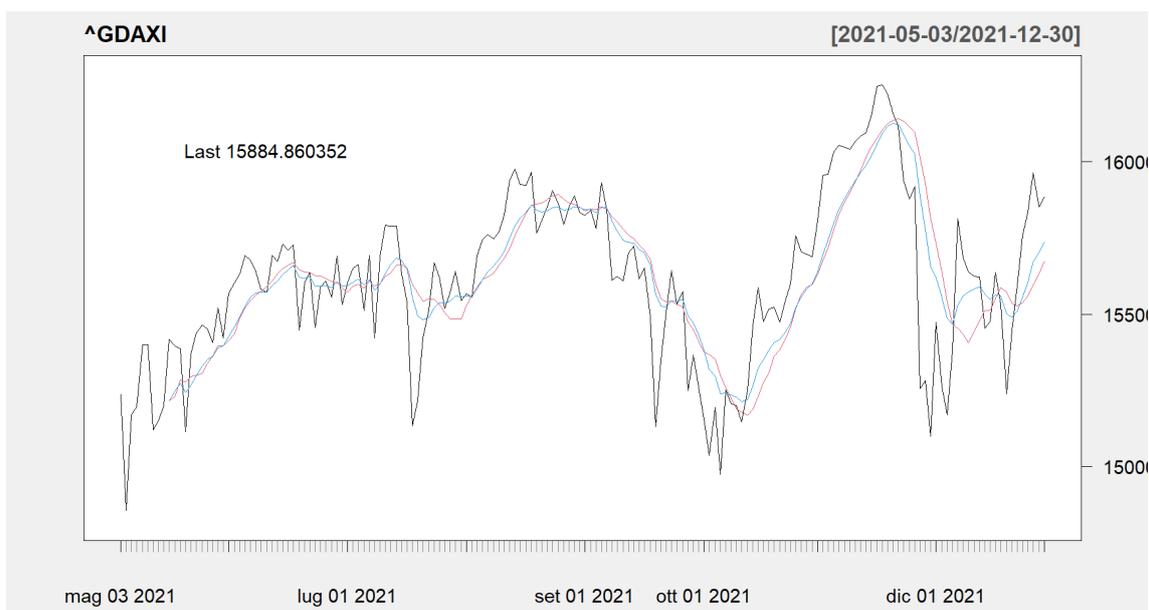
$$\alpha = \frac{2}{n + 1}$$

Dove α è un fattore di livellamento costante che assume valori nell’intervallo $[0,1]$. Maggiore è il valore di α , più veloce sarà lo sconto dei prezzi più vecchi.

Dall’immagine 2.1, nonostante la differenza sia minima utilizzando lo stesso parametro n , è possibile notare che l’EMA reagisce più velocemente ai cambi di direzione dei prezzi rispetto alla SMA. Questa caratteristica deve essere sfruttata in modo appropriato: se si utilizza un parametro n alto per costruire una media mobile lenta, l’EMA garantisce una maggior reattività mantenendo la capacità di filtro rispetto alla SMA; viceversa, l’utilizzo di un’EMA come media veloce genera più facilmente falsi segnali rispetto alla SMA.

¹⁸ Dall’inglese *noise*, si riferisce ai movimenti casuali caratteristici dei prezzi che sono fuorvianti nell’individuazione del trend.

Immagine 2.1. Applicazione della SMA (in rosso) e della EMA (in blu) a 10 periodi sulla serie giornaliera ^GDAXI dal 03 maggio 2021 al 30 dicembre 2021.



In generale, non esiste un parametro n ottimale per la media mobile, la sua scelta dipende in gran parte dal tipo di mercato da analizzare, dal periodo temporale considerato e dal grado di reattività che si vuole avere.

Per quanto riguarda l'operatività, le medie mobili possono essere utilizzate in diversi modi, il più semplice è quello della singola media rapportata all'andamento dei prezzi. In questo caso, i segnali¹⁹ generati sono i seguenti:

$$Signal_{MA}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } P_t > MA_t(n) \\ -1 & \text{se } P_t < MA_t(n) \end{cases} \quad (2.3)$$

Quando i prezzi attraversano la media mobile dal basso verso l'alto, si genera un segnale di acquisto o entrata in posizione long, la quale deve essere mantenuta fino al segnale opposto, costituito dalla situazione inversa, in cui i prezzi attraversano dall'alto verso il basso la media mobile. Questo è l'utilizzo più semplice delle medie mobili ma, allo stesso tempo, quello che genera più facilmente falsi segnali specialmente in fasi di mercato laterali.

¹⁹ D'ora in poi ci si riferirà al segnale "Compra o mantieni una posizione long" con +1 e al segnale "Vendi o mantieni la posizione short" con -1.

Per tale motivo, in letteratura viene suggerito piuttosto di utilizzare l'incrocio tra due o tre medie mobili (chiamato metodo del *doppio/triplo crossover*) con parametri n differenti.

In questo modo, le medie mobili filtrano i prezzi e vengono messe in relazione tra loro. Per capire il funzionamento degli incroci multipli, si prenda come esempio il triplo crossover sviluppato da R.C. Allen²⁰, costituito dall'incrocio di tre medie mobili con parametri $n_1 = 4, n_2 = 9$ e $n_3 = 18$. In questo caso, i segnali operativi sono i seguenti:

$$Signal_{MA}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } MA_t(n_1) > MA_t(n_2) > MA_t(n_3) \\ -1 & \text{se } MA_t(n_1) < MA_t(n_2) < MA_t(n_3) \\ Signal_{MA}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.4)$$

Quando la media mobile veloce (n_1) è superiore a quella intermedia (n_2) che a sua volta è superiore alla media lenta (n_3), viene suggerito all'analista di entrare in posizione long. Questa posizione dovrà essere mantenuta finché non verrà generato un segnale contrario dettato dalla situazione inversa. Il crossover tra medie mobili genera sicuramente segnali con maggior ritardo e minor frequenza rispetto all'utilizzo della singola media, però dà più sicurezza sul fatto che non siano falsi.

1.1.2 Moving Average Convergence Divergence (MACD)

Ideato da Gerald Appel alla fine degli anni Settanta, il MACD è uno degli indicatori trend-follower e momentum più semplici, efficaci e utilizzati dai trader. Viene utilizzato per individuare cambiamenti nella forza, nella direzione, nel momentum e nella durata di un trend.

Il MACD è composto da due linee:

- La Differential Line (DL) che è data dalla differenza di due medie mobili sui prezzi (una chiamata "Fast" su n_1 periodi e una chiamata "Slow" su n_2 periodi)
- La Signal Line (SL), ovvero la media mobile della linea precedente su m periodi.

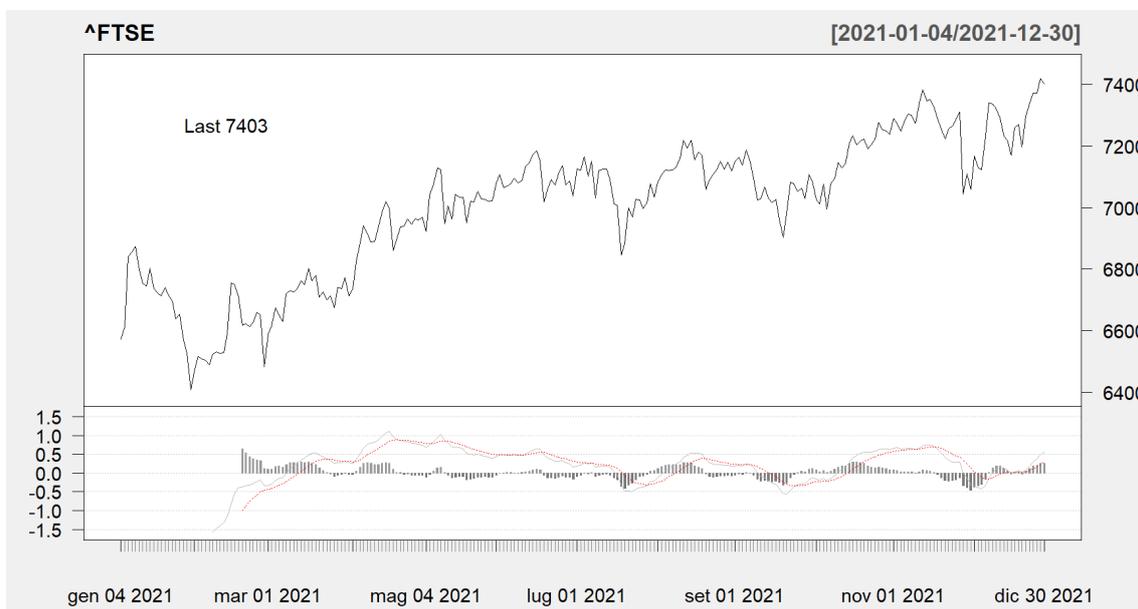
$$MACD_t(n_1, n_2, m) = \begin{cases} SL = EMA_{MACD}(m) \\ DL = EMA_t(n_1) - EMA_t(n_2) \end{cases} \quad (2.5)$$

²⁰ R.C. Allen, (1974), "How to Use the 4-Day, 9-Day and 18-Day Moving Averages to Earn Larger Profits from Commodities", Best books.

Come si può vedere dall'immagine 2.2, la DL (in grigio) e la SL (in rosso) vengono rappresentate sotto il grafico dei prezzi insieme ad una rappresentazione a barre che misura la loro differenza. Quando la SL è maggiore della DL, le barre dell'istogramma sono sotto la Base Line²¹ e viceversa quando la DL è maggiore della SL.

Generalmente, le tre medie mobili vengono scelte di tipo esponenziale ed i parametri vengono fissati pari a $n_1 = 12$, $n_2 = 26$ e $m = 9$, ma anche in questo caso è possibile adattare il MACD alla tipologia di mercato, all'intervallo temporale preso in considerazione e al grado di reattività desiderato.

Immagine 2.2. Applicazione del MACD con parametri standard $n_1 = 12$, $n_2 = 26$ e $m = 9$ sulla serie giornaliera ^FTSE dal 04 gennaio 2021 al 30 dicembre 2021.



Come detto in precedenza, il MACD può essere interpretato in diversi modi per ottenere segnali sia come indicatore trend-follower che come indicatore di momentum.

Il metodo più utilizzato è il “*signal line crossover*”: quando la DL supera dal basso verso l’alto la SL viene generato un segnale d’acquisto e viceversa per un segnale di vendita. Un secondo metodo simile al precedente ma meno utilizzato è lo “*zero crossover*” dove la DL viene confrontato con la Base Line. Valori superiori della DL danno segnali rialzisti mentre valori inferiori danno segnali ribassisti.

Inoltre, risulta utile anche come indicatore di ipercomprato/ipervenduto.

²¹ Chiamata anche Zero Line, indica quel livello in cui la differenza tra le due medie mobili sui prezzi è pari a zero.

Quando la DL aumenta o diminuisce drasticamente, significa che i prezzi si sono alzati o abbassati eccessivamente ed è probabile che torneranno presto a livelli più realistici. A differenza di oscillatori come il RSI, in questo indicatore non esistono soglie di ipercomprato/ipervenduto, per cui le condizioni variano da titolo a titolo.

Infine, il MACD può essere utilizzato come indicatore di un'eventuale inversione di trend: quando si rileva una divergenza tra la DL e l'andamento dei prezzi, significa che il trend corrente sta perdendo forza o sta finendo (specialmente in zone di ipervenduto e ipercomprato).

Di seguito vengono riportati i segnali trend following generati dal MACD utilizzando il metodo del “*signal line crossover*”.

$$Signal_{MACD}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } DL_t > SL_t \wedge DL_{t-1} < SL_{t-1} \\ -1 & \text{se } DL_t < SL_t \wedge DL_{t-1} > SL_{t-1} \\ Signal_{MACD}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.6)$$

1.1.3 Le Bande di Bollinger (BB)

Sviluppato da John Bollinger nei primi anni '80, questo indicatore segue i prezzi e ne costruisce attorno un canale. In questo modo per l'analista sarà possibile valutare la direzione del trend, la volatilità del mercato, il range di oscillazione dei prezzi ma anche possibili zone di ipercomprato e ipervenduto.

Come si può vedere dall'immagine 2.3, le Bande di Bollinger sono composte da tre elementi: una linea centrale (in grigio), una banda superiore ed una banda inferiore (in rosso). La linea centrale (CL) è data da una media mobile semplice dei *typical prices* a n periodi (di solito fissati pari a $n = 20$).

$$CL_t = SMA_t(TP_t, n) \quad (2.7)$$

Dove TP_t sono i *typical prices* al tempo t , definiti come media aritmetica tra il prezzo massimo, minimo e di chiusura della seduta:

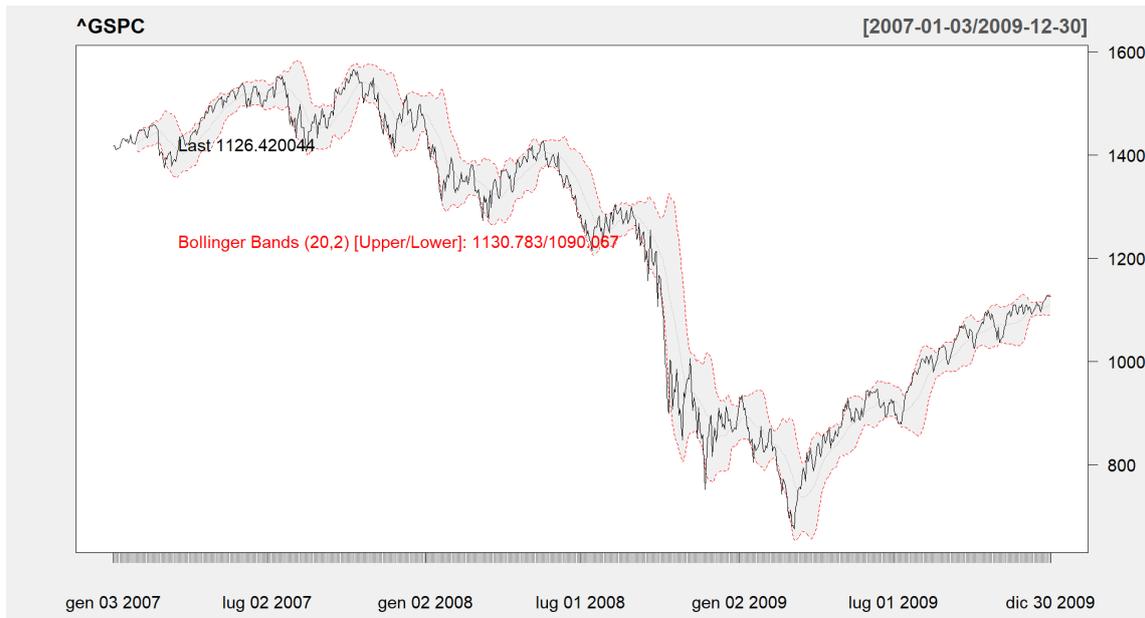
$$TP_t = \frac{HighP_t + LowP_t + CloseP_t}{3} \quad (2.8)$$

La banda superiore (Bup) e la banda inferiore (Bdn), invece, vengono costruite rispettivamente aggiungendo e sottraendo alla CL la sua deviazione standard m volte, quest'ultima calcolata utilizzando sempre i *typical prices*:

$$\begin{cases} Bup_t = CL_t + m \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\tau=0}^{n-1} (TP_t - CL_t)^2} \\ Bdn_t = CL_t - m \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\tau=0}^{n-1} (TP_t - CL_t)^2} \end{cases} \quad (2.9)$$

Dove m è lo standard deviation multiplier che, generalmente, viene posto pari a 2 ma Bollinger ne suggerisce un aumento in caso vengano aumentati gli n periodi della CL_t .

Immagine 2.3. Applicazione delle Bande di Bollinger con parametri standard $n = 20$ e $m = 2$ sulla serie giornaliera GSPC dal 03 gennaio 2007 al 30 dicembre 2009.



A livello operativo, anche in questo caso esistono differenti utilizzi di questo indicatore. Generalmente, le due bande funzionano come aree di supporto/resistenza dinamiche per i prezzi di chiusura: se la banda superiore viene superata genera un segnale di vendita, viceversa se la banda inferiore viene superata genera un segnale di acquisto.

$$Signal_{BB}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } P_t < Bdn_t \wedge P_{t-1} > Bdn_{t-1} \\ -1 & \text{se } P_t > Bup_t \wedge P_{t-1} < Bup_{t-1} \\ Signal_{BB}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.10)$$

Invece, per quanto riguarda la volatilità del mercato, è possibile valutarla osservando l'ampiezza delle bande: se si contrae, l'analista sa che per il periodo selezionato c'è bassa volatilità e lo interpreterà come un periodo di quiete prima di un potenziale segnale.

Per quanto riguarda la sua efficacia, Bollinger²² stesso ha suggerito di utilizzarlo insieme ad altri indicatori in quanto è facile che generi falsi segnali. In seguito, Lento et al. (2007) hanno mostrato come la regola di trading Buy&Hold riesca a performare in modo consistentemente migliore rispetto a questo indicatore, essi inoltre hanno dimostrato che utilizzando la regola contraria (ad esempio, comprare quando il segnale è di vendita e viceversa) le sue performance sono migliorate molto. Infine, anche Butler e Kazakov (2010) e Pizzi et al. (2021) hanno testato questo indicatore utilizzando la regola del crossover ma ottimizzando il set di parametri attraverso l'applicazione di metaeuristiche. Entrambi gli studi hanno mostrato come le performance risultino migliori senza i parametri di default.

1.2. Gli indicatori di momentum

Spesso chiamati anche indicatori *leading* o primari, questi indicatori si occupano di individuare il verificarsi di un nuovo trend o di un'inversione di tendenza. Al contrario dei *trend-following*, gli indicatori di *momentum* non si occupano di seguire i prezzi ma di prevederne l'andamento futuro in base alla serie storica. Questa loro natura però li porta maggiormente a generare falsi segnali; quindi, è sempre consigliato utilizzarli in combinazione con altri indicatori.

Come si può notare dalla loro denominazione, essi si basano sul concetto di *Momentum* che può essere riassunto nella seguente definizione:

“Il momentum del mercato viene misurato registrando le continue variazioni di prezzo su intervalli di tempo prefissati. Per costruire la linea del momentum a 10 giorni bisogna semplicemente sottrarre dall'ultimo prezzo di chiusura quello del decimo giorno già trascorso. Il valore, positivo o negativo, viene posizionato intorno alla linea dello zero. La formula per calcolare il momentum è:

$$M = V - V^x$$

Dove:

V = ultimo prezzo di chiusura

²² Bollinger, J. (1992). "Using Bollinger Bands". *Stock & Commodities*, 10(2), 47-51.

$V^x = \text{prezzo dei 10 giorni precedenti.}$ ²³

All'interno di questa categoria si collocano principalmente gli oscillatori, i cui principali segnali per l'analista sono: l'individuazione delle zone di ipercomprato e di ipervenduto²⁴, avvertimenti di possibili inversioni causate da divergenze²⁵ tra il movimento dell'oscillatore e l'andamento dei prezzi e segnali di acquisto/vendita con il superamento della mediana da parte dell'oscillatore.

Tra i più famosi indicatori di *momentum* ci sono il Commodity Channel Index (CCI), il Rate of Change (ROC), il Relative Strength Index (RSI), lo Stochastic Oscillator, il Williams %R e l'Average Directional Movement Index (ADX). Di seguito, verranno introdotti alcuni di questi indicatori.

1.2.1 Rate of Change (ROC)

Il ROC è l'oscillatore che più si avvicina alla definizione di *momentum*, tant'è che spesso ne prende il nome. Questo indicatore tecnico va a misurare la variazione percentuale dei prezzi da un periodo all'altro.

$$ROC_t(n) = \frac{P_t - P_{t-n}}{P_{t-n}} \approx \ln(P_t) - \ln(P_{t-n}) \quad (2.11)$$

In genere, un ROC positivo è segnale di aumento nella forza di un trend rialzista, mentre un valore negativo indica un'accelerazione di un trend ribassista. In ogni caso, essendo un indicatore di momentum, il ROC fornisce varie tipologie di segnale.

Innanzitutto, può essere utilizzato per individuare divergenze con l'andamento dei prezzi: se il ROC aumenta mentre i prezzi scendono si ha un segnale di acquisto, viceversa se il ROC diminuisce e i prezzi aumentano si genera un segnale di vendita.

Un'altra sua interpretazione può essere quella di individuare zone di ipercomprato e ipervenduto, ma anche in questo caso non esistono delle soglie standard per la loro individuazione. In alcuni casi, quest'ultime vengono fissate pari a due terzi dei minimi (ipervenduto) e due terzi dei massimi (ipercomprato).

²³ Murphy, J. J. (2002). "Analisi tecnica dei mercati finanziari. Metodologie, applicazioni e strategie operative" (Seconda ed.). Milano: Hoepli.

²⁴ Sono fasce estreme dell'oscillatore che vengono raggiunte quando ci sono bruschi rialzi o ribassi dei prezzi dovuti ad un eccesso di potenza dei compratori/venditori. Indicano un eccesso che può essere risanato con un rimbalzo o una fase laterale.

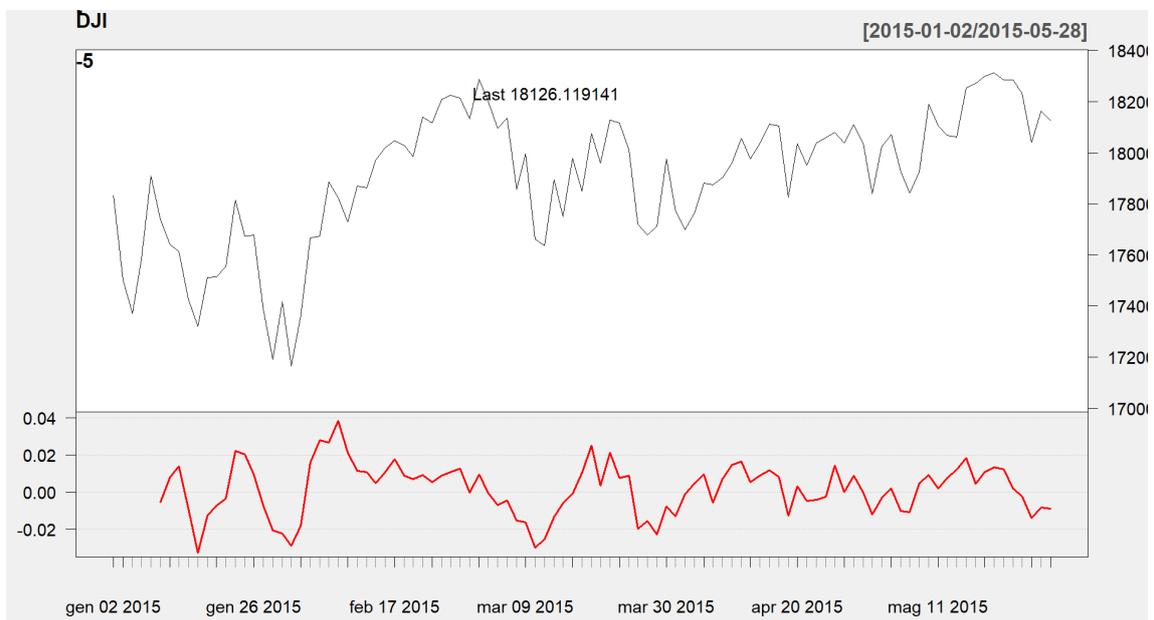
²⁵ Segnale di allerta che indica una certa difficoltà da parte del mercato nel continuare il trend.

Infine, l'indicazione più utilizzata deriva dal superamento della linea dello zero:

$$Signal_{ROC}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } ROC_t > 0 \wedge ROC_{t-1} < 0 \\ -1 & \text{se } ROC_t < 0 \wedge ROC_{t-1} > 0 \\ Signal_{ROC}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.12)$$

Come tutti gli oscillatori, anche il ROC tende a generare spesso falsi segnali, per cui risulta necessario abbinarlo ad altri indicatori trend-following o di momentum.

Immagine 2.4. Applicazione del ROC con parametro standard $n = 5$ sulla serie giornaliera ^DJI dal 02 gennaio 2015 al 28 maggio 2015.



1.2.2 Relative Strength Index (RSI)

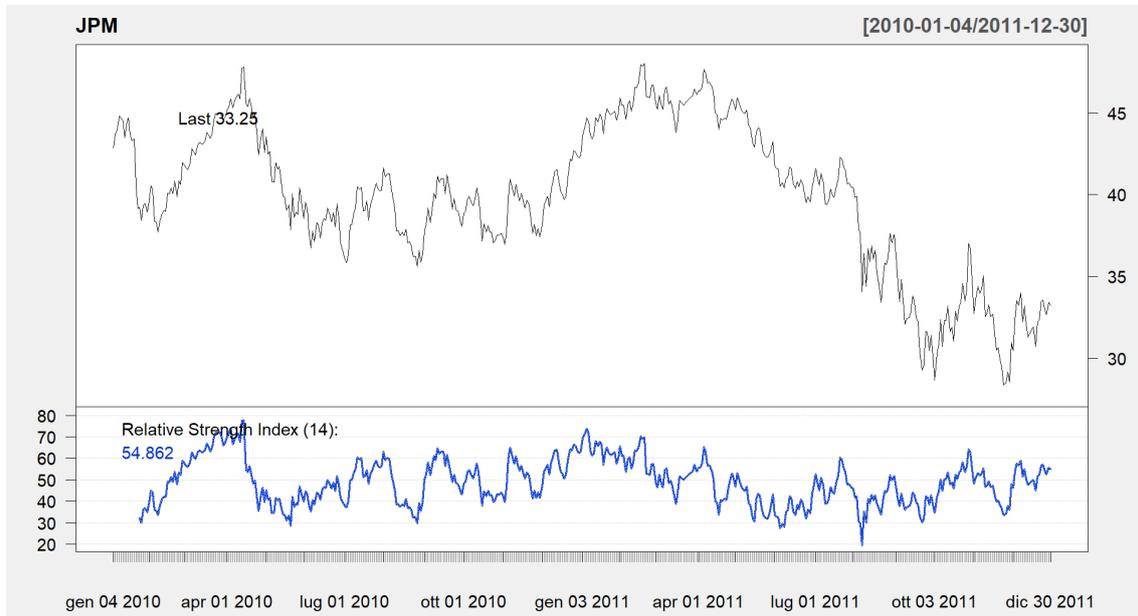
Sviluppato nel 1978 da Welles Wilder Jr., il Relative Strength Index è un oscillatore di momentum che misura la velocità e l'entità dei movimenti del prezzo nell'intervallo $[0,100]$.

La sua formula consiste nel rapporto in percentuale tra le variazioni positive e le variazioni totali in valore assoluto dei prezzi per il periodo n considerato:

$$RSI_t(n) = 100 * \frac{\sum_{\tau=0}^{n-1} \Delta^+ P_{t-\tau}}{\sum_{\tau=0}^{n-1} |\Delta P_{t-\tau}|} \quad (2.13)$$

Dove Δ^+ rappresenta la variazione positiva del prezzo e n viene fissato, in genere, pari a 14 periodi.

Immagine 2.5. Applicazione del RSI con parametro standard $n = 14$ sulla serie giornaliera JPM dal 04 gennaio 2010 al 30 dicembre 2011.



Per quanto riguarda il suo utilizzo operativo, essendo un oscillatore di momentum, è possibile generare segnali osservando le divergenze tra l'andamento dei prezzi e i valori del RSI. In genere però, viene utilizzato per individuare le zone di ipervenduto e ipercomprato che, in accordo con quanto stabilito da Wilder, sono identificate rispettivamente da valori del RSI superiori a 70 e inferiori a 30. I segnali generati, in questo caso, sono i seguenti:

$$Signal_{RSI}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } RSI_t < 30 \wedge RSI_{t-1} > 30 \\ -1 & \text{se } RSI_t > 70 \wedge RSI_{t-1} < 70 \\ Signal_{RSI}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.14)$$

1.2.3 Williams %R

Questo indicatore di momentum prende il nome dal suo creatore Larry Williams che lo ha sviluppato nel 1973 e viene utilizzato per trovare i punti di entrata e uscita dal mercato. Inizialmente, Williams lo utilizzava per investire nelle commodities, ma può essere impiegato anche per altri strumenti come valute e azioni.

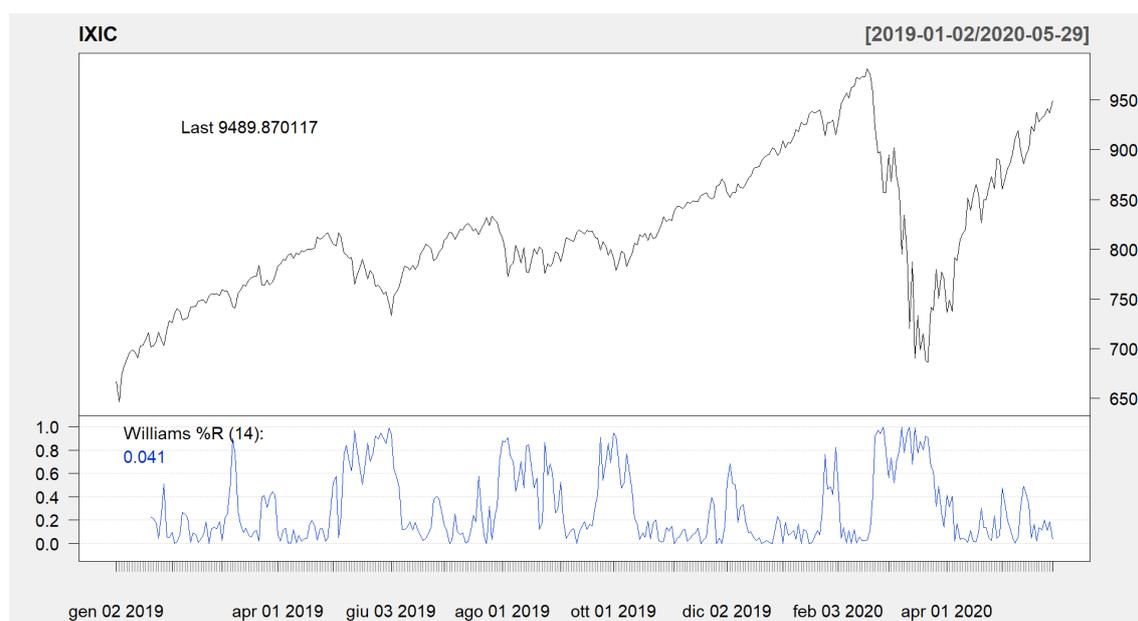
Nella sua struttura originale, il Williams %R viene calcolato come rapporto percentuale negativo: a numeratore si ha la differenza tra il prezzo massimo per gli n periodi presi in considerazione (HP_n) e il prezzo di chiusura (C_t) al tempo t ; mentre a denominatore si ha la differenza tra il prezzo massimo (HP_n) e il prezzo minimo (LP_n) per gli n periodi presi in considerazione.

$$WPR_t(n) = -100 * \frac{HP_n - C_t}{HP_n - LP_n} \quad (2.15)$$

Il suo range varia nell'intervallo $[0, -100]$, dove la vicinanza all'estremo superiore indica una zona di ipercomprato mentre la vicinanza all'estremo inferiore indica una zona di ipervenduto. La logica di questa struttura è quella di individuare quanto il prezzo di chiusura sia vicino al massimo o al minimo del periodo selezionato.

Generalmente, n è fissato pari a 14 e le soglie delle zone di ipercomprato e ipervenduto sono rispettivamente a -20 e -80 . Il superamento di queste soglie non comporta necessariamente un'inversione del trend, che potrebbe continuare nella sua direzione o oscillare lateralmente, in ogni caso gli analisti generalmente lo interpretano come segnale di acquisto e di vendita. In quanto oscillatore, è possibile utilizzarlo anche per individuare eventuali divergenze tra il suo andamento e il movimento dei prezzi.

Immagine 2.6. Applicazione del Williams %R con parametro standard $n = 14$ sulla serie giornaliera ^IXIC dal 02 gennaio 2019 al 29 dicembre 2020.



Come detto in precedenza, la formula originale del Williams %R è la (2.15) però alcuni software lo implementano con un range positivo che va da 0 a 100 o da 0 a 1. Quest'ultimo è il caso dell'immagine 2.6, dove l'indicatore è stato implementato con il pacchetto *Quantmod* di R. In questa situazione, le soglie di ipervenduto e ipercomprato vengono fissate rispettivamente pari a 20% e 80%:

$$Signal_{WRP}(t) = \begin{cases} +1 & \text{se } WRP_t < 20\% \wedge WRP_{t-1} > 20\% \\ -1 & \text{se } WRP_t > 80\% \wedge WRP_{t-1} < 80\% \\ Signal_{WRP}(t-1) & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.16)$$

2. L'approccio algoritmico al trading: i trading system

Una volta completato il quadro sull'Analisi Tecnica, è possibile trattarne l'utilizzo operativo. Per quanto riguarda questo aspetto, non esistono delle regole fisse da seguire: si può svolgere un'analisi grafica con uno o più strumenti, si può svolgere un'analisi su uno o più indicatori tecnici o si possono creare varie combinazioni di entrambe. La decisione spetta all'analista che valuterà come implementare la propria strategia di trading a seconda della sua visione del mercato, dei suoi obiettivi, della sua esperienza e delle sue competenze. In generale, comunque, è possibile distinguere due tipologie di approcci al trading: un approccio discrezionale e un approccio algoritmico. Nel primo caso, l'analista prediligerà una maggior flessibilità sulla gestione delle regole di ingresso/uscita dal mercato e sugli aspetti di money management²⁶ e risk management²⁷, con il rischio però che l'operatività venga influenzata in modo negativo dalla componente emozionale. Nel secondo caso, invece, implementerà un trading system automatico che generi in autonomia i segnali operativi, eliminando così la componente discrezionale²⁸. Quest'ultimo approccio è quello che verrà approfondito in questo paragrafo.

Innanzitutto, per trading system (TS) si intende “*un insieme prestabilito di regole che analizzano in modo sistematico l'andamento del mercato (input) e forniscono, in modo automatico, segnali di acquisto e/o di vendita (output)*”²⁹, dove le regole consistono nella combinazione dei segnali degli strumenti inseriti al suo interno. In accordo con lo schema

²⁶ Gestione del rischio della posizione in ottica di liquidità e portafoglio.

²⁷ Gestione della relazione rischio-rendimento per la posizione specifica.

²⁸ Solo parzialmente in realtà, perché è sempre possibile utilizzare il trading system come supporto per il trading discrezionale.

²⁹ Defendi, G. (2017). *L'analisi tecnica e i mercati finanziari: figure grafiche, oscillatori e tecniche operative di base*. Milano: Hoepli.

proposto da Defendi (2017), è possibile distinguere i trading system in tre principali tipologie: i sistemi di *breakout*, i sistemi *trend following* ed i sistemi *reversal/contrarian*.

I sistemi di *breakout* sono composti da strumenti che individuano livelli significativi di supporto e/o resistenza, la cui rottura genera accelerazioni importanti dei prezzi specialmente se preceduta da una lunga fase laterale. In questa categoria rientrano quei trading system costituiti da segnali combinati derivanti dal volume dei prezzi, formazioni grafiche e altri pattern di continuazione.

I sistemi *trend following*, invece, individuano il trend primario in atto e forniscono all'analista dei segnali di entrata nella direzione di quest'ultimo che devono essere mantenuti fino alla generazione di un segnale contrario. In questa tipologia di sistemi troviamo, ad esempio, il trading system ideato da R.C. Allen descritto dalla (2.4) nel paragrafo precedente.

Infine, i sistemi *reversal/contrarian* hanno lo scopo di individuare quelle situazioni di stress ed eccesso nel mercato che possono portare ad un'inversione del trend in atto. In questa tipologia di sistemi, quindi, si inseriscono segnali di indicatori di momentum che vanno ad individuare le zone di ipercomprato e ipervenduto e segnali dettati da formazioni grafiche o altri dati sui prezzi che ne indichino una possibile inversione di tendenza.

2.1. Vantaggi e svantaggi del trading algoritmico

Utilizzare trading systems algoritmici e automatizzare così l'attività di trading permette di ottenere sicuramente dei vantaggi che altri approcci non garantiscono. Come già accennato, l'aspetto più importante è quello di eliminare ogni componente emotiva e di pregiudizio, in modo che l'entrata e uscita dal mercato non siano soggetti a bias cognitivi e che vi sia disciplina nel seguire le regole. Così facendo, un sistema ben definito genererà profitti in modo consistente rispetto ad un approccio di trading discrezionale e fermerà le perdite non appena si registrerà un cambiamento.

Bisogna tener conto, però, del fatto che anche i trading system possono attraversare delle fasi in cui non funzionano correttamente e generano perdite: dopo tutto, sono comunque sistemi che si basano sulla lettura dei dati storici per prevedere l'andamento futuro dei prezzi; quindi, possono essere soggetti alla così detta "decadenza d'efficacia" del sistema. Nello specifico, un sistema decade quando, in corrispondenza di un mutamento della serie storica di uno o più mercati, le sue prestazioni peggiorano significativamente.

Più il mutamento che scatena la decadenza è minimo, più si ricadrà in un caso di *overfitting* del trading system, ovvero la situazione in cui un eccessivo numero di parametri e/o un'eccessiva ottimizzazione di essi hanno provocato un adattamento estremo del trading system ad una fase di mercato specifica.

Un altro problema da non sottovalutare del trading automatico è l'onerosità delle risorse tecnologiche e delle competenze. Per effettuare questa attività, bisogna investire in modo consistente in software d'eccellenza che permettano di ottenere un flusso di dati reali preciso e istantaneo; in banche dati storiche di qualità, in hardware che garantiscano continuità al lavoro e, inoltre, sulla formazione personale necessaria per restare sempre al passo con i cambiamenti repentini del mondo della finanza. Se queste spese vengono trascurate, si rischia di implementare strategie di trading inefficienti con problemi di *slippage*³⁰, costruzione errata del sistema e decadenza d'efficacia.

2.2. Backtesting e valutazione

Alla luce di queste considerazioni, un trading system deve essere studiato nei minimi dettagli e validato con cura prima di essere implementato operativamente. In particolare, gli analisti effettuano una serie di test differenti sul sistema per validarlo tra cui i più conosciuti sono i *backtest* che si basano sull'utilizzo di serie storiche passate dei prezzi. La tipologia di backtest più semplice e diffusa si svolge in due fasi consecutive e prevede l'utilizzo di una serie storica divisa in due periodi differenti: il periodo In-Sample ed il periodo Out-of-Sample.

Immagine 2.7. Possibili configurazioni delle fasi di training e di testing all'interno della stessa serie storica.

Periodo totale				
Fase di training			Fase di testing	
Fase di testing		Fase di training		
Fase di testing	Fase di training			Fase di testing
Fase di training	Fase di testing	Fase di training	Fase di testing	Fase di training

Nella prima fase *di training*, il sistema viene “addestrato” nel periodo In-Sample con lo scopo di ottimizzarne il set up dei parametri. Nella seconda fase *di testing*, invece, il sistema viene testato nel periodo Out-of-Sample con lo scopo di valutarne un eventuale

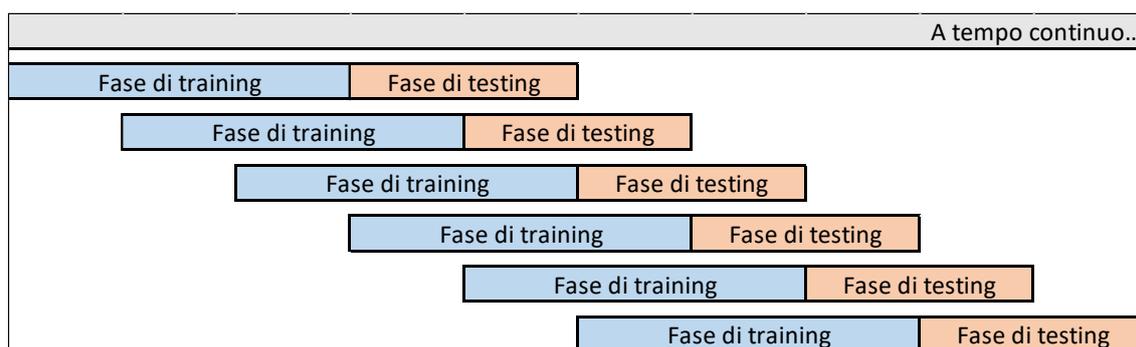
³⁰ Esecuzione di ordini di ingresso o uscita ad un prezzo differente rispetto a quello indicato dal trading system.

decadenza d'efficacia. In genere, la prima fase si basa su un periodo cronologicamente precedente e con più osservazioni rispetto alla seconda ma, come è possibile vedere dall'immagine 2.7, si possono scegliere differenti configurazioni.

Un altro esempio di backtesting consiste nel valutare le performance del trading system su più serie storiche appartenenti a strumenti finanziari diversi, in modo da ottenere una visione diversificata sui risultati. Il problema di questi test, però, è che richiedono una selezione accurata degli strumenti, in modo che i risultati non vengano influenzati troppo da caratteristiche esogene al sistema (come, ad esempio, livelli di volatilità differenti).

Infine, un'altra tipologia di backtest che risulta più dinamica rispetto alle precedenti è la *Walk-Forward Analysis*. Questa tipologia di backtest conserva la struttura a due fasi dei test In-Sample e Out-of-Sample ma viene ripetuta su finestre temporali mobili, in modo che la variazione dei parametri da ottimizzare avvenga in modo naturale man mano che passa il tempo.

Immagine 2.8. Rolling Walk-Forward Analysis.



Qualsiasi sia la tipologia di backtest scelta, al termine sarà possibile misurare e valutare le caratteristiche del sistema attraverso un *System Report*, costituito da una serie di indici. Tra questi, i principali da tenere in considerazione sono l'Equity Line, il Net Profit, il Massimo Draw Down, il Return on Account, il Profit Factor, il numero di Trade, il tempo a mercato, la MAE e la MFE.

Per quanto riguarda l'*Equity line*, essa consiste nell'andamento cumulato dei profitti e delle perdite generate dal sistema. Questo indice mostra la dinamica, nel corso del periodo considerato, di un ipotetico capitale investito seguendo le regole del trading system e va valutata la sua redditività e rischiosità. Più si avvicina a una retta inclinata positivamente di 45°, più il sistema è stato in grado di generare profitti costanti e lineari nel tempo.

Il *Net Profit*, invece, è il guadagno ottenuto nel periodo preso in considerazione al netto delle commissioni. È un indice che sicuramente viene considerato maggiormente rispetto a tutti gli altri perché va a valutare il guadagno in termini assoluti o percentuali generati dal trading system, però spesso può essere fuorviante perché non tiene conto di altre informazioni come il rischio.

Il *Max Draw Down*, invece, rappresenta la massima perdita ipotetica che il trading system avrebbe potuto generare nel periodo considerato per la serie storica. In altre parole, è il più grande ritracciamento ottenuto dall'Equity line e viene utilizzato per misurare la rischiosità del sistema.

Dal rapporto tra il *Net Profit* ed il *Max Draw Down* si ottiene il *Return on Account* che è un indice che descrive la bontà generale del sistema. Questo rapporto, infatti, misura quanto riesce a guadagnare il trading system a fronte del rischio di subire la maggior perdita potenziale. Se, ad esempio, si registra un valore di Return on Account pari a 5, significa che, ogni 5 euro di profitto, il rischio in termini di Max Draw Down è di perdere 1 euro.

Il *Profit Factor*, invece, è un indice sintetico dato dal rapporto tra i guadagni totali e le perdite totali per le operazioni effettuate in un determinato periodo. In genere, un profit factor maggiore di 1 o 1.5 viene inteso come indicatore di ottima profittabilità del sistema. Per quanto riguarda il *numero di trades*, invece, non è altro che il numero totale di operazioni effettuate durante il periodo considerato e dimostra il livello di significatività statistica del test.

Il *tempo a mercato*, invece, identifica la frequenza temporale con cui il sistema rimane in posizione. Generalmente, visto che la singola operazione è considerata una fonte di rischio, si preferisce un tempo a mercato ridotto.

La *Maximum Adverse Excursion* (MAE) è un altro indice molto importante che misura la massima escursione negativa registrata dal prezzo prima che la posizione venisse chiusa dal sistema. Lo scopo di questo indicatore è trovare il massimo valore di tolleranza prima di ottenere una perdita, in modo da poterlo utilizzare come stop-loss³¹.

L'indice della *Maximum Favorable Excursion* (MFE) è legato al precedente ed è la massima escursione positiva ottenuta dall'andamento dei prezzi prima della chiusura della

³¹ Livello di prezzo che, se toccato durante la seduta, fa scattare la chiusura della posizione, in modo da limitare le perdite.

posizione. Anche in questo caso è possibile utilizzare il suo valore operativamente come livello di take-profit³².

Tra le caratteristiche da valutare attraverso il System Report, la *profittabilità* e la *stabilità* sono sicuramente le due più importanti: infatti, solo un sistema che genera un equity line positiva e lineare è considerato buono e utilizzabile operativamente, altrimenti significa che non riesce a generare profitti o li genera senza costanza. Inoltre, bisogna valutare anche la *robustezza* e la *persistenza* di un sistema, ovvero le capacità di funzionare senza problemi di overfitting e di mantenere le performance invariate nel tempo.

3. Ottimizzazione di un trading system

Come già spiegato in precedenza, l'obiettivo principale di questa tesi è ottimizzare i parametri di un trading system in fase di backtesting e, tra le altre cose, confrontare i risultati del sistema ottimizzato con i risultati del sistema che utilizza i parametri standard.

In particolare, il trading system che verrà ottimizzato incorpora sia caratteristiche di sistemi contrarian/reversal, sia caratteristiche trend-following (con prevalenza di quest'ultime). Gli input del sistema sono i prezzi di chiusura aggiustati giornalieri (P_t) e verranno analizzati attraverso la combinazione di tre indicatori tecnici:

1. Il Relative Strength Index (RSI);
2. Le Bande di Bollinger (BB);
3. Il Moving Average Convergence/Divergence (MACD)³³.

Il set up di questi indicatori dipende da sei parametri da ottimizzare:

- Il numero di periodi con il quale calcolare il RSI ($nRSI$);
- Il numero di periodi con il quale costruire la media mobile semplice delle BB ($nSMABB$);
- Lo standard deviation multiplier delle BB ($sdBB$);
- Il numero di periodi per la costruzione della media Fast del MACD ($nMACD1$);
- Il numero di periodi per la costruzione della media Slow del MACD ($nMACD2$);
- Il numero di periodi per la costruzione della Signal Line del MACD ($mMACD$).

³² Valore del prezzo fissato che, se viene toccato dai prezzi durante una seduta, fa chiudere la posizione garantendo un determinato profitto.

³³ Per le specifiche di ciascun indicatore si rimanda al paragrafo 1 del presente Capitolo.

Per quanto riguarda le trading rules, cuore del sistema di trading, sono ottenute dalla combinazione dei segnali di ciascun indicatore. Nello specifico, verrà generato un segnale di acquisto o mantenimento della posizione long (+1) quando almeno due delle seguenti condizioni si verifica contemporaneamente:

- Il RSI supera al ribasso la soglia di 30;
- I prezzi di chiusura superano la Banda inferiore (Bdn) delle BB;
- La DL supera a rialzo la SL nel MACD.

Questa posizione verrà mantenuta finché non viene generato un segnale di vendita o mantenimento di posizione short (-1), ovvero quando almeno due delle seguenti condizioni si verifica contemporaneamente:

- Il RSI supera a rialzo la soglia di 70;
- I prezzi di chiusura superano la Banda superiore (Bup) delle BB;
- La DL supera a ribasso la SL nel MACD.

Queste trading rules possono essere riassunte come segue:

$$Signal_t = \begin{cases} +1 & \text{se: } (RSI_t < 30 \wedge P_t < Bdn_t) \\ & \vee (RSI_t < 30 \wedge DL_t > SL_t) \\ & \vee (P_t < Bdn_t \wedge DL_t > SL_t) \\ -1 & \text{se: } (RSI_t > 70 \wedge P_t > Bup_t) \\ & \vee (RSI_t > 70 \wedge DL_t < SL_t) \\ & \vee (P_t > Bup_t \wedge DL_t < SL_t) \\ Signal_{t-1} & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.17)$$

Per quanto riguarda le altre regole operative, in questo semplice trading system non sono ammesse le vendite allo scoperto (short sale) e non vengono considerati i costi di transazione. Per lo sviluppo del sistema è stato utilizzato il pacchetto *Quantstrat* disponibile sul software R.

III. Due metaeuristiche a confronto: il PSO e il GWO

Ottimizzare i parametri di un trading system in fase di backtesting significa affrontare un problema matematico di ottimizzazione combinatoria. In questo capitolo si tratterà questa tipologia di problemi ponendo particolare attenzione alle loro tecniche di risoluzione. In particolare, verrà approfondita la famiglia delle metaeuristiche focalizzandosi sui due algoritmi che verranno utilizzati per ottimizzare il trading system: il PSO e il GWO.

1. Metaeuristiche per l'ottimizzazione

I problemi di ottimizzazione combinatoria sono presenti in vari ambiti come quello ingegneristico, informatico, industriale o finanziario e consistono nella ricerca di una soluzione ottima per una o più funzioni matematiche (chiamate funzioni obiettivo) con lo scopo di massimizzarne o minimizzarne gli output. In altri termini, è un processo di selezione degli elementi migliori tra una serie di alternative disponibili, in modo da ottenere il risultato migliore possibile per la risoluzione di ciascun problema.

Generalmente, un problema di ottimizzazione combinatoria viene definito come $P = (S, f)$ ed è composto da:

- Un set di variabili x_i (con $i = 1, \dots, n$);
- Un dominio D_i (con $i = 1, \dots, n$) delle variabili x_i che definisce il perimetro dello spazio di ricerca \mathfrak{R}^n ;
- Un numero di vincoli v_i (con $i = 1, \dots, n$) per il set di variabili x_i ;
- Un set di possibili combinazioni delle variabili x_i dato da:

$$S = \{s = [(x_1, v_1), \dots, (x_n, v_n)] | v_i \in D_i\} \quad (3.1)$$

Dove ciascuna combinazione s soddisfa i vincoli e l'intero set di combinazioni S costituisce gli elementi dello spazio di ricerca \mathfrak{R}^n ;

- Una o più funzioni obiettivo f_j (con $j = 1, \dots, m$) da ottimizzare all'interno dello spazio di ricerca \mathfrak{R}^n .

Il problema si pone come massimizzazione o minimizzazione dell'output della funzione obiettivo, il quale viene associato a ciascuna soluzione e permette di confrontarle per

ricercare la migliore. Ad esempio, se si tratta di un problema di massimizzazione di una funzione obiettivo:

$$P = \max_{s \in S} f(s) \quad (3.2)$$

L'ottimo globale del problema P sarà dato dalla soluzione s^* tale che:

$$f(s^*) \geq f(s) \quad \forall s \in S \quad (3.3)$$

Da questa impostazione generica è possibile classificare i problemi di ottimizzazione in vari modi: si può distinguere tra problemi di ottimizzazione multi-obiettivo o a singolo obiettivo (a seconda che m sia maggiore o uguale a 1), si possono distinguere i problemi non vincolati da quelli vincolati (se i vincoli v_i sono presenti o meno) oppure è possibile distinguere tra problemi lineari o non lineari a seconda della presenza o meno di tale proprietà nella funzione obiettivo e nei vincoli.

1.1. Tecniche di risoluzione: dalle tecniche classiche alle metaeuristiche

Per affrontare queste tipologie di problemi, generalmente è possibile agire attraverso due metodologie: applicando le tecniche classiche di risoluzione oppure affidandosi ad algoritmi approssimativi.

Le *tecniche classiche*, tradizionalmente, possono seguire due approcci distinti: gli approcci deterministici e gli approcci stocastici. Gli approcci deterministici si basano principalmente sulla formulazione matematica e le sue proprietà che permettono una convergenza veloce all'ottimo globale ed un'implementazione semplice e ripetibile. Gli approcci stocastici, invece, integrano la componente della casualità al processo di ottimizzazione e si affidano ad un'esplorazione più dettagliata dello spazio di ricerca, fornendo risultati intermedi e finali che non si ripetono. Queste tecniche vengono utilizzate per risolvere un'enorme quantità di problemi di ottimizzazione ma sono anche soggette a limitazioni significative: le tecniche deterministiche sono spesso condizionate dalle proprietà caratteristiche del problema (ad esempio, la differenziabilità per gli approcci basati su vettori di gradienti) e sono molto suscettibili a problemi di stagnazione in ottimi locali; le tecniche stocastiche, invece, sono lente a convergere e questo problema pone importanti limitazioni laddove il tempismo diventa critico.

Tali limitazioni non permettono l'utilizzo di questi due approcci per la risoluzione di problemi operativi complessi, come quelli finanziari che rientrano nella classe dei problemi NP-hard³⁴. Questi problemi sono caratterizzati da vincoli a variabili miste-intere che rendono le funzioni da ottimizzare non lineari, non continue e non differenziabili: un esempio è il classico problema di ottimizzazione di portafoglio a varianza minima, in cui vendere e acquistare titoli significa introdurre vincoli operativi di cardinalità e di lotti minimi/massimi di transazione. Per questi problemi, arrivare ad una soluzione attraverso gli approcci classici risulta un processo troppo lento per le dinamiche operative o addirittura impossibile; quindi, è necessario ricorrere a metodi alternativi che garantiscano un giusto trade-off tra ottimalità ed efficienza.

In questo senso, gli *algoritmi approssimativi* sono la soluzione migliore perché, a differenza delle tecniche classiche, tralasciano alcune caratteristiche delle soluzioni (come l'ottimalità, l'accuratezza o la completezza) per risolvere il problema in un tempo ragionevole o per trovare una soluzione approssimativa nel caso in cui le precedenti falliscano nel trovare una soluzione esatta. All'interno di questa famiglia è possibile distinguere gli algoritmi approssimativi generici dagli algoritmi euristici (o più semplicemente le *euristiche*)³⁵. Mentre i primi forniscono una soluzione di alta qualità, in un tempo limitato e per problemi specifici; le euristiche trovano "buone" soluzioni, in un tempo ragionevole e per più problemi differenti. Per fare ciò si basano su una tecnica di "trial and error", la quale non garantisce comunque che la soluzione trovata sia l'ottimo globale.

All'interno delle euristiche è possibile identificare due tipologie principali di algoritmi:

- *Gli algoritmi costruttivi* che, come lascia intuire il nome, "costruiscono" la soluzione ammissibile apportando, iterazione dopo iterazione, degli aggiustamenti ad una soluzione iniziale. In questo modo, risultano relativamente veloci anche se non garantiscono una soluzione migliore rispetto ad altri algoritmi.
- *Gli algoritmi di ricerca locale*, invece, migliorano una soluzione già ammissibile attraverso un procedimento iterativo e risultano più precisi rispetto ai precedenti. Nello specifico, viene stabilito un criterio di ricerca della soluzione migliore

³⁴ Dall'inglese "Nondeterministic Polynomial-time hard problems", è la categoria di problemi di ottimizzazione a cui appartiene la maggior parte dei problemi del mondo reale, la risoluzione esatta di questi problemi richiede un tempo computazionale che cresce esponenzialmente all'aumentare delle variabili considerate.

³⁵ Dal greco "heuriskein" che significa trovare, scoprire.

all'interno del *vicinato*³⁶ della soluzione iniziale e, in seguito, si procede con la ricerca iterativa finché non è più possibile trovare una soluzione migliore.

Queste due tipologie di algoritmi prendono anche il nome di “euristiche specifiche” perché si basano su input iniziali e strutture su misura per problemi specifici. Per questo motivo, pur essendo più flessibili rispetto agli algoritmi approssimativi generici, sono spesso soggette a stagnazione in ottimi locali e necessitano di modifiche importanti alla loro struttura per poter essere utilizzate con problemi differenti.

Da queste limitazioni è nata l'idea di sviluppare una terza categoria di algoritmi che potenzialmente possa risolvere un ampio spettro di problemi senza dover subire modifiche consistenti nella struttura: le così dette *metaeuristiche*.

1.2. Le metaeuristiche

Questa categoria di algoritmi, a cui appartengono il PSO ed il GWO, è interpretabile come una sorta di evoluzione³⁷ delle euristiche in cui si combinano caratteristiche sia degli algoritmi costruttivi sia degli algoritmi di ricerca locale. Al pari delle euristiche, le metaeuristiche permettono di ottenere una soluzione approssimativa per problemi complessi in un tempo ragionevole, però possono essere applicati alla quasi totalità dei problemi di ottimizzazione senza dover mutare la struttura originale in modo significativo e consentendo una ricerca più approfondita nelle migliori aree nello spazio di ricerca. Negli ultimi trent'anni hanno riscosso molto successo in vari ambiti a causa della flessibilità e della semplicità che li caratterizzano e che permette loro di essere adattati a qualsiasi sorta di problema di ottimizzazione.

I due concetti principali su cui si basano sono:

- La fase di *exploration* (diversificazione) in cui vengono ricercate le migliori soluzioni all'interno dello spazio di ricerca;
- La fase di *exploitation* (intensificazione) in cui si sfrutta l'esperienza comune per focalizzare la ricerca nell'intorno delle migliori soluzioni trovate.

³⁶ Dall'inglese “*neighbourhood*”, il vicinato di una soluzione s è rappresentato dallo spazio circostante nel quale l'algoritmo ricerca una soluzione migliore. Ciascun vicinato ha una sua topologia che va ad influenzare il processo di ottimizzazione e definisce il flusso di informazioni tra gli elementi dello spazio di ricerca.

³⁷ Il termine stesso “metaeuristica” possiede il prefisso “meta” che significa “oltre” e riflette il fatto che questa categoria va “oltre” alle semplici euristiche migliorandole.

La fase di exploration viene ricondotta al comportamento individuale di un agente di ricerca che esplora le aree secondo lui più promettenti, mentre la fase di exploitation viene ricondotta al comportamento sociale in cui più agenti di ricerca sfruttano e condividono la loro esperienza passata per migliorare la propria ricerca.

All'interno delle metaeuristiche, queste due fasi possiedono una relazione di trade-off che è importante bilanciare. Infatti, se si decidesse di enfatizzare la fase di exploration l'algoritmo risulterebbe lento nel convergere alla soluzione ottimale; viceversa, se si desse maggior peso alla fase di exploitation si rischierebbe di far convergere velocemente l'algoritmo verso aree di ottimo locale. Un concetto molto importante legato a queste due fasi è quello della Swarm Intelligence che, come si vedrà nel prossimo paragrafo, permette di migliorare la qualità delle soluzioni. Infatti, i singoli individui che compongono la popolazione risultano capaci di un'intelligenza basilica nel ricercare le soluzioni ma, se vengono messi in relazione tra loro, riescono a svolgere compiti molto complessi grazie alla cooperazione e allo scambio delle informazioni.

Prima di approfondire questo concetto, però, è necessario presentare le principali classificazioni delle metaeuristiche che ne descrivono anche le caratteristiche.

- *Algoritmi nature inspired vs. algoritmi non-nature inspired.*

All'origine dell'algoritmo può esserci un'ispirazione a comportamenti presenti in natura, come nel caso del Particle Swarm Optimizer (PSO) e del Grey Wolf Optimizer (GWO); oppure verso altri comportamenti non presenti in natura, come nel caso del Greedy Adaptive Search Procedure (GRASP) e del Simulated Annealing (SA).

- *Algoritmi population-based vs. algoritmi single point search.*

In questo caso, la classificazione riguarda il numero di soluzioni considerate simultaneamente. Gli algoritmi population-based ricercano l'ottimo generando una popolazione di soluzioni alternative che iterativamente migliora fino a convergere alla soluzione migliore. Gli algoritmi single point search, invece, considerano una sola soluzione iniziale e ne tracciano la traiettoria all'interno dello spazio di ricerca, rimpiazzandola dopo ogni iterazione con una soluzione migliore.

- *Funzione obiettivo statica vs. funzione obiettivo dinamica.*

La funzione obiettivo in alcuni algoritmi rimane uguale durante lo svolgimento dell'intero processo; in altri, invece, è necessario che cambi man mano che la ricerca va avanti per evitare la stagnazione in ottimi locali.

- *Singola struttura del vicinato vs. struttura multipla.*

Alcune metaeuristiche utilizzano una sola struttura topologica assumendola statica, altre la modificano dinamicamente per diversificare la ricerca nello spazio delle soluzioni.

- *Utilizzo della memoria vs. non utilizzo.*

Gli algoritmi dotati di memoria tengono traccia delle informazioni passate e le usano per migliorare la qualità delle soluzioni correnti. Gli algoritmi che non la utilizzano, invece, determinano i passi successivi della ricerca basandosi solo sulle informazioni correnti. Per gli algoritmi che sfruttano una memoria, inoltre, è possibile distinguere tra quelli con memoria a breve termine e quelli con memoria a lungo termine: mentre i primi sfruttano le informazioni più recenti, i secondi tengono in considerazione parametri che sintetizzano l'intera storia passata.

1.3. La Swarm Intelligence

La maggior parte delle metaeuristiche recenti rientra nella categoria degli algoritmi ispirati alla natura, dove per natura si intende ogni fenomeno osservato nel mondo fisico. In questo contesto, la natura è l'esempio perfetto di un risolutore adattivo di problemi perché dimostra quotidianamente innumerevoli volte di risolvere differenti problemi applicando strategie ottimali su misura per ciascun fenomeno naturale. Per questo motivo, negli ultimi anni, molti ricercatori hanno tentato di emulare i suoi schemi di problem-solving per sviluppare degli strumenti utili per applicazioni reali, come per l'appunto le metaeuristiche.

Le metaeuristiche bio-inspired possono essere suddivise in quattro principali categorie:

- *Evolution-based.* Queste metaeuristiche prendono ispirazione dalle leggi naturali dell'evoluzione. Due dei più conosciuti sono il Genetic Algorithm (GA) e il Differential Evolution (DE);
- *Physics-based.* L'origine di questi algoritmi, invece, si ispira alle leggi della fisica che governano l'universo. Tra questi algoritmi si trovano, ad esempio, il Simulated Annealing (SA) ed il Gravitational Search Algorithm (GSA);
- *Human-based.* Questi algoritmi simulano il comportamento umano o aspetti particolari dello stile di vita degli uomini. In questa categoria, ad esempio, rientrano il Fireworks Algorithm (FWA) e l'Harmony Search (HS).

- *Swarm-based*. Le metaeuristiche di questa categoria, invece, imitano il comportamento collettivo manifestato da una vasta gamma di organismi viventi, come uccelli, insetti, pesci ecc. Tra le più importanti ci sono sicuramente la Particle Swarm Optimization (PSO) e l'Ant Colony Optimization (ACO), ma ce ne sono molte altre degne di nota come l'Artificial Bee Colony (ABC) e il Grey Wolf Optimizer (GWO).

Quest'ultima classe, in particolare, modella gli agenti di ricerca come una popolazione di individui capaci di interagire tra loro e con l'ambiente circostante, sfruttando così il concetto di *Swarm Intelligence* citato in precedenza.

Con questo termine, utilizzato per la prima volta da Beni e Wang (1989), si intende la capacità di un gruppo di individui di superare i limiti cognitivi individuali interagendo tra di loro e seguendo poche e semplici regole. In altre parole, mentre il movimento dei singoli individui all'interno del gruppo è basato su una tipologia di intelligenza molto semplice e ispirata alla natura, la dinamica del comportamento collettivo permette all'intera popolazione di eseguire pattern comportamentali complessi e globali che consentono loro di raggiungere una forma di intelligenza superiore. In questo modo, anche se i singoli agenti di ricerca non sono molto sofisticati, condividendo informazioni ed esperienza personale direttamente o indirettamente con il gruppo, riescono a imparare e mettere in atto comportamenti complessi che permettono loro di svolgere compiti difficili. Questo meccanismo è molto diffuso in natura: a partire dall'organizzazione delle api e delle formiche per la ricerca del cibo, passando per la cooperazione tra i lupi durante la caccia, fino all'organizzazione di organismi semplici come uccelli e pesci per il raggiungimento di obiettivi cruciali come evitare gli attacchi dei predatori.

Due caratteristiche principali della Swarm Intelligence sono la decentralizzazione e l'organizzazione autonoma del gruppo. Con la prima si intende che all'interno del gruppo non ci sono individui che hanno il compito di supervisionare il funzionamento dell'intero processo. Con organizzazione autonoma, invece, si intende che il gruppo mira a migliorare le proprie capacità migliorando l'organizzazione delle proprie componenti.

In accordo con Dorigo e Birattari (2007), le metaeuristiche che si basano sulla Swarm Intelligence possiedono le seguenti proprietà:

- *Scalabilità*. Un sistema mantiene la sua funzione mentre incrementa le sue dimensioni senza dover ridefinire il modo in cui le parti interagiscono. Questo è dovuto al fatto che, in un sistema basato sulla swarm intelligence, le interazioni includono solo i vicini; quindi, il numero di interazioni rimane sempre uguale anche se il numero di individui cresce. La scalabilità è una proprietà interessante perché permette di incrementare le performance del sistema incrementandone solo le dimensioni, senza dover ridefinire altro.
- *Parallelismo delle azioni*. Gli individui che compongono la popolazione possono svolgere nello stesso momento differenti azioni in differenti parti dello spazio di ricerca. Questa proprietà è utile ai sistemi artificiali perché aiuta a renderli più flessibili e, quindi, capaci di organizzare in autonomia gli individui in gruppi così che possano svolgere differenti aspetti del processo generale.
- *Tolleranza degli errori*. Questa proprietà deriva dalle due caratteristiche di decentralizzazione e organizzazione autonoma: il sistema è composto da molti individui intercambiabili, nessuno dei quali svolge compiti di supervisione; quindi, un individuo che fallisce può essere facilmente sostituito da un altro che funziona meglio.

Nel caso specifico dei problemi di ottimizzazione, in accordo con Del Valle et al. (2008), esistono cinque principi fondamentali che la popolazione deve rispettare per garantire la Swarm Intelligence:

- *Principio di prossimità*: la popolazione dovrebbe svolgere calcoli temporali e spaziali semplici;
- *Principio di qualità*: ciascun agente dovrebbe essere in grado di reagire ai fattori qualitativi presenti nello spazio di ricerca;
- *Principio di risposta diversificata*: ogni agente, durante la propria attività, non dovrebbe addentrarsi eccessivamente in canali angusti;
- *Principio di stabilità*: la popolazione non dovrebbe cambiare il proprio comportamento³⁸ ogni volta che l'ambiente circostante cambia;
- *Principio di adattabilità*: la popolazione dovrebbe cambiare il proprio comportamento quando ne giova in termini di prezzo computazionale.

³⁸ In termini di bilanciamento tra exploration ed exploitation.

2. Il Particle Swarm Optimizer

Il Particle Swarm Optimizer (PSO) è una metaeuristica bio-inspired, population based e swarm intelligence based che è stata introdotta per la prima volta da Kennedy ed Eberhart (1995). Questo algoritmo è capace di risolvere problemi di ottimizzazione non vincolati, non continui, non differenziabili e si ispira al comportamento degli stormi di uccelli e dei banchi di pesci che sfruttano le interazioni sociali, anziché le abilità del singolo elemento, per raggiungere gli obiettivi collettivi. In particolare, il PSO è composto da uno stormo decentralizzato e omogeneo di particelle che, iterazione dopo iterazione, si sposta all'interno dello spazio di ricerca con l'obiettivo di trovare la soluzione ottimale. Quest'ultima, a seconda del problema, massimizza o minimizza la funzione obiettivo, chiamata anche *funzione di fitness*. Ciascuna delle particelle possiede una memoria dove custodisce le informazioni passate sulla miglior posizione personale (chiamata *pbest*) e la miglior posizione di tutto lo stormo o del suo vicinato di particelle (chiamata *gbest*). Questa memoria impatta direttamente sulla sua direzione e sulla sua velocità attraverso lo spazio di ricerca, in modo che le particelle siano in grado di calibrare il proprio comportamento migliorando, allo stesso tempo, sia la ricerca individuale che la ricerca collettiva.

Per comprendere il concetto all'origine di questa impostazione, si prenda come esempio uno stormo di uccelli che si muove alla ricerca di aree ricche di cibo. Al suo interno, ciascun uccello dovrà seguire determinati pattern per rimanere nello stormo ma, allo stesso tempo, può allontanarsi da esso alla scoperta di nuove aree ricche di cibo. In questo modo, ciascun componente bilancia in autonomia il proprio comportamento tra il sociale e l'individuale, sempre mantenendo però l'obiettivo comune del benessere dello stormo. Questo comportamento descrive esattamente i due concetti di exploration ed exploitation citati in precedenza.

2.1. La struttura originale del PSO

Entrando nello specifico della struttura dell'algoritmo, ciascuna particella è caratterizzata da quattro vettori di dimensione d , pari alle dimensioni dello spazio di ricerca.

Considerando una popolazione di M particelle in uno spazio multidimensionale \mathfrak{R}^d , alla k -esima iterazione, i quattro vettori associati alla particella i -esima (con $i = 1, 2, \dots, M$) sono:

1. $X_i^k \in \mathfrak{R}^d$ che descrive la *posizione* della particella i -esima alla k -esima iterazione rappresentata in uno spazio d -dimensionale:

$$X_i^k = (x_{i,1}^k, x_{i,2}^k, \dots, x_{i,d}^k) \quad (3.4)$$

2. $V_i^k \in \mathfrak{R}^d$ che descrive la *velocità* della i -esima particella alla k -esima iterazione rappresentata in uno spazio d -dimensionale:

$$V_i^k = (v_{i,1}^k, v_{i,2}^k, \dots, v_{i,d}^k) \quad (3.5)$$

3. $P_i^k \in \mathfrak{R}^d$ che rappresenta la *miglior posizione personale (pbest)* visitata dalla i -esima particella fino alla k -esima iterazione:

$$P_i^k = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,d}) \quad (3.6)$$

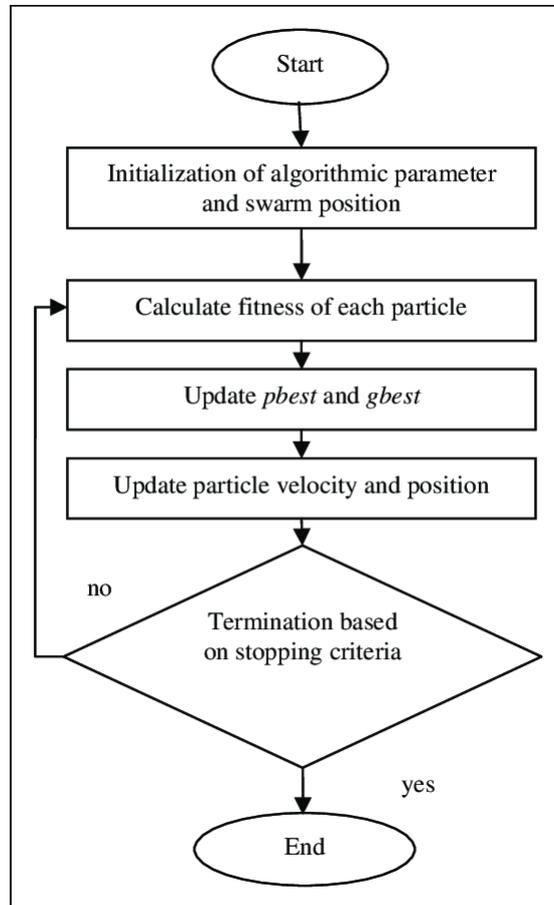
4. $G_i^k \in \mathfrak{R}^d$ che rappresenta la *miglior posizione globale (gbest)* visitata dallo stormo o dalla i -esima particella e il suo vicinato fino alla k -esima iterazione:

$$G_i^k = (g_1, g_2, \dots, g_d) \quad (3.7)$$

Durante la fase di inizializzazione dell'algoritmo, le M particelle vengono generate in modo random all'interno dello spazio delle soluzioni rispettando i vincoli associati alle variabili, così da garantire una maggior esplorazione dell'ambiente negli step iniziali dell'algoritmo. In seguito, iterazione dopo iterazione, il PSO valuta la qualità della posizione corrente di ciascuna particella (la qualità della possibile soluzione) attraverso la funzione di fitness, $f(X_i^k)$, registra la miglior posizione personale (*pbest*, P_i^k) e valuta qual è la miglior posizione dello stormo o del vicinato di ciascuna particella (*gbest*, G_i^k). Durante il processo, queste informazioni vengono utilizzate da ciascun componente dello stormo per determinare la propria mossa successiva, in modo che l'algoritmo converga velocemente alla soluzione ottimale del problema di ottimizzazione. Si tenga nota del fatto che non è assicurato il raggiungimento della soluzione ottima globale perché l'algoritmo potrebbe convergere e bloccarsi in un ottimo locale durante il processo.

Risulta necessario, quindi, fare più test per evitare questo tipo di distorsioni sui risultati finali.

Immagine 3.1. Rappresentazione del processo eseguito dal PSO.



Fonte: https://www.researchgate.net/figure/Steps-in-the-PSO-algorithm_fig6_281226050

Di seguito, vengono riportati gli step del PSO per risolvere un problema di massimizzazione della funzione obiettivo:

1. Inizializzazione della popolazione di particelle associando a ciascuna di loro una posizione e una velocità random nello spazio di ricerca di d -dimensionale.
2. Inizio del loop:
 - a. Per ciascuna particella X_i^k si calcola il valore della funzione di fitness $f(X_i^k)$;
 - b. Se il valore della funzione di fitness della posizione corrente è migliore della $pbest$, $f(X_i^k) \geq f(P_i^k)$, allora la $pbest$ viene aggiornata con la posizione corrente $P_i^k = X_i^k$;

- c. Identificazione della miglior particella nel vicinato, $gbest$, rappresentata dalla particella con miglior funzione di fitness, $f(G_i^k)$;
- d. Aggiornamento della posizione X_i^{k+1} e della velocità V_i^{k+1} di ciascuna particella utilizzando il seguente sistema di equazioni:

$$\begin{cases} V_i^{k+1} = V_i^k + U(0, \phi_1) \otimes (P_i^k - X_i^k) + U(0, \phi_2) \otimes (G_i^k - X_i^k) \\ X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^k \end{cases} \quad (3.8)$$

- e. Se viene raggiunto un criterio di stop (come, ad esempio, il raggiungimento di un determinato valore della funzione di fitness o un numero massimo di iterazioni) allora l'algoritmo passa allo step 3, altrimenti ritorna allo step 2;

3. Fine del loop.

Dove nella (3.8):

- $(P_i^k - X_i^k)$ è la differenza tra la $pbest$ e la posizione corrente della particella i -esima, rappresenta la componente cognitiva ed è una sorta di memoria della particella che le permette di muoversi verso la miglior regione che ha esplorato (quella con fitness migliore);
- $(G_i^k - X_i^k)$ è la differenza tra la $gbest$ dello stormo e la posizione corrente della particella i -esima, rappresenta la componente sociale e fa sì che la particella si muova verso la miglior regione esplorata dallo stormo;
- $U(0, \phi_i)$ con $i \in \{1,2\}$, è un vettore di numeri random distribuiti in modo Uniforme nell'intervallo $[0, \phi_i]$. Moltiplicare le componenti dei fattori cognitivo e sociale per un numero random permette di evitare la stagnazione in ottimi locali;
- ϕ_1 e ϕ_2 sono i due coefficienti di accelerazione che controllano come ciascuna particella si muove all'interno dello spazio di ricerca.
 - ϕ_1 esprime l'effetto prodotto dalla posizione $pbest$ ed è chiamato anche "coefficiente di accelerazione cognitiva".
 - ϕ_2 esprime l'effetto prodotto dalla posizione $gbest$ ed è chiamato anche "coefficiente di accelerazione sociale".

- \otimes è il prodotto di Kronecker³⁹.

Come si può notare da questa struttura, la scelta dei parametri del PSO è un aspetto cruciale per le performance dell'algoritmo.

Un primo parametro importante è il numero di particelle M che compongono lo stormo: un eccessivo numero di particelle può causare un inutile sforzo computazionale; d'altra parte, un numero troppo basso può determinare un'inefficacia dell'algoritmo nel trovare la soluzione ottimale. In accordo con Poli et al. (2007), un numero tra 20 e 50 particelle dovrebbe essere la miglior scelta per questo parametro.

Dopo di che, i due coefficienti d'accelerazione ϕ_1 e ϕ_2 hanno un enorme impatto nella dinamica di ciascuna particella, dato che determinano la forza di attrazione verso la $pbest$ e la $gbest$. Un loro errato settaggio potrebbe causare l'instabilità dell'intero algoritmo, determinando un incremento incontrollato della velocità delle particelle. Durante i primi studi sul PSO, entrambi vennero settati pari a 2 ma questo non garantiva la stabilità del processo: la velocità delle particelle poteva esplodere quando la particella si trovava lontano dalle $pbest$ e $gbest$ e le particelle si ritrovavano degli aggiornamenti di posizione molto ampi iniziando ad uscire dallo spazio delle soluzioni.

Per risolvere questo problema, un'idea iniziale fu quella di vincolare le particelle al controllo della fase di exploration all'interno dello spazio di ricerca, introducendo un range di massima velocità. Nello specifico, se la velocità dell' i -esima particella (V_i^{k+1}) in modulo eccede un determinato limite di velocità, viene posta uguale al limite di velocità stesso preservandone il segno:

$$\pm V_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} \pm V_{i,j}^{k+1} & \text{se } |V_{i,j}^{k+1}| < V_{max,j} \\ \pm V_{max,j} & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.9)$$

Dove $V_{max,j}$ rappresenta il limite massimo di velocità ammesso per le particelle nella j -esima dimensione.

³⁹ Operatore bilineare che effettua un'operazione tra due matrici di dimensioni arbitrarie; è sempre applicabile al contrario della (più usuale) moltiplicazione di matrici.

In accordo con Shi ed Eberhart (1998), questo parametro può essere calcolato come frazione del dominio per ciascuna dimensione dello spazio di ricerca:

$$V_{max,j} = \delta(x_{max,j} - x_{min,j}) \quad (3.10)$$

Dove $\delta \in [0,1]$.

Valori alti di $V_{max,j}$ enfatizzano la fase di exploitation globale mentre valori bassi incoraggiano la fase di exploitation locale. Con questo controllo della velocità non si influenza la posizione delle particelle ma si rallenta solo il loro percorso, in modo che venga svolta una miglior fase di exploration. Il problema, però, è che potrebbe influenzare negativamente il processo senza permettere che si arrivi ad una convergenza alla soluzione ottimale. Infatti, se tutte le velocità diventassero uguali a V_{max} , la particella potrebbe continuare a ricercare la soluzione nel confine di un ipercubo vicino all'area di ottimo, senza riuscire a convergere verso di essa. Inoltre, l'introduzione di questo range di velocità non risolve il problema di settaggio dei parametri ϕ_i ma lo complica aggiungendo un altro parametro δ difficile da settare.

Per questo motivo, nel corso degli anni si è cercato di rimediare a questi problemi attraverso la proposta di numerosi aggiustamenti. Di seguito, ne verranno trattati alcuni tra i più importanti.

2.2. PSO con il peso d'inerzia

Il primo miglioramento del PSO è stato sviluppato da Shi ed Eberhart (1998). Nello specifico, i due studiosi hanno modificato l'equazione (3.8) che definisce la velocità di ciascuna particella introducendo un nuovo parametro ω , chiamato "peso d'inerzia":

$$\begin{cases} V_i^{k+1} = \omega V_i^k + U(0, \phi_1) \otimes (P_i^k - X_i^k) + U(0, \phi_2) \otimes (G_i^k - X_i^k) \\ X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^k \end{cases} \quad (3.11)$$

Il ruolo del peso d'inerzia è bilanciare le due fasi di exploration ed exploitation garantendo più stabilità nel modello, prevenendo l'esplosione della velocità e risolvendo i problemi legati al settaggio di $V_{max,j}$.

Per quanto riguarda il bilanciamento delle due fasi, un valore alto di ω aumenta l'influenza della velocità corrente V_i^k sulla velocità futura V_i^{k+1} enfatizzando la fase di

exploration; viceversa, un valore basso ne diminuisce l'influenza, dando maggior peso alle posizioni $pbest$ e $gbest$.

Per quanto riguarda, invece, la relazione con $V_{max,j}$, se $\omega > 1$ la velocità cresce sempre di più uscendo dai limiti e lo stormo diverge. Se, invece, viene impostato $\omega < 1$, le particelle rallentano man mano che crescono le iterazioni fino a raggiungere una velocità nulla.

All'interno del loro studio, i due ricercatori suggerirono di assegnare a ω dei valori che decrescono all'aumentare del numero di iterazioni. In questo modo, la fase di exploration viene enfatizzata nella fase iniziale del loop permettendo una miglior esplorazione dello spazio di ricerca e poi, man mano che crescono le iterazioni, si dà più importanza alla fase di exploitation cercando la soluzione migliore nell'intorno delle aree più promettenti. Per implementare questa strategia esistono molte tecniche di settaggio del peso di inerzia, si riporta di seguito quella utilizzata da Corazza et al. (2013):

$$\omega^k = \omega_{max} - \frac{(\omega_{max} - \omega_{min})k}{K_{max}} \quad (3.12)$$

Dove:

- ω_{max} e ω_{min} sono valori massimi e minimi per ω , in genere fissati rispettivamente pari a 0.9 e 0.4;
- K_{max} è il numero massimo d'iterazioni;
- k è il numero corrente d'iterazioni.

Dato che è necessario assicurare la convergenza verso l'ottimo, deve essere rispettata la seguente relazione tra ϕ_1 , ϕ_2 e ω :

$$\frac{\phi_1 + \phi_2}{2} - 1 < \omega \quad (3.13)$$

Per quanto riguarda l'efficacia del peso di inerzia, tra gli studi presenti in letteratura si riportano i risultati di Poli et al. (2007), i quali hanno riscontrato che le performance del PSO vengono migliorate significativamente attraverso questo parametro.

2.3. PSO con il Constriction Coefficient Factor (CFA)

Un'altra variante del PSO molto utilizzata nella pratica è quella ideata da Clerc nel 1999 e sviluppata insieme a Kennedy nel 2002⁴⁰ che prevede l'inserimento un coefficiente χ chiamato Constriction Coefficient Factor (CFA).

Questo coefficiente moltiplica l'intera equazione di aggiornamento della velocità, descritta dall'equazione (3.8), con l'obiettivo di prevenire l'instabilità del modello e garantire la convergenza dell'algoritmo verso l'ottimo. Anche in questo caso, vengono evitati i problemi legati all'utilizzo della velocità massima (V_{max}) e la (3.8) viene sostituita con il seguente sistema:

$$\begin{cases} V_i^{k+1} = \chi[V_i^k + U(0, \phi_1) \otimes (P_i^k - X_i^k) + U(0, \phi_2) \otimes (G_i^k - X_i^k)] \\ X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^k \end{cases} \quad (3.14)$$

Dove:

$$\chi = \frac{2}{\phi - 2 + \sqrt{\phi^2 - 4\phi}}$$

$$\phi = \phi_1 + \phi_2 \text{ con } \phi > 4$$

Il CFA, a differenza del peso di inerzia che influenza solo la velocità corrente, va ad influenzare tutti i componenti a destra dell'equazione.

All'interno del loro studio, Clerc e Kennedy pongono $\phi = 4.1$ con $\phi_1 = \phi_2 = 2.05$ e sostituendo questi parametri all'interno della (3.14) si trova un CFA pari a $\chi = 0.7298$ che moltiplica la velocità corrente, mentre le due componenti sociale e cognitiva vengono moltiplicate da un numero random nell'intervallo $[0, 1.49618]$ dato che $0.7298 * 2.05 \cong 1.49618$.

Già due anni prima della pubblicazione di questa versione, Eberhart e Shi (2000) avevano sfruttato l'idea di Clerc e avevano dimostrato che le varianti del PSO con peso di inerzia e con CFA coincidono se si pone $\omega = \chi = 0.7298$ e $\phi = \chi\phi_i$ ottenendo i due coefficienti di accelerazione pari a $\phi_1 = \phi_2 = 1.49618$.

I due studiosi, inoltre, con questo settaggio di ω , ϕ_1 e ϕ_2 hanno riscontrato delle performance molto buone per la PSO, tant'è che tutt'ora spesso vengono utilizzati come parametri iniziali per il suo funzionamento.

⁴⁰ (Clerc & Kennedy, "The Particle Swarm: Explosion, Stability, and Convergence in a Multi-Dimensional Complex Space", 2002)

2.4. I parametri di Pedersen per il PSO

Un'altra proposta per la scelta dei coefficienti del PSO è quella di Pedersen (2010) che, attraverso una tecnica di meta-ottimizzazione⁴¹, è arrivato a ottenere una tabella di configurazione standard dei parametri ω , ϕ_1 e ϕ_2 (immagine 3.2).

Immagine 3.2. Parametri del PSO per varie configurazioni del problema.

Problem Dimensions	Fitness Evaluations	PSO Parameters			
		S	ω	ϕ_p	ϕ_g
2	400	25	0.3925	2.5586	1.3358
		29	-0.4349	-0.6504	2.2073
2	4,000	156	0.4091	2.1304	1.0575
		237	-0.2887	0.4862	2.5067
5	1,000	63	-0.3593	-0.7238	2.0289
		47	-0.1832	0.5287	3.1913
5	10,000	223	-0.3699	-0.1207	3.3657
		203	0.5069	2.5524	1.0056
10	2,000	63	0.6571	1.6319	0.6239
		204	-0.2134	-0.3344	2.3259
10	20,000	53	-0.3488	-0.2746	4.8976
20	40,000	69	-0.4438	-0.2699	3.3950
20	400,000	149	-0.3236	-0.1136	3.9789
		60	-0.4736	-0.9700	3.7904
		256	-0.3499	-0.0513	4.9087
30	600,000	95	-0.6031	-0.6485	2.6475
50	100,000	106	-0.2256	-0.1564	3.8876
100	200,000	161	-0.2089	-0.0787	3.7637

Fonte: Pedersen, M. E. (2010). "Good parameters for particle swarm optimization". Technical Report no. HLI001, 1551-3203.

Questa tabella riunisce una serie di possibili settaggi che variano a seconda di due caratteristiche associate al problema di ottimizzazione: le dimensioni e il numero di valutazioni della fitness.

Per comprenderne il funzionamento, si prenda come esempio il caso di un problema di ottimizzazione che prevede 6 dimensioni e 800 valutazioni della funzione di fitness. Questa configurazione non è presente nella tabella ma può essere assimilabile alla riga 3; quindi, si proverà ad utilizzare il primo set di parametri corrispondente a tale riga e, se i risultati non sono abbastanza soddisfacenti, si proverà ad utilizzare il set adiacente. Nel suo studio, Pedersen conclude spiegando che questi parametri possono essere utilizzati come scelta iniziale per ottimizzare nuovi problemi e, se non risultano abbastanza

⁴¹ Tecnica che consiste nell'utilizzo di un altro ottimizzatore per trovare i parametri ottimali di una metaeuristica testandola su diversi scenari di ottimizzazione.

efficaci, sarà necessario riconfigurarli manualmente o attraverso altre tecniche di ottimizzazione.

2.5. Altri progressi in letteratura

Nel corso degli ultimi 25 anni c'è stata una forte spinta nella ricerca e lo sviluppo del PSO. In accordo con Zhang et al. (2014), il numero di articoli e documenti di ricerca che riguardano il PSO superano di gran lunga quelli riguardanti tutti gli altri algoritmi basati sulla Swarm Intelligence, tant'è che risulta una delle metaeuristiche più studiate in assoluto. Inoltre, all'interno di questo studio i ricercatori hanno fornito una revisione di tutti i progressi sul PSO e li hanno classificati in base a differenti aspetti:

- *Modifiche del PSO.* In questa classe sono incluse tutte le versioni successive del PSO come il quantum-behaved PSO, il bare-bones PSO, il chaotic PSO, il fuzzy PSO ecc.;
- *Ibridizzazione del PSO.* Questi progressi prevedono la fusione dell'algoritmo con altre metaeuristiche come il Genetic Algorithm (GA), l'Artificial Immune System (AIS), il Tabu Search (TS), il Simulated Annealing (SA) ecc.;
- *Estensioni del PSO.* In questa classe rientrano tutte quelle ricerche che estendono l'utilizzo del PSO verso ambiti differenti come i problemi di ottimizzazione multi-obiettivo, vincolati, discreti e binari;
- *Analisi teoriche del PSO.* Questi progressi riguardano aspetti teorici sulla scelta dei parametri e la convergenza dell'algoritmo;
- *Implementazioni parallele del PSO.* Infine, quest'ultima classe contiene tutti i progressi dove vengono effettuate implementazioni parallele dell'algoritmo con multicore, GPU computing e cloud computing.

Per quanto riguarda, invece, gli ambiti applicativi, si rimanda al lavoro di Cheng et al. (2018) in cui, oltre ad una revisione dello stato dell'arte sul PSO, vengono discusse le caratteristiche e i problemi dell'algoritmo da un punto di vista di evoluzione e apprendimento.

2.6. Le topologie dello stormo

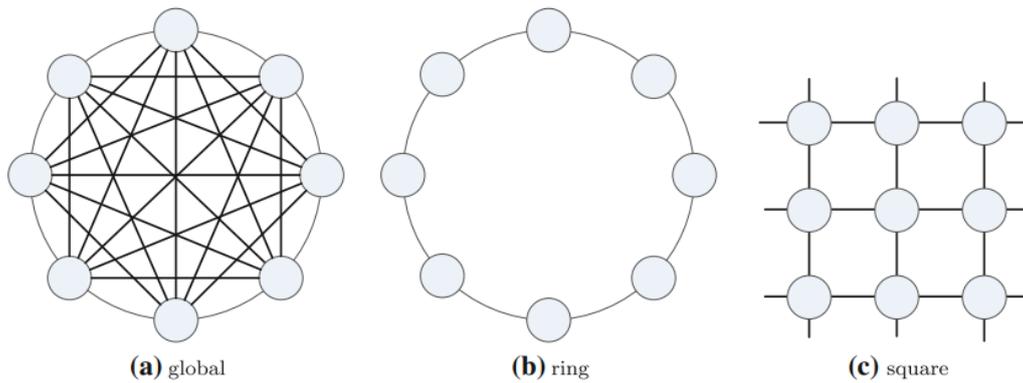
In precedenza è stato introdotto il concetto di vicinato (*neighbourhood*) di una particella, per cui risulta necessario approfondire questo concetto trattandone le principali caratteristiche. La scelta della topologia del vicinato è molto importante in una metaeuristica che si basa sulla Swarm Intelligence perché definisce come le particelle si scambiano le informazioni e, quindi, anche quanto è efficiente l'algoritmo. Le due principali classi sono le topologie statiche e le topologie dinamiche.

2.6.1 Topologie statiche

La struttura di queste topologie non cambia man mano che le iterazioni crescono. Le tre principali topologie appartenenti a questa classe sono le seguenti:

- *Topologia local best (lbest)*. Proposta nella struttura originale della PSO da Kennedy ed Eberhart nel 1995, questa topologia viene definita anche “ad anello” perché ciascuna particella è legata alle due adiacenti e scambia informazioni solamente con loro. Nonostante renda l'algoritmo più lento, questa struttura è la meno vulnerabile a convergenze in ottimi locali.
- *Topologia global best (gbest)*. In questa topologia ciascuna particella è connessa con tutte le altre, per questo motivo viene chiamata anche struttura “fully connected”. L'intero stormo funge da vicinato per ciascuna particella e questo permette una convergenza veloce all'ottimo, con il rischio però che si tratti di un ottimo locale. Da una parte questo alto livello di interconnessione crea uno scambio intenso di informazioni, dall'altra rallenta molto le prestazioni dell'algoritmo all'aumentare delle particelle.
- *Topologia Von Neumann*. Viene chiamata anche topologia “quadrata” e può essere considerata una metà via tra le due precedenti. Ciascuna particella è connessa con le quattro particelle adiacenti, in questo modo si forma una struttura molto simile ad una griglia che, in accordo con quanto dimostrato da Kennedy e Mendes (2002), risulta molto più efficace rispetto le precedenti.

Immagine 3.3. Rappresentazione delle topologie statiche global best, local best e Von Neumann



Fonte: Zheng, Y. J., Ling, H. F., Wu, X. B. (2014) "Localized biogeography-based optimization", *Soft Computing*, 18, 2323-2334.

2.6.2 Topologie dinamiche

La struttura di queste topologie, al contrario delle precedenti, cambia man mano che le iterazioni crescono. Una delle prime proposte è stata quella di Suganthan (1999), dove all'inizio della ricerca la cellula non interagisce con nessuno e poi, man mano che crescono le iterazioni, cresce anche il numero di interazioni con le altre particelle, fino ad arrivare ad una topologia fully connected. L'idea alla base di questa topologia dinamica è quella di implementare una miglior fase esplorativa all'inizio attraverso delle topologie locali, per poi arrivare ad una topologia globale verso gli ultimi stadi in modo da velocizzare la convergenza all'ottimo.

Una seconda topologia dinamica è quella di Peram et al. (2003) che ha proposto l'utilizzo della distanza euclidea per identificare la particella con la quale ciascun componente dovrebbe interagire. L'obiettivo è evitare una convergenza prematura del PSO tradizionale. In particolare, ciascuna particella si muove nella direzione di quella con fitness migliore basandosi su un rapporto chiamato Fitness Distance Ratio (FDR):

$$FDR = \frac{fitness(x_i^k) - fitness(N_{i,j}^k)}{|x_i^k - N_{i,j}^k|} \quad (3.15)$$

Dove $N_{i,j}^k$ è il j -esimo vicino della i -esima particella all'iterazione k -esima e la (3.15) assicura di ridurre la probabilità che la particella interagisca con la più lontana da essa. Infine, un'ultima topologia dinamica degna di nota è quella proposta da Janson e Middendorf (2004) che si basa su una gerarchia. In questa struttura, la direzione della

particella è influenzata dalla sua miglior posizione e dalla posizione della particella che si trova una posizione sopra nella gerarchia delle migliori posizioni dello stormo. Nello specifico, viene creata una lista delle migliori posizioni dello stormo (ordinate dalla migliore alla peggiore in base alla fitness) che viene aggiornata ad ogni iterazione.

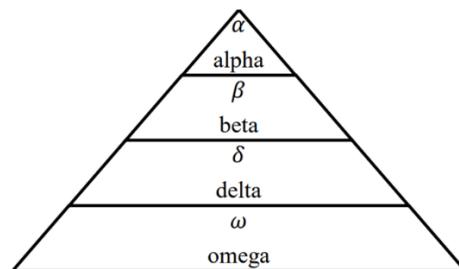
3. Il Grey Wolf Optimizer

Il Grey Wolf Optimizer (GWO) è una metaeuristica bio-inspired, population based e swarm intelligence based sviluppata da Mirjalili et al (2014) che ha ricevuto molta attenzione in letteratura negli ultimi anni grazie alle sue performance e alla sua versatilità nel risolvere un vasto numero di problemi di ottimizzazione.

La struttura di questo algoritmo si ispira a due aspetti fondamentali che caratterizzano i branchi di lupi grigi: la *gerarchia di leadership* e le *tecniche di caccia*.

Per quanto riguarda il primo aspetto, i lupi grigi sono considerati predatori apicali nella catena alimentare e, generalmente, preferiscono vivere in branchi. Questi mediamente sono formati dai cinque ai dodici membri e sono strutturati in una gerarchia di dominio sociale molto solida.

Immagine 3.4. Sistema gerarchico di dominanza dei lupi grigi.



Fonte: Köybaşı, A., & Yazıcı, İ. (2020). "Solution of Test Problems with grey Wolf Optimization Algorithm and Comparison with Particle Swarm Optimization". *Sakarya University Journal of Science*, 24(6), 1252-1264.

In particolare, al di sopra di tutti ci sono i lupi *alpha* (di solito un maschio e una femmina) che sono i leader del gruppo e sono responsabili delle decisioni per l'intero branco che riguardano la caccia, il luogo dove riposare, l'orario in cui svegliarsi ecc. Ogni loro decisione viene seguita dagli altri membri e l'aspetto più interessante è che non necessariamente sono i lupi più forti ma sono i migliori in termini di gestione del branco. Questo dimostra come all'interno del branco l'organizzazione e la disciplina siano più importanti rispetto alla forza.

Al secondo posto della scala gerarchica ci sono i lupi *beta*, i quali sono subordinati agli alpha ma li aiutano nel prendere decisioni e svolgere altre attività del branco. Sono i primi probabili candidati per diventare alpha nel caso quest'ultimi muoiano (o diventino troppo vecchi per restare al comando) e svolgono un doppio ruolo di consiglieri nei confronti degli alpha e di supervisori nei confronti del resto del branco. Essi, infatti, dominano i lupi di livello inferiore e fanno rispettare loro le regole imposte dagli alpha, dando a quest'ultimi dei feedback. Al terzo posto ci sono i lupi *delta*, una categoria molto particolare in cui rientrano i lupi che hanno compiti specifici o sono in condizioni particolari. Tra questi ci sono gli scout e le sentinelle che pattugliano il territorio, avvisano il branco in caso di pericoli e lo proteggono; i lupi più vecchi che in precedenza erano alpha o beta; i cacciatori che aiutano gli alpha e i beta a cacciare e procurare il cibo al branco e, infine, i lupi che si prendono cura degli altri membri feriti, deboli o malati. Questa categoria è subordinata ai beta e agli alpha ma domina il resto del branco. Infine, alla base della piramide gerarchica ci sono i restanti lupi del branco, chiamati *omega*, che sono considerati i capri espiatori perché sono i membri con minori diritti. Questi lupi, infatti, vengono dominati dal resto dei livelli gerarchici e sono gli ultimi a cui viene permesso di mangiare. Nonostante possano sembrare poco importanti, è stato osservato che la loro assenza porta a combattimenti e problemi all'interno del resto del branco, il quale non riesce più a sfogare la propria frustrazione e perde il senso della struttura di dominanza.

Immagine 3.5. Tecniche di caccia dei lupi grigi: tracciamento e inseguimento (A), accostamento (B), persecuzione (C e D) e accerchiamento (E) della preda.



Fonte: Muro, C., Escobedo, R., Spector, L., & Coppinger, R. P. (2011). "Wolf-pack (*Canis lupus*) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations". *Behavioural Processes*, 88(3), 192-197.

Il secondo aspetto fondamentale su cui si basa il GWO sono le tecniche di caccia dei lupi grigi che possono essere riassunte, in accordo con Muro et al. (2011), in tre step:

- Tracciare, inseguire e accostarsi alla preda mantenendo una distanza di sicurezza;
- Perseguire, accerchiare e molestare la preda finché non smette di muoversi;
- Attaccare la preda.

Nel prossimo paragrafo si vedrà come questi due aspetti comportamentali dei lupi grigi abbiano ispirato e influenzato la struttura dell' algoritmo GWO.

3.1. La struttura originale del GWO

Allo stesso modo delle particelle nel PSO, anche nel GWO ciascun lupo rappresenta una possibile soluzione del problema di ottimizzazione. Nello specifico, considerando uno spazio di ricerca d -dimensionale (\mathcal{R}^d), alla k -esima iterazione ciascun lupo è identificato dal vettore posizione generico:

$$\vec{X}(k) = (x_1, x_2, \dots, x_d) \quad (3.16)$$

Che rappresenta una possibile soluzione del problema di ottimizzazione.

In fase di inizializzazione dell' algoritmo, il branco di M lupi viene generato in modo random all'interno dello spazio di ricerca rispettando i limiti imposti sulle variabili. Dopo di che viene creata la *gerarchia di leadership*: la posizione di ciascun lupo viene valutata attraverso la funzione di fitness $f(\vec{X})$ e vengono messi in ordine decrescente in base alla fitness ottenuta. Le prime tre posizioni di questa gerarchia iniziale rappresentano rispettivamente i lupi *alpha* (\vec{X}_α), *beta* (\vec{X}_β) e *delta* (\vec{X}_δ), mentre le restanti posizioni rappresentano i lupi *omega* (\vec{X}).

Dopo di che viene avviato il ciclo iterativo che imita una fase particolare delle tecniche di caccia trattate in precedenza: la *fase di accerchiamento*. Nello specifico, si suppone che i lupi alpha, beta e delta abbiano una maggiore idea di dove si trovi la preda (soluzione ottimale del problema di ottimizzazione) e si presume che quest'ultima sia situata in un punto intermedio tra le loro posizioni. Date queste supposizioni, l'idea principale del GWO è obbligare i lupi omega a seguire i lupi alpha, beta e delta, direzionandoli in un intorno del punto intermedio tra le tre posizioni.

Dopo ciascuna iterazione, dato che le posizioni vengono aggiornate, la popolazione viene rivalutata tramite la fitness e, di conseguenza, anche la gerarchia si aggiorna secondo le migliori posizioni trovate. Se le posizioni dei lupi alpha, beta e delta vengono aggiornate, anche la posizione stimata della preda viene ricalcolata e quindi gli omega modificheranno la direzione della propria ricerca. Questo meccanismo permette all' algoritmo di convergere verso la soluzione ottima per il problema di ottimizzazione e viene descritto dalle seguenti equazioni:

$$\begin{aligned}
\vec{D}_\alpha &= |\vec{C}_1 * \vec{X}_\alpha(k) - \vec{X}(k)| \\
\vec{D}_\beta &= |\vec{C}_2 * \vec{X}_\beta(k) - \vec{X}(k)| \\
\vec{D}_\delta &= |\vec{C}_3 * \vec{X}_\delta(k) - \vec{X}(k)|
\end{aligned} \tag{3.17}$$

$$\begin{aligned}
\vec{X}_1 &= \vec{X}_\alpha(k) - \vec{A}_1 * \vec{D}_\alpha \\
\vec{X}_2 &= \vec{X}_\beta(k) - \vec{A}_2 * \vec{D}_\beta \\
\vec{X}_3 &= \vec{X}_\delta(k) - \vec{A}_3 * \vec{D}_\delta
\end{aligned} \tag{3.18}$$

Dove:

- k è l' iterazione corrente;
- $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta$ e \vec{D}_δ sono vettori che misurano rispettivamente la distanza tra alpha, beta e delta e tutti gli altri lupi omega;
- \vec{A} e \vec{C} sono due vettori di coefficienti tali che:

$$\vec{A} = 2\vec{a} * \vec{r}_1 - \vec{a} \tag{3.19}$$

$$\vec{C} = 2 * \vec{r}_2 \tag{3.20}$$

$$\vec{a} = 2 - k * \left(\frac{2}{K_{max}} \right) \tag{3.21}$$

Dove \vec{a} è un vettore i cui elementi decrescono linearmente da 2 a 0 all' aumentare del numero delle iterazioni e \vec{r}_1 e \vec{r}_2 sono due vettori di coefficienti random, distribuiti in modo uniforme nell' intervallo $[0,1]$.

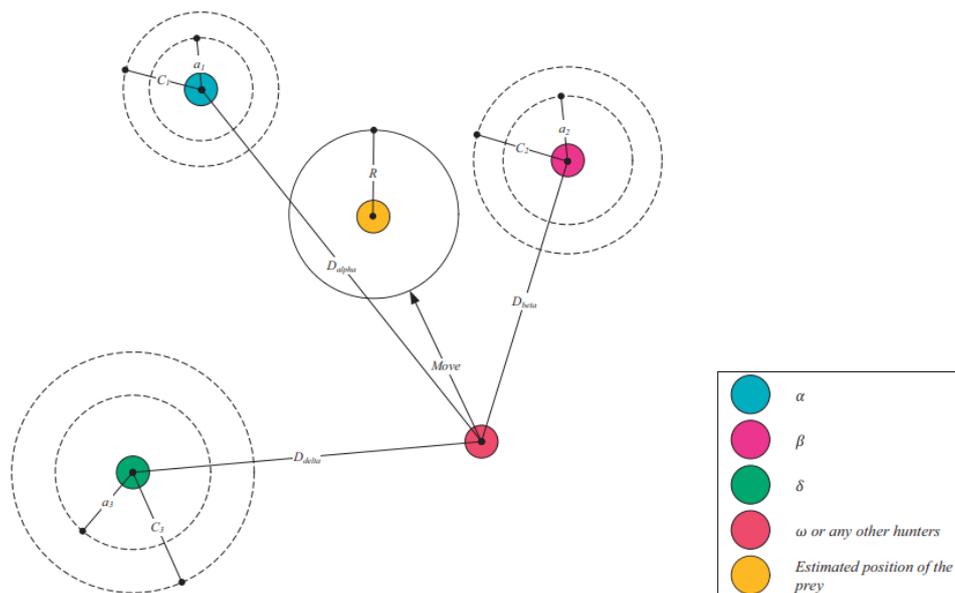
Con la (3.17), il primo step per ogni lupo Omega è di calcolare la distanza \vec{D} tra la propria posizione e le rispettive posizioni di alpha, beta e delta.

In seguito, con la (3.18), ciascun omega calcola tre possibili posizioni in cui collocarsi tenendo in considerazione le posizioni dei tre migliori lupi, come se decidesse di seguirne uno alla volta (\vec{X}_1 sarà la prossima posizione se decide di seguire alpha, \vec{X}_2 se decide di seguire beta e \vec{X}_3 se decide di seguire delta).

Si noti che i vettori posizione \vec{X}_α , \vec{X}_β e \vec{X}_δ nella (3.17) e i vettori distanza \vec{D}_α , \vec{D}_β e \vec{D}_δ nella (3.18) vengono moltiplicati rispettivamente per un vettore \vec{C} ed un vettore \vec{A} , i cui elementi sono numeri random cambiati stocasticamente durante ogni iterazione.

L'utilizzo di questi vettori descritti dalle equazioni (3.19), (3.20) e (3.21) è molto importante perché permette una migliore esplorazione dello spazio di ricerca, direzionando i lupi in un intorno delle migliori posizioni.

Immagine 3.6. Rappresentazione grafica della fase di accerchiamento descritta dalle equazioni (3.17), (3.18) e (3.22).



Fonte: Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). "Grey Wolf Optimizer". *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61.

Come detto in precedenza, i lupi omega stimano la posizione della preda (e calcolano la prossima posizione da raggiungere) basandosi su tutte e tre le posizioni dei migliori lupi, non solo su una di esse come nella (3.18).

Per cui è necessario che ciascun omega calcoli la propria prossima posizione tramite la seguente equazione:

$$\vec{X}(k + 1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (3.22)$$

Dove $\vec{X}(k + 1)$ è il vettore posizione che descrive la prossima posizione assunta dal lupo generico omega e \vec{X}_1, \vec{X}_2 e \vec{X}_3 sarebbero le prossime posizioni se avesse deciso di seguire rispettivamente uno solo tra alpha, beta e delta. Con la (3.22) ciascun omega stima una posizione intermedia tra le tre migliori, in questo modo il branco converge verso quella che rappresenta la miglior stima della posizione della preda.

Per riassumere questo meccanismo in altre parole: *“alpha, beta e delta stimano la posizione della preda, mentre gli altri lupi aggiornano la propria posizione in modo random attorno alla preda”*⁴².

La struttura originale del GWO appena descritta può essere riassunta nei seguenti step:

1. Inizializzazione random del branco di M lupi all'interno dello spazio delle soluzioni;
2. Inizializzazione dei vettori dei parametri \vec{a}, \vec{A} e \vec{C} ;
3. Calcolo del valore di fitness per ciascun lupo e assegnazione delle migliori tre posizioni ai lupi alpha, beta e delta (rispettivamente $\vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta$ e \vec{X}_δ);
4. Inizio del loop:
 - a. Ciascun lupo omega aggiorna la propria posizione tramite l'equazione (3.22);
 - b. Vengono aggiornati i parametri \vec{a}, \vec{A} e \vec{C} ;
 - c. Viene rivalutata la funzione di fitness per ciascun lupo e aggiornate le posizioni $\vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta$ e \vec{X}_δ con i nuovi miglior valori di fitness, se ce ne sono;
 - d. Se viene raggiunto il criterio di stop, si passa allo step 5 altrimenti si passa all'iterazione seguente eseguendo nuovamente lo step 4;
5. Fine del loop: la miglior soluzione trovata è rappresentata da \vec{X}_α , ovvero la posizione del lupo alpha.

⁴² (Mirjalili, Mirjalili, & Lewis, 2014)

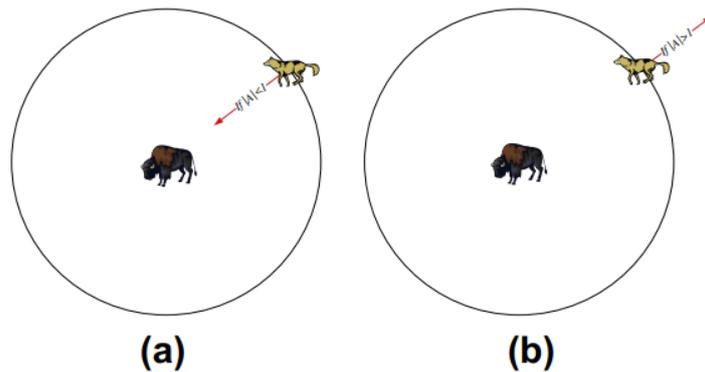
3.2. I parametri del GWO

I due vettori di parametri \vec{A} e \vec{C} sono i più importanti perché permettono di bilanciare altre due fasi delle tecniche di caccia: la *fase di ricerca* della preda e la *fase di attacco* da parte del branco, che corrispondono rispettivamente ai già noti concetti di exploration ed exploitation.

Il vettore \vec{A} viene condizionato direttamente dagli elementi di \vec{a} , i cui valori vengono fatti decrescere linearmente da 2 a 0, di conseguenza anche i valori di \vec{A} decrescono nell'intervallo $[-2,2]$. Per comprendere la logica di questo vettore, si indichi con $A \in [-2,2]$ un generico elemento del vettore \vec{A} e si considerino le due seguenti situazioni:

- a) $|A| < 1$;
- b) $|A| > 1$.

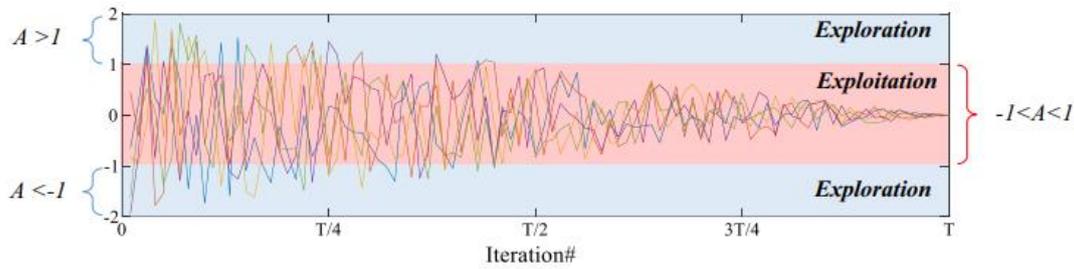
Immagine 3.7. Differenza tra attacco e ricerca della preda nel GWO.



Fonte: Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). "Grey Wolf Optimizer". *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61.

Nella situazione a) il calcolo delle equazioni (3.18) e (3.22) porterà il lupo omega a prediligere la fase di exploitation, convergendo verso la posizione stimata dalla preda. Nella situazione complementare b), invece, darà priorità alla fase di exploration, divergendo dalla posizione stimata della preda.

Immagine 3.8. Impatto di \vec{A} nelle fasi di exploration ed exploitation.



Fonte: Faris, H., Ibrahim, A., Al-Betar, M. A., & Mirjalili, S. (2018). "Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications". *Neural Computing and Applications*, 30, 413-435.

Come si può notare dall'immagine 3.8, dato che il valore di \vec{A} decresce all'aumentare delle iterazioni, la fase di exploration ha maggior priorità nella prima parte delle iterazioni, mentre nella seconda parte l'algoritmo si concentra maggiormente sulla fase di exploitation. Questo comportamento garantisce un buon bilanciamento del GWO.

Per quanto riguarda il vettore di parametri \vec{C} , invece, si può notare dalla (3.20) che viene moltiplicato per un vettore random $\vec{r}_2 \in [0,1]$, di conseguenza assume il ruolo di vettore stocastico di parametri che variano all'interno dell'intervallo $[0,2]$.

Per comprendere il funzionamento di \vec{C} all'interno delle equazioni (3.17), (3.18) e (3.22), si indichi con C un generico elemento di \vec{C} e si considerino due situazioni distinte:

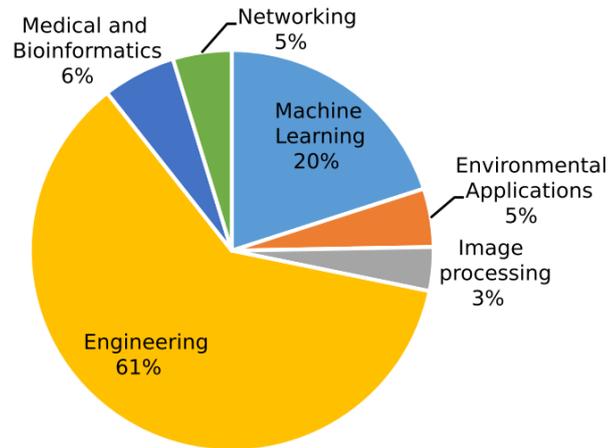
- a) $C > 1$;
- b) $C < 1$.

Se si verifica la situazione a), la posizione dei migliori tre lupi viene enfatizzata durante l'aggiornamento della posizione del lupo omega. Viceversa, nella situazione b) viene smiunita. Questo significa che la funzione principale di \vec{C} è di incrementare la componente stocastica all'interno del GWO, favorendo una maggiore fase di exploration durante tutto il processo, in modo che venga evitata la stagnazione in ottimi locali. Se si volesse fare un parallelo tra questo parametro e la realtà, lo si potrebbe interpretare come l'effetto di un ostacolo che i lupi incontrano nel percorso e che ne rallenta la caccia.

3.3. I principali progressi in letteratura

Nel corso degli anni successivi al suo sviluppo, grazie alle sue performance e alla sua versatilità, il GWO è stato utilizzato per risolvere una moltitudine di problemi differenti. In accordo con Faris et al. (2018), le quote degli ambiti di applicazione del GWO sono quelle rappresentate nella immagine 3.9.

Immagine 3.9. Quote degli ambiti di applicazione per il GWO.



Fonte: Faris, H., Ibrahim, A., Al-Betar, M. A., & Mirjalili, S. (2018). "Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications". *Neural Computing and Applications*, 30, 413-435.

All'interno dello stesso studio, inoltre, i ricercatori hanno procurato un eccellente riassunto dei principali progressi e miglioramenti del GWO e li hanno classificati in base alla tipologia di modifica che è stata apportata alla struttura originale.

Per quanto riguarda *l'aggiornamento del meccanismo* dell'algoritmo, che comporta un miglior bilanciamento tra exploration ed exploitation, è possibile elencare diversi lavori. Mittal et al. (2016) hanno sviluppato una versione dell'algoritmo, chiamata Modified Grey Wolf Optimizer (mGWO), dove \vec{a} viene calcolato come funzione esponenziale decrescente:

$$\vec{a} = 2 \left(1 - \frac{t^2}{t_{max}^2} \right) \quad (3.23)$$

Con questo nuovo parametro hanno riscontrato un miglioramento nelle performance in termini di exploration rispetto alla struttura originale.

Anche Long et. al. (2017) hanno proposto equazione alternativa per calcolare \vec{a} in modo che venisse descritta dalla seguente funzione non lineare decrescente:

$$\vec{a} = \left(1 - \frac{t}{t_{max}}\right) * \left(1 - \mu \frac{t}{t_{max}}\right)^{-1} \quad (3.24)$$

Dove μ è un indice di modulazione non lineare dall'intervallo (0, 3). Attraverso questo adattamento non lineare, i ricercatori hanno riscontrato un miglior bilanciamento tra exploration ed exploitation.

Dudani e Chudasama (2016), invece, han proposto un nuovo metodo di aggiornamento della posizione dei lupi al posto dell'equazione (3.22):

$$X_j^{(k+1)} = \left(\frac{1}{k}\right)^{|(bestf(k)-f_j(k))(bestf(k)-worstf(k))|} \quad (3.25)$$

Dove $X_j^{(k+1)}$ è l'aggiornamento della posizione per la j -esima dimensione all'iterazione k . Il principale vantaggio di questo approccio è che utilizza pochi parametri e non è necessario inizializzarli.

Infine, anche Malik et. al. (2015) si sono concentrati sull'equazione che descrive l'aggiornamento della posizione dei lupi e, al posto della media semplice per le tre migliori nuove posizioni, hanno proposto una media ponderata delle tre posizioni migliori dei lupi:

$$\vec{X}(t + 1) = \frac{\omega_1 \vec{X}_1 + \omega_2 \vec{X}_2 + \omega_3 \vec{X}_3}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3} \quad (3.26)$$

Dove $\omega_i = A_i \cdot C_i$ per $i = 1,2,3$. I ricercatori hanno riscontrato che questa versione del GWO riscontra migliori performance se applicata a funzioni multimodali.

Per quanto riguarda, invece, la *struttura della popolazione e la gerarchia* nel GWO, il lavoro maggiormente degno di nota è quello di Yang et al. (2017), i quali hanno proposto un sistema gerarchico differente. Nello specifico, la popolazione iniziale viene divisa in due sottogruppi: il primo, chiamato “gruppo di cooperazione nella caccia”, ha come obiettivo principale sviluppare intensamente la fase di exploration; viceversa, il secondo, chiamato “gruppo di random scout”, si occupa di sviluppare maggiormente la fase di exploitation.

I risultati di questo studio hanno mostrato come questa variante sia più efficace e stabile rispetto ad altri ottimizzatori.

Infine, l'ultimo aspetto da considerare è l'*ibridizzazione* del GWO, ovvero la fusione di alcuni suoi meccanismi con quelli di altre metaeuristiche come il PSO. Proprio in tal senso, si riporta il lavoro di Singh e Singh (2017) che han proposto un algoritmo co-evoluzionario ibrido tra GWO e PSO, chiamato HPSOGWO. Questo algoritmo si definisce co-evoluzionario perché è strutturato in modo che il PSO e il GWO lavorino in parallelo e non uno dopo l'altro; inoltre, è un ibrido perché: “*ci sono due varianti distinte che si concentrano nel cercare la soluzione finale del problema*” (Singh e Singh, 2017).

Nello specifico, le distanze del lupo generico omega da alpha, beta e delta sono aggiornate con le seguenti equazioni:

$$\begin{aligned}\vec{D}_\alpha &= |\vec{C}_1 * \vec{X}_\alpha(t) - \omega \cdot \vec{X}(t)| \\ \vec{D}_\beta &= |\vec{C}_2 * \vec{X}_\beta(t) - \omega \cdot \vec{X}(t)| \\ \vec{D}_\delta &= |\vec{C}_3 * \vec{X}_\delta(t) - \omega \cdot \vec{X}(t)|\end{aligned}\tag{3.27}$$

Dopo di che, il PSO e il GWO vengono combinati aggiornando l'equazione della velocità nel PSO come segue:

$$\begin{cases} V_i^{k+1} = \omega \left(V_i^k + \vec{r}_1 \vec{C}_1 \cdot (\vec{X}_1 - X_i^k) + \vec{r}_2 \vec{C}_2 \cdot (\vec{X}_2 - X_i^k) + \vec{r}_3 \vec{C}_3 \cdot (\vec{X}_3 - X_i^k) \right) \\ X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^k \end{cases}\tag{3.28}$$

Come si può notare dalla (3.28), il coefficiente ω assume il ruolo di Constriction Coefficient Factor (CFA) e, invece dei classici vettori di numeri random $U(0, \phi_i)$ (con $i = 1,2$), in questa versione ibrida ciascun termine viene moltiplicato per $\vec{r}_i \vec{C}_i$.

I risultati del lavoro dei due autori dimostrano che il HPSOGWO risulta più affidabile e ottiene soluzioni migliori rispetto al GWO normale.

4. Il confronto tra le due metaeuristiche

Per concludere, in questo paragrafo verranno confrontate brevemente le principali caratteristiche del PSO e del GWO.

Innanzitutto, entrambi gli algoritmi rientrano nelle stesse categorie di metaeuristiche e si basano sulla Swarm Intelligence. Il GWO è stato sviluppato diversi anni più tardi ed è considerato una delle metaeuristiche più in crescita attualmente, sono già stati pubblicati diversi progressi rispetto alla struttura originale ma possiede ancora ampi margini di miglioramento rispetto al PSO.

Per quanto riguarda la struttura, il PSO risulta sicuramente più complesso rispetto al GWO, tant'è che è più difficile da implementare e comprendere nei suoi meccanismi. Basti pensare al fatto che, al contrario del PSO che utilizza un vettore di posizioni e un vettore di velocità per identificare le particelle, il GWO necessita solo di una matrice di posizioni ordinate dalla migliore alla peggiore in termini di fitness e, quindi, richiede meno memoria. Per quanto riguarda quest'ultima, inoltre, nel GWO le uniche soluzioni salvate sono le prime tre, mentre il PSO registra la miglior posizione di ciascuna particella (*pbest*) e la miglior posizione globale ottenuta dallo stormo o dal vicinato di ciascuna particella (*gbest*). Il fatto che venga richiesta minor memoria però può essere motivo di critica, dato che una sostanziale quantità di informazioni non viene utilizzata. Per rimediare a questo limite, un'idea potrebbe essere lavorare sulla topologia o sulla struttura gerarchica, come proposto da Yang et al. (2016).

Per quanto riguarda le due fasi principali di exploration ed exploitation, il GWO, a differenza del PSO, ha solo due vettori di parametri da aggiustare: \vec{a} e \vec{C} . Come mostrato in precedenza, questi due vettori di parametri aiutano a bilanciare le due fasi e sono più semplici da calibrare rispetto ai corrispettivi parametri nella PSO.

Infine, in molte circostanze, quando il GWO viene applicato per risolvere differenti funzioni unimodali e multimodali, come ad esempio in Mirjalili et al. (2014) o in Köybaşı e Yazici (2020), è stato riscontrato come sia più efficace rispetto alla PSO standard, con una convergenza all'ottimo più veloce all'aumentare della popolazione e un miglior bilanciamento tra exploitation ed exploration.

IV. Ottimizzazione del TS tramite PSO e GWO

L'obiettivo principale di questa tesi, come già anticipato, è ottimizzare i parametri di un trading system tramite due metaeuristiche e osservare se l'operatività viene migliorata dall'affiancamento dell'intelligenza artificiale. A questo fine, nel presente capitolo verrà implementata un'analisi di backtesting statica, in cui il trading system presentato nel Capitolo II verrà ottimizzato tramite le due metaeuristiche trattate nel Capitolo III e verrà validato attraverso il confronto dei risultati operativi con quelli di due strategie benchmark alternative.

1. Impostazione dell'analisi di backtesting

L'analisi di backtesting si svolgerà utilizzando la metodologia statica "In-Sample/Out-of-Sample" e si baserà sulle serie storiche dei prezzi giornalieri aggiustati di cinque titoli.

Le due fasi di training e testing, in particolare, si svolgeranno nei seguenti periodi:

- *Fase di training*: periodo In-Sample dal 01/01/2011 al 31/12/2018;
- *Fase di testing*: periodo Out-of-Sample dal 01/01/2019 al 31/12/2021.

Nella fase di training i parametri del trading system verranno ottimizzati tramite PSO e GWO e i risultati dell'ottimizzazione verranno confrontati per valutare le due metaeuristiche. Nella fase di testing, invece, si valideranno la miglior configurazione ottimale del TS trovata dal PSO (TS_PSO) e la miglior configurazione ottimale trovata dal GWO (TS_GWO) confrontando i loro risultati con quelli di due strategie benchmark: il trading system standard configurato con i parametri suggeriti in letteratura (TS_STD) e la strategia "Buy&Hold" (B&H). Prima di passare all'analisi dei risultati, è necessario introdurre gli strumenti e le configurazioni utilizzate per implementare l'analisi di backtesting.

1.1. Il set informativo

Le serie storiche su cui svolgere l'analisi sono state scaricate dalla banca dati di "Yahoo Finance" considerando l'orizzonte temporale definito in precedenza e la frequenza giornaliera. In particolare, è stato preso come riferimento il mercato statunitense e sono stati scelti cinque titoli (immagine 4.1) a larga capitalizzazione appartenenti all'indice S&P 500. La scelta dei cinque titoli si è basata sulla differenziazione per settore che ha

l'obiettivo di verificare se il trading system è robusto in termini di capacità di generare profitti in contesti diversi.

Di seguito, verranno presentati brevemente i cinque titoli e le relative serie storiche prese in esame.

Immagine 4.1. Titoli scelti per l'analisi di backtesting.

S&P 500		
AZIENDA	SETTORE	TICKER
Bank of America Corp.	Bancario	BAC
Chevron Corp.	Energia	CVX
Walt Disney Company	Intrattenimento	DIS
3M Company	Industriale	MMM
Philip Morris International Inc.	Tabacco	PM

1.1.1 Bank of America Corporation (BAC)

La Bank of America Corp. è stata costituita nel '98 a seguito dell'acquisizione, da parte della NationBank, di BankAmerica ed è una tra le più grandi banche americane, al pari di colossi come Morgan Chase. La sua attività, in quanto banca, prevede la raccolta e la gestione del risparmio ma anche l'erogazione di servizi di credito, finanziari, di gestione patrimoniale e del rischio. Oltre ad avere una solida articolazione territoriale in tutto il suolo americano, è possibile trovare le sue sedi anche in più di 35 paesi esteri.

Immagine 4.2. Serie storica giornaliera dei prezzi aggiustati per il titolo BAC.



Il suo titolo è quotato alla Borsa di New York (NYSE) ed ha un valore pari, oggi, a 35 dollari per azione, con una capitalizzazione di circa 288 miliardi di dollari.

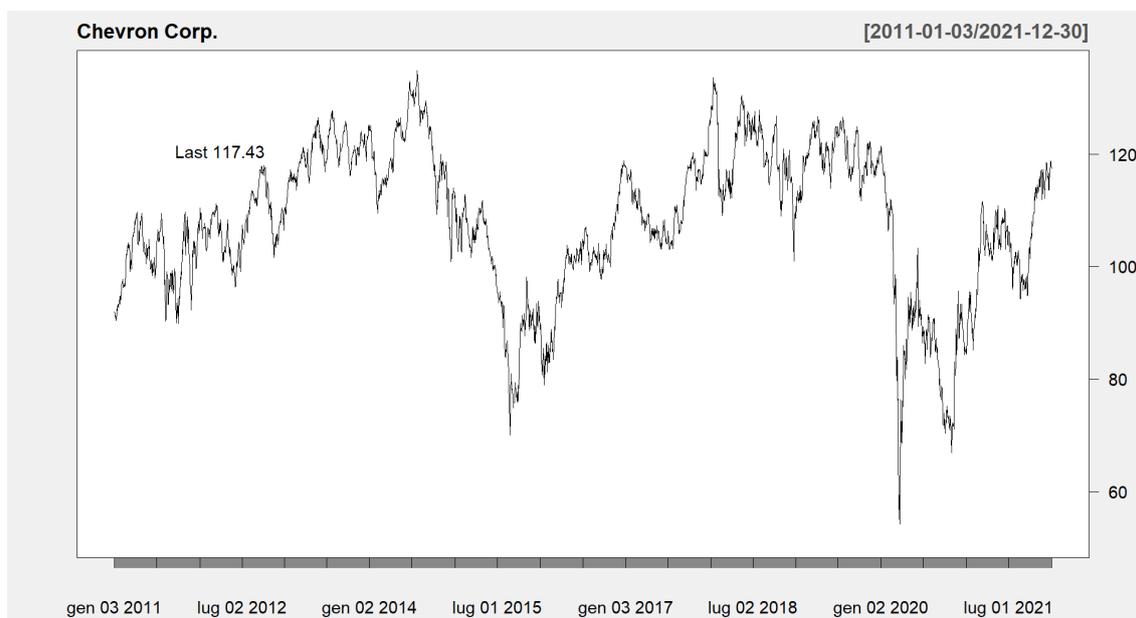
Come è possibile notare dall'immagine 4.2, BAC ha avuto una serie di fluttuazioni significative nel corso dell'ultimo decennio ma ha mantenuto comunque un trend crescente. Tra il 2011 e il 2013 si può notare la fine del periodo di recessione economica conseguente la crisi finanziaria del 2008, la quale ha colpito duramente tutti i settori ma in particolar modo quello bancario. A seguire, c'è stata una lenta ripresa con un trend rialzista che è stato interrotto nuovamente dalla crisi Covid-19 scoppiata a marzo 2020, per poi risalire nuovamente nell'ultimo anno.

1.1.2 Chevron Corporation (CVX)

La Chevron Corp., invece, è un'azienda petrolifera statunitense nata nel 1911 sotto il nome di "Standard Oil of California" che opera da molti anni nel campo dell'esplorazione ed estrazione petrolifera in tutto il mondo. Infatti, nonostante la sede principale sia situata a San Ramon (California), svolge la sua attività in più di 180 paesi nel mondo.

Anche il titolo di questa azienda è quotato nel NYSE e attualmente vale circa 176 dollari per azione, con una capitalizzazione pari a circa 346 miliardi di dollari.

Immagine 4.3. Serie storica giornaliera dei prezzi aggiustati per il titolo CVX.



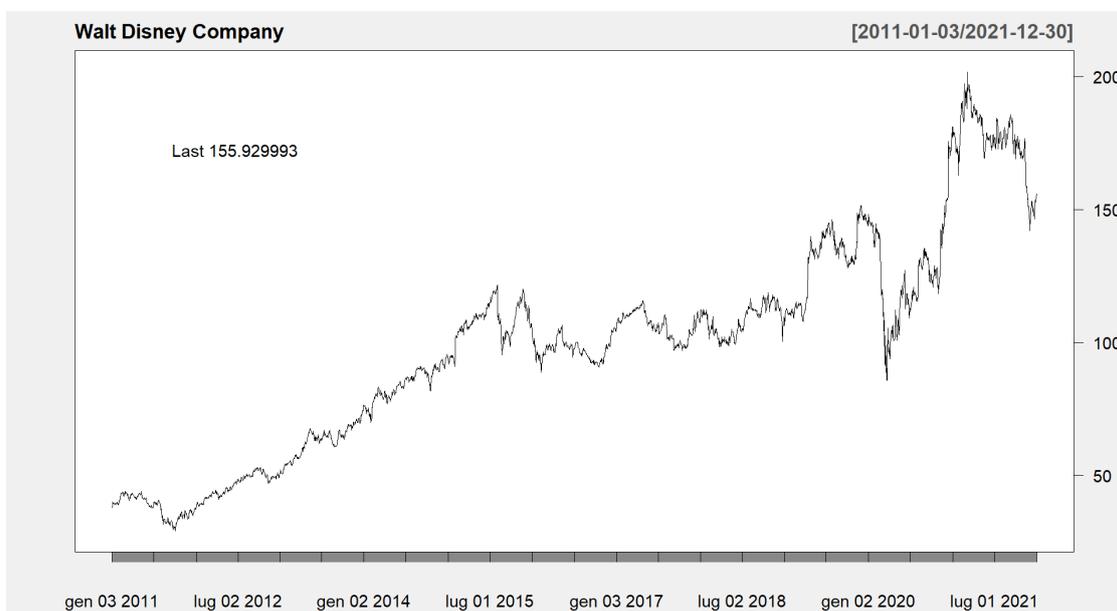
Nell'immagine 4.3 possiamo notare un andamento molto differente rispetto al titolo precedente. In questo trend laterale è possibile notare due forti oscillazioni che sono legate a

due crisi molto importanti avvenute nell'ultimo decennio, entrambe legate alla forte volatilità del bene più speculato al mondo. La prima crisi riguarda il crollo dei prezzi del petrolio tra il 2014 ed il 2015, dovuto a dinamiche geopolitiche ed economiche che hanno portato ad una diminuzione dei consumi a fronte di una produzione invariata. La seconda crisi, dovuta sempre ad un crollo del prezzo del petrolio, invece, precede la crisi Covid-19 ed ha portato ad un pesante dimezzamento del prezzo di CVX.

1.1.3 Walt Disney Company (DIS)

Il terzo titolo scelto appartiene alla nota multinazionale fondata da Walt Disney nel 1923. La Disney, nel corso della sua esistenza, si è occupata principalmente di animazione. Solo in seguito ha ampliato la propria attività entrando nei settori dell'intrattenimento, del turismo e del merchandising. Il titolo è stato quotato negli anni '50 nel NYSE ed è entrato nel Dow Jones nel 1991. Ad oggi, il suo valore è pari a circa 109 dollari ad azione con una capitalizzazione di circa 200 miliardi di dollari.

Immagine 4.4. Serie storica giornaliera dei prezzi aggiustati per il titolo DIS.



Dall'immagine 4.4, è possibile notare un trend crescente dei prezzi che risulta abbastanza lineare fino alla crisi Covid nel 2020. Nei mesi successivi allo scoppio della pandemia, infatti, il titolo è crollato sotto i 100 dollari, dopo di che è riuscito a recuperare raddoppiando il proprio valore e, infine, è tornato a fluttuare attorno ai 150 dollari negli ultimi mesi del 2021.

1.1.4 3M Company (MMM)

Conosciuta anche come “Minnesota Mining and Manufacturing Company”, la 3M è una longeva multinazionale statunitense che opera nel settore industriale. Questo conglomerato produce una serie di beni destinati ad ambiti differenti: prodotti destinati all’industria automobilistica, prodotti per la sicurezza individuale e ambientale, prodotti dentali, segnaletica stradale ecc. Attualmente il titolo della 3M è quotato al NYSE al prezzo di circa 147 dollari e tra i cinque titoli risulta quello con una capitalizzazione minore (pari circa a 83 miliardi di dollari).

Immagine 4.5. Serie storica giornaliera dei prezzi aggiustati per il titolo MMM.



L’andamento di questo titolo nel periodo considerato assume due trend ben distinti. Fino al 2018, infatti, si può notare un trend rialzista molto marcato che tocca il suo massimo sopra la soglia dei 250 dollari. Tra il 2018 e il 2019, però, la società è andata incontro ad un grave periodo di crisi dovuto a “condizioni di rallentamento in mercati chiave” e “una strategia operativa che non ha dato i frutti sperati”⁴³ e questo ha portato il titolo a perdere valore e invertire il trend. Alla fine del 2019, inoltre, l’andamento dei prezzi ha subito in anticipo le conseguenze della pandemia iniziata in Asia, continente in cui l’azienda opera attivamente.

⁴³ Mike Roman, CEO di 3M Company. Fonte: https://www.repubblica.it/economia/finanza/2019/04/25/news/post-it_in_crisi_il_gruppo_3m_taglia_2mila_posti_di_lavoro-224845926/

1.1.5 Philip Morris International Inc. (PM)

L'ultimo titolo scelto appartiene alla compagnia con sede a Losanna (Svizzera) che opera nel settore del tabacco e vende prodotti in più di 180 paesi nel mondo. Fondata nel 1950 da Philips Morris, questa azienda ha fatto parte del gruppo Atria fino al 2008, anno in cui si è scorporata dal gruppo statunitense per riuscire ad aumentare le vendite nei mercati emergenti. Ad oggi, Philip Morris è quotata al NYSE per un valore pari a circa 105 dollari per azione e una capitalizzazione di 165 miliardi di dollari.

Immagine 4.6. Serie storica giornaliera dei prezzi aggiustati per il titolo PM.



Dal grafico del suo andamento per il periodo considerato, è possibile notare un trend primario laterale caratterizzato da forti fluttuazioni. Il massimo globale è stato raggiunto tra il 2017 e il 2018 e subito dopo c'è stata una flessione vertiginosa dovuta a risultati deludenti da parte dell'azienda. Le stesse flessioni sono state registrate in tutto il settore del tabacco che, in ogni caso, rimane un business ultra-redditizio.

I grafici dei cinque titoli confermano la scelta di serie storiche diversificate che testeranno la capacità del trading system nell'adattarsi a differenti situazioni. In particolare, ci si aspetta che la scelta di periodi Out-of-Sample in corrispondenza della crisi Covid-19 renda le fasi di testing molto interessanti per la validazione del sistema.

1.2. Formulazione del problema di ottimizzazione

Come è emerso nel capitolo III, risolvere un problema di ottimizzazione combinatoria significa selezionare la miglior combinazione delle variabili di una funzione obiettivo affinché il suo output venga ottimizzato. Nel caso specifico di questa analisi, il problema da risolvere in fase di training è un problema di massimizzazione del *profitto netto* generato dal trading system. Il sistema, quindi, è stato trasformato in una funzione obiettivo (*funzione di fitness*) che dipende dalla combinazione dei parametri degli indicatori tecnici che lo compongono.

In particolare, la funzione obiettivo necessita dai seguenti input:

- Le variabili da ottimizzare, ovvero i sei parametri degli indicatori tecnici che compongono il TS⁴⁴;
- Un ipotetico capitale iniziale con il quale simulare le transazioni, fissato pari a 100.000 dollari. Si tenga in considerazione che questo dato è solo indicativo e può essere sforato se il nozionale richiesto da un'operazione è maggiore;
- La serie storica su cui eseguire l'ottimizzazione.

Per quanto riguarda il dominio delle sei variabili da ottimizzare ($Range_dim \in \mathbb{N}^d$) è stato impostato come segue:

Immagine 4.7. Range di variazione dei sei parametri da ottimizzare.

	Range_dim					
	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD
Lower Bound	2	2	1	2	2	2
Upper Bound	52	52	4	52	52	52

In questo modo, le medie mobili che compongono i tre indicatori non tengono in considerazione più di 52 giorni di borsa e lo standard deviation multiplier varia tra 1 e 4.

1.3. Le strategie benchmark

Come già anticipato, per confrontare i risultati ottenuti e validare i trading system ottimizzati, verranno usati come benchmark le performance di due strategie di trading alternative sulle stesse serie storiche, entrambe implementate su R-studio utilizzando il pacchetto *Quantstrat* di R.

⁴⁴ Per le specifiche si rimanda al paragrafo 3 del Capitolo II.

Per quanto riguarda il *trading system standard* (TS_STD), questa strategia consiste nell'utilizzo dello stesso trading system oggetto di analisi ma con i valori dei parametri suggeriti in letteratura⁴⁵:

Immagine 4.8. Parametri suggeriti in letteratura per i sei parametri.

Parametri standard					
nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD
14	20	2	12	26	9

Il confronto con i suoi risultati mostrerà se l'affiancamento dell'intelligenza artificiale all'Analisi Tecnica migliora le sue performance.

La strategia *Buy&Hold* (B&H), invece, è una strategia passiva di lungo periodo che consiste nel mantenere una posizione in un titolo, o in un portafoglio di titoli, nel tempo, senza curarsi delle fluttuazioni di breve periodo. È una strategia molto semplice, eppure risulta molto efficace dato che si fonda su un principio caposaldo della finanza: seguire l'andamento del mercato. Sia per la sua semplicità, sia per la sua efficacia, storicamente questa strategia è stata utilizzata come benchmark per testare le performance di innumerevoli strategie di trading, riuscendo più spesso di quanto si pensi a batterle. Per questo motivo è stata scelta come seconda strategia benchmark da confrontare con il trading system implementato. Più nello specifico, la B&H consisterà nell'investire un capitale iniziale (scelto arbitrariamente pari a 100.000 dollari), al primo prezzo disponibile e chiudere la posizione all'ultimo prezzo registrato.

1.4. Il settaggio dei parametri per il PSO

Per quanto riguarda il PSO, è stata implementata la versione con peso di inerzia⁴⁶ perché permette di ottenere un modello stabile prevenendo l'esplosione della velocità. Per il suo utilizzo è stato scelto il seguente settaggio dei parametri:

- Numero di particelle: $M = 80$;
- Numero massimo di iterazioni del processo: $Max_iter = 1000$;
- Upper e Lower bounds settati secondo il dominio delle variabili stabilito in precedenza: ub e $lb = Range_dim$;

⁴⁵ Per le specifiche si rimanda al paragrafo 1 del Capitolo II.

⁴⁶ Paragrafo 2.2 del Capitolo III

- Peso di inerzia: $\omega = 0.279$;
- Numero di variabili da ottimizzare: $dim = 6$
- Coefficiente di accelerazione cognitiva ($phi.p$): $\phi_1 = 1.49618$;
- Coefficiente di accelerazione sociale ($phi.g$): $\phi_2 = 1.49618$;
- Numero di particelle che compone il vicinato: $nn = 5$;
- Numero massimo di iterazioni senza miglioramenti nella fitness: $cnn = 5$;
- Coefficiente di limitazione della velocità ($speed.limit$): $\delta = 0.3$.

I valori dei parametri che influenzano la velocità e la posizione di ciascuna particella descritte dall'equazione (3.11) sono stati scelti tenendo conto dei suggerimenti forniti in letteratura. In particolare, sono stati tenuti in considerazione i lavori di Pedersen (2010) e Pizzi et al. (2020), sono state testate una serie di combinazioni con procedura *trial and error* ed è emerso che il set $\omega = 0.279$, $\phi_i = 1.49618$ e $\delta = 0.3$ porta ad ottenere le migliori soluzioni in un tempo computazionale ragionevole.

Il numero di particelle è stato scelto facendo un test sul PSO con valori differenti di M (20, 40, 60, 80, 100), lanciando per ciascuno 20 simulazioni⁴⁷.

Immagine 4.9. Esiti del test sul parametro M per il PSO.

Test sul numero di particelle per il PSO				
M	N° Sim.	Avg. Best Fitness	Avg. Comp. Time	In seconds
20	20	44,181.49	5' 07"	306.60
40	20	49,020.19	9' 08"	548.90
60	20	50,575.20	11' 14"	674.05
80	20	58,213.15	5' 13"	314.30
100	20	59,785.34	7' 00"	420.35

Guardando i risultati, si può notare che l'algoritmo performa bene anche con valori bassi di M , ma con valori più alti riesce ad ottenere mediamente valori di fitness migliori.

Le simulazioni per $M = 80$ e $M = 100$ portano ad una serie di considerazioni interessanti. In genere, l'aumento del numero di particelle fa aumentare il tempo computazionale perché aumenta anche il numero di valutazioni della funzione di fitness; però, allo stesso tempo, permette di esplorare maggiormente lo spazio di ricerca e di convergere prima ad una soluzione ottimale. Per questo motivo, le loro simulazioni registrano mediamente un

⁴⁷ Per i dettagli sulle simulazioni si veda l'Appendice A.

tempo computazionale minore accompagnato da un aumento medio nelle fitness. Alla luce di questi risultati, per ottimizzare il TS è stato scelto $M = 80$, dato che permette un miglior trade-off tra fitness maggiori e minor tempo computazionale.

Per quanto riguarda i criteri di arresto, oltre al numero massimo di iterazioni, è stato imposto all'algoritmo di fermarsi quando supera cnn iterazioni consecutive in cui non viene registrato un miglioramento delle fitness superiore a $1e - 9$. In questo modo, il processo risulta più veloce nel fornire soluzioni e viene evitato il prolungarsi della ricerca quando si è già verificata la convergenza. Il problema però è che se venisse impostato un valore troppo basso di cnn il processo potrebbe fermarsi prematuramente restituendo soluzioni non ottimali. Per questo motivo, è stato scelto un valore pari a cinque che, in ogni caso, arresta il processo ampiamente prima di raggiungere il criterio Max_iter , per cui quest'ultimo viene impostato alto (pari a 1000) solo in via prudenziale.

Infine, il parametro che definisce il vicinato di ciascuna particella è stato testato con procedura *trial and error* ed è stato impostato pari a cinque particelle adiacenti, in modo che ci sia un buon trade-off tra l'evitare la convergenza prematura verso ottimi locali (valori alti di nn) e l'aumento del tempo computazionale (valori bassi di nn).

1.5. Il settaggio dei parametri per il GWO.

Per quanto riguarda il GWO è stata implementata la versione Modified GWO (mGWO)⁴⁸ apportando le relative modifiche alla struttura originale, in modo che venga migliorata la fase di exploration. Per il suo utilizzo sono stati settati i seguenti parametri:

- Numero di lupi: $M = 80$;
- Numero di iterazioni massime: $Max_iter = 1000$;
- Upper e Lower bounds secondo il dominio delle variabili stabilito in precedenza: ub e $lb = Range_dim$;
- Numero di variabili da ottimizzare: $dim = 6$;
- Numero di iterazioni massime senza miglioramenti nella fitness: $cnn = 5$;

Per poter comparare i due algoritmi in fase di training, i valori dei parametri M , Max_iter e cnn sono stati posti uguali a quelli del PSO. In ogni caso, questa scelta porta ad una miglior efficienza dell'algoritmo ed è giustificata dalle stesse considerazioni fatte in precedenza per il PSO.

⁴⁸ Paragrafo 3.3 del Capitolo III.

Nelle seguenti tabelle viene riportato un riassunto dei settaggi per le due metaeuristiche.

Immagine 4.10. Configurazione di PSO e GWO per l'ottimizzazione in fase di training.

PARAMETRI DEGLI ALGORITMI								
	M	Max_iter	Range_dim					
			nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD
PSO	80	1000	2	2	1	2	2	2
			52	52	4	52	52	52
GWO	80	1000	2	2	1	2	2	2
			52	52	4	52	52	52

PARAMETRI DEGLI ALGORITMI							
	w	Dim	phi.p	phi.g	nn	cnn	speed.limit
PSO	0.279	6	1.49618	1.49618	5	5	0.3
GWO		6				5	

1.6. Calcolo dei rendimenti

In fase di testing, il confronto delle prestazioni tra le quattro strategie verrà effettuato su più livelli. In primo luogo, verranno analizzate le statistiche relative all'operatività che danno una serie di risultati assoluti sulla profittabilità e la rischiosità di ciascuna strategia. Dopo di che verranno riportati i grafici sull'operatività dei migliori trading system, dove sono rappresentati l'equity line, la drawdown line e i punti di entrata e di uscita dal mercato. Infine, per approfondire il confronto sulla profittabilità verranno calcolati i rendimenti di ciascuna strategia tenendo in considerazione variabili come il capitale investito e il tempo a mercato.

Prima di introdurre il calcolo dei rendimenti, si tenga in considerazione la seguente notazione:

- M è il totale delle operazioni effettuate da ciascuna strategia in fase di testing;
- r_i è il rendimento periodale ottenuto dall'operazione i -esima (con $i = 1, \dots, M$);
- g_i è il tempo a mercato espresso in giorni dell'operazione i -esima;
- G è il tempo espresso in giorni del periodo Out-of-Sample;
- T è il tempo a mercato espresso in giorni per ciascuna strategia, calcolato come:

$$T = \sum_{i=1}^M g_i \quad (4.1)$$

- *T.medio* è il tempo a mercato medio di ciascuna strategia, calcolato come:

$$T.medio = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M g_i \quad (4.2)$$

Il primo tasso di rendimento considerato è il *Return on Investment* (ROI), dato dal rapporto tra il profitto netto e il capitale investito da ciascuna strategia per l'intero periodo Out-of-Sample.

$$ROI = \frac{\text{Profitto Netto}}{\sum_{i=1}^M \text{Capitale investito}_i} \quad (4.3)$$

Dove:

- *Profitto Netto* è il Profitto Netto ottenuto dalla strategia;
- *Capitale investito_i* è il capitale investito per l'operazione *i* –esima;

Dato che il ROI delle varie strategie si basa su differenti *T*, verrà annualizzato:

$$ROI.Ann = (1 + ROI)^{\left(\frac{365.25}{T}\right)} - 1 \quad (4.4)$$

Il ROI permetterà di ottenere una prima indicazione della redditività di ciascuna strategia in base al capitale investito, però, non tiene conto del diverso tempo a mercato di ciascuna operazione (g_i). Per questo motivo, si farà maggior riferimento al *Time-Weighted Rate of Return* (TWR), calcolato come:

$$TWRR = \left(\prod_{i=1}^M (1 + r_i)^{g_i} \right)^{\frac{1}{G}} - 1 \quad (4.5)$$

Il TWRR, rispetto al ROI, incorpora già il tempo a mercato delle operazioni e il capitale investito ma è un tasso triennale (Out-of-Sample); quindi, anch'esso verrà annualizzato:

$$TWRR.Ann = \sqrt[3]{(1 + TWRR)} - 1 \quad (4.6)$$

2. Analisi dei risultati

In questo paragrafo si presentano, per ciascun titolo, i risultati dell'analisi di backtesting suddivisi tra fase di training e fase di testing. Per lo sviluppo dell'analisi è stato utilizzato il software *R-studio* (versione di R: 4.1.3) su Windows 10 con processore "AMD Ryzen 5 2500U with Radeon Vega Mobile Gfx" e 8 GB di RAM.

2.1. Bank of America Corp. (BAC)

Fase di training

Immagine 4.11. Esiti delle simulazioni del PSO in fase di training sul titolo BAC.

BAC - PSO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	23	3	1	45	46	28	21,675.58	17	40	1060
2	45	15	3	17	19	39	19,083.15	16	10	970
3	42	15	3	14	48	39	19,083.15	19	17	1157
4	15	50	4	42	43	2	23,013.39	26	11	1571
5	11	19	4	39	47	41	16,729.76	12	26	746
6	12	43	4	33	34	2	23,013.39	13	27	807
7	31	14	3	27	33	33	19,074.08	20	18	1218
8	2	2	1	24	25	15	19,846.11	46	9	2769
9	15	48	4	10	14	45	21,343.26	13	29	809
10	11	11	3	8	14	37	17,416.73	11	58	718
11	6	2	2	47	52	13	19,654.09	33	20	2000
12	7	2	3	30	43	51	19,199.97	14	50	890
13	46	2	3	30	41	8	16,584.26	17	16	1036
14	15	45	4	6	20	48	23,013.39	12	36	756
15	50	15	3	10	31	13	19,083.15	29	36	1776
16	41	2	2	11	26	37	16,584.26	21	56	1316
17	18	2	3	3	36	48	20,915.31	30	11	1811
18	46	15	3	7	39	31	19,083.15	37	17	2237
19	11	3	3	28	52	42	16,729.76	15	8	908
20	52	15	3	28	35	36	19,083.15	14	34	874
TS_STD	14	20	2	12	26	9	-1,606.02			

Nell'ottimizzazione del TS per il titolo BAC, il PSO ha ottenuto una soluzione ottima maggiore nelle simulazioni 4, 6 e 14. Più nello specifico, i parametri ottimizzati prevedono una media mobile del RSI molto simile al parametro standard, le Bande di Bollinger che seguono molto in ritardo e alla massima distanza possibile l'andamento dei prezzi e il MACD costruito con una DL su medie mobili molto lente che va confrontarsi con una SL molto reattiva (tranne nella simulazione 14, dove quest'ultima configurazione è invertita a parità di risultato). In questo modo, il TS prediligerà una maggior sensibilità nel RSI e nell'incrocio tra le due linee principali del MACD, mentre le Bande di Bollinger

verranno sfruttate con il minor grado di sensibilità possibile. Il TS_STD, per lo stesso periodo, ha ottenuto una perdita di 1,606.02 e ciò giustifica la lontananza dei valori dei parametri ottimizzati dai valori dei parametri standard. Dato che le tre simulazioni migliori portano allo stesso risultato in termini di fitness, per la fase successiva verrà utilizzata la configurazione della simulazione 4. Si tenga conto del fatto, però, che il TS_PSO con questa configurazione ha generato un'unica transazione e questa operatività potrebbe ripetersi in fase di testing.

Immagine 4.12. Esiti delle simulazioni del GWO in fase di training sul titolo BAC.

BAC - GWO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	15	39	4	3	35	48	23,013.39	8	18	498
2	6	2	3	16	52	38	21,120.95	12	32	752
3	14	41	4	4	41	32	23,013.39	4	3	243
4	11	46	4	2	52	24	23,013.39	6	3	363
5	12	50	4	4	30	32	23,013.39	6	49	409
6	5	2	1	51	52	52	25,064.16	42	58	2578
7	10	47	4	3	52	35	23,013.39	8	5	485
8	17	39	4	15	44	44	16,127.09	2	45	165
9	14	48	4	21	29	11	19,083.15	3	2	182
10	16	39	4	13	34	18	21,343.26	3	22	202
11	41	15	3	23	44	15	19,083.15	3	33	213
12	16	2	3	4	36	33	20,322.16	5	19	319
13	52	15	3	31	52	20	19,083.15	5	32	332
14	16	50	4	2	52	37	23,013.39	4	25	265
15	51	15	3	20	42	45	19,083.15	4	35	275
16	46	15	3	22	36	18	19,083.15	3	29	209
17	16	2	3	2	39	43	20,461.47	4	16	256
18	16	50	4	2	48	37	23,013.39	3	23	203
19	18	2	3	2	38	49	20,915.31	17	39	1059
20	44	15	3	11	39	21	19,083.15	3	18	198
TS_STD	14	20	2	12	26	9	-1,606.02			

Per quanto riguarda il GWO, la configurazione migliore è quella ottenuta dalla simulazione 6. In particolare, i parametri ottimizzati prevedono delle medie mobili molto reattive per il RSI e le Bande di Bollinger, con quest'ultime molto vicine all'andamento dei prezzi. I parametri ottimizzati per il MACD, invece, prevedono il minor grado di sensibilità possibile dell'indicatore. Anche questa configurazione si allontana di molto rispetto ai parametri standard, inoltre le statistiche ottenute⁴⁹ indicano un incremento nel numero di transazioni rispetto al TS_PSO e ci si aspetta che questa differenza rimanga in fase di testing.

⁴⁹ Immagine B.1.1 dell'Appendice B.1.

Immagine 4.13. Confronto tra le due metaeuristiche in fase di training sul titolo BAC.

	AVG. BEST FITNESS	BEST OPT. SOLUTION	WORST OPT. SOLUTION
PSO	19,510.45	23,013.39	16,584.26
GWO	21,047.35	25,064.16	16,127.09
TS_STD	-1,606.02		

	AVG. COMP. TIME in sec.	MAX COMP. TIME in sec.	MIN COMP. TIME in sec.
PSO	1,271	2,769	718
GWO	460	2,578	165

In questa fase di training, è possibile notare che entrambi gli algoritmi hanno ottenuto delle buone soluzioni ottime (dai 16,000 ai 25,000 dollari di profitto netto) in un tempo computazionale ragionevole (dai 2 minuti ai 45 minuti). Procedendo con il confronto in termini di trade-off tra soluzioni migliori e minor tempo computazionale, è possibile notare che il GWO ha performato mediamente meglio del PSO⁵⁰. Nello specifico, ci mette meno della metà del tempo computazionale per la convergenza ad una soluzione ottimale riuscendo ad ottenere delle soluzioni mediamente maggiori di circa 2,000 dollari. Osservando questi risultati il GWO sembrerebbe essere migliore. Dal confronto tra le migliori simulazioni, però, si nota che quella del GWO corrisponde anche alla simulazione che ha impiegato più tempo computazionale (42'58") ed è nettamente maggiore rispetto al tempo computazionale necessario per le migliori simulazioni del PSO (al massimo di 26 minuti). Inoltre, la maggior velocità di convergenza ha portato il GWO ad ottenere la peggior soluzione (16,127.09 dollari in 2'45") e questo risultato potrebbe essere sintomo di problemi di stagnazione in ottimi locali.

⁵⁰ Si tenga in considerazione che per il TS_STD il valore riportato è puntuale e non rappresenta una media.

Fase di testing

Immagine 4.14. Confronto delle statistiche in fase di testing sul titolo BAC.

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	1	23	6	2
Numero Scambi	1	11	3	1
Profitto Netto	17,115.86	22,089.16	11,592.10	78,405.45
Media dei profitti	17,115.86	1,802.72	3,864.04	78,405.45
Mediana dei profitti	17,115.86	1,181.64	5,022.76	78,405.45
Miglior risultato	17,115.86	13,163.97	7,171.21	78,405.45
Peggior risultato	0.00	-5,730.38	-601.86	0.00
Profitti lordi	17,115.86	27,084.38	12,193.97	78,405.45
Perdite lorde	0.00	-7,254.43	-601.86	0.00
Standard Deviation	NA	4,592.54	4,013.99	NA
Standard Error	NA	1,384.70	2,317.48	NA
% Operazioni positive	100.00	63.64	66.67	100.00
% Operazioni negative	NA	36.36	33.33	0.00
Profit Factor	NA	3.73	20.26	NA
Media operazioni vincenti	17,115.86	3,869.20	6,096.98	78,405.45

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	17,115.86	2,629.30	6,096.98	78,405.45
Media operazioni perdenti	NA	-1,813.61	-601.86	NaN
Mediana operazioni perdenti	NA	-719.99	-601.86	NA
Media profitti giornalieri	17,115.86	1,802.72	3,864.04	78,405.45
Mediana profitti giornalieri	17,115.86	1,181.64	5,022.76	78,405.45
Deviazione Standard giornaliera	NA	4,592.54	4,013.99	NA
Standard Error giornaliero	NA	1,384.70	2,317.48	NA
Ann. Sharpe	NA	6.23	15.28	NA
Max Drawdown	-10,372.00	-13,098.08	-11,755.62	-70,352.56
Profitto netto/Max Drawdown	-165.02%	168.64%	98.61%	111.45%
Media vincite/perdite	NA	213.34%	1013.02%	NA
Mediana vincite/perdite	NA	365.19%	1013.02%	NA
Capitale massimo	20,000.00	25,659.35	11,848.12	93,790.07
Capitale minimo	-10,000.00	-6,996.95	-6,732.86	-27,564.10
Capitale finale	17,115.86	22,089.16	11,592.10	78,405.45

In fase di testing, il TS_PSO e il TS_GWO hanno ottenuto un profitto netto maggiore rispetto al TS_STD. Nonostante ciò, i due trading system ottimizzati non sono riusciti a battere la strategia B&H che li ha sovraperformati.

Le statistiche sul numero di transazioni confermano l'operatività preventivata in fase di training per il due trading system ottimizzati: il TS_PSO ha effettuato una sola operazione contro le 11 del TS_GWO. Per quanto riguarda la percentuale di operazioni positive, il TS_PSO ha un'unica operazione in positivo mentre il TS_GWO sembrerebbe essere peggiore del TS_STD, però, bisogna considerare anche il fatto che ha generato molti più

segnali⁵¹. Questa statistica, comunque, va ad influenzare anche il suo Profit Factor che risulta significativamente minore rispetto al trading system non ottimizzato.

Il rapporto percentuale tra profitto netto e massimo drawdown, chiamato anche “*Return on Account*”, è molto negativo per il TS_PSO e denota una rischiosità elevata del sistema, mentre il TS_GWO possiede un rapporto migliore rispetto a tutte le altre strategie.

Immagine 4.15. Strategia TS_GWO applicata sul titolo BAC in fase di testing.



Dall'immagine 4.15 si nota subito la flessione dovuta alla crisi covid 19 che giustifica il massimo drawdown per tutte le strategie⁵². Il TS_GWO, in particolare, ha aperto una posizione poco dopo il crollo del prezzo e l'ha chiusa in fase di ripresa, causando una flessione nella crescita dell'equity line. La linea di drawdown risulta abbastanza stabile e vicina a zero, e ciò giustifica la bassa rischiosità del sistema che è riuscito ad ottenere un Equity line crescente anche se non perfettamente lineare.

⁵¹ Le statistiche per ciascuna operazione sono riportate nell'Appendice C.1

⁵² I grafici sull'operatività sono riportati nell'Appendice C.1.

Immagine 4.16. Confronto finale sulla profittabilità in fase di testing per il titolo BAC.

	T	T.medio	Profitto netto	Profitto netto medio	Capitale investito	Cap. investito medio
TS_STD	491	164	11,592.10	3,864.03	92,419.71	30,806.57
B&H	1093	1093	78,405.45	78,405.45	100,000.00	100,000.00
TS_PSO	671	671	17,115.86	17,115.86	26,943.70	26,943.70
TS_GWO	664	55	22,089.16	1,840.76	361,648.98	30,137.42

	ROI	ROI.Ann	TWRR	TWRR.Ann
TS_STD	12.54%	9.19%	2.52%	0.83%
B&H	78.41%	21.34%	78.41%	21.34%
TS_PSO	63.52%	30.70%	35.24%	10.62%
TS_GWO	6.11%	2.00%	9.15%	2.97%

Osservando i dati sui profitti netti e i capitali investiti, si nota subito che il TS_GWO ha impiegato molto più capitale durante il periodo out-of-sample per ottenere il suo profitto di 22,089.16 dollari. Osservando il ROI, infatti, si nota subito il calo di profittabilità di questa strategia, mentre il TS_PSO è riuscito a battere anche la strategia B&H. Se si tiene in considerazione il tempo a mercato delle singole operazioni, però, il TWRR evidenzia un rendimento maggiore del TS_GWO rispetto al TS_STD e conferma che la strategia B&H ha ottenuto il rendimento migliore. La valutazione di queste statistiche porta a conclusioni positive sui trading system ottimizzati. Il TS_GWO è riuscito ad ottenere un rendimento ponderato per il tempo maggiore rispetto al trading system standard, a fronte di un utilizzo di maggior capitale e un profit factor minore. Il TS_PSO, invece, rischia di più nella sua operatività ma ottiene un rendimento maggiore sia in termini di ROI che in termini di TWRR. È vero che la strategia B&H porta ad ottenere un profitto netto molto più alto di tutti e tre i trading system, bisogna tenere in considerazione, però, che ha comportato un investimento iniziale molto più alto e ha comportato rischi maggiori in termini di Return on Account e tempo a mercato.

2.2. Chevron Corp. (CVX)

Fase di training

Per il titolo CVX, il PSO ha ottenuto cinque configurazioni candidate alla fase di testing con una soluzione ottima pari a 79,136.64 dollari di profitto netto. I parametri ottimizzati di queste cinque simulazioni sono uniformi tra loro e prevedono un RSI e delle Bande di Bollinger meno reattive rispetto ai parametri standard, mentre lo standard deviation multiplier è lo stesso. Il MACD, invece, prevede dei valori della media Fast e della SL vicini ai parametri standard (12 e 9) e di poco più alti, mentre la media Slow è molto più reattiva rispetto al parametro suggerito (26). La maggior vicinanza ai parametri standard, in questo caso, è giustificata da un profitto netto positivo da parte del TS_STD, però la configurazione ottimale va a ridurre anche in questo caso il numero di transazioni per poter migliorare il profitto.

Immagine 4.17. Esiti delle simulazioni del PSO in fase di training sul titolo CVX.

CVX - PSO - TRAINING										
Simulazione	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	50	52	2	3	5	48	72,036.60	10	43	643
2	12	25	1	2	11	28	68,455.05	15	32	932
3	12	25	2	25	47	2	68,693.13	13	10	790
4	45	36	2	12	14	9	79,136.64	8	45	525
5	4	35	3	3	29	46	76,760.12	16	17	977
6	12	27	2	5	13	40	68,693.13	16	2	962
7	12	24	2	2	25	38	68,693.13	17	26	1046
8	22	9	1	4	25	22	71,720.89	18	1	1081
9	3	7	4	8	52	37	64,875.05	21	10	1270
10	46	37	2	10	11	10	79,136.64	21	50	1310
11	42	36	2	7	17	13	79,136.64	19	54	1194
12	44	36	2	7	13	14	79,136.65	19	3	1143
13	12	37	3	2	31	19	67,392.14	12	56	776
14	12	40	3	5	6	24	68,845.52	17	1	1021
15	12	24	2	2	26	15	68,693.07	17	38	1058
16	12	28	2	1	2	39	63,588.33	10	16	616
17	15	35	3	11	14	5	75,313.45	8	51	531
18	13	25	1	4	5	43	71,490.02	20	17	1217
19	46	36	2	12	13	14	79,136.65	15	19	919
20	11	48	3	48	49	43	78,858.55	17	55	1075
TS_STD	14	20	2	12	26	9	16,462.72			

Per quanto riguarda il GWO, anche in questa fase di training è riuscito ad ottenere una sola configurazione candidata alla fase di testing.

Si può notare un parametro del RSI ottimizzato molto simile a quello della soluzione migliore del PSO, mentre per il resto è una configurazione differente che prevede delle Bande di Bollinger molto reattive e vicine all'andamento del mercato e un MACD con DL molto reattiva che incrocia una SL poco sensibile. Da questa configurazione ci si aspettano segnali che provengono maggiormente dalla combinazione delle Bande di Bollinger e del MACD. Se si osservano le statistiche del TS_GWO nel periodo In-Sample⁵³, è possibile notare un numero di transazioni molto più alto (19) rispetto al TS_PSO, a conferma della differente strategia relativa a questa configurazione.

Immagine 4.18. Esiti delle simulazioni del GWO in fase di training sul titolo CVX.

CVX - GWO - TRAINING										
Simulazione	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	48	20	2	5	21	32	58,175.36	3	18	198
2	22	30	3	2	52	2	65,251.37	11	30	690
3	52	12	2	13	40	9	58,526.22	5	23	323
4	49	52	2	2	31	8	72,036.61	7	51	471
5	12	37	3	5	18	36	67,890.64	10	0	600
6	10	32	1	2	33	5	61,055.31	9	31	571
7	34	52	2	3	4	52	66,920.39	8	20	500
8	2	52	3	9	10	2	65,776.72	6	37	397
9	52	52	2	7	43	2	68,457.41	12	8	728
10	45	11	1	5	40	52	75,180.28	27	16	1636
11	12	24	2	2	13	29	68,692.96	35	16	2116
12	41	11	1	4	30	49	65,346.85	5	46	346
13	12	24	2	2	13	51	68,692.96	20	46	1246
14	52	52	2	2	32	9	68,457.38	8	39	519
15	12	49	3	3	5	40	68,337.03	15	39	939
16	52	11	1	23	24	22	61,345.78	9	53	593
17	40	36	2	8	16	11	77,576.52	5	46	346
18	43	52	2	2	52	7	72,036.62	6	31	391
19	12	26	2	16	49	7	66,646.31	7	34	454
20	47	9	1	4	18	45	79,764.88	26	53	1613
TS_STD	14	20	2	12	26	9	16,462.72			

Il confronto tra le due metaeuristiche in questa fase di training presenta dei risultati molto differenti rispetto al titolo precedente. In questo caso, il PSO ha ottenuto mediamente fitness migliori per circa 5,000 dollari in più ed in un tempo computazionale medio di poco superiore rispetto al GWO. Le prestazioni di quest'ultimo, invece, confermano la possibilità di problemi di convergenza che comportano maggior velocità e peggior qualità

⁵³ Immagine B.2.1 dell'Appendice B.2.

delle soluzioni, sia in termini di soluzioni medie che in termini di soluzione peggiore. Nonostante ciò, l'algoritmo è riuscito ad ottenere una maggior soluzione ottima migliore.

Immagine 4.19. Confronto tra le due metaeuristiche in fase di training sul titolo CVX.

	AVG. BEST FITNESS	BEST OPT. SOLUTION	WORST OPT. SOLUTION
PSO	72,489.57	79,136.65	63,588.33
GWO	67,808.38	79,764.88	58,175.36
TS_STD	16,462.72		

	AVG. COMP. TIME in sec.	MAX COMP. TIME in sec.	MIN COMP. TIME in sec.
PSO	954	1,310	525
GWO	734	2,116	198

Focalizzandosi sul tempo computazionale, il GWO resta conforme all'analisi precedente: mediamente risulta più veloce (anche se ha un picco di 35 minuti per una simulazione, contro i 21'50" del PSO) e la simulazione più veloce (3'18") ha portato ad ottenere la peggior fitness pari a 58,175.36 dollari.

Fase di testing

Immagine 4.20. Confronto delle statistiche in fase di testing sul titolo CVX.

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	2	10	4	2
Numero Scambi	1	5	2	1
Profitto Netto	40,379.51	2,688.13	-7,100.33	6,089.08
Media dei profitti	40,379.51	537.63	-3,550.16	6,089.08
Mediana dei profitti	40,379.51	1,018.48	-3,550.16	6,089.08
Miglior risultato	40,379.51	13,999.74	16,004.59	6,089.08
Peggior risultato	0.00	-12,961.26	-23,104.92	0.00
Profitti lordi	40,379.51	20,819.14	16,004.59	6,089.08
Perdite lorde	0.00	-18,131.02	-23,104.92	0.00
Standard Deviation	NA	10,295.10	27,654.60	NA
Standard Error	NA	4,604.11	19,554.76	NA
% Operazioni positive	100.00	60.00	50.00	100.00
% Operazioni negative	0.00	40.00	50.00	0.00
Profit Factor	NA	1.15	0.69	NA
Media operazioni vincenti	40,379.51	6,939.72	16,004.59	6,089.08

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	40,379.51	5,800.93	16,004.59	6,089.08
Media operazioni perdenti	NaN	-9,065.51	-23,104.92	NaN
Mediana operazioni perdenti	NA	-9,065.51	-23,104.92	NA
Media profitti giornalieri	40,379.51	537.63	-3,550.16	6,089.08
Mediana profitti giornalieri	40,379.51	1,018.48	-3,550.16	6,089.08
Deviazione Standard giornaliera	NA	10,295.10	27,654.60	NA
Standard Error giornaliero	NA	4,604.11	19,554.76	NA
Ann. Sharpe	NA	0.83	-2.04	NA
Max Drawdown	-32,070.90	-51,996.35	-58,762.83	-65,462.10
Profitto netto/Max Drawdown	125.91%	5.17%	-12.08%	9.30%
Media vincite/perdite	NA	76.55%	69.27%	NA
Mediana vincite/perdite	NA	63.99%	69.27%	NA
Capitale massimo	40,379.51	2,759.78	8,282.72	14,445.75
Capitale minimo	-27,467.31	-49,236.57	-50,480.10	-51,016.35
Capitale finale	40,379.51	2,688.13	-7,100.33	6,089.08

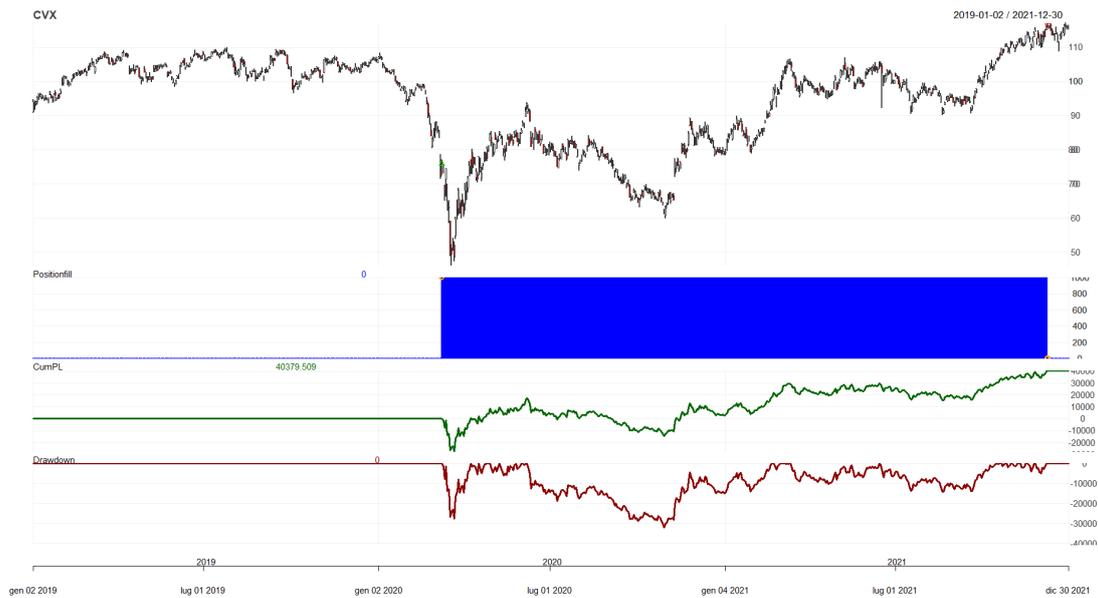
In questa fase di testing, il numero di operazioni effettuate è basso per tutti e tre i trading system, solo il TS_GWO ha generato 5 segnali e questo risultato è in linea con le considerazioni fatte sulla sua operatività in fase di training. Rispetto alla fase di testing precedente, il TS_PSO ha ottenuto un profitto netto di gran lunga maggiore rispetto le altre strategie, riuscendo a battere la strategia B&H e il TS_GWO. Il trading system non ottimizzato, invece, ha effettuato due operazioni⁵⁴ che hanno generato un risultato negativo pari a -7,100.33 dollari.

Per quanto riguarda il rapporto tra profitto netto e massimo drawdown, il TS_PSO ha ottenuto un risultato nettamente migliore rispetto alle altre strategie mentre il TS_GWO non è riuscito a battere la strategia B&H, nonostante il massimo drawdown minore.

Come si può notare dall'immagine 4.21, il TS_PSO ha aperto una sola posizione durante la flessione dell'andamento dei prezzi dovuta alla crisi Covid-19 ed è uscito dal mercato poco prima della chiusura del periodo Out-of-Sample. Inizialmente, questa posizione ha portato ad ottenere una linea di drawdown significativa e vicina al valore di massimo drawdown, seguita da una serie di fluttuazioni che hanno mantenuto la posizione dell'equity line vicina allo zero. Dopo di che, l'andamento dei prezzi ha iniziato un trend crescente arrivando fino al primo dei due massimi globali della serie storica, dove il trading system ha chiuso la posizione.

⁵⁴ Le statistiche per ciascuna operazione sono riportate nell'Appendice C.2.

Immagine 4.21. Strategia TS_PSO applicata la titolo CVX in fase di testing.



Fonte: Grafico ottenuto tramite l'utilizzo del software R-studio.

Questa operazione, pur non essendo perfetta, ha permesso al TS_PSO di sfruttare una situazione di crisi di mercato e ottenere un risultato migliore della strategia B&H, con un tempo a mercato e un capitale investito minori.

Immagine 4.22. Confronto finale sulla profittabilità in fase di testing per il titolo CVX.

	T	T.medio	Profitto netto	Profitto netto medio	Capitale investito	Cap. investito medio
TS_STD	498	249	-7,100.33	-3,550.17	191,315.17	95,657.59
B&H	1093	1093	6,089.08	6,089.08	100,000.00	100,000.00
TS_PSO	638	638	40,379.51	40,379.51	75,883.35	75,883.35
TS_GWO	514	103	2,688.13	537.63	477,470.06	95,494.01

	ROI	ROI.Ann	TWRR	TWRR.Ann
TS_STD	-3.71%	-2.74%	-8.15%	-2.80%
B&H	6.09%	1.99%	6.09%	1.99%
TS_PSO	53.21%	27.67%	28.28%	8.68%
TS_GWO	0.56%	0.40%	-0.36%	-0.12%

Anche in questa fase di validazione si può notare un capitale investito maggiore per il TS_GWO rispetto alle altre strategie. Nonostante ciò, il ROI ed il TWRR risultano

migliori rispetto al TS_STD, anche se il rendimento ponderato per il tempo risulta negativo e pari a -0.12%. Per quanto riguarda il TS_PSO, invece, la sua profittabilità è nettamente superiore alle altre strategie sia in termini di ROI che in termini di TWRR, a conferma di quanto osservato dalle statistiche precedenti.

Questa fase di testing conferma un miglioramento dell'operatività tramite l'ottimizzazione e registra una maggior profittabilità del TS_PSO rispetto tutte le altre strategie. Per quanto riguarda la rischiosità in termini di Return on Account, si registra una situazione inversa rispetto al test su BAC: il TS_PSO, oltre ad essere la strategia più profittevole, risulta anche quella meno rischiosa e che ha utilizzato meno capitale; mentre il TS_GWO risulta più rischioso anche rispetto alla strategia B&H, nonostante il tempo a mercato minore.

2.3. Walt Disney Company (DIS)

Fase di training

Immagine 4.23. Esiti delle simulazioni del PSO in fase di training sul titolo DIS.

DIS - PSO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	15	8	1	31	49	40	98,391.17	18	44	1124
2	13	8	1	19	22	52	119,612.70	35	42	2142
3	16	8	1	22	23	38	117,900.00	31	29	1889
4	14	8	1	20	24	46	121,007.60	34	55	2095
5	16	8	1	27	37	22	120,166.40	29	29	1769
6	2	17	2	32	52	20	113,638.50	22	28	1348
7	23	11	1	32	34	18	104,928.40	27	51	1671
8	16	10	1	15	35	34	112,875.60	29	0	1740
9	2	17	2	20	44	37	114,921.30	39	37	2377
10	16	8	1	17	42	30	117,780.60	39	59	2399
11	2	48	3	32	39	27	98,171.54	20	19	1219
12	16	8	1	19	24	49	125,162.20	53	30	3210
13	2	17	2	24	33	41	114,626.50	84	51	5091
14	12	8	1	18	25	49	117,064.20	22	27	1347
15	2	17	2	25	40	34	114,079.50	40	47	2447
16	2	17	2	51	52	16	107,076.40	33	14	1994
17	2	17	2	25	33	25	117,548.90	32	4	1924
18	23	11	1	27	35	17	102,812.00	16	27	987
19	2	21	2	25	28	30	111,835.90	60	15	3615
20	2	17	2	32	37	20	113,881.20	21	15	1275
TS_STD	14	20	2	12	26	9	32,645.00			

Per quanto riguarda la miglior soluzione ottimale trovata dal PSO per il titolo DIS, si può notare una certa vicinanza del valore per il parametro *nRSI* con il valore suggerito in letteratura, mentre i parametri delle Bande di Bollinger e del MACD risultano molto differenti.

Nello specifico, le Bande di Bollinger sono molto reattive e a ridosso dell'andamento dei prezzi mentre la differenza tra medie Fast e Slow del MACD è meno marcata e la SL è poco reattiva.

Questa configurazione dei tre indicatori indica che il TS_PSO genererà segnali molto sensibili all'andamento dei prezzi, dettati in prevalenza dagli indicatori RSI e Bande di Bollinger e questa sensibilità è confermata dalle 50 transazioni realizzate nel periodo In-Sample⁵⁵.

Immagine 4.24. Esiti delle simulazione del GWO in fase di training sul titolo DIS.

DIS - GWO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	15	8	1	28	29	26	111,248.60	50	24	3024
2	16	3	1	25	42	30	116,463.90	60	49	3649
3	16	3	1	22	35	38	116,655.10	41	14	2474
4	2	16	2	22	27	52	106,984.70	19	19	1159
5	2	17	2	21	33	38	107,243.80	19	21	1161
6	12	8	1	31	32	20	110,216.90	22	36	1356
7	2	17	2	22	35	44	114,172.80	52	9	3129
8	13	8	1	16	39	32	112,231.10	50	22	3022
9	15	3	1	21	30	52	120,228.20	59	59	3599
10	2	17	2	12	27	44	106,230.30	55	54	3354
11	3	44	3	25	38	25	89,429.23	9	46	586
12	14	3	1	18	40	41	109,956.00	30	32	1832
13	2	17	2	21	41	27	112,701.20	40	45	2445
14	16	3	1	32	33	29	116,655.10	34	34	2074
15	2	17	2	24	28	33	108,663.90	18	16	1096
16	14	8	1	19	46	24	111,573.40	50	43	3043
17	16	3	1	42	52	12	115,951.90	43	40	2620
18	15	3	1	23	52	24	113,643.70	32	59	1979
19	2	21	2	19	36	52	105,491.10	30	39	1839
20	2	17	2	25	38	38	112,969.50	54	55	3295
TS_STD	14	20	2	12	26	9	32,645.00			

La miglior simulazione del GWO ha ottenuto un profitto netto di 120,228.20 dollari. È una configurazione simile a quella ottenuta dal PSO ma con delle Bande di Bollinger più sensibili e un MACD che prevede una media Slow e una SL più lente. Per le stesse considerazioni fatte in precedenza, il TS_GWO nella fase successiva presenterà un grado ancor più alto di sensibilità alle fluttuazioni dei prezzi e genererà più segnali di acquisto e vendita rispetto al TS_PSO. A conferma di ciò, il TS_GWO ha generato 25 transazioni in più nel periodo In-Sample.

⁵⁵ Immagine B.3.1 dell'Appendice B.3.

Immagine 4.25. Confronto tra le due metaeuristiche in fase di training sul titolo DIS.

	AVG. BEST FITNESS	BEST OPT. SOLUTION	WORST OPT. SOLUTION
PSO	113,174.03	125,162.20	98,171.54
GWO	110,935.52	120,228.20	89,429.23
TS_STD	32,645.00		

	AVG. COMP. TIME in sec.	MAX COMP. TIME in sec.	MIN COMP. TIME in sec.
PSO	2,083	5,091	987
GWO	2,337	3,649	586

Rispetto alle fasi di training dei titoli precedenti, in generale si può notare una durata computazionale molto alta per entrambi gli algoritmi e questo è dovuto al numero di transazioni che aumenta il tempo di valutazione per ciascuna fitness. Nell’osservare le statistiche, il PSO ha dominato il GWO sia in termini di qualità delle soluzioni ottimali che in termini di tempo computazionale medio. Questa differenza, nonostante all’apparenza non sembri significativa, risulta più accentuata se si tiene conto delle statistiche di massimo e minimo. Infatti, le simulazioni numero 13 del PSO e numero 11 del GWO hanno registrato una durata anomala rispetto alle altre: la prima, di 84’51”, ha alzato significativamente il tempo computazionale medio per il PSO; mentre la seconda, di 9’46”, ha abbassato significativamente la stessa statistica per il GWO. Senza questi due picchi anomali, quindi, la dominanza del PSO sarebbe ancora più marcata. D’altra parte, la simulazione 11 del GWO corrisponde anche alla sua peggior soluzione ottima (anche in questo è un valore anomalo) e in mancanza di essa ci sarebbe stato un incremento della qualità media delle soluzioni per il GWO che avrebbe colmato buona parte della distanza dal PSO.

Fase di testing

In questa fase di testing il numero di transazioni dei trading system ottimizzati è più alto rispetto alle fasi precedenti, in linea con quanto riscontrato in fase di training, e ciò permetterà di avere delle statistiche più significative da confrontare. Il primo risultato sulla profittabilità mostra che la strategia migliore è la B&H, seguita dal TS_PSO e dal TS_GWO, mentre il TS_STD performa ancora una volta negativamente generando 3 soli

segnali⁵⁶. Le statistiche sulla profittabilità delle operazioni sono a favore del TS_PSO che ottiene mediamente maggiori profitti con una standard deviation minore, mentre il TS_GWO ottiene risultati minimi e massimi maggiori incrementando la sua volatilità. La miglior performance del primo è confermata anche dal confronto sul profit factor (2.19 contro 1.30) e dalla percentuale di operazioni positive (71% contro il 57%).

L'indice di Sharpe e il rapporto tra Profitto e Max Drawdown indicano un miglior trade-off tra profittabilità e rischio per il TS_PSO, che riesce ad essere migliore in termini di rischio anche rispetto la strategia B&H.

Immagine 4.26. Confronto delle statistiche in fase di testing sul titolo DIS.

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	28	38	3	2
Numero Scambi	14	19	1	1
Profitto Netto	36,414.14	18,285.33	-21,700.00	43,094.42
Media dei profitti	2,601.01	962.39	-7,549.99	43,094.42
Mediana dei profitti	3,350.00	2,500.00	-7,549.99	43,094.42
Miglior risultato	17,445.47	21,290.01	0.00	43,094.42
Peggior risultato	-18,000.00	-18,450.00	-7,549.99	0.00
Profitti lordi	67,056.05	78,431.64	0.00	43,094.42
Perdite lorde	-30,641.91	-60,146.31	-7,549.99	0.00
Standard Deviation	8,964.98	9,843.60	NA	NA
Standard Error	2,395.99	2,258.28	NA	NA
% Operazioni positive	71.43	57.89	0.00	100.00
% Operazioni negative	28.57	42.11	100.00	0.00
Profit Factor	2.19	1.30	0.00	NA
Media operazioni vincenti	6,705.61	7,130.15	NaN	43,094.42

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	5,140.00	3,966.23	NA	43,094.42
Media operazioni perdenti	-7,660.48	-7,518.29	-7,549.99	NaN
Mediana operazioni perdenti	-6,290.00	-7,035.00	-7,549.99	NA
Media profitti giornalieri	2,601.01	962.39	-7,549.99	43,094.42
Mediana profitti giornalieri	3,350.00	2,500.00	-7,549.99	43,094.42
Deviazione Standard giornaliera	8,964.98	9,843.60	NA	NA
Standard Error giornaliero	2,395.99	2,258.28	NA	NA
Ann. Sharpe	4.61	1.55	NA	NA
Max Drawdown	-37,600.00	-40,330.00	-58,969.99	-60,457.00
Profitto netto/Max Drawdown	96.85%	45.34%	-36.80%	71.28%
Media vincite/perdite	87.54%	94.84%	NaN	NA
Mediana vincite/perdite	81.72%	56.38%	NA	NA
Capitale massimo	48,934.14	44,085.34	8,280.01	85,289.53
Capitale minimo	-12,265.86	-16,954.65	-52,609.99	-21,299.44
Capitale finale	36,414.14	18,285.33	-21,700.00	43,094.42

⁵⁶ Le statistiche per ciascuna operazione sono riportate nell'Appendice C.3.

Osservando l'immagine 4.27, è possibile notare un andamento irregolare dell'equity line per il TS_PSO. Nonostante il profitto netto alto, durante la flessione dovuta alla crisi Covid-19 e le altre fasi di ritracciamento, il trading system ha generato dei falsi segnali che hanno portato ad ottenere delle perdite importanti. Questa operatività non ha permesso al trading system ottimizzato di performare meglio rispetto alla strategia B&H, nonostante comunque abbia mantenuto una rischiosità minore e sia riuscito a battere il TS_GWO e il TS_STD.

Immagine 4.27. Strategia TS_PSO applicata al titolo DIS in fase di testing.



In questa fase di testing, entrambi i trading system ottimizzati hanno registrato un tempo a mercato medio basso e un capitale investito molto alto, sia in termini totali che in media.

Immagine 4.28. Confronto finale sulla profittabilità in fase di testing per il titolo DIS.

	T	T.medio	Profitto netto	Profitto netto medio	Capitale investito	Cap. investito medio
TS_STD	418	209	-21,700.00	-10,850.00	308,450.00	154,225.00
B&H	1093	1093	43,094.42	43,094.42	100,000.00	100,000.00
TS_PSO	388	28	36,414.14	2,601.01	1,996,578.20	142,612.73
TS_GWO	398	21	18,285.33	962.39	2,695,697.40	141,878.81

	ROI	ROI.Ann	TWRR	TWRR.Ann
TS_STD	-7.04%	-6.18%	-2.75%	-0.93%
B&H	43.09%	12.72%	43.09%	12.72%
TS_PSO	1.82%	1.72%	0.73%	0.24%
TS_GWO	0.68%	0.62%	0.10%	0.03%

Ciò ha portato ad ottenere dei rendimenti positivi e maggiori rispetto al TS_STD, ma significativamente più bassi rispetto alla strategia B&H che ha dominato le altre strategie sia in termini di ROI che in termini di TWRR.

Nello specifico, nessuno dei due trading system ottimizzati è riuscito ad ottenere un ROI maggiore del 2% e un TWRR maggiore dell'1%, contro il 12.72% della strategia B&H. Questi risultati testimoniano che il maggior numero di transazioni non ha giovato all'operatività dei due trading system, i quali hanno impiegato un capitale mediamente di 40,000 dollari più alto per riuscire ad ottenere una profittabilità significativamente più bassa.

Nonostante ciò, comunque questa fase di testing conferma un miglioramento dell'operatività grazie all'ottimizzazione, con il TS_PSO che riesce a battere il TS_GWO ancora una volta ma non riesce a raggiungere i rendimenti della strategia B&H, nonostante il minor rischio in termini di drawdown e di tempo a mercato.

2.4. 3M Company (MMM)

Fase di training

In questa fase di training, la configurazione migliore del PSO ha portato ad ottenere un profitto netto di 155,909.70 dollari. Rispetto ai parametri standard prevede delle Bande di Bollinger al massimo della sensibilità, un RSI che segue l'andamento dei prezzi in ritardo e il MACD con media Fast e SL molto lente. Questa tipologia di configurazione permette di ottenere pochi segnali derivanti solo da fluttuazioni importanti, infatti, dalle statistiche di questa fase di training⁵⁷ è possibile notare che il TS_PSO ha effettuato una sola operazione.

Immagine 4.29. Esiti delle simulazioni del PSO in fase di training sul titolo MMM.

MMM - PSO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	22	2	2	23	25	43	117,323.30	14	36	876
2	29	52	3	17	19	18	143,489.10	8	54	534
3	24	2	2	22	37	30	144,725.80	33	28	2008
4	24	2	2	18	48	34	144,725.80	9	16	556
5	7	36	3	18	20	32	125,633.40	20	20	1220
6	30	52	3	2	34	52	143,489.10	9	44	584
7	6	37	3	13	29	27	138,832.50	24	56	1496
8	29	52	3	15	24	27	143,489.10	11	28	688
9	29	42	3	25	49	13	143,489.10	12	51	771
10	15	18	1	16	17	36	127,365.70	31	54	1914
11	52	2	2	2	13	25	125,438.00	9	6	546
12	30	28	3	42	52	44	134,808.30	16	36	996
13	24	2	3	20	31	47	144,725.80	19	30	1170
14	24	2	2	23	28	47	155,909.70	15	15	915
15	36	2	3	18	33	2	125,438.00	13	38	818
16	6	37	3	20	33	16	138,832.50	16	33	993
17	24	2	3	35	37	49	151,822.30	38	10	2290
18	14	30	3	19	31	37	122,733.00	20	23	1223
19	52	27	3	33	47	49	134,808.30	12	5	725
20	29	52	3	35	36	4	143,489.10	15	9	909
TS_STD	14	20	2	12	26	9	66,738.63			

Per quanto riguarda le simulazioni del GWO, è possibile notare una certa ricorrenza della fitness pari a 143,489.10 che ha come fattore comune l'utilizzo dei primi tre parametri pari a 30, 52 e 3. Una configurazione così ricorrente e con valori eterogenei dei parametri del MACD lascia intuire che i segnali in questa fase siano stati generati solo dai primi due indicatori. Questa risultati denotano una grande area di ottimo locale che deriva dalla

⁵⁷ Immagine B.4.1 dell'Appendice B.4.

possibilità di generare un solo segnale per poter ottenere un profitto molto alto; quindi, utilizzando poche combinazioni possibili dei parametri.

In ogni caso, la configurazione migliore del GWO è riuscita a staccarsi da questa area di ottimo ottenendo un profitto maggiore ed è caratterizzata da un RSI più reattivo, delle Bande di Bollinger molto sensibili, anche se comunque abbastanza lontane dall'andamento dei prezzi, e un MACD con medie mobili molto lente. In fase di training anche il TS_GWO ha generato un solo segnale e si può notare che i primi due parametri sono identici al TS_PSO, per cui potrebbero esserci similitudini nel comportamento dei due trading system ottimizzati nella fase successiva.

Immagine 4.30. Esiti delle simulazioni del GWO in fase di training sul titolo MMM.

MMM - GWO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	29	52	3	29	31	4	143,489.10	8	30	510
2	11	38	3	6	39	52	127,177.10	15	10	910
3	30	52	3	29	33	19	143,489.10	7	37	457
4	30	52	3	10	16	44	143,489.10	12	15	735
5	36	29	3	47	52	27	134,808.20	7	22	442
6	26	27	3	35	36	51	134,808.20	6	48	408
7	30	52	3	30	52	11	143,489.10	5	28	328
8	30	52	3	2	52	30	143,389.10	7	2	422
9	24	2	3	35	37	49	151,822.32	7	17	437
10	14	20	3	4	36	52	131,066.20	16	24	984
11	24	27	3	35	37	52	134,808.20	7	40	460
12	5	8	1	8	47	50	116,937.10	14	59	899
13	30	52	3	15	26	20	143,489.10	7	40	460
14	30	52	3	40	41	2	143,489.10	8	58	538
15	14	28	3	2	52	52	130,856.40	15	17	917
16	30	52	3	12	52	8	143,489.10	12	13	733
17	30	52	3	7	10	52	143,489.10	10	16	616
18	5	16	1	51	52	52	117,353.30	40	35	2435
19	24	12	3	51	52	52	139,531.90	5	58	358
20	30	52	3	8	52	10	143,489.10	7	43	463
TS_STD	14	20	2	12	26	9	66,738.63			

In termini di qualità delle soluzioni, in questa fase di training c'è un equilibrio tra le due metaeuristiche che è dovuto, per l'appunto, alla riduzione dell'operatività ad un unico segnale profittevole. Si può notare una leggera prevalenza di soluzioni migliori nel GWO anche se caratterizzate da massimi e minimi peggiori. In termini di tempo computazionale, invece, ritorna ad essere evidente la velocità di convergenza del GWO che risulta mediamente più veloce e registra una soluzione buona anche dalla simulazione più veloce (143'389.10 dollari), nonostante il picco di 40'35" raggiunto dalla simulazione 18.

Immagine 4.31. Confronto tra le due metaeuristiche in fase di training sul titolo MMM.

	AVG. BEST FITNESS	BEST OPT. SOLUTION	WORST OPT. SOLUTION
PSO	137,528.40	155,909.70	117,323.30
GWO	137,698.00	151,822.32	116,937.10
TS_STD	66,738.63		

	AVG. COMP. TIME in sec.	MAX COMP. TIME in sec.	MIN COMP. TIME in sec.
PSO	1,062	2,290	534
GWO	676	2,435	328

Fase di testing

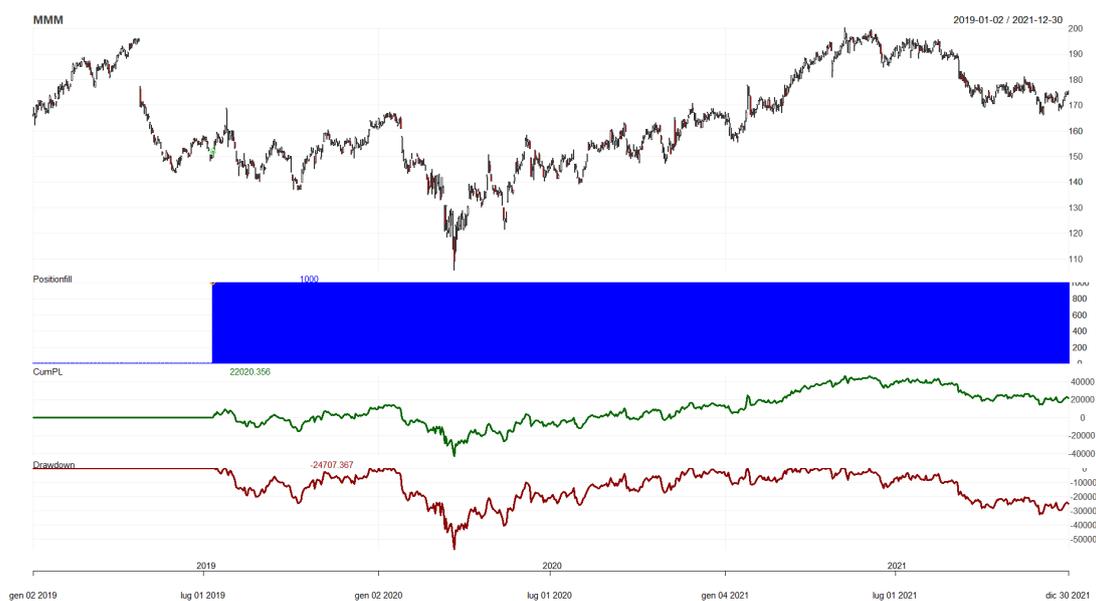
Immagine 4.32. Confronto delle statistiche in fase di testing sul titolo MMM.

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	1	1	3	2
Numero Scambi	1	1	1	1
Profitto Netto	22,020.37	22,020.37	-10,995.85	-6,970.41
Media dei profitti	22,020.37	22,020.37	3,248.40	-6,970.41
Mediana dei profitti	22,020.37	22,020.37	3,248.40	-6,970.41
Miglior risultato	22,020.37	22,020.37	3,248.40	0.00
Peggior risultato	0.00	0.00	0.00	-6,970.41
Profitti lordi	22,020.37	22,020.37	3,248.40	0.00
Perdite lorde	0.00	0.00	0.00	-6,970.41
Standard Deviation	NA	NA	NA	NA
Standard Error	NA	NA	NA	NA
% Operazioni positive	100.00	100.00	100.00	0.00
% Operazioni negative	0.00	0.00	0.00	100.00
Profit Factor	NA	NA	NA	0.00
Media operazioni vincenti	22,020.37	22,020.37	3,248.40	NaN

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	22,020.37	22,020.37	3,248.40	NA
Media operazioni perdenti	0.00	0.00	NaN	-6,970.41
Mediana operazioni perdenti	0.00	0.00	NA	-6,970.41
Media profitti giornalieri	22,020.37	22,020.37	3,248.40	-6,970.41
Mediana profitti giornalieri	22,020.37	22,020.37	3,248.40	-6,970.41
Deviazione Standard giornaliera	NA	NA	NA	NA
Standard Error giornaliero	NA	NA	NA	NA
Ann. Sharpe	NA	NA	NA	NA
Max Drawdown	-57,000.00	-57,000.00	-62,090.44	-53,223.36
Profitto netto/Max Drawdown	-38.63%	-38.63%	-17.71%	-13.10%
Media vincite/perdite	NA	NA	NA	NaN
Mediana vincite/perdite	NA	NA	NA	NA
Capitale massimo	22,020.37	22,020.37	10,603.47	14,951.56
Capitale minimo	22,020.37	22,020.37	-62,090.44	-38,271.80
Capitale finale	22,020.37	22,020.37	-10,995.85	-6,970.41

Il primo risultato che si nota dalle statistiche di questa fase di testing è che i due trading system ottimizzati hanno ottenuto lo stesso profitto netto. Le combinazioni di parametri ottimizzati, pur essendo, differenti hanno colto lo stesso segnale di acquisto nello stesso giorno⁵⁸, il che è inusuale ma in linea con le considerazioni fatte in fase di training. In generale, comunque, tutti e tre i trading system hanno effettuato una sola operazione e solo il TS_STD ha generato 3 segnali. Il confronto con le altre strategie dimostra una miglior performance dei due trading system ottimizzati sia rispetto al TS_STD, sia rispetto la strategia B&H. Il trading system non ottimizzato ha effettuato una transazione positiva per 3,248.40 dollari e una negativa per -14,244.25 dollari mentre la B&H ha generato una perdita di -6,970.41 dollari. Si noti, comunque, che il Return on Account è negativo per tutte le strategie e peggiore nei trading system ottimizzati; ciò significa che per generare questi profitti è stato corso un rischio eccessivo da entrambi.

Immagine 4.33. Strategie TS_GWO e TS_PSO applicate al titolo MMM in fase di testing.



Dall'immagine 4.33 si nota facilmente la fase di trend laterale del titolo MMM che non ha permesso alla strategia B&H di poter ottenere un risultato positivo. La causa, come anticipato in precedenza, è il periodo di crisi passato dalla 3M Company nel 2019 che è stato accentuato dalla crisi Covid vissuta in anticipo rispetto ad altre aziende statunitensi.

⁵⁸ Le statistiche per ciascuna operazione sono riportate nell'Appendice C.4.

Per quanto riguarda, invece, l'operatività dei due trading system ottimizzati, l'entrata nel mercato è stata causata da una fluttuazione importante a luglio 2019, dopo di che la posizione è stata mantenuta fino alla fine generando un equity line crescente ma non lineare. La linea di drawdown conferma che per ottenere questo profitto è stato corso un rischio eccessivo, con una durata a mercato lunga che ha esposto la posizione alla volatilità del mercato.

Immagine 4.34. Confronto finale sulla profittabilità in fase di testing per il titolo MMM.

	T	T.medio	Profitto netto	Profitto netto medio	Capitale investito	Cap. investito medio
TS_STD	835	192	-10,995.85	-5,497.93	359,488.30	179,744.15
B&H	1093	1093	-6,970.41	-6,970.41	100,000.00	100,000.00
TS_PSO	903	903	22,020.37	22,020.37	152,158.70	152,158.70
TS_GWO	903	903	22,020.37	22,020.36	152,158.70	152,158.70

	ROI	ROI.Ann	TWRR	TWRR.Ann
TS_STD	-3.06%	-1.35%	-0.27%	-0.09%
B&H	-6.97%	-2.39%	-6.97%	-2.39%
TS_PSO	14.47%	5.62%	11.81%	3.80%
TS_GWO	14.47%	5.62%	11.81%	3.80%

In questa fase di validazione, la strategia che ha investito più capitale ed ha registrato un tempo a mercato medio minore è stato il TS_STD. Per quanto riguarda i due trading system ottimizzati, attraverso l'unica transazione effettuata sono riusciti ad ottenere un rendimento positivo sia in termini di ROI (5.62% annualizzato), sia in termini di TWRR (3.80% annualizzato) che, come già preventivato dalle statistiche precedenti, risulta nettamente migliore rispetto le due strategie alternative. Si tengano in considerazione anche i rendimenti del TS_STD, i quali pur essendo negativi sono migliori della strategia B&H, a fronte però di un investimento mediamente maggiore di 79,000 dollari.

Queste statistiche confermano ancora una volta un miglioramento dell'operatività grazie all'ottimizzazione, la quale ha portato i trading system ad essere più profittevoli di entrambe le strategie alternative. Nonostante ciò, bisogna tenere in considerazione che entrambi hanno corso un rischio in termini di Return on Account eccessivo rispetto al profitto generato.

Inoltre, si noti che la strategia B&H ha ottenuto un ROI e un TWRR peggiori del trading system non ottimizzato, a testimonianza del fatto che l'esito di questa strategia passiva può essere peggiore di una strategia attiva in caso di fasi di mercato incerte o negative.

2.5. Philip Morris International Inc. (PM)

Fase di training

Immagine 4.35. Esiti delle simulazioni del PSO in fase di training sul titolo PM.

PM - PSO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	4	18	3	32	41	21	53,012.89	13	41	821
2	48	8	2	28	38	7	46,894.70	11	48	708
3	13	17	3	41	52	32	51,360.78	15	46	946
4	4	22	3	32	42	11	53,462.42	14	48	888
5	52	8	2	18	25	25	53,274.67	19	40	1180
6	8	31	3	34	40	48	49,455.73	11	28	688
7	52	9	2	5	27	35	52,874.18	12	36	756
8	51	9	2	3	29	40	53,215.31	12	15	735
9	4	17	3	18	32	31	54,547.36	19	25	1165
10	41	8	2	30	51	7	49,474.58	11	25	685
11	9	18	3	42	47	7	48,589.34	8	42	522
12	3	14	2	14	17	12	61,406.51	30	5	1805
13	44	9	2	7	20	39	50,858.25	11	2	662
14	4	15	3	16	37	31	50,587.08	34	2	2042
15	4	17	3	28	31	29	53,345.72	15	41	941
16	3	14	2	7	9	44	52,180.74	14	53	893
17	4	25	3	2	21	22	53,434.76	10	0	600
18	52	8	2	5	35	50	52,180.72	10	56	656
19	4	23	3	5	6	32	54,609.04	11	39	699
20	5	18	3	2	36	48	53,688.52	10	44	644
TS_STD	14	20	2	12	26	9	29,830.90			

La miglior soluzione ottima trovata dal PSO in questa fase di training è pari a 61,406.51 dollari. Nello specifico, il TS_PSO utilizza un RSI quasi al massimo grado di sensibilità, delle Bande di Bollinger più reattive rispetto al TS_STD e un MACD dove la differenza tra media Fast e Slow è minore mentre la SL è poco meno reattiva. Ciò significa che la sua operatività è molto sensibile all'andamento del mercato e questo è confermato dalla generazione di 130 segnali nel periodo In-Sample che ha comportato anche un tempo computazionale più alto rispetto ad altre simulazioni (30'5").

Immagine 4.36. Esiti delle simulazioni del GWO in fase di training sul titolo PM.

PM - GWO - TRAINING										
Sim.	nRSI	nSMABB	sdBB	nMACD1	nMACD2	mMACD	BEST FITNESS	COMP. TIME		
								min.	sec.	Tot. in sec.
1	37	8	2	16	52	17	47,201.90	5	18	318
2	4	20	3	3	25	52	58,585.73	24	2	1442
3	4	17	3	11	51	34	52,308.50	11	4	664
4	17	11	2	26	27	52	46,646.57	8	50	530
5	30	21	2	30	35	17	42,341.61	4	4	244
6	4	33	4	16	49	22	49,473.09	10	36	636
7	4	17	3	8	50	39	52,826.03	19	43	1183
8	4	8	4	22	47	18	49,473.09	15	54	954
9	4	16	3	19	52	22	52,453.94	14	26	866
10	13	15	2	20	21	37	48,872.48	8	1	481
11	4	20	3	5	12	12	58,321.73	14	11	851
12	4	22	3	15	52	36	53,460.43	15	52	952
13	8	52	2	24	40	52	41,878.03	7	18	438
14	9	35	3	38	44	28	44,783.45	5	44	344
15	27	13	1	3	6	6	56,901.25	30	58	1858
16	9	33	3	46	52	52	45,848.66	6	4	364
17	10	18	3	9	25	46	47,681.47	10	44	644
18	4	18	3	4	12	18	60,933.66	25	53	1553
19	5	18	3	3	52	52	54,847.48	19	51	1191
20	13	27	1	2	41	11	36,906.03	5	50	350
TS_STD	14	20	2	12	26	9	29,830.90			

Per quanto riguarda il GWO, invece, la miglior soluzione ottima è pari a 60,933.66 dollari. I parametri delle medie che compongono il RSI e le Bande di Bollinger prendono in considerazione un maggior intervallo di tempo rispetto al TS_STD (con uno standard deviation multiplier maggiore per le Bande) mentre il MACD utilizza delle medie Fast, Slow e SL molto più reattive. Confrontando l'operatività dei TS ottimizzati nel periodo In-Sample, il TS_GWO ha generato molti meno segnali rispetto al TS_PSO (110 in meno) ma ha ottenuto un profitto molto simile; per cui, sarà interessante vedere il loro comportamento in fase di testing.

Immagine 4.37. Confronto tra le due metaeuristiche in fase di training sul titolo PM.

	AVG. BEST FITNESS	BEST OPT. SOLUTION	WORST OPT. SOLUTION
PSO	52,422.67	61,406.51	46,894.70
GWO	50,087.26	60,933.66	36,906.03
TS_STD	29,830.90		

	AVG. COMP. TIME in sec.	MAX COMP. TIME in sec.	MIN COMP. TIME in sec.
PSO	902	2,042	522
GWO	793	1,858	244

Il confronto tra i due ottimizzatori (immagine 4.37) mostra una qualità media migliore nelle soluzioni del PSO, anche se non si tratta di un distacco netto. Per quanto riguarda il tempo computazionale, invece, entrambi mediamente impiegano circa 12-15 minuti per la convergenza ad una soluzione ottimale.

I risultati del GWO confermano le considerazioni fatte in precedenza su una maggior velocità, che però non è sinonimo di migliori soluzioni.

Fase di testing

Immagine 4.38. Confronto delle statistiche in fase di testing sul titolo MMM.

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	46	6	7	2
Numero Scambi	23	3	3	1
Profitto Netto	17,439.19	16,917.80	40,128.28	40,038.63
Media dei profitti	758.23	5,639.27	10,260.04	40,038.63
Mediana dei profitti	2,228.62	6,278.78	10,880.13	40,038.63
Miglior risultato	5,479.56	8,960.66	12,908.87	40,038.63
Peggior risultato	-8,013.44	0.00	0.00	0.00
Profitti lordi	42,370.64	16,917.80	30,780.13	40,038.63
Perdite lorde	-24,931.45	0.00	0.00	0.00
Standard Deviation	3,383.75	3,683.02	3,007.21	NA
Standard Error	705.56	2,126.39	1,736.21	NA
% Operazioni positive	73.91	100.00	100.00	100.00
% Operazioni negative	26.09	0.00	0.00	0.00
Profit Factor	1.70	NA	NA	NA
Media operazioni vincenti	2,492.39	5,639.27	10,260.04	40,038.63

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	2,515.69	6,278.78	10,880.13	40,038.63
Media operazioni perdenti	-4,155.24	NaN	NaN	NaN
Mediana operazioni perdenti	-3,911.94	NA	NA	NA
Media profitti giornalieri	758.23	5,639.27	10,260.04	40,038.63
Mediana profitti giornalieri	2,228.62	6,278.78	10,880.13	40,038.63
Deviazione Standard giornaliera	3,383.75	3,683.02	3,007.21	NA
Standard Error giornaliero	705.56	2,126.39	1,736.21	NA
Ann. Sharpe	3.56	24.31	54.16	NA
Max Drawdown	-16,998.09	-16,224.05	-3,303.19	-47,437.24
Profitto netto/Max Drawdown	102.60%	104.28%	1214.84%	84.40%
Media vincite/perdite	59.98%	NA	NA	NA
Mediana vincite/perdite	64.31%	NA	NA	NA
Capitale massimo	24,420.22	16,917.80	40,167.75	57,628.88
Capitale minimo	-5,322.81	-7,263.39	-403.60	-10,889.91
Capitale finale	17,439.19	16,917.80	40,128.28	40,038.63

In questa fase di testing, la miglior strategia in termini di profitto netto risulta il TS_STD, seguita dalla strategia B&H e dai due trading system ottimizzati.

Questa è l'unica fase di testing in cui il TS_STD ha performato meglio delle altre strategie e, in particolare, dei trading system ottimizzati. Osservando le statistiche sulle transazioni, il TS_STD ha generato 7 segnali (come il TS_GWO) mentre il TS_PSO ne ha generati 46 e questa operatività è in linea con le considerazioni fatte in fase di training.

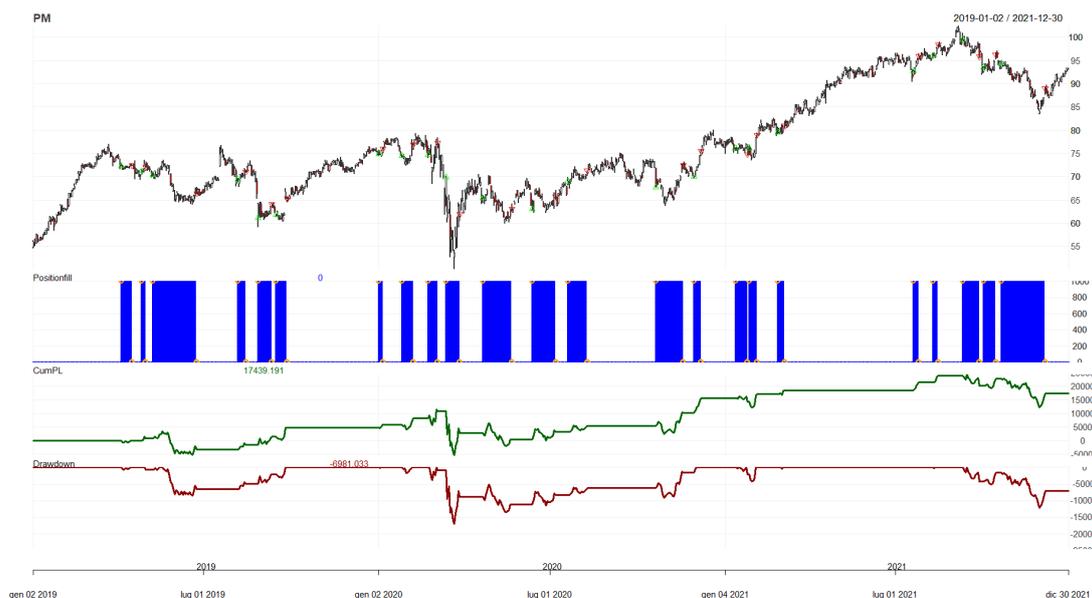
Nonostante la profittabilità minore, se si osservano le statistiche, i trading system ottimizzati non hanno registrato dei valori negativi: la percentuale di operazioni positive per il TS_GWO è del 100%, mentre per il TS_PSO, a fronte di 20 transazioni in più, è pari al 73%; il rapporto tra profitto e massimo drawdown è per entrambi maggiore del 100% e migliore della strategia B&H; la standard deviation dei profitti è di poco maggiore rispetto al TS_STD e il profit factor del TS_PSO è alto e pari a 1.70. In base a questi risultati, quindi, non si possono attribuire problemi significativi ai due trading system ottimizzati, quanto piuttosto dare il giusto merito al TS_STD di aver performato in questa fase in maniera quasi impeccabile: i profitti generati sono il doppio più alti rispetto alle altre strategie, con una deviazione standard minore, un return on account quasi del 1,200% e uno Sharpe pari a 54.16.

Immagine 4.39. Strategia TS_STD applicata al titolo PM in fase di testing.



Dal grafico sulla sua operatività, si può notare che il TS_STD ha generato 7 segnali esattamente a ridosso di quattro minimi e tre massimi locali, a testimonianza di una performance decisamente buona. Con queste operazioni, il trading system è riuscito ad ottenere un equity line crescente e una linea di drawdown sempre vicina a 0, riuscendo a battere anche la strategia B&H.

Immagine 4.40. Strategia TS_PSO applicata al titolo PM in fase di testing.



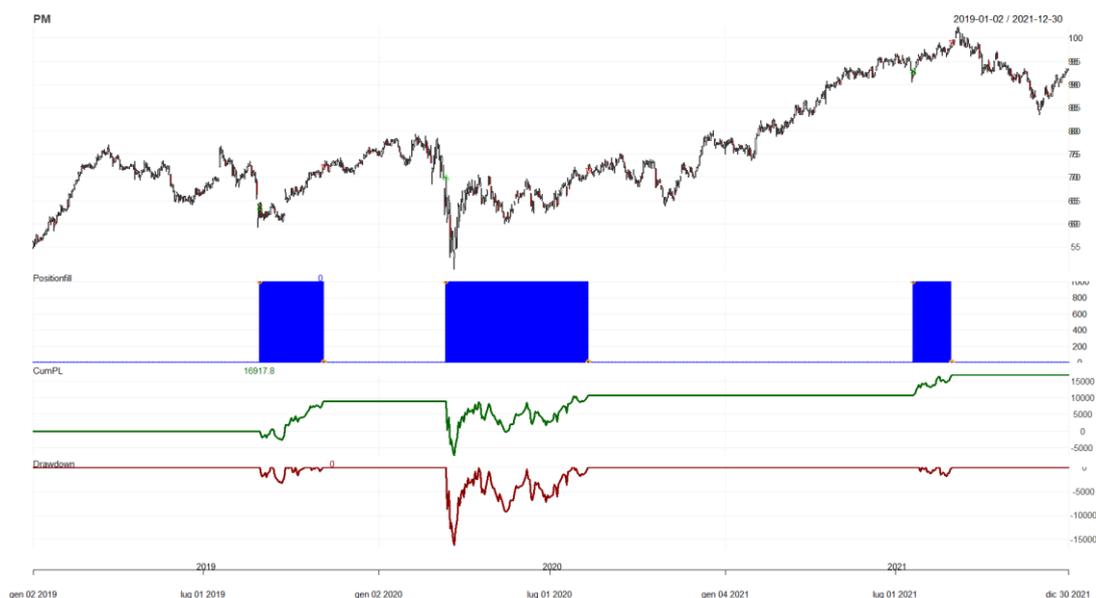
Osservando l'operatività del TS_PSO, invece, si può notare una maggior frequenza di segnali e un andamento meno costante del equity line. Pur avendo comunque ottenuto un risultato positivo, il trading system ottimizzato non è riuscito ad essere profittevole e stabile in termini di drawdown come il TS_STD.

Il TS_GWO, invece, ha ottenuto un profitto netto simile al TS_PSO generando molti meno segnali. In particolare, dall'immagine 4.41 è possibile notare un'unica operazione che ha comportato una flessione importante nelle linee di equity e drawdown a ridosso della crisi Covid-19.

Questa operazione, nonostante sia stata chiusa in positivo⁵⁹, ha influenzato negativamente le sue statistiche sulla rischiosità che, altrimenti, sarebbe risultata migliore del TS_PSO.

⁵⁹ Le statistiche per ciascuna operazione sono riportate nell'Appendice C.5.

Immagine 4.41. Strategia TS_GWO applicata al titolo PM in fase di testing.



In questa fase di testing, il TS_PSO ha registrato il più basso tempo a mercato medio dell'analisi (16 giorni), a fronte di un capitale investito totale nettamente maggiore ma in proporzione con il rapporto tra la numerosità delle transazioni e il capitale medio investito. Queste statistiche hanno portato il trading system ottimizzato ad ottenere un ROI molto basso e un TWRR negativo. Per quanto riguarda il TS_GWO, invece, le statistiche sulla profittabilità sono migliori sia in termini di ROI che in termini di TWRR: il primo molto vicino alla strategia B&H e il secondo molto vicino al risultato del TS_STD. La strategia B&H afferma la sua maggior profittabilità in termini di TWRR, a conferma del trend positivo in corso per il titolo PM, ma non in termini di ROI annualizzato dove il TS_STD è significativamente migliore.

I risultati di questa fase di testing pongono in dubbio l'effettivo miglioramento dell'operatività da parte dell'ottimizzazione.

Immagine 4.42. Confronto finale sulla profittabilità in fase di testing per il titolo PM.

	T	T.medio	Profitto netto	Profitto netto medio	Capitale investito	Cap. investito medio
TS_STD	175	44	40,128.28	10,032.07	277,216.62	69,304.16
B&H	1093	1093	40,038.63	40,038.63	100,000.00	100,000.00
TS_PSO	364	16	17,439.19	758.23	1,744,524.90	75,848.91
TS_GWO	259	86	16,917.80	5,639.27	226,189.21	75,396.40

	ROI	ROI.Ann	TWRR	TWRR.Ann
TS_STD	14.48%	32.60%	2.21%	0.73%
B&H	40.04%	11.91%	40.04%	11.91%
TS_PSO	1.00%	1.00%	-0.17%	-0.06%
TS_GWO	7.48%	10.71%	1.40%	0.47%

A giudicare dagli altri test di validazione, la profittabilità migliore del trading system non ottimizzato sembrerebbe solo un'eccezione ma, per poterlo confermare, bisognerebbe approfondire maggiormente questo studio, in modo da capire se l'ottimizzazione necessita di miglioramenti. In ogni caso, i risultati dei due trading system ottimizzati, in termini di rischio e profittabilità, sono buoni e in linea con le fasi di validazione precedenti.

Conclusioni e sviluppi futuri

All'interno di questa tesi è stata introdotta la disciplina dell'Analisi Tecnica, suddivisa tra analisi grafica e analisi degli indicatori tecnici, che definisce una serie di regole operative a supporto delle decisioni d'investimento. L'approccio per l'utilizzo di tali regole può essere discrezionale, quindi soggetto all'emotività dell'investitore, oppure può essere algoritmico e automatizzato attraverso l'implementazione dei trading system. In quest'ultimo caso risulta necessario configurare il sistema e validarlo prima di poterlo utilizzare operativamente, affinché non ci siano errori che possano comportarne il fallimento in termini di profittabilità, robustezza, costanza e persistenza. In seguito, si è visto che per poter configurare al meglio un trading system si possono adottare varie metodologie, tra cui l'utilizzo dell'intelligenza artificiale per ottimizzarlo. In particolare, sono state introdotte le due metaeuristiche PSO e GWO, le quali hanno una struttura molto differente ma rientrano nella stessa famiglia di algoritmi che sfrutta la Swarm Intelligence. Per poter discutere e sperimentare questa tipologia di ottimizzazione, nell'ultimo capitolo è stata implementata un'analisi di backtesting su cinque titoli, i cui risultati hanno confermato un miglioramento delle performance dell'Analisi Tecnica a seguito dell'ottimizzazione. Più nello specifico, 4 test su 5 confermano che i trading system ottimizzati hanno ottenuto un rendimento maggiore del trading system non ottimizzato. Inoltre, è stata rilevata una rischiosità minore ed è stato utilizzato meno capitale in 3 test su 5.

Ciò permette di affermare che l'affiancamento dell'intelligenza artificiale ha giovato al trading system in termini di profittabilità, stabilità, robustezza e persistenza e per ottenere tali benefici è servito un tempo computazionale ragionevole in ottica di operatività con timeframe giornaliero.

Nell'interpretare questi risultati, però, bisogna tenere conto di una serie di considerazioni. Innanzitutto, durante il test sul titolo PM sono state registrate una profittabilità e una rischiosità migliori nel trading system non ottimizzato. Dopo di che, nonostante la strategia attiva, il tempo a mercato sempre minore e l'utilizzo medio di minor capitale, i due trading system non sono riusciti a battere consistentemente la strategia B&H, sia in termini di profittabilità (in 3 test su 5) che in termini di rischiosità (in 2 test su 5). Ciò è dovuto anche al fatto che la maggior parte dei titoli presi in considerazione erano in una fase di trend rialzista e questo ha favorito molto la strategia B&H. Infine, bisogna tenere in considerazione che il livello di significatività di questi risultati è legata alla tipologia di analisi

implementata, alla scelta del numero e della tipologia di titoli e alla numerosità delle transazioni. Ciò significa che le statistiche prodotte potrebbero essere distorte o non adatte a misurare alcuni aspetti come, ad esempio, la rischiosità di una strategia.

Per quanto riguarda, invece, il confronto tra le due metaeuristiche, il PSO ha ottenuto mediamente soluzioni ottime migliori in 3 fasi di training su 5 ma si è sempre trattato di un vantaggio lieve e, in alcuni casi, distorto dai singoli esiti delle simulazioni. Dai risultati sul tempo computazionale è emerso che il GWO ha una velocità di convergenza alla soluzione ottimale mediamente minore e ciò ha portato a soluzioni di qualità migliore solo nelle fasi di training per i titoli BAC e MMM, mentre per il resto dei test ha avuto come conseguenza una maggior volatilità nelle soluzioni e la registrazione di soluzioni minime significativamente peggiori rispetto al PSO. Questa evidenza può essere riconducibile alla necessità di un setting differente tra le due metaeuristiche e/o a possibili problemi di convergenza del GWO che comportano la stagnazione in ottimi locali. In ogni caso, bisogna tenere in considerazione che il livello di significatività di queste statistiche è legato al numero di simulazioni effettuato e alla tipologia di problema da ottimizzare.

I risultati ottenuti in questa tesi sono un punto di partenza per approfondire questi argomenti e suggeriscono che in futuro si potrebbe implementare un'analisi articolata su più titoli, che preveda più simulazioni e fasi di testing/training su periodi differenti. In alternativa, si potrebbe sviluppare anche un'analisi dinamica che preveda l'utilizzo di finestre temporali mobili. Per quanto riguarda il confronto sulle metaeuristiche, nonostante sia un obiettivo secondario, si potrebbe studiare l'implementazione di altre versioni migliorate del PSO e del GWO, con configurazioni differenti e/o affiancare i due ottimizzatori ad altre metaeuristiche. Infine, nonostante esuli dal contesto di questa tesi, un suggerimento potrebbe essere l'implementazione di un'ottimizzazione multi-obiettivo in cui si tengano in considerazione differenti output del trading system, come ad esempio il rendimento e la varianza.

Bibliografia

- Bessembinder, H., & Chan, K. (1995). "The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets". *Pacific-Basin Finance Journal*, 3, 257-284.
- Bokhari, J., Cai, C., Hudson, R., & Keasey, K. (2005). "The predictive ability and profitability of technical trading rules: does company size matter?". *Economics Letters*, 86, 21-27.
- Bollinger, J. (1992). "Using Bollinger Bands". *Stock & Commodities*, 10(2), 47-51.
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns". *Journal of Finance*, 47, 1731-1764.
- Butler, M., & Kazakov, D. (2010). "Particle swarm optimization of bollinger bands". *International Conference on Swarm Intelligence*, 504-511.
- Cheng, S., Lu, H., Lei, X., & Shi, Y. (2018). "A quarter century of particle swarm optimization". *Complex & Intelligent Systems*, 4, 227-239.
- Clarke, J., Tomas, J., & Gershon, M. (2001). "The efficient markets hypothesis". New York: Wiley.
- Clerc, M. (1999). "The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization". *Proc. 1999 ICEC*, 1951-1957.
- Clerc, M., & Kennedy, J. (2002). "The Particle Swarm: Explosion, Stability, and Convergence in a Multi-Dimensional Complex Space". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6, 58-73.
- Cohen, G., Kudryavtsev, A., & Shlomit, H. (2011). "Stock market analysis in practice: Is it Technical or Fundamental?". *Journal of Applied Finance & Banking*, 1(3), 125-138.
- Corazza, M., Fasano, G., & Gusso, R. (2013). "Particle Swarm Optimization with non-smooth penalty reformulation, for a complex portfolio selection problem". *Applied Mathematics and Computation*, 224, 611-624.
- Coutts, J., & Cheung, K. (2000). "Trading rules and stock returns: some preliminary short run evidence from the Hang Seng". *Applied Financial Economics*, 10, 579-586.
- Cuevas, E., Fausto, F., & González, A. (2020). "An Introduction to Nature-Inspired Metaheuristics and Swarm Methods" (Vol. 160). Cham: Springer.
- Defendi, G. (2017). "L'analisi tecnica e i mercati finanziari: figure grafiche, oscillatori e tecniche operative di base". Milano: Hoepli.

- Del valle, Y., Venayagamoorthy, G. K., Mohagheghi, S., Hernandez, J. -C., & Harley, R. G. (2008). "Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 12(2), 171-195.
- Dorigo, M., & Birattari, M. (2007). "Swarm Intelligence". *Scholarpedia*, 2(9), 1462.
- Dudani, K., & Chudasama, A. (2016). "Partial discharge detection in transformer using adaptive grey wolf optimizer based acoustic emission technique". *Cogent Engineering*, 3, 1.
- Eberhart, R., & Shi, Y. (2000). "Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization". *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, 1, 84-88.
- Faris, H., Ibrahim, A., Al-Betar, M. A., & Mirjalili, S. (2018). "Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications". *Neural Computing and Applications*, 30, 413-435.
- Hassanien, A. E., & Emary, E. (2016). *"Swarm intelligence. Principles, Advances and Application"*. Boca Raton: CRC Press.
- Hudson, R., Dempsey, M., & Keasey, K. (1996). "A note on the weak form efficiency of capital markets: The application of simple technical trading rules to UK stock prices - 1935 to 1994". *Journal of Banking & Banking*, 24(8), 1121-1132.
- Jakpar, S., Tinggi, M., Tak, A. H., & Yi, C. W. (2018). "Fundamental Analysis VS Technical analysis: The Comparison of Two Analysis in Malaysia Stock Market". *UNIMAS Review of Accounting and Finance*, 1(1), 38-61.
- Janson, S., & Middendorf, M. (2004). "A Hierarchical Particle Swarm Optimizer for Dynamic Optimization Problems". *Applications of Evolutionary Computing*, 513-524.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). "Particle Swarm Optimization". *Proceedings of ICNN '95, IV*, 1942-1948.
- Kennedy, J., & Mendes, R. (2002). "Population structure and particle swarm performance". *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*, 2, 1671-1676.
- Kirkpatrick II, C. D., & Dahlquist, J. A. (2016). *Technical Analysis: The Complete Resource for Financial Market Technicians* (3rd ed.). New Jersey: Pearson Education, Inc.

- Köybaşı, A., & Yazici, İ. (2020). "Solution of Test Problems with grey Wolf Optimization Algorithm and Comparison with Particle Swarm Optimization". *Sakarya University Journal of Science*, 24(6), 1252-1264.
- Kumar, N., Mohapatra, S., & Sandhu, G. (2013). "Importance of technical and fundamental analysis and other strategic factors in the Indian stock market". *Management Review: An International Journal*, 8(1), 38-75.
- Lee, F., & Shih, K. (2010). "Technical, fundamental, and combined information for separating winners from losers". *working paper ricavato da https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1590460*.
- Lento, C., Gradojevic, N., & Wright, C. (2007). "Investment information content in Bollinger Bands?". *Applied Financial Economics Letters*, 3(4), 263-267.
- Lo, A., Mamaysky, H., & Wang, J. (2000). "Foundations of technical analysis: computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation". *The Journal of Finance*, 55(4), 1705-1765.
- Long, W., Liang, X., Cai, S., Jiao, J., & Zhang, W. (2017). "A modified augmented Lagrangian with improved grey wolf optimization to constrained optimization problems". *Neural Comput. & Applic.*, 28(1), 421-438.
- Lui, Y., & Mole, D. (s.d.). "The use of fundamental and technical analysis by foreign exchange dealers, Hong Kong evidence". *Journal of International Money and Finance*, 17(3), 535-545.
- Malik, M. R., Mohideen, E. R., & Ali, L. (2015). "Weighted distance Grey wolf optimizer for global optimization problems". *International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICICR), 2015 IEEE*, 1-6.
- Malverti, E. (2013). *"Trading System vincenti: Le strategie operative utilizzate dagli investitori professionali"*. Milano: Hoepli.
- Mazziero, M. (2014). *"Guida all'Analisi Tecnica: Principi, strumenti e metodi per capire i mercati finanziari"*. Milano: Hoepli.
- Mckenzie, M. (2007). "Technical trading rule in emerging markets and 1997 Asian currency crises". *Emerging Markets Finance and Trade*, 43(4), 46-73.
- Metghalchi, M., Chang, Y., & Xavier, G. (2012). "Technical analysis of the Taiwanese stock market". *International Journal of Economics and Finance*, 4(1), 90-102.
- Metghalchi, M., Du, J., & Ning, Y. (2009). "Validation of moving average trading rules: Evidence from Hong Kong, Singapore, South Korea, Taiwan". *Multinational Business Review*, 17(3), 101-122.

- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). "Grey Wolf Optimizer". *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61.
- Mittal, N., Urvinder, S., & Sohi, B. S. (2016). "Modified Grey Wolf Optimizer for Global Engineering Optimization". *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2016, 16.
- Moosa, I., & Li, L. (2011). "Technical and fundamental trading in the Chinese stock market: Evidence based on time-series and panel data". *Emerging Markets Finance and Trade*, 47(1), 23-31.
- Muro, C., Escobedo, R., Spector, L., & Coppinger, R. P. (2011). "Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations". *Behavioural Processes*, 88(3), 192-197.
- Murphy, J. J. (2002). *"Analisi tecnica dei mercati finanziari. Metodologie, applicazioni e strategie operative"* (Seconda ed.). Milano: Hoepli.
- Oberlerchner, T. (2001). "Importance of technical and fundamental analysis in the European foreign exchange market". *International Journal of Finance and Economics*, 6(1), 81-93.
- Ozlen, S., & Ergun, U. (2012). "Macroeconomic factors and stock return". *International Journal of Academic Research in Business and Social Science*, 2(9), 315-343.
- Park, C., & Irwin, S. (2007). "What do we know about the profitability of technical analysis?". *Journal of Economic Surveys*, 21(4), 786-826.
- Pedersen, M. E. (2010). "Good parameters for particle swarm optimization". *Technical Report no. HLI001*, 1551-3203.
- Peram, T., Veeramachaneni, K., & Mohan, C. K. (2003). "Fitness-distance-ratio based particle swarm optimization". *Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, 174-181.
- Petrusheva, N., & Jordanoski, I. (2016). "Comparative analysis between the fundamental and technical analysis of stock". *(JPMNT) Journal of Process Management – New Technologies, International*, 4(2), 26-31.
- Pizzi, C., Bitto, I., & Corazza, M. (2021). "Exploration and Exploitation in Optimizing a Basic Financial Trading System: A Comparison Between FA and PSO Algorithms". *Progresses in Artificial Intelligence and Neural Systems.*, 184, 293-303.
- Poli, R., Kennedy, J., & Blackwell, T. (2007). "Particle swarm optimization". *Swarm Intelligence*, 1(1), 33-57.

- Pring, M. J. (2014). *Technical Analysis Explained: The Successful Investor's Guide to Spotting Investment Trends and Turning Points* (5th ed.). Singapore: McGraw-Hill Education.
- Qi, M., & Wu, Y. (2005). "Technical Trading-Rule Profitability, Data Snooping, and Reality Check: Evidence from the Foreign Exchange Market". *Journal of Money, Credit and Banking*, 38, 2135-2158.
- Rhea, R. (2013). *The Dow Theory*. Stati Uniti: Igal Meirovich.
- Shi, Y., & Eberhart, R. (1998). "A Modified Particle Swarm Optimizer". *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, 69-73.
- Singh, N., & Singh, S. B. (2017). "Hybrid Algorithm of Particle Swarm Optimization and Grey Wolf Optimizer for Improving Convergence Performance". *Journal of Applied Mathematics*, 15.
- Sohail, M., & Jenhanzeb. (2015). "Does technical analysis generate superior profits? A study of KSE-100 index using simple moving average". *City University Research Journal*, 5(2), 338-348.
- Suganthan, P. N. (1999). "Particle swarm optimiser with neighbourhood operator". *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*, 3, 1958-1962.
- Suresh, A. (2013). "A study on fundamental and technical analysis". *International Journal of Marketing, Financial Services & Management Research*, 2(5), 44-59.
- Swart, D. (2011). "Are fundamental & technical analysis able to generate significant risk-adjusted returns on European Government Bonds?". *Erasmus University Rotterdam*.
- Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: from desing to implementation*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Venkatesh, C., & Tyagi, M. (2011). "Fundamental analysis as a method of share valuation comparison with technical analysis". *Bangladesh Research Publication Journal*, 5(3), 167-174.
- Yang, B., Zhang, X., Yu, T., Shu, H., & Fang, Z. (2017). "Grouped grey wolf optimizer for maximum power point tracking of doubly-fed induction generator-based wind turbine". *Energy Conversion and Management*, 133, 427-433.
- Zhang, Y., Wang, S., & Ji, G. (2014). "A Comprehensive Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications". *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 38.

Sitografia

- Intropido, M., “Riflessioni ed approfondimenti di Analisi tecnica”, Ricerca e finanza: <https://www.ricercafinanza.it>
- Scortati, R., “Supporti e resistenze nel trading”, Operative trading: <https://www.operativetrading.it>
- “Ventagli, Canali e Correzioni nell’Analisi Tecnica”, Giocare in Borsa: <https://www.giocareinborsa.com>
- “Testa e spalle”, ImprovementFX: <https://www.improvementfx.it>
- “Triangolo Simmetrico, Ascendente e Discendente”, Giocare in Borsa: <https://www.giocareinborsa.com>
- “Glossario Finanziario – Posizione Corta”, Borsa Italiana: <https://www.borsaitaliana.it>
- Talib, H., “Steps in the PSO algorithm.”, ResearchGate: <https://www.researchgate.net>
- La Repubblica, “Post-it in crisi, il gruppo 3M taglia 2mila posti di lavoro”, 25 aprile 2019: <https://www.repubblica.it>

Appendice A – Test parametro M

Il test consiste nel lancio di 20 simulazioni per ciascun M utilizzando la PSO con parametri $Max_iter = 1000$, ub e $lb = Range_dim$, $\omega = 0.279$, $dim = 6$, $\phi_i = 1.49618$, $nn = 5$, $cnn=5$ e $\delta = 0.3$ per ottimizzare il TS sulla serie PM dal 01/01/2011 al 31/12/2018.

M = 20				M = 60				M = 100			
Simulazione	Best Fitness	Comp. Time	Seconds	Simulazione	Best Fitness	Comp. Time	Seconds	Simulazione	Best Fitness	Comp. Time	Seconds
1	47,495.17	8' 35"	515	1	45,450.38	10' 32"	632	1	55,163.40	8' 42"	522
2	54,565.38	9' 6"	546	2	50,553.42	16' 30"	990	2	59,881.89	6' 44"	404
3	47,681.53	2' 38"	158	3	49,455.79	11' 57"	717	3	75,156.42	9' 20"	560
4	42,853.48	4' 26"	266	4	49,533.11	19' 14"	1154	4	66,858.93	5' 43"	343
5	45,370.97	5' 27"	327	5	44,165.44	20' 3"	1203	5	57,635.82	8' 2"	482
6	44,152.67	12' 33"	753	6	41,704.11	6' 49"	409	6	65,714.89	5' 22"	322
7	37,124.93	2' 39"	159	7	55,454.09	7' 11"	431	7	55,506.25	6' 56"	416
8	39,484.80	6' 39"	399	8	56,052.57	8' 32"	512	8	56,207.87	4' 15"	255
9	44,285.51	3' 58"	238	9	50,019.77	7' 40"	460	9	55,606.35	4' 59"	299
10	47,749.78	4' 55"	295	10	53,328.09	8' 11"	491	10	65,714.89	9' 20"	560
11	41,124.45	1' 50"	110	11	54,227.93	18' 7"	1087	11	55,144.43	4' 16"	256
12	36,574.22	2' 02"	122	12	55,543.27	11' 34"	694	12	55,506.25	9' 4"	544
13	37,124.93	3' 48"	228	13	51,360.74	11' 26"	686	13	60,908.62	6' 14"	374
14	42,231.33	4' 23"	263	14	50,568.57	7' 43"	463	14	65,714.89	6' 40"	400
15	43,835.62	5' 28"	388	15	53,215.40	11' 16"	676	15	66,099.20	6' 45"	405
16	55,467.08	2' 57"	177	16	56,588.05	8"	480	16	55,506.25	4' 45"	285
17	44,993.27	3' 43"	223	17	51,204.90	10' 16"	616	17	54,677.26	7' 12"	432
18	39,474.79	2' 58"	178	18	46,646.56	6' 25"	685	18	54,677.26	8' 4"	484
19	44,358.44	2' 16"	136	19	50,056.97	7' 26"	446	19	56,585.40	11' 10"	670
20	47,681.53	10' 51"	651	20	46,374.84	10' 49"	649	20	57,440.48	6' 34"	394

M = 40				M = 80			
Simulazione	Best Fitness	Comp. Time	Seconds	Simulazione	Best Fitness	Comp. Time	Seconds
1	58,160.17	10' 30"	630	1	57,332.84	3' 2"	182
2	49,897.08	9' 21"	561	2	63,423.66	6' 59"	419
3	54,565.38	11' 01"	661	3	57,440.48	4' 28"	268
4	50,976.13	9' 10"	550	4	55,606.35	5' 18"	318
5	55,851.39	11' 40"	700	5	53,204.67	3' 58"	238
6	48,127.01	9' 27"	567	6	57,332.84	5' 43"	343
7	49,455.79	8' 41"	521	7	58,648.51	6' 1"	361
8	55,088.76	10' 19"	619	8	53,814.65	5' 56"	356
9	40,036.49	4' 22"	262	9	57,332.84	3' 15"	195
10	46,534.52	8' 06"	486	10	57,440.48	3' 7"	187
11	49,472.82	9' 33"	573	11	57,635.82	5' 11"	311
12	50,550.57	9' 01"	541	12	71,246.28	3' 56"	236
13	37,124.93	16' 58"	1018	13	52,972.13	9' 33"	573
14	49,660.00	10' 15"	615	14	75,156.42	3' 27"	207
15	48,419.00	7' 17"	437	15	54,677.26	6' 34"	394
16	50,883.43	11' 09"	669	16	57,115.29	3' 53"	233
17	41,980.31	7' 4"	424	17	55,108.26	4' 9"	249
18	44,698.06	7' 23"	443	18	58,643.20	6' 40"	400
19	51,240.36	6' 5"	365	19	56,251.10	5' 25"	325
20	47,681.53	5' 36"	336	20	53,879.95	8' 11"	491

Appendice B – Fase di training

B.1 – BAC

Immagine B.1.1. Statistiche In-Sample

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	2	64	15	2
Numero Scambi	1	32	7	1
Profitto Netto	23,013.39	10,517.08	-1,606.02	71,881.60
Media dei profitti	23,013.39	328.66	511.73	71,881.60
Mediana dei profitti	23,013.39	448.75	1,306.33	71,881.60
Miglior risultato	23,013.39	1,617.85	3,114.85	71,881.60
Peggior risultato	0.00	-633.44	-4,777.21	0.00
Profitti lordi	23,013.39	14,143.13	8,573.35	71,881.60
Perdite lorde	0.00	-3,626.05	-4,991.26	0.00
Standard deviation	NA	546.67	2,532.24	NA
Standard Error	NA	96.64	957.10	NA
% Operazioni positive	100.00	71.88	71.43	100.00
% Operazioni negative	0.00	28.13	28.57	0.00
Profit Factor	NA	3.90	1.72	NA
Media operazioni vincenti	23,013.39	614.92	1,714.67	71,881.60

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	23,013.39	661.23	1,579.76	71,881.60
Media operazioni perdenti	NaN	-402.89	-2,495.63	NaN
Mediana operazioni perdenti	NA	-379.68	-2,495.63	NA
Media profitti giornalieri	23,013.39	328.66	511.73	71,881.60
Mediana profitti giornalieri	23,013.39	448.75	1,306.33	71,881.60
Deviazione standard giornaliera	NA	546.67	2,532.24	NA
Standard error giornaliero	NA	96.64	957.10	NA
Ann.Sharpe	NA	9.54	3.21	NA
Max Drawdown	-6,316.12	-1,840.16	-8,079.99	-72,304.44
Profitto netto/Max Drawdown	364.36%	571.53%	-19.88%	99.42%
Media vincite/perdite	NA	152.63%	68.71%	NA
Mediana vincite/perdite	NA	174.16%	63.30%	NA
Capitale massimo	23,013.39	10,995.08	4,939.54	131,430.60
Capitale minimo	-2,213.79	-190.12	-6,318.31	-64,834.39
Capitale finale	23,013.39	10,517.08	-1,606.02	71,881.60

Immagine B.1.2. Operatività TS_GWO

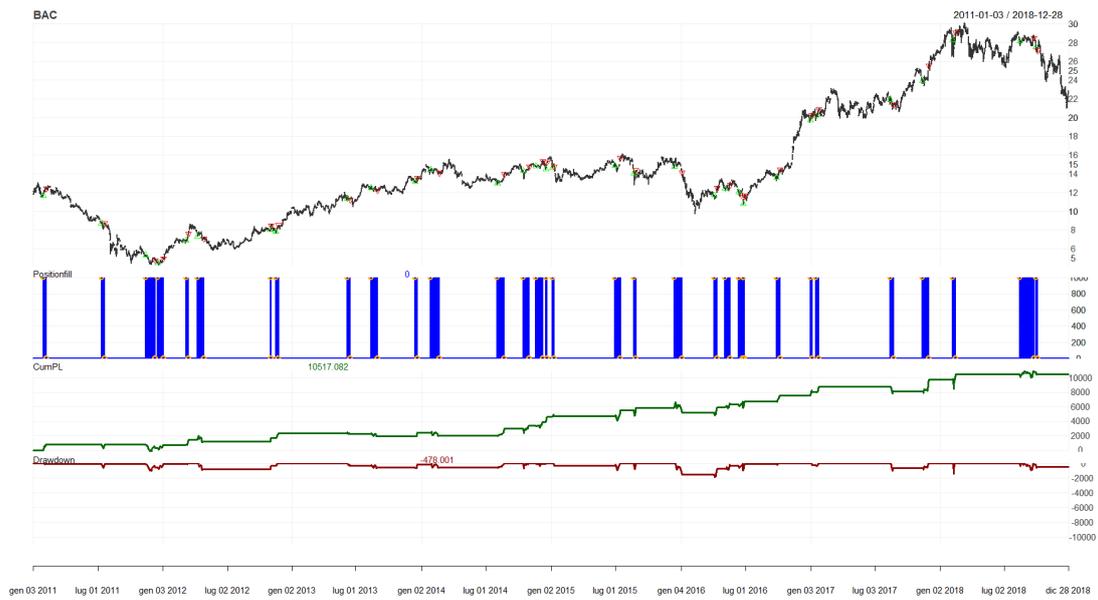


Immagine B.1.3. Operatività TS_PSO

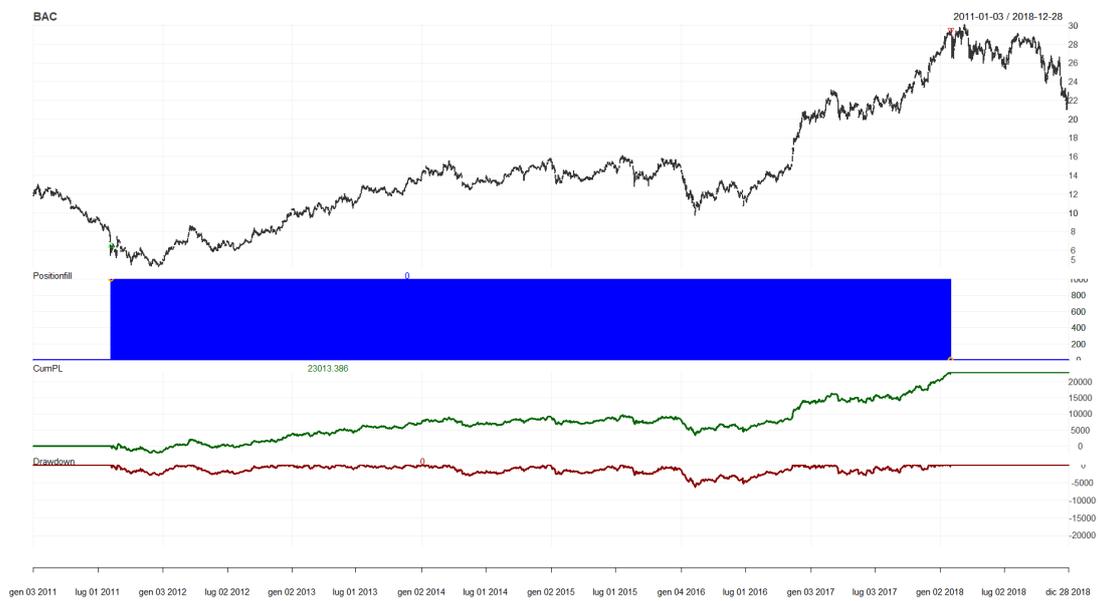


Immagine B.1.4. Operatività TS_STD



B.2 – CVX

Immagine B.2.1. Statistiche In-Sample.

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	4	39	11	2
Numero Scambi	2	19	5	1
Profitto Netto	79,136.65	79,764.88	16,462.72	18,174.90
Media dei profitti	39,568.33	4,568.67	3,606.38	18,174.90
Mediana dei profitti	39,568.33	3,995.74	5,693.73	18,174.90
Miglior risultato	57,088.80	15,847.89	15,572.26	18,174.90
Peggior risultato	0.00	-4,205.15	-17,059.94	0.00
Profitti lordi	79,136.65	102,173.70	35,091.84	18,174.90
Perdite lorde	0.00	-15,368.92	-17,059.94	0.00
Standard deviation	24,777.69	6,062.96	13,064.52	NA
Standard Error	17,520.47	1,390.94	5,842.63	NA
% Operazioni positive	100.00	73.68	80.00	100.00
% Operazioni negative	0.00	26.32	20.00	0.00
Profit Factor	NA	6.65	2.06	NA
Media operazioni vincenti	39,568.33	7,298.12	8,772.96	18,174.90

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	39,568.33	7,559.36	9,586.32	18,174.90
Media operazioni perdenti	NaN	-3,073.78	-17,059.94	NaN
Mediana operazioni perdenti	NA	-3,091.73	-17,059.94	NA
Media profitti giornalieri	39,568.33	4,568.67	3,606.38	18,174.90
Mediana profitti giornalieri	39,568.33	3,995.74	5,693.73	18,174.90
Deviazione standard giornaliera	24,777.69	6,062.96	13,064.52	NA
Standard error giornaliero	17,520.47	1,390.94	5,842.63	NA
Ann.Sharpe	25.35	11.96	4.38	NA
Max Drawdown	-13,517.51	-16,692.15	-33,475.70	-70,513.39
Profitto netto/Max Drawdown	585.44%	477.86%	49.18%	25.78%
Media vincite/perdite	NA	237.43%	51.42%	NA
Mediana vincite/perdite	NA	244.50%	56.19%	NA
Capitale massimo	79,136.65	89,959.99	26,657.82	46,671.75
Capitale minimo	-5,538.61	-9,463.64	-12,663.73	-23,841.64
Capitale finale	79,136.65	79,764.88	16,462.72	18,174.90

Immagine B.2.2. Operatività TS_GWO

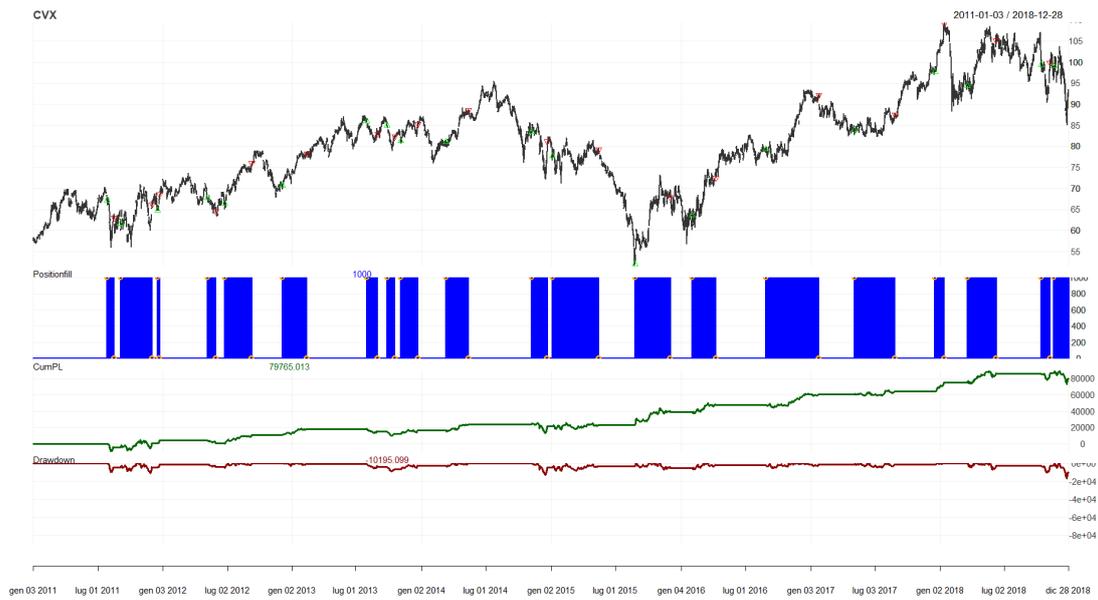


Immagine B.2.3. Operatività TS_PSO

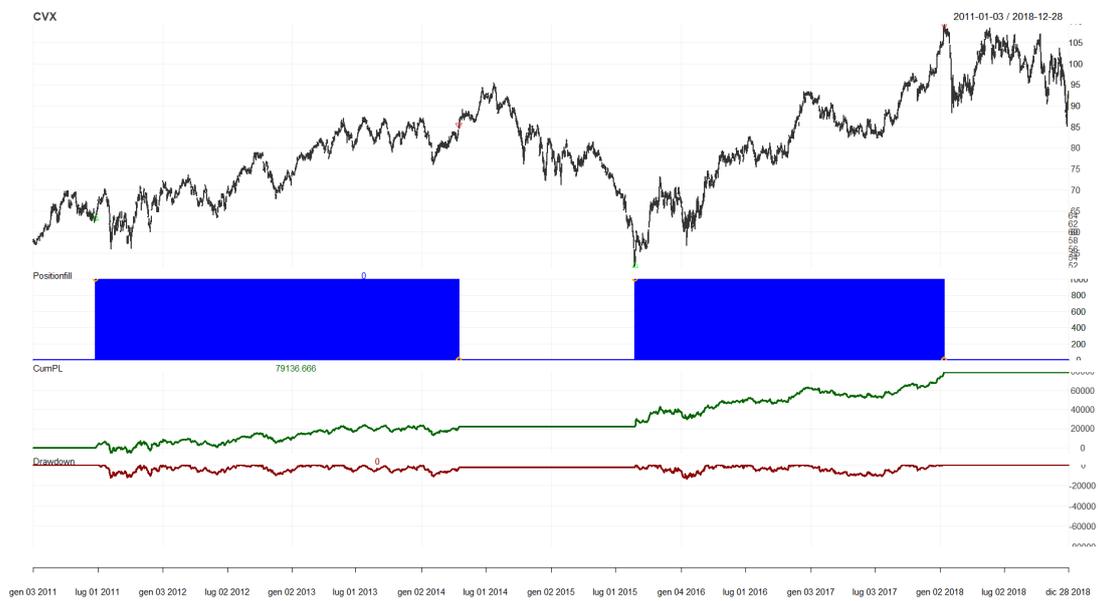
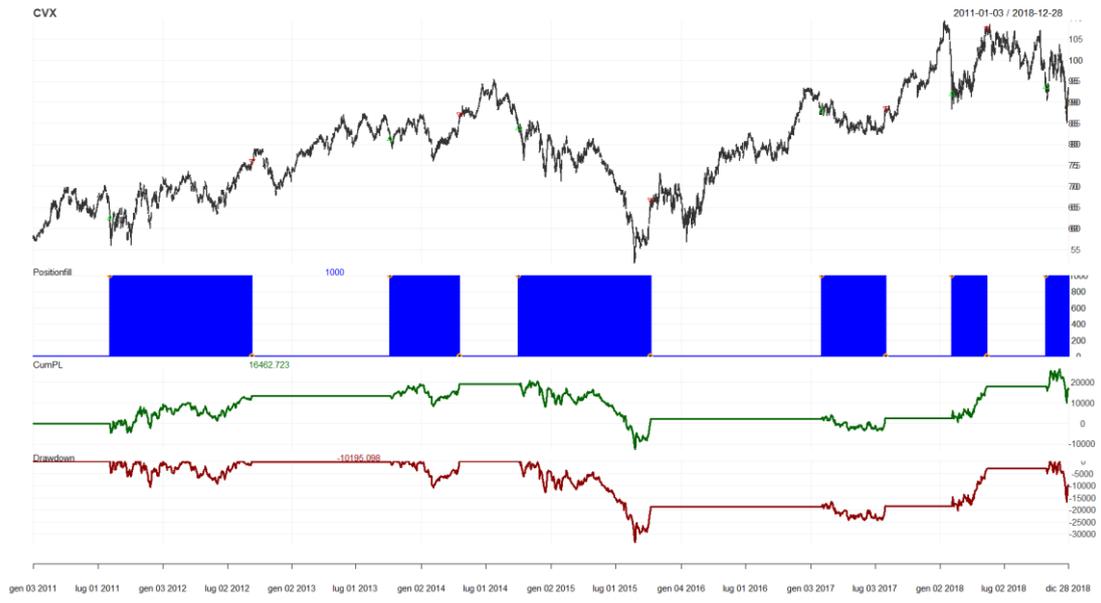


Immagine B.2.4. Operatività TS_STD



B.3 – DIS

Immagine B.3.1. Statistiche In-Sample

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	101	150	13	2
Numero Scambi	50	75	6	1
Profitto Netto	125,162.20	120,228.10	32,645.00	183,712.30
Media dei profitti	2,365.92	1,603.04	4,296.49	183,712.30
Mediana dei profitti	1,609.59	1,037.78	1,197.19	183,712.30
Miglior risultato	12,851.81	10,645.54	20,435.20	183,712.30
Peggior risultato	-5,265.73	-5,363.98	-1,981.25	0.00
Profitti lordi	134,031.50	153,691.00	30,502.72	183,712.30
Perdite lorde	-15,735.47	-33,462.90	-4,723.81	0.00
Standard deviation	3,503.84	3,106.92	8,602.39	NA
Standard Error	495.52	358.76	3,511.91	NA
% Operazioni positive	80.00	77.33	50.00	100.00
% Operazioni negative	20.00	22.67	50.00	0.00
Profit Factor	8.52	4.59	6.46	NA
Media operazioni vincenti	3,350.79	2,649.84	10,167.57	183,712.30

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	2,795.54	1,847.92	6,561.51	183,712.30
Mediana operazioni perdenti	-1,573.55	-1,968.41	-1,574.60	NaN
Mediana operazioni perdenti	-623.88	-1,548.91	-1,630.93	NA
Media profitti giornalieri	2,365.92	1,603.04	4,296.49	183,712.30
Mediana profitti giornalieri	1,609.59	1,037.78	1,197.19	183,712.30
Deviazione standard giornaliera	3,503.84	3,106.92	8,602.39	NA
Standard error giornaliero	495.52	358.76	3,511.91	NA
Ann.Sharpe	10.72	8.19	7.93	NA
Max Drawdown	-12,543.11	-12,058.60	-16,164.29	-86,832.37
Profitto netto/Max Drawdown	997.86%	997.03%	201.96%	211.57%
Media vincite/perdite	212.95%	134.62%	645.72%	NA
Mediana vincite/perdite	448.09%	119.30%	402.32%	NA
Capitale massimo	125,162.20	120,228.10	34,408.56	221,761.00
Capitale minimo	-5,661.97	-5,811.67	-8,250.82	-23,320.99
Capitale finale	125,162.20	120,228.10	32,645.00	183,712.30

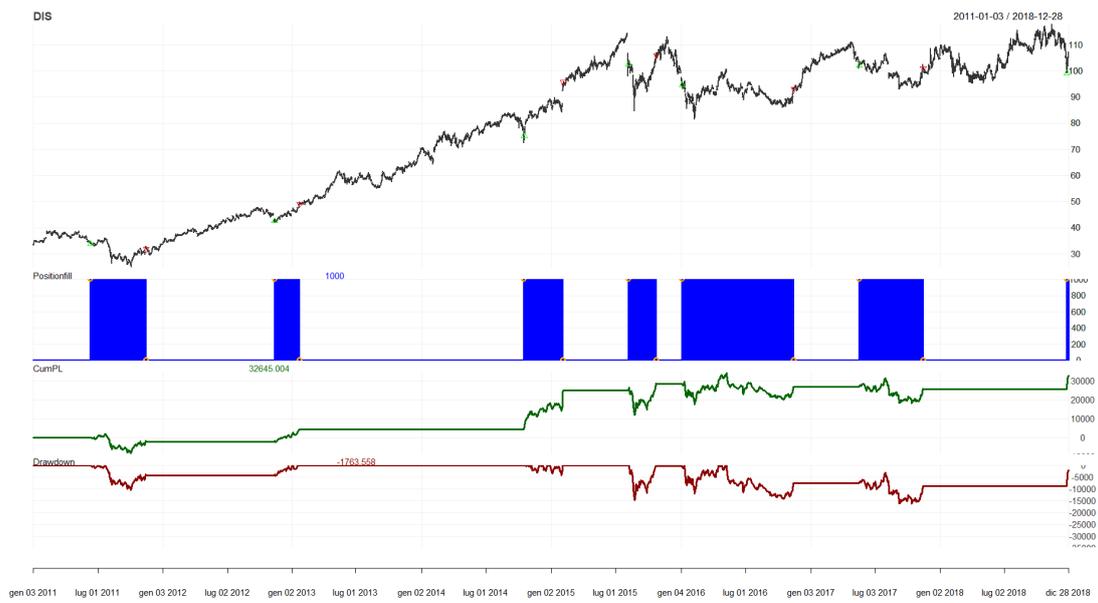
Immagine B.3.2. Operatività TS_GWO



Immagine B.3.3. Operatività TS_PSO



Immagine B.3.4. Operatività TS_STD



B.4 – MMM

Immagine B.4.1. Statistiche In-Sample

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	2	2	17	2
Numero Scambi	1	1	8	1
Profitto Netto	155,909.70	151,822.30	66,738.63	118,193.30
Media dei profitti	155,909.70	151,822.30	11,668.45	118,193.30
Mediana dei profitti	155,909.70	151,822.30	12,787.72	118,193.30
Miglior risultato	155,909.70	151,822.30	19,371.71	118,193.30
Peggior risultato	0.00	0.00	0.00	0.00
Profitti lordi	155,909.70	151,822.30	93,347.61	118,193.30
Perdite lorde	0.00	0.00	0.00	0.00
Standard deviation	NA	NA	6,385.79	NA
Standard Error	NA	NA	2,257.72	NA
% Operazioni positive	100.00	100.00	100.00	100.00
% Operazioni negative	0.00	0.00	0.00	0.00
Profit Factor	NA	NA	NA	NA
Media operazioni vincenti	155,909.70	151,822.30	11,668.45	118,193.30

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	155,909.70	151,822.30	12,787.72	118,193.30
Media operazioni perdenti	NaN	NaN	NaN	NaN
Mediana operazioni perdenti	NA	NA	NA	NA
Media profitti giornalieri	155,909.70	151,822.30	11,668.45	118,193.30
Mediana profitti giornalieri	155,909.70	151,822.30	12,787.72	118,193.30
Deviazione standard giornaliera	NA	NA	6,385.79	NA
Standard error giornaliero	NA	NA	2,257.72	NA
Ann.Sharpe	NA	NA	29.01	NA
Max Drawdown	-25,041.47	-25,041.45	-53,725.85	-92,188.05
Profitto netto/Max Drawdown	622.61%	606.28%	124.22%	128.21%
Media vincite/perdite	NA	NA	NA	NA
Mediana vincite/perdite	NA	NA	NA	NA
Capitale massimo	157,809.30	153,721.90	110,936.00	197,995.20
Capitale minimo	-3,998.67	-4,284.16	-11,865.59	-18,274.00
Capitale finale	155,909.70	151,822.30	66,738.63	118,193.30

Immagine B.4.2. Operatività TS_GWO

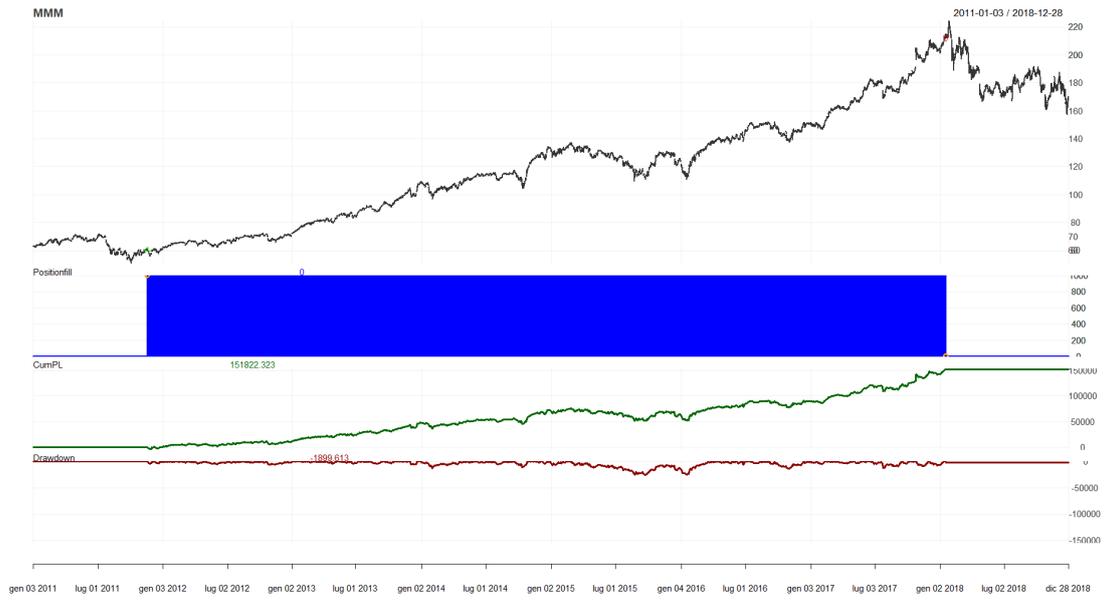


Immagine B.4.3. Operatività TS_PSO

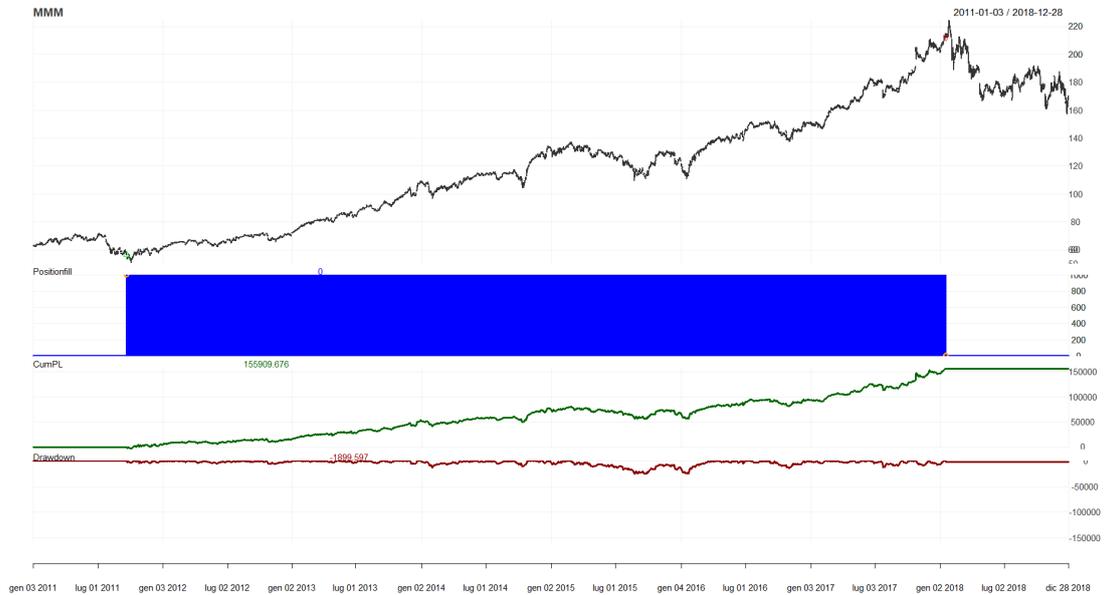
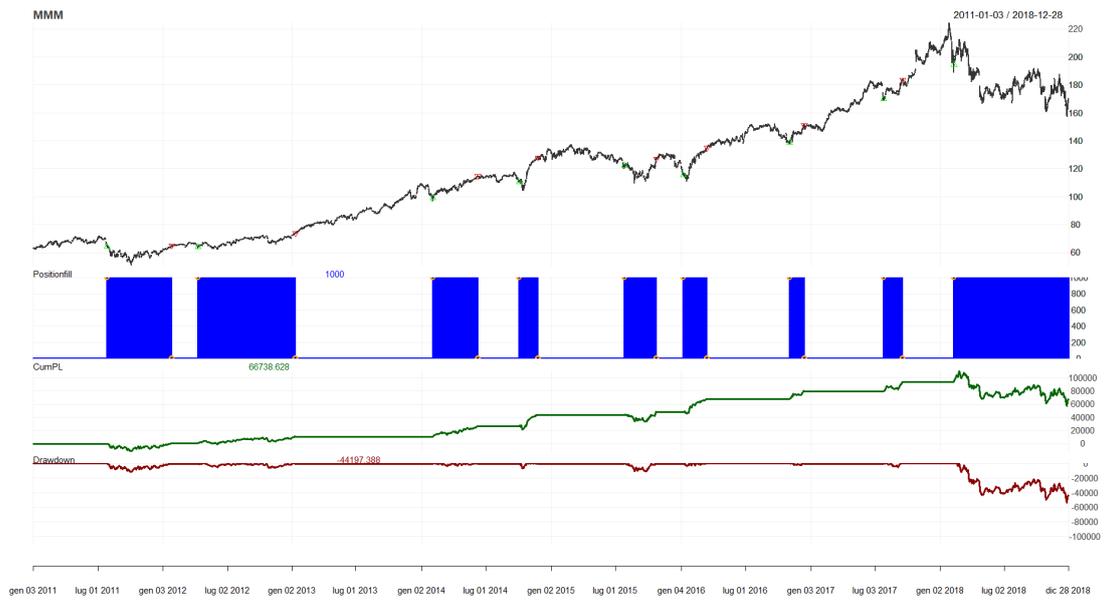


Immagine B.4.4. Operatività TS_STD



B.5 – PM

Immagine B.5.1. Statistiche In-Sample

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Numero Transazioni	131	21	17	2
Numero Scambi	65	10	8	1
Profitto Netto	61,406.62	60,933.60	29,830.90	14,658.26
Media dei profitti	1,031.07	6,489.43	4,223.94	14,658.26
Mediana dei profitti	1,193.87	4,335.00	4,921.12	14,658.26
Miglior risultato	6,436.80	17,039.59	7,949.59	14,658.26
Peggior risultato	-5,490.52	0.00	-3,965.39	0.00
Profitti lordi	91,837.72	64,894.26	37,756.94	14,658.26
Perdite lorde	-24,818.12	0.00	-3,965.39	0.00
Standard deviation	1,976.69	5,030.63	3,737.63	NA
Standard Error	245.18	1,590.83	1,321.45	NA
% Operazioni positive	72.31	100.00	87.50	100.00
% Operazioni negative	27.69	0.00	12.50	0.00
Profit Factor	3.70	NA	9.52	NA
Media operazioni vincenti	1,953.99	6,489.43	5,393.85	14,658.26

STATISTICHE TOTALI	TS_PSO	TS_GWO	TS_STD	B&H
Mediana operazioni vincenti	1,881.78	4,335.00	5,243.94	14,658.26
Media operazioni perdenti	-1,378.78	NaN	-3,965.39	NaN
Mediana operazioni perdenti	-1,179.07	NA	-3,965.39	NA
Media profitti giornalieri	1,031.07	6,489.43	4,223.94	14,658.26
Mediana profitti giornalieri	1,193.87	4,335.00	4,921.12	14,658.26
Deviazione standard giornaliera	1,976.69	5,030.63	3,737.63	NA
Standard error giornaliero	245.18	1,590.83	1,321.45	NA
Ann.Sharpe	8.28	20.48	17.94	NA
Max Drawdown	-13,511.94	-7,754.76	-21,029.51	-97,034.26
Profitto netto/Max Drawdown	454.46%	785.76%	141.85%	15.11%
Media vincite/perdite	141.72%	NA	136.02%	NA
Mediana vincite/perdite	159.60%	NA	132.24%	NA
Capitale massimo	67,567.50	64,894.26	43,282.66	109,476.70
Capitale minimo	-256.86	0.00	-759.35	-4,516.79
Capitale finale	61,406.62	60,933.60	29,830.90	14,658.26

Immagine B.5.2. Operatività TS_GWO



Immagine B.5.3. Operatività TS_PSO



Immagine B.5.4. Operatività TS_STD



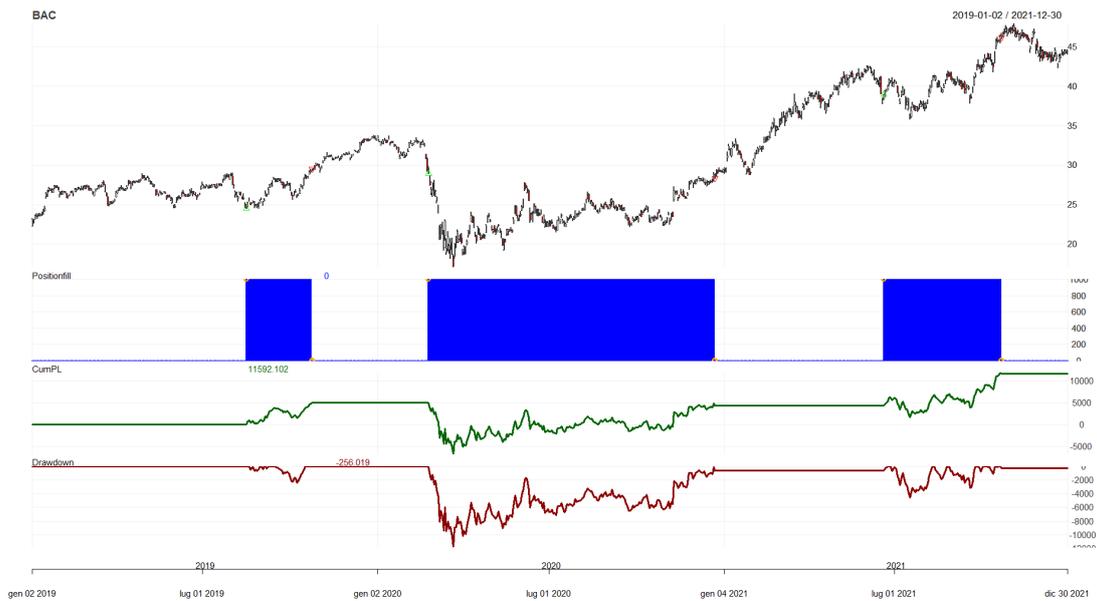
Appendice C – Fase di testing

C.1 – BAC

Immagine C.1.1. Operatività TS_PSO



Immagine C.1.2. Operatività TS_STD



Statistiche per op.	(i)	Data d'apertura	Data di chiusura	g(i)	Quantità	Num. Trans.	Capitale investito	Profitto Netto	MAE	MFE	r(i)	[1+r(i)]^lg(i)	%MAE	%MFE
TS_STD	1	15/08/2019 02:00	23/10/2019 02:00	69	1000	2	24,520.21	5,022.76	0.00	5,022.76	20.48%	3.84E+05	0.00%	20.48%
	2	26/02/2020 01:00	22/12/2020 01:00	300	1000	2	28,957.39	-601.86	-11,755.62	0.00	-2.08%	1.83E-03	-40.60%	0.00%
	3	21/06/2021 02:00	21/10/2021 02:00	122	1000	2	38,942.11	7,171.21	-2,762.68	7,427.23	18.42%	9.03E+08	-7.09%	19.07%
B&H	1	02/01/2019 01:00	30/12/2021 01:00	1093	4006	2	100,000.00	78,405.45	-27,564.10	93,790.07	78.41%	6.15E+274	-27.56%	93.79%
TS_PSO	1	28/02/2020 01:00	30/12/2021 01:00	671	1000	1	26,943.70	17,115.86	-9,741.93	20,686.04	63.52%	2.06E+143	-36.16%	76.78%
	1	08/03/2019 01:00	19/03/2019 01:00	11	1000	2	26,618.22	929.08	0.00	1,087.03	3.49%	1.46E+00	0.00%	4.08%
TS_GWO	2	22/03/2019 01:00	15/04/2019 02:00	24	1000	2	25,094.53	2,629.30	-157.95	2,935.89	10.48%	1.10E+01	-0.63%	11.70%
	3	06/08/2019 02:00	09/08/2019 02:00	3	1000	2	26,547.22	-84.07	-495.08	0.00	-0.32%	9.91E-01	-1.86%	0.00%
	4	25/09/2019 02:00	24/10/2019 02:00	29	1000	2	27,502.60	1,983.95	-1,523.23	2,040.36	7.21%	7.54E+00	-5.54%	7.42%
	5	20/12/2019 01:00	06/02/2020 01:00	48	1000	2	33,050.94	-274.16	-2,013.69	642.87	-0.83%	6.70E-01	-6.09%	1.95%
	6	25/02/2020 01:00	09/04/2020 02:00	44	1000	2	29,382.82	-5,730.38	-12,181.05	0.00	-19.50%	7.09E-05	-41.46%	0.00%
	7	14/05/2020 02:00	09/10/2020 02:00	148	1000	2	20,655.45	3,810.22	-256.89	6,687.61	18.45%	7.61E+10	-1.24%	32.38%
	8	15/10/2020 02:00	10/11/2020 01:00	26	1000	2	23,298.34	3,386.22	-656.02	3,482.69	14.53%	3.39E+01	-2.82%	14.95%
	9	11/11/2020 01:00	30/04/2021 02:00	170	1000	2	26,375.84	13,163.97	-627.08	13,729.80	49.91%	7.91E+29	-2.38%	52.05%
	10	11/06/2021 02:00	09/08/2021 02:00	59	1000	2	41,009.22	-1,165.81	-4,829.80	0.00	-2.84%	1.82E-01	-11.78%	0.00%
	11	13/09/2021 02:00	24/09/2021 02:00	11	1000	2	40,313.45	1,181.64	-1,802.00	1,181.64	2.93%	1.37E+00	-4.47%	2.93%
	12	30/09/2021 02:00	30/12/2021 01:00	91	1000	1	41,800.35	2,259.22	0.00	5,829.40	5.40%	1.20E+02	0.00%	13.95%

C.2 – CVX

Immagine C.2.1. Operatività TS_GWO.

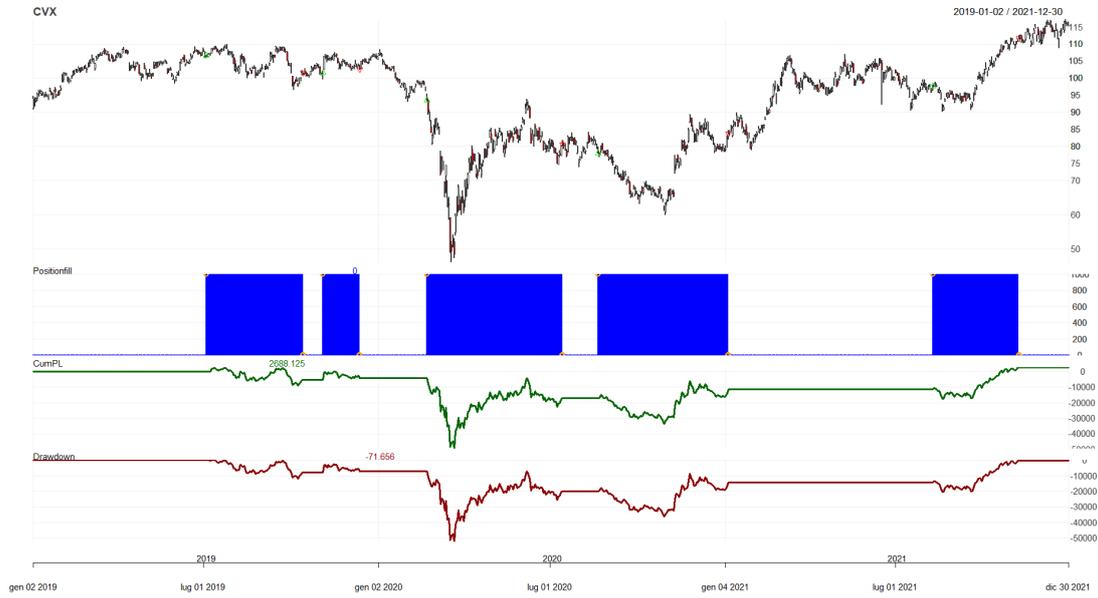


Immagine C.2.2. Operatività TS_STD.

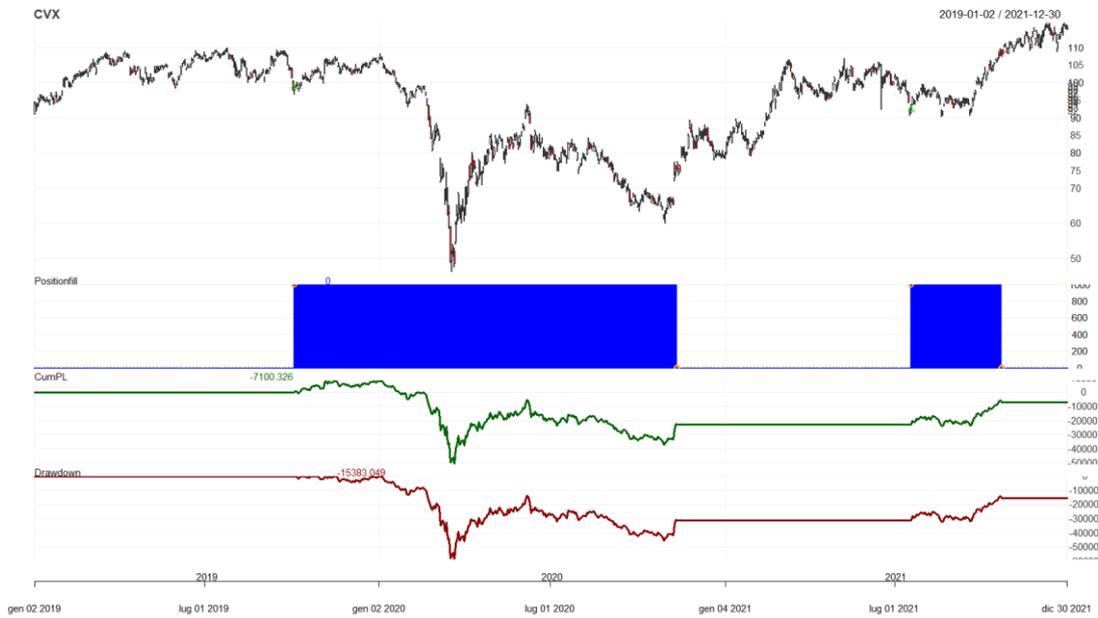


Immagine C.2.3. Statistiche per operazione.

Statistiche per op.	(i)	Data d'apertura	Data di chiusura	g(i)	Quantità	N. Trans.	Capitale investito	Profitto Netto	MAE	MFE	r(i)	[1+r(i)] ^{g(i)}	%MAE	%MFE
TS_STD	1	03/10/2019 02:00	11/11/2020 01:00	405	1,000	2	98,896.14	-23,104.92	-50,480.10	8,282.72	-23.36%	1.60E-47	-51.04%	8.38%
	2	20/07/2021 02:00	21/10/2021 02:00	93	1,000	2	92,419.03	16,004.59	-927.51	17,382.45	17.32%	2.82E+06	-1.00%	18.81%
B&H	1	02/01/2019 01:00	30/12/2021 01:00	1,093	903	2	100,000.00	6,089.08	-51,016.35	14,445.75	6.09%	1.14E+28	-51.02%	14.45%
TS_PSO	1	10/03/2020 01:00	08/12/2021 01:00	638	1,000	2	75,883.35	40,379.51	-27,467.31	40,379.51	53.21%	1.65E+118	-36.20%	53.21%
TS_GWO	1	03/07/2019 02:00	14/10/2019 02:00	103	1,000	2	106,714.20	-5,169.75	-9,076.67	2,759.78	-4.84%	6.01E-03	-8.51%	2.59%
	2	01/11/2019 01:00	11/12/2019 01:00	40	1,000	2	101,570.70	1,018.48	0.00	5,305.33	1.00%	1.49E+00	0.00%	5.22%
	3	24/02/2020 01:00	15/07/2020 02:00	142	1,000	2	93,501.33	-12,961.26	-45,085.30	40.77	-13.86%	6.24E-10	-48.22%	0.04%
	4	20/08/2020 02:00	06/01/2021 01:00	139	1,000	2	77,951.16	5,800.93	-16,479.95	11,228.96	7.44%	2.15E+04	-21.14%	14.41%
	5	10/08/2021 02:00	08/11/2021 01:00	90	1,000	2	97,732.67	13,999.74	-6,241.14	13,999.74	14.32%	1.70E+05	-6.39%	14.32%

C.3 – DIS

Immagine C.3.1. Operatività TS_GWO

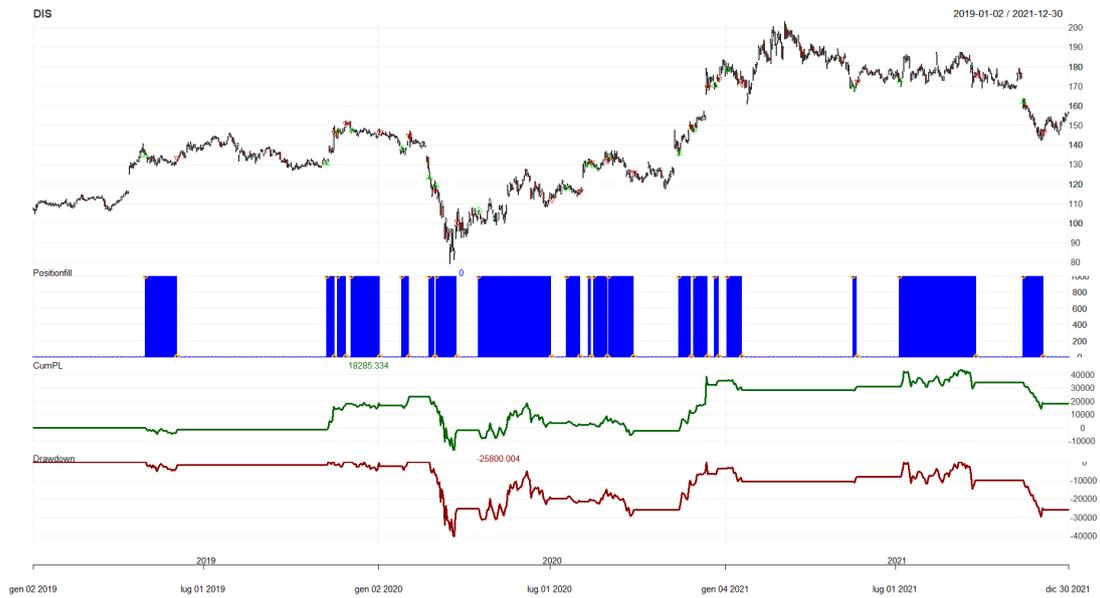


Immagine C.3.2. Operatività TS_STD



Immagine C.3.3. Statistiche per operazione.

Statistiche per op.	(i)	Data d'apertura	Data di chiusura	g(i)	Quantità	N. Trans.	Capitale investito	Profitto Netto	MAE	MIFE	r(i)	[1+r(i)] ⁿ [g(i)]	%MAE	%MIFE
TS_STD	1	28/01/2020 01:00	06/08/2020 02:00	191	1,000	2	138,370.00	-7,549.99	-52,609.99	6,360.00	-5.46%	2.21E+05	-38.02%	4.60%
	2	17/05/2021 02:00	30/12/2021 01:00	227	1,000	1	170,080.00	-14,150.01	-27,930.01	15,830.00	-8.32%	2.74E+09	-16.42%	9.31%
B&H	1	02/01/2019 01:00	30/12/2021 01:00	1,093	918	2	100,000.00	43,094.42	-21,299.44	85,289.53	43.09%	1.25E+170	-21.30%	85.29%
	1	03/05/2019 02:00	05/06/2019 02:00	33	1,000	2	132,708.10	1,590.58	-2,953.90	1,590.58	1.20%	1.48E+00	-2.23%	1.20%
TS_PSO	2	30/10/2019 01:00	14/11/2019 01:00	15	1,000	2	128,828.20	17,445.46	0.00	19,006.12	13.54%	6.72E+00	0.00%	14.75%
	3	05/12/2019 01:00	03/01/2020 01:00	29	1,000	2	146,561.90	-61.91	-2,791.90	1,898.10	-0.04%	9.88E-01	-1.90%	1.30%
	4	28/01/2020 01:00	04/02/2020 01:00	7	1,000	2	138,370.00	6,360.00	-2,310.00	6,360.00	4.60%	1.37E+00	-1.67%	4.60%
	5	26/02/2020 01:00	26/03/2020 01:00	29	1,000	2	123,360.00	-18,000.00	-37,600.00	0.00	-14.59%	1.03E-02	-30.48%	0.00%
	6	22/04/2020 02:00	07/07/2020 02:00	76	1,000	2	100,990.00	12,640.00	-110.00	26,290.00	12.52%	7.80E+03	-0.11%	26.03%
	7	27/07/2020 02:00	05/08/2020 02:00	9	1,000	2	116,310.00	11,300.00	-700.00	11,300.00	9.72%	2.30E+00	-0.60%	9.72%
	8	18/08/2020 02:00	31/08/2020 02:00	13	1,000	2	128,920.00	2,950.00	-1,480.00	6,620.00	2.29%	1.34E+00	-1.15%	5.13%
	9	08/09/2020 02:00	12/10/2020 02:00	34	1,000	2	134,200.00	-9,230.00	-13,270.00	0.00	-6.88%	8.87E-02	-9.89%	0.00%
	10	23/12/2020 01:00	29/12/2020 01:00	6	1,000	2	173,550.00	3,750.00	0.00	5,310.00	2.16%	1.14E+00	0.00%	3.06%
	11	13/01/2021 01:00	03/02/2021 01:00	21	1,000	2	176,120.00	310.00	-13,090.00	840.01	0.18%	1.04E+00	-7.43%	0.48%
	12	18/05/2021 02:00	26/05/2021 02:00	8	1,000	2	169,680.00	6,790.01	-409.99	6,790.01	4.00%	1.37E+00	-0.24%	4.00%
	13	07/07/2021 02:00	08/10/2021 02:00	93	1,000	2	172,820.00	3,920.00	-3,650.01	13,090.00	2.27%	8.05E+00	-2.11%	7.57%
	14	22/11/2021 01:00	07/12/2021 01:00	15	1,000	2	154,160.00	-3,350.01	-12,010.01	0.00	-2.17%	7.19E-01	-7.79%	0.00%
	TS_GWO	1	01/05/2019 02:00	04/06/2019 02:00	34	1,000	2	134,733.40	-1,541.17	-4,979.16	0.00	-1.14%	6.76E-01	-3.70%
2		06/11/2019 01:00	14/11/2019 01:00	8	1,000	2	130,488.20	15,785.42	0.00	17,346.07	12.10%	2.49E+00	0.00%	13.29%
3		18/11/2019 01:00	26/11/2019 01:00	8	1,000	2	146,770.70	3,966.23	-745.54	3,966.23	2.70%	1.24E+00	-0.51%	2.70%
4		03/12/2019 01:00	03/01/2020 01:00	31	1,000	2	147,695.10	-1,195.13	-3,925.13	764.88	-0.81%	7.77E-01	-2.66%	0.52%
5		28/01/2020 01:00	04/02/2020 01:00	7	1,000	2	138,370.00	6,360.00	-2,310.00	6,360.00	4.60%	1.37E+00	-1.67%	4.60%
6		26/02/2020 01:00	03/03/2020 01:00	6	1,000	2	123,360.00	-6,910.00	-6,910.00	0.00	-5.60%	7.08E-01	-5.60%	0.00%
7		04/03/2020 01:00	25/03/2020 01:00	21	1,000	2	119,180.00	-18,450.00	-33,420.00	0.00	-15.48%	2.92E-02	-28.04%	0.00%
8		17/04/2020 02:00	02/07/2020 02:00	76	1,000	2	106,630.00	5,550.00	-6,090.00	20,650.00	5.20%	4.73E+01	-5.71%	19.37%
9		20/07/2020 02:00	03/08/2020 02:00	14	1,000	2	117,790.00	-1,440.00	-2,180.00	1,240.00	-1.22%	8.42E-01	-1.85%	1.05%
10		11/08/2020 02:00	13/08/2020 02:00	2	1,000	2	130,490.00	470.00	0.00	1,299.99	0.36%	1.01E+00	0.00%	1.00%
11		17/08/2020 02:00	31/08/2020 02:00	14	1,000	2	129,370.00	2,500.00	-1,929.99	6,170.00	1.93%	1.31E+00	-1.49%	4.77%
12		01/09/2020 02:00	28/09/2020 02:00	27	1,000	2	133,550.00	-7,560.01	-11,060.00	1,840.00	-5.66%	2.07E-01	-8.28%	1.38%
13		12/11/2020 01:00	25/11/2020 01:00	13	1,000	2	135,520.00	13,569.99	0.00	15,970.00	10.01%	3.46E+00	0.00%	11.78%
14		30/11/2020 01:00	14/12/2020 01:00	14	1,000	2	148,010.00	21,290.01	0.00	27,710.01	14.38%	6.56E+00	0.00%	18.72%
15		21/12/2020 01:00	24/12/2020 01:00	3	1,000	2	170,690.00	3,039.99	-240.01	3,039.99	1.78%	1.05E+00	-0.14%	1.78%
16		05/01/2021 01:00	21/01/2021 01:00	16	1,000	2	178,440.00	-7,160.00	-7,160.00	6,799.99	-4.01%	5.19E-01	-4.01%	0.38%
17		18/05/2021 02:00	21/05/2021 02:00	3	1,000	2	169,680.00	2,720.00	-409.99	2,720.00	1.60%	1.05E+00	-0.24%	1.60%
18		07/07/2021 02:00	24/09/2021 02:00	79	1,000	2	172,820.00	3,179.99	-1,650.01	13,090.00	1.84%	4.22E+00	-0.95%	7.57%
19		11/11/2021 01:00	03/12/2021 01:00	22	1,000	2	162,110.00	-15,890.00	-19,960.01	0.00	-9.80%	1.03E-01	-12.31%	0.00%

C.4 – MMM

Immagine C.4.1. Operatività TS_STD



Immagine C.4.2. Operatività B&H.



Immagine C.4.3. Statistiche per operazione.

Statistiche per op.	(i)	Data d'apertura	Data di chiusura	g(i)	Quantità	N. Trans.	Capitale investito	Profitto Netto	MAE	MFE	r(i)	[1+r(i)] ^{g(i)}	%MAE	%MFE
TS_STD	1	26/04/2019 02:00	28/01/2021 01:00	643	1,000	2	171,065.00	3,248.40	-62,090.44	6,318.02	1.90%	1.79E+05	-36.30%	3.69%
	2	21/06/2021 02:00	30/12/2021 01:00	192	1,000	1	188,423.30	-14,244.25	-21,696.18	7,355.07	-7.56%	2.80E-07	-11.51%	3.90%
B&H	1	02/01/2019 01:00	30/12/2021 01:00	1,093	524	2	100,000.00	-6,970.41	-38,271.80	14,951.56	-6.97%	5.05E-35	-38.27%	14.95%
TS_PSO	1	11/07/2019 02:00	30/12/2021 01:00	903	1,000	1	152,158.70	22,020.37	-43,184.08	46,727.75	14.47%	1.01E+53	-28.38%	30.71%
TS_GWO	1	11/07/2019 02:00	30/12/2021 01:00	903	1,000	1	152,158.70	22,020.36	-43,184.09	46,727.72	14.47%	1.01E+53	-28.38%	30.71%

C.5 – PM

Immagine C.5.1. Statistiche per operazione.

Statistiche per op.	(i)	Data d'apertura	Data di chiusura	g(i)	Quantità	N. Trans.	Capitale investito	Profitto Netto	MAE	MFE	r(i)	[+r(i)]^g(i)	%MAE	%MFE
TS_STD	1	31/05/2019 02:00	19/07/2019 02:00	49	1,000	2	64,853.95	10,880.13	-403.60	10,880.13	16.78%	2.00E+03	-0.62%	16.78%
	2	28/08/2019 02:00	22/10/2019 02:00	55	1,000	2	63,434.63	6,991.14	-2,663.02	7,537.76	11.02%	3.14E+02	-4.20%	11.88%
	3	29/10/2020 01:00	09/12/2020 01:00	41	1,000	2	65,274.32	12,908.87	-175.58	12,908.87	19.78%	1.63E+03	-0.27%	19.78%
	4	30/11/2021 01:00	30/12/2021 01:00	30	1,000	1	83,653.72	9,348.15	0.00	9,387.61	11.17%	2.40E+01	0.00%	11.22%
B&H	1	02/01/2019 01:00	30/12/2021 01:00	1,093	1,486	2	100,000.00	40,038.63	-10,889.91	57,628.88	40.04%	7.06E+159	-10.89%	57.63%
	1	04/04/2019 02:00	16/04/2019 02:00	12	1,000	2	72,371.06	117.71	-639.03	117.71	0.16%	1.02E+00	-0.88%	0.16%
	2	26/04/2019 02:00	01/05/2019 02:00	5	1,000	2	71,269.56	857.67	0.00	1,513.51	1.20%	1.06E+00	0.00%	2.12%
	3	08/05/2019 02:00	24/06/2019 02:00	47	1,000	2	70,470.76	-4,040.21	-6,020.41	2,522.50	-5.73%	6.24E-02	-8.54%	3.58%
	4	06/08/2019 02:00	14/08/2019 02:00	8	1,000	2	69,409.39	1,715.60	0.00	2,244.79	2.47%	1.22E+00	0.00%	3.23%
	5	27/08/2019 02:00	11/09/2019 02:00	15	1,000	2	61,198.38	2,876.42	0.00	2,876.42	4.70%	1.99E+00	0.00%	4.70%
	6	16/09/2019 02:00	26/09/2019 02:00	10	1,000	2	61,966.57	3,357.52	-1,194.95	3,357.52	5.42%	1.66E+00	-1.93%	5.42%
	7	02/01/2020 01:00	07/01/2020 01:00	5	1,000	2	74,933.71	1,064.32	-140.75	1,064.32	1.42%	1.07E+00	-0.19%	1.42%
	8	28/01/2020 01:00	07/02/2020 01:00	10	1,000	2	74,485.08	2,436.52	-1,741.62	2,436.52	3.27%	1.38E+00	-2.34%	3.27%
	9	25/02/2020 01:00	05/03/2020 01:00	9	1,000	2	74,766.57	2,515.69	-2,753.17	3,289.73	3.36%	1.35E+00	-3.68%	4.40%
	10	13/03/2020 01:00	27/03/2020 01:00	14	1,000	2	69,928.73	-8,013.44	-16,224.05	0.00	-11.46%	1.82E-01	-23.20%	0.00%
	11	22/04/2020 02:00	21/05/2020 02:00	29	1,000	2	65,416.22	-2,292.17	-4,727.59	3,751.63	-3.50%	3.55E-01	-7.23%	5.74%
	12	12/06/2020 02:00	08/07/2020 02:00	26	1,000	2	63,052.41	2,714.78	-405.29	3,796.41	4.31%	2.99E+00	-0.64%	6.02%
	13	21/07/2020 02:00	10/08/2020 02:00	20	1,000	2	69,060.10	2,228.62	0.00	2,383.27	3.23%	1.89E+00	0.00%	3.45%
	14	20/10/2020 02:00	17/11/2020 01:00	28	1,000	2	67,760.00	4,666.40	-3,040.09	4,897.42	6.89%	6.44E+00	-4.49%	7.23%
	15	30/11/2020 01:00	07/12/2020 01:00	7	1,000	2	69,996.18	5,479.56	0.00	5,479.56	7.83%	1.69E+00	0.00%	7.83%
	16	13/01/2021 01:00	27/01/2021 01:00	14	1,000	2	76,126.76	-1,321.74	-1,321.74	731.18	-1.74%	7.83E-01	-1.74%	0.96%
	17	28/01/2021 01:00	05/02/2021 01:00	8	1,000	2	76,192.39	2,812.22	-2,081.05	2,812.22	3.69%	1.34E+00	-2.73%	3.69%
	18	01/03/2021 01:00	08/03/2021 01:00	7	1,000	2	79,632.66	1,321.75	-318.71	1,321.75	1.66%	1.12E+00	-0.40%	1.66%
	19	21/07/2021 02:00	27/07/2021 02:00	6	1,000	2	92,825.84	3,173.04	0.00	3,173.04	3.42%	1.22E+00	0.00%	3.42%
	20	10/08/2021 02:00	16/08/2021 02:00	6	1,000	2	96,114.26	2,336.51	-192.31	2,336.51	2.43%	1.16E+00	-0.20%	2.43%
	21	10/09/2021 02:00	28/09/2021 02:00	18	1,000	2	99,585.37	-3,783.67	-3,783.67	413.45	-3.80%	4.98E-01	-3.80%	0.42%
	22	01/10/2021 02:00	14/10/2021 02:00	13	1,000	2	93,523.96	2,696.31	-934.46	2,696.31	2.88%	1.45E+00	-1.00%	2.88%
23	20/10/2021 02:00	06/12/2021 01:00	47	1,000	2	94,438.94	-5,480.22	-10,785.22	0.00	-5.80%	6.04E-02	-11.42%	0.00%	
TS_GWO	1	28/08/2019 02:00	04/11/2019 01:00	68	1,000	2	63,434.65	8,960.66	-2,663.04	8,960.66	14.13%	7.94E+03	-4.20%	14.13%
	2	13/03/2020 01:00	11/08/2020 02:00	151	1,000	2	69,928.73	1,678.37	-16,224.05	1,678.37	2.40%	3.60E+01	-23.20%	2.40%
	3	21/07/2021 02:00	30/08/2021 02:00	40	1,000	2	92,825.83	6,278.78	0.00	6,278.78	6.76%	1.37E+01	0.00%	6.76%