Università
Ca'Foscari
Venezia

Corso di Laurea magistrale
in Economia e Finanza

Tesi di Laurea

Evoluzione adattiva di un trading system

Relatore
Ch. Prof. Marco Corazza

Laureando
Davide Ortolan
Matricola 851173

Anno Accademico
2018 / 2019

“Alla mia famiglia, a Stefania ed a tutte
le persone che mi sono state vicino”

Indice

Introduzione..... 1

1. Tecniche per l'interpretazione e l'analisi dei mercati 3

1.1 Efficient Market Hypothesis e Adaptive Market Hypothesis 3

1.2 Analisi tecnica: storia e introduzione.....12

1.3 Grado di utilizzo e diffusione tra gli operatori.....17

1.4 Efficacia previsiva e profittabilità.....22

2. Particle Swarm Optimization e Rough Set Theory..... 27

2.1 Premessa 27

2.2 Le metaeuristiche 30

2.3 La Swarm Intelligence 33

2.4 Il processo di ottimizzazione 36

2.5 Una variante della PSO.....41

2.5.1 L'approccio del peso di inerzia 42

2.6 Rough Set Theory 44

2.6.1 Relazione di indiscernibilità e tavolo di informazione.....45

2.6.2 Approssimazioni.....46

2.6.3 Appartenenza approssimativa.....48

2.6.4 Dipendenza e riduzione degli attributi 49

2.6.5 La Riduzione 50

2.6.6 Tavolo di decisioni e regole decisionali 52

2.6.7 Vantaggi della Rough Set Theory 53

3. Natura di un trading system..... 54

3.1 Introduzione alla review della letteratura del modello: Trading System e Rough Set Theory 54

3.2 Ricerca di regole nel trading: evoluzione nella costruzione di trading system in

letteratura 55
3.3 Costruzione di un trading system con regole variabili: il caso di un RCTS 64
3.3.1 Fase 1: costruzione del tavolo decisionale 65
3.3.2 Fase 2: generazione e archivio delle regole di trading 66
3.3.3 Fase 3: strategia di trading tramite regole variabili: il meccanismo di cambiamento delle regole 68
3.3.4 Fase 4: ricerca dei migliori segnali di trading con algoritmi genetici 70
4. Applicazione 72
4.1 Analisi delle serie storiche 72
4.2 Gli indicatori di analisi tecnica 77
4.2.1 Moving Average Convergence Divergence (MACD) 77
4.2.2 Le Bande di Bollinger (BB) 80
4.2.3 Relative Strength Index (RSI) 83
4.3 Discretizzazione dei risultati ottenuti 86
4.4 Individuazione delle regole di trading 93
4.5 Strategia di investimento finale 101
4.5.1 Descrizione del Segnale Operativo Finale 101
4.5.2 Interpretazione dei risultati ottenuti 103
Conclusioni 107
Appendice A 111
Appendice B 113
Appendice C 115
Appendice D 117
Bibliografia 139

Introduzione

La teoria dei mercati efficienti descrive in maniera molto chiara e precisa il meccanismo alla base delle continue oscillazioni nei prezzi, definendo come la totalità delle informazioni a disposizione dei singoli operatori sia automaticamente ed immediatamente inglobata dal valore di mercato. All'interno di tale ambiente, caratterizzato da numerose regole in grado di descriverne al meglio il funzionamento, gli investitori assumono il ruolo di pedine passive, operanti in un mondo in cui la singola figura non può che subire la perfetta efficienza economica. La sostanziale impossibilità di profitto è stata per molti anni considerata come una delle poche certezze all'interno di un mondo tipicamente caratterizzato da elementi di incertezza, riuscendo a guadagnarsi moltissimi consensi sia tra i teorici della materia, che tra le figure più inclini all'aspetto pratico.

All'interno di un contesto dove l'efficienza dei mercati veniva considerata come un dogma inattaccabile, è subentrato il lavoro dell'economista americano Andrew Lo, in grado di suggerire un'interpretazione alternativa della realtà, basata su concetti evoluzionistici legati al mondo naturale, riuscendo nell'impresa di dare origine ad un dibattito ad oggi ancora lontano dal vedere una conclusione.

L'introduzione della moderna teoria delle "Adaptive Markets Hypothesis" (AMH) sottolinea come la totale efficienza dei mercati risulti essere una fase meramente temporanea e soggetta al verificarsi di determinate condizioni di stabilità economica: ogni qual volta il contesto di riferimento venga turbato da periodi di instabilità, come per esempio crisi economiche, l'efficienza comincia a venire meno. Secondo questo approccio evolutivo, tali brevi periodi di instabilità rispecchiano inequivocabilmente l'impossibilità di osservare una incondizionata efficienza di mercato, aprendo così una quantità infinita di strade percorribili da parte degli operatori economici, che ora si vedono riconoscere una qualche forma di libertà di investimento, per la prima volta legata ad una reale possibilità di battere il mercato generando profitto.

L'obiettivo di questo lavoro è dunque quello di presentare nel dettaglio la costruzione di un trading system, uno degli strumenti potenzialmente adoperabili da un tipico operatore di mercato, con lo scopo di sfruttare quelle breve inefficienze sopra descritte.

All'interno del primo capitolo verranno esposte le caratteristiche principali delle due interpretazioni sul comportamento dei mercati, analizzando inizialmente gli assiomi alla base del concetto di efficienza teorizzati da Eugene Fama, prima di passare alla conseguente teoria sviluppata in anni più recenti dall'economista Andrew Lo: a tal riguardo, verranno presentati i legami con il mondo naturale, dal quale sono stati presi diversi spunti di riflessione, applicati poi nell'interpretazione evolutiva degli Adaptive Markets Hypothesis. Congiuntamente all'analisi del contesto di riferimento, viene inoltre presentato un approfondimento sull'utilizzo dello strumento dell'analisi tecnica, che verrà successivamente adoperata per la realizzazione del trading system.

Il secondo capitolo presenta un'analisi relativamente alle modalità con le quali si possono trattare le informazioni che gli operatori riescono a desumere dai mercati, introducendo prima un ulteriore strumento evolutivo ed adattivo, come la Particle Swarm Optimization, derivante anch'essa da concetti legati al mondo naturale, per poi passare ad una descrizione della modalità di gestione grezza dell'elemento di incertezza delle informazioni, teorizzata nella Rough Set Theory.

L'elaborato prosegue con una descrizione della variegata natura dei trading system all'interno del terzo capitolo, analizzando le numerose alternative presenti in letteratura secondo un evoluzione sia sotto il profilo temporale che qualitativo, per giungere alla definizione di un trading system a regole variabili, che verrà utilizzato come punto di partenza all'interno dell'ultimo capitolo, destinato all'applicazione pratica.

Nel quarto capitolo verranno dunque esposte le modalità operative che hanno portato alla determinazione di un trading system, analizzandone nel dettaglio i risultati ottenuti all'interno del contesto di investimento individuato e rappresentato dal mercato bancario italiano.

1. Tecniche per l'interpretazione e l'analisi dei mercati

1.1 Efficient Market Hypothesis e Adaptive Market Hypothesis

La maggior parte delle teorie relative agli investimenti in ambito finanziario si basano sull'ipotesi dei mercati efficienti (in inglese "Efficient Markets Hypothesis", da cui l'acronimo EMH), le cui origini vanno attribuite a due economisti statunitensi nel corso degli anni '60: Paul Samuelson[1] ed Eugene Fama[2]. Le conclusioni a cui giunsero furono le medesime nonostante i sentieri percorsi dai due studiosi fossero differenti tra di loro, contribuendo ad aumentare la considerazione dei risultati e l'importanza di tali teorie a livello accademico e non solo. Il primo ad utilizzare il termine di "mercati efficienti" fu proprio Fama nel 1965, delineando con questa definizione un contesto dove i cambiamenti dei prezzi di mercato non sono pronosticabili in alcun modo e dove il loro valore incorpora l'intera vasta gamma di aspettative dei vari operatori partecipanti sul mercato.

Come conseguenza, nella sua forma più pura, non prevede alcun tipo di gestione attiva di portafoglio, in quanto una massima efficienza da parte del mercato produrrebbe scostamenti nei prezzi completamente imprevedibili e in direzione casuale, comportando così l'impossibilità di applicare determinate strategie finalizzate all'ottenimento di un profitto finale.

In un contesto del genere, gli investitori cercano di sfruttare ogni minima opportunità di investimento che si crea, ma nel fare ciò implicitamente riportano l'intero sistema in equilibrio: se tali cambiamenti si verificassero istantaneamente, le teorie EMH starebbero rappresentando un mondo ideale "frictionless" e "costless trading", ovvero senza frizioni e senza costi di transazione (A. Lo, 2004). I partecipanti al mercato vengono rappresentati come dei soggetti completamente razionali, che operano prendendo sempre decisioni ottime in relazione al conseguimento dell'esclusivo benessere personale, in un contesto di perfetta "simmetria informativa": questo non fa

[1] Paul Anthony Samuelson (1915-2009) è stato un famoso economista americano, vincitore del Nobel per l'economia nel 1970. Noto anche per essere stato il primo economista ad applicare i principi della termodinamica in contesto economico.

[2] Eugene Francis Fama è un economista statunitense famoso per i suoi scritti sulla "teoria di portafoglio" e "assetpricing"; vincitore del premio Nobel per l'economia nel 2013.

altro che rendere pressoché nulle le possibilità di generare degli extra profitti sulla base delle informazioni che si hanno a disposizione, in quanto i prezzi seguono un andamento randomico e stocastico.

I grandi contributi di Samuelson e Fama hanno gettato le basi per un lungo periodo di ricerca, all'interno del quale si è cercato di analizzare nel corso degli anni la validità di queste affermazioni dando vita ad un dibattito che tuttora può dirsi non ancora concluso. Tra le estensioni più importanti del modello citato in precedenza, va citato per esempio quanto riportato da LeRoy (1973), Rubinstein (1976) e Lucas (1978), i quali hanno proposto un nuovo contesto di riferimento nel quale vengono tenute in considerazione le utilità marginali aggregate degli operatori di mercato per consentire di includere anche investitori avversi al rischio, dando così origine ad una versione "neoclassica" delle teorie EMH.

Tuttavia nel corso dell'ultimo decennio circa, gli elementi cardine di questa concezione dei mercati sono più volte stati messi in discussione da numerosi studi e in particolare dalla nuova branca dell'economia nota come "behavioral" ossia "comportamentale".

Non risulta sicuramente semplice tentare di dare un'interpretazione psicologica a concetti che sono oramai radicati da decenni in tali ambienti, tanto da essere considerati come dei veri e propri dogmi che hanno consentito di sviluppare tra le più note intuizioni in ambito finanziario[3]. Di fatto, i sostenitori della teoria dei mercati efficienti criticano duramente i moderni approcci comportamentali argomentando come questo tipo di letteratura presenti un carattere meramente osservativo, collezionando una serie numerosa di contro esempi poco utili al fine di riuscire a generare dei principi chiave in grado di riscrivere la natura e il funzionamento dei mercati. Questa critica riflette chiaramente la diversità intrinseca delle due posizioni di partenza: mentre gli economisti comprendono il comportamento assiomaticamente da semplici principi, come per esempio la massimizzazione dell'utilità, gli psicologi considerano il comportamento proprio come principale oggetto di studio e solamente in seguito ad attente misurazioni ed esperimenti tentano di fare inferenza sulle sue origini (A. Lo, 2005).

[3] La teoria dei mercati efficienti ha consentito l'introduzione di numerose applicazioni in ambito finanziario, tra cui quelle del Capital AssetPricing Model (CAPM), l'ArbitragePricingTheory (APT) e il modello di option pricing di Black-Scholes/Merton (A. Lo, 2005).

Probabilmente la nascita e l'accumularsi di queste nuove posizioni contrapposte rispetto alle teorie EMH è dovuta essenzialmente alla presenza delle cosiddette "anomalie" e la frequenza con la quale queste ultime si verificano: si tratta di pattern (schemi) che si manifestano nel rendimento di un asset e che risultano essere affidabili, ben noti e inspiegabili. Chiaramente la presenza di schemi che possono essere individuati e riprodotti in maniera regolare consente di introdurre un elemento di predittività all'interno di una determinata serie storica, sfruttabile dagli agenti del mercato andando così manifestamente contro il principio di efficienza dei mercati.

Alcuni esempi a tal riguardo possono essere rappresentati dal cosiddetto "size effect"[4], che consiste nell'apparente sovrarendimento associato a titoli di aziende a bassa capitalizzazione, alle quali viene associato anche il cosiddetto "January effect"[5] che porta questi titoli a sovraperformare rispetto a quelli di aziende a grande capitalizzazione durante la fase iniziale del nuovo anno.
Dal punto di vista dell'economia comportamentale sono state proposte diverse critiche a quanto esposto nelle pubblicazioni di Samuelson e Fama e nei numerosi paper che ne sono seguiti, ma la più incisiva riguarda le preferenze e il comportamento di coloro i quali vengono considerati come partecipanti del mercato. Sono stati riscontrati nella pratica tutta una serie di comportamenti che cozzano inevitabilmente con quanto sostenuto dalle EMH e che vanno a descrivere azioni o situazioni nelle quali l'agente di mercato non si comporta in maniera completamente razionale, prendendo così le distanze da quel mondo idealizzato e perfetto, dimostrando come spesso da un punto di vista finanziario vengano prese decisioni tutt'altro che ottimali; alcuni esempi riguardano l'eccessiva confidenza, l'avversione al rischio, distorsione nella valutazione delle probabilità e la sovrareazione.
Grossman[6] e Stigliz[7] nel 1980 hanno fatto un passo ulteriore arrivando addirittura a sostenere il concetto di "impossibilità" dell'esistenza dei mercati efficienti, perché

[4] Il "size effect" fu proposto per la prima volta da Banz nel 1981.

[5] Il "January effect" venne analizzato nei lavori di Rozeff e Kinney (1976), Keim (1983) e Roll (1983).

[6]Sanford J. Grossman è un economista americano e gestore di hedge fund, specializzato nella finanza quantitativa.

[7] Joseph Eugene Stigliz è un economista americano, docente presso Columbia University e analista di politica pubblica.

qualora lo fossero istantaneamente, non ci sarebbe nessuna possibilità da parte degli operatori di poter ottenere un profitto, rendendo così inutile l'attività dei soggetti all'interno del mercato fino ad arrivare al definitivo collasso dell'intero sistema.

In risposta alle numerose critiche susseguitesi nel corso degli anni dopo la pubblicazione delle teorie EMH, i suoi più grandi seguaci e sostenitori hanno cercato di difendersi spiegando come in realtà la possibilità di poter sfruttare le informazioni raccolte per raggiungere un determinato profitto sia quantomeno possibile, seppur in maniera estremamente limitata: qualora i mercati fossero sottoposti a questi brevissimi periodi di inefficienza, l'immediata reazione da parte degli investitori e dunque delle forze di mercato, riporterebbero l'intero ecosistema ad una condizione di equilibrio, limitando di conseguenza l'impatto e il valore di queste anomalie[8] rendendole pressoché irrilevanti.
Questa argomentazione affonda però le radici sulla convinzione dell'esistenza di forze di mercato in grado di soppiantare le inefficienze comportamentali ogni qual volta queste si verifichino, giungendo ad una conclusione difficilmente dimostrabile dal punto di vista esclusivamente teorico ma testabile solamente attraverso rilevamenti pratici e analisi statistiche, alcune delle quali sono arrivate a suggerire come invece spesso le forze dell'irrazionalità arrivano a prevalere sulle forze della razionalità.

Proprio per le ragioni sopra citate, è stata proposta un'alternativa alle teorie EMH in grado di conciliare quelle concezioni classiche del mondo economico con le recenti e moderne critiche della finanza comportamentale, in modo tale da poter individuare una serie di principi e linee guida in grado di ben descrivere i mercati senza far ricorso a puntuali anomalie che nel corso degli ultimi anni si sono dimostrate essere tutt'altro che sporadiche. Il risultato di questo processo di sintesi è noto con il nome di "Adaptive Markets Hypothesis" (in seguito indicato con l'acronimo AMH) ed è stato proposto per la prima volta da Andrew Lo[9] nel 2004, come risultato di studi e tentativi di applicazione dei principi evoluzionistici della biologia in ambito finanziario (Farmer e Lo nel 1999 e Farmer nel 2002).

---

[8] Un esempio in materia il cosiddetto "Dutch Book", spiegato in (Lo, 2004) e (Lo, 2007).

[9] Andrew Lo è professore di finanza presso il MIT in Massachusetts, una delle più prestigiose università al mondo in ambito economico.

Questa nuova prospettiva trae origine da quella che viene definita in letteratura come "psicologia evolutiva", basata sui lavori di ricerca di E.O. Wilson (1975), il quale tentò di applicare e adattare concetti utilizzati nel campo delle teorie evolutive delle specie nell'ambito delle interazioni sociali, dando origine a quella che potrebbe essere definita come una vera e propria nuova scienza, ovvero sia la "sociobiologia". Di fatto, "competizione, riproduzione e selezione naturale" sono i 3 fattori cardine che vengono citati dall'autore all'interno delle sue produzioni e che consentono di creare un parallelismo tra quanto avviene nel mondo naturale e quanto avviene in un contesto economico. Riprendendo quando citato in precedenza in merito all'analisi del comportamento degli investitori e alle differenti visioni tra economisti e psicologi, questo nuovo modo di interpretare la realtà economica comporta il fatto che il comportamento stesso non sia valutato come intrinseco ed esogeno, ma si evolva e si adatti a seconda del contesto ambientale di riferimento, essendo modellato sulla base delle leggi che regolano la selezione naturale in ambito biologico.

Oltre alle pubblicazioni di svariati ed autorevoli biologi, come per esempio Thomas Malthus, Charles Darwin, Alfred Wallace e Joseph Schumpeter, particolare attenzione merita il lavoro di Victor Niederhoffer, economista americano gestore di fondi che nel 1997 definisce i mercati finanziari come un "ecosistema" (nel capitolo "The Ecology of Markets") all'interno del quale i venditori sono paragonati agli "erbivori", gli speculatori sono i "carnivori" e gli operatori in difficoltà sono gli "organismi in decomposizione.

Al fine di attuare dal punto di vista pratico questa moderna prospettiva, è stato introdotto da Herbert Simon[10] nel 1955 il concetto di "razionalità limitata", in contrapposizione alla perfetta razionalità dell'investitore sostenuta dalle teorie EMH: si tratta di un concetto introdotto per consentire una modellazione matematica del processo decisionale, sostenendo come dal punto di vista economico, la risoluzione di un problema di ottimizzazione per ogni operatore presente nel mercato non è assolutamente cosa banale, ma comporta un dispendio di tempo e denaro unito alla necessità di conoscenze, che rendono così il soggetto disponibile a sapersi accontentare di un risultato inferiore rispetto a quello ottimale.

[10]Herbert Simon (1916-2001) è stato un economista, informatico e psicologo statunitense. Premio Nobel per l'economia nel 1978 grazie all'intuizione del concetto di "razionalità limitata".

L'unico elemento di criticità presentato da questa intuizione è la determinazione del momento in cui può essere considerata raggiunta una posizione "soddisfacente" comportando così la conclusione della ricerca personale.

La risoluzione a questo tipo di ostacolo viene fornita nuovamente dalle scienze evolutive, che propongono di ricercare il momento di svolta non più tramite un'analisi analitica, ma tramite la tecnica "trial and error" (A. Lo 2004), che permette il graduale avvicinamento al punto di arrivo grazie a ricompense, ottenute in seguito ad output positivi e punizioni, ottenute come risultato di output negativi. Così facendo gli individui sviluppano euristiche perfettamente adatte al contesto ambientale per il quale sono state maturate, ma che risulteranno necessariamente inadatte qualora dovessero verificarsi cambiamenti dal punto di vista sociobiologico, dando così origine a quello che Lo definisce nei suoi studi come un "comportamento maladattivo". Di fatti l'ambiente è soggetto al cambiamento, non si tratta di qualcosa che rimane immutato, ma anzi si plasma nel tempo grazie anche alla presenza di anomalie comportamentali, paura e avidità (componenti del processo evolutivo), che le recenti neuroscienze hanno collegato alla razionalità tipica del momento in cui viene presa una decisione (decision-making)[11].

A questo punto il contrasto con la visione iniziale che prevede l'esistenza di un mercato totalmente efficiente è netto, poiché le teorie AMH descrivono un contesto caratterizzato da continui adattamenti in relazione al variare delle preferenze e al percorso evolutivo che è stato intrapreso, mentre le teorie EMH presentano un limite di stazionarietà delle condizioni ambientali, rappresentando così una sorta di benchmark di riferimento perfetto e immutato nel tempo.

Riuscire a modellizzare in maniera aggregata una serie di fattori rappresenta il vero e proprio step logico introdotto dalla nuova prospettiva, cercando di superare il precedente approccio unidimensionale della funzione di utilità attesa.

Seppur caratterizzate da un evidente natura qualitativa, le teorie del mercato adattivo implicano numerose conseguenze sotto il profilo delle applicazioni pratiche.

---

[11] A tal riguardo Lo e Repin (2002) hanno presentato una prima evidenza del fatto che le emozioni entrano a far parte del processo decisionale di investimento, confutando così quanto espresso dalle teorie EMH.

1. Una prima fondamentale implicazione nel campo dell'asset management ridimensiona il rapporto tra rischio e rendimento, sostenendo come qualora esistesse una relazione tra queste due componenti, di certo si tratterebbe di un legame destinato ad essere instabile nel corso del tempo. Come conseguenza, anche il fattore di "equity risk premium" non può più essere considerato come una costante invariabile, ma il suo valore sarà soggetto a oscillazioni in relazione a come si evolverà il contesto di riferimento. Infine, a variare non saranno solamente la relazione rischio-rendimento o l'equity risk premium, ma necessariamente potranno subire variazioni anche le preferenze di rischio degli investitori a livello aggregato, dal momento che sono plasmate dalle forze della selezione naturale sottostanti l'intero approccio.
2. La seconda implicazione introdotta dalla prospettiva delle teorie AMH riprende quanto affermato in precedenza nei lavori di Grossman e Stigliz nel 1980: i due autori nelle loro pubblicazioni sostenevano l'impossibilità della perfetta efficienza dei mercati, perché una tale condizione comporterebbe l'inevitabile collasso degli stessi. Di fatti, l'impossibilità da parte degli investitori di poter sfruttare le informazioni per cercare di ottenere profitto si rifletterebbe nella mancata frequentazione dei mercati comportandone il crollo. Dunque, diversamente da quanto esposto nelle teorie EMH, il nuovo approccio evoluzionistico prevede opportunità di arbitraggio che possono essere sfruttate dagli operatori ogni qual volta queste si manifestino, attribuendo una nuova importanza ai processi di asset allocation e di gestione attiva di portafoglio[12] che nella precedente visione alternativa erano stati inevitabilmente accantonati.
3. Un ulteriore implicazione introdotta evidenzia l'importanza delle strategie di investimento e sottolinea come queste non possano essere considerate in maniera positiva o negativa aprioristicamente, ma la loro efficacia dipenderà dal contesto ambientale nel quale vengono testate. All'interno dei mercati si possono formare dei cicli temporali, dovuti a determinate dinamiche economiche empiricamente inesistenti nelle teorie di stazionarietà delle EMH, che per le loro caratteristiche intrinseche determineranno la profittabilità di certe strategie a discapito di altre: un chiaro esempio a riguardo è rappresentato dal rischio di arbitraggio, che è

[12] Come riferito da Bernstein in una sua pubblicazione del 1998.

stato considerato a lungo una strategia non profittevole come conseguenza del declino degli investimenti nell'attività bancaria a partire dal 2001 (A. Lo, 2004).

4. La quarta implicazione delle teorie AMH attribuisce un ruolo determinante all'innovazione. Questa infatti viene definita da Andrew Lo come "la chiave della sopravvivenza", in contrapposizione con quanto esposto da Samuelson e Fama, i quali sostenevano che un determinato livello di rendimento poteva essere raggiunto solamente assumendo un prefissato livello di rischio. In questo nuovo approccio, come esposto nei punti precedenti, la relazione tra questi due fattori non è più stabile e costante nel tempo, ma in continua evoluzione, rendendo così necessario un continuo adattamento da parte dei gestori e degli investitori alle caratteristiche ambientali circostanti. Il ruolo svolto dall'innovazione risulta quindi essere determinante per far si che i soggetti siano in grado di adattarsi nel più breve tempo possibile agli stimoli dei mercati al fine di evitare "l'estinzione della specie".
5. A tal proposito, può essere individuata l'ultima implicazione pratica introdotta da questa nuova prospettiva: la "sopravvivenza" rappresenta l'unico obiettivo da raggiungere e da perseguire. Contrariamente a quello che si possa generalmente credere, obiettivi come la massimizzazione dell'utilità, la ricerca dell'equilibrio, la minimizzazione del rischio assunto, sono tutte finalità che paradossalmente devono essere considerate come secondarie. In un contesto caratterizzato e regolato da principi evolutivi, dove l'ambiente viene modellizzato sulla base dei cambiamenti che si manifestano e interpretato tramite concetti di sociobiologia, gli operatori del mercato vengono paragonati a specie animali soggette a selezione naturale e conseguentemente l'unico obiettivo da realizzare non può che essere quello della sopravvivenza.

Di conseguenza, sotto condizioni di stabilità e stazionarietà e con condizioni economiche facilmente prevedibili, il mercato funziona molto bene, con la teoria delle EMH che funge da importante benchmark di riferimento, in grado di fornire un'approssimazione molto fedele della realtà; qualora queste condizioni di stabilità non fossero verificate e il contesto ambientale risultasse molto più stocastico, dinamico e casuale, allora le teorie EMH diventerebbero meno adatte alla spiegazione di tali fenomeni, lasciando spazio ad interpretazioni evolutive ed adattive, in grado di evidenziare le regolarità comportamentali.

Di fatti, come spiegato nei punti precedenti, le teorie AMH sono in grado di dialogare meglio con il framework di riferimento, integrando in maniera logicamente consistente tutte le differenti logiche e prospettive tipiche di una situazione economica governata da un costante clima di incertezza e agitazione da parte degli operatori. Dunque abbracciando tale teoria è possibile interpretare e leggere in maniera più dettagliata non solo il passaggio da una fase di mercato stabile e stazionaria ad una fase intrinsecamente incerta, ma anche il successivo ritorno ad una situazione di tranquillità e stabilità: si tratta infatti di dinamiche evolutive, in grado di cogliere i cambiamenti che intercorrono nel corso del tempo in modo tale da fornire un'analisi particolarmente adatta al contesto storico. Questo contesto di riferimento, come descritto da Andrew Lo, apre degli spiragli molto interessanti in materia di investimenti, poiché introduce la possibilità di poter sovraperformare[13] rispetto al mercato: diversamente da quanto sostenuto nella differente visione dei mercati efficienti, è possibile raggiungere un risultato migliore rispetto a quello del mercato attraverso una gestione attiva dei propri investimenti, in modo tale da sfruttare le inefficienze che naturalmente si creano e che fanno parte dell'intero sistema. Nonostante per la maggior parte del tempo i mercati possano apparire assolutamente e totalmente efficienti, impedendo così il raggiungimento di una sovraperformance, è possibile individuare dei periodi di inefficienza e di irrazionalità da parte degli operatori, facendo così in modo che si creino delle finestre di investimento, all'interno delle quali è possibile sfruttare le informazioni a disposizione per ottenere consistenti profitti. Questa possibilità offerta e introdotta dalla nuova teoria evolutiva delle AMH evidenzia potenziali opportunità di guadagno, le quali bastano a giustificare l'ingresso di moltissimi operatori nei mercati globali.

Vista la nuova natura economica sopra enunciata, per poter raggiungere il profitto sperato esistono differenti strumenti a disposizione dell'investitore, sia esso istituzionale oppure un semplice privato: tuttavia di seguito verrà fornito un dettagliato approfondimento della cosiddetta "analisi tecnica", in modo tale da analizzarne i vantaggi derivanti dal suo utilizzo e il grado di efficacia previsionale in termini di investimento. Tale introduzione risulta necessaria ai fini dello svolgimento del seguente elaborato, consistente nella realizzazione di un trading system governato da indicatori di analisi tecnica ottimizzati tramite l'utilizzo di metaeuristiche.

[13] La "sovraperformance" consiste nell'ottenere dei risultati migliori rispetto a quelli del benchmark di riferimento, rappresentato in questo caso dal mercato efficiente.

1.2 Analisi tecnica: storia e introduzione

Per poter comprendere l'utilizzo e la finalità di un'analisi di questo tipo è assolutamente necessario conoscere ex ante gli obiettivi perseguibili e i principi filosofici che ne sono alla base. Partendo da quella che può essere considerata una vera e propria definizione, l'analisi tecnica, secondo Murphy[14], consiste nello "studio del movimento di mercato, o market action, tramite l'uso sistematico di grafici, allo scopo di prevedere le tendenze future dei prezzi". Le informazioni a disposizione dell'analista possono essere ricavate da tre principali fonti osservabili, che consistono chiaramente nel prezzo del bene oggetto di valutazione, il volume degli scambi commerciali all'interno del mercato di riferimento e l'open interest, che viene comunemente inteso come l'ammontare del numero di contratti nel mercato non chiusi in uno specifico momento temporale. A livello generale può essere interpretata come un tentativo di individuare il trend che verrà intrapreso dal futuro movimento dei prezzi, servendosi dell'unica tipologia di informazione utile a tale scopo, che consiste nella storia passata: analizzando sia sotto il profilo grafico, che sotto il profilo numerico, la serie storica di un determinato bene, è possibile formulare delle ipotesi in merito all'andamento dei prezzi in modo tale da prendere le conseguenti decisioni di investimento.

Questa tipologia di analisi non ha riscosso successo solamente negli ultimi anni, ma si tratta di un approccio che è stato analizzato già molti anni fa, tanto che nel 1958 nel lavoro di John Magee e Robert D. Edwards intitolato "Technical analysis of stock trends" veniva fornita una definizione del tutto simile a quella riportata poche righe sopra, dove lo studio del passato veniva utilizzato per comprendere i possibili scenari futuri.

Dal punto di vista storico, il primo a fare uso di queste tecniche di analisi fu Joseph Penso de la Vega[15], che divenne famoso grazie ad una sua pubblicazione del 1688, intitolata "Confusion of Confusions", dove per la prima volta vengono affrontate tematiche di analisi tecnica e di negoziazione di azioni, facendone così il più antico

[14] John J. Murphy è autore del libro "Technical Analysis of the Financial Markets", pubblicato nel 1999 e largamente riconosciuto in ambito finanziario come un pilastro fondamentale nella descrizione dell'analisi tecnica. Laureatosi negli anni '60, ha ricoperto diverse posizioni di rilievo in Merrill Lynch e New York Institute of Finance. Ad oggi analista del mercato finanziario americano.

[15] Joseph Penso de la Vega (ca. 1650-1692) fu un commerciante spagnolo di origine ebraica, oltre che filantropo e poeta.

scritto in materia di mercato azionario. Tuttavia, secondo uno studio effettuato da Alan Northcott nel 2009, Homma Munehisa fu in assoluto uno dei primi ad utilizzare e sviluppare concetti di analisi tecnica all'interno del mercato del riso in Giappone nel 1700, dando così origine a quella che oggi viene comunemente indicata come la formazione a "candlesticks".

Proseguendo in ordine cronologico, ha svolto un ruolo di fondamentale importanza Charles Dow[16] verso il finire del 1800, quando unitamente a Edward Jones, ha creato il noto indice azionario americano che prende il nome dai due economisti che l'hanno creato. Grazie ai suoi studi e alle sue analisi del mercato, ha proposto anche una serie di principi fondamentali per comprenderne le dinamiche attraverso la famosa "Teoria di Dow", contenente anche moltissime informazioni utili ai fini dello studio della disciplina dell'analisi tecnica. Egli infatti ha sviluppato diversi postulati ancora oggi riconosciuti ed utilizzati, partendo dall'analisi di 11 titoli e dal loro rispettivo prezzo giornaliero di chiusura, pubblicando tutti i suoi lavori di ricerca unitamente agli articoli prodotti, direttamente sul Wall Street Journal, editoriale finanziario da egli stesso creato, tanto da renderlo tuttora una rivista basilare per l'informazione e la formazione dei fondamenti di analisi tecnica.

Dal periodo degli anni '20 del Novecento è stato possibile osservare la vasta diffusione di articoli e pubblicazioni relativamente all'approfondimento dell'analisi tecnica, tra i quali risulta ricoprire un ruolo significativamente importante il primo grande studio accademico che trattò questa disciplina per la prima volta come una vera e propria materia degna di studio: l'articolo in questione venne scritto da Alfred Cowles 3rd nel 1933 ed aveva ad oggetto l'analisi di 45 agenzie professionali e dei loro risultati operativi per quanto riguardava le future oscillazioni dei prezzi e delle previsioni effettuate da ogni singola agenzia relativamente all'andamento del mercato azionario.

Ciò che contraddistingue maggiormente questo approccio di analisi sono tre particolari premesse, che consentono di racchiudere e di chiarire al meglio le caratteristiche logiche fondamentali alla base di un tale processo analitico.

[16] Charles Henry Dow (1851-1902) è stato un giornalista ed economista statunitense, cofondatore dell'indice di borsa americana Dow Jones Industrial Average fondatore della rivista di settore "Wall Street Journal", largamente considerato come uno dei quotidiani finanziari più importanti al mondo.

1. “Il prezzo sconta tutto”: gli operatori che si servono di queste tecniche presuppongono che all’interno del prezzo di quotazione espresso nei mercati siano contenute tutte le informazioni disponibili pubblicamente, siano esse di carattere fondamentale[17], sociopolitico o psicologico. Di conseguenza, il prezzo viene fatto in maniera diretta dall’insieme di tutte le visioni e le opinioni dei partecipanti al mercato, rendendo così il prezzo di quotazione come un termometro purissimo dell’attuale situazione economica, dal momento che “sconta”, ovvero sia “incorpora” intrinsecamente tutte le informazioni disponibili. Operativamente dunque, le oscillazioni dei prezzi che possono essere analizzate e individuate anche semplicemente dall’osservazione grafica, non rappresentano altro che un costante e perenne conflitto tra chi compra (compratori) e chi vende (venditori), che di volta in volta viene vinto da una delle due parti determinando il futuro movimento del livello dei prezzi: qualora la domanda superasse l’offerta, si dovrebbe assistere ad un’impennata nella curva dei prezzi; viceversa, se l’offerta risultasse essere maggioritaria rispetto alla domanda, il prezzo del bene analizzato tenderà a diminuire fino a raggiungere un livello di equilibrio. Graficamente le quotazioni oggetto di analisi non rappresentano una mera previsione del futuro andamento del mercato, ma anzi incorporano intrinsecamente le visioni di tutti gli operatori: proprio per questo motivo potrebbero essere interpretate in maniera più funzionale come un punto di arrivo ex post dell’insieme delle opinioni degli operatori, anziché essere considerate come una previsione ex ante.
2. “I prezzi si muovono dentro ad un trend”: come riportato in precedenza, l’obiettivo fondamentale di questo tipo di analisi è dato dall’individuazione di un trend, possibilmente nella sua fase iniziale, in modo tale da sfruttare nella maniera più opportuna e profittevole l’intero movimento. A seconda della direzione dell’oscillazione infatti, l’operatore può entrare nel mercato con una posizione lunga o corta, fino al verificarsi di ulteriori segnali che possano presagire l’inversione del trend in atto. Inoltre, analiticamente è molto più

[17] L’analisi fondamentale viene solitamente contrapposta a quella tecnica, poiché tenta di individuare il prezzo corretto di quotazione in relazione alle caratteristiche patrimoniali e finanziarie della società. Consiste nello studio di ciò che determina la domanda e l’offerta e che successivamente si riflette nel movimento del livello dei prezzi.

plausibile che un movimento rialzista o ribassista prosegua nella sua direzione originaria, piuttosto che si presenti una brusca inversione di trend, rendendo così empiricamente vera la premessa sopra enunciata.

3. "La storia si ripete": nell'analisi tecnica, il passato riveste un'importanza assolutamente centrale in tutto il processo di analisi. È possibile infatti effettuare delle previsioni sul futuro andamento della curva dei prezzi, proprio grazie a questa premessa e alle implicazioni psicologiche che comporta. Lo studio di una serie storica e del comportamento del mercato in una specifica fase passata induce inevitabilmente anche un approfondimento relativamente alle evoluzioni psicologiche che hanno governato tale scenario: dal momento che i mercati sono costituiti dalle decisioni di esseri umani, è stato dimostrato come di fronte ai medesimi stimoli, la reazione comportamentale e psicologica sia praticamente la stessa, alimentando così la concezione che il futuro potrebbe essere una sorta di ripetizione del passato.

Al fine di ottenere una possibile evoluzione dello scenario economico, l'analisi tecnica si fonda principalmente sullo studio dei cosiddetti "indicatori tecnici", ognuno dei quali è caratterizzato da un significato e da un utilizzo del tutto particolare. Mantenendo sullo sfondo le tre premesse sopra enunciate, è possibile individuare differenti categorie di indicatori, utili per l'analisi grafica dei prezzi, proponendo così una chiave interpretativa perfettamente in linea con gli obiettivi dell'analisi. Conseguentemente, prendendo spunto da quanto sostenuto all'interno di un lavoro di Martin J. Pring nel 1980, possono essere configurate le seguenti aree di riferimento: gli "Indicatori di sentimento" (in inglese "sentiment indicators"), gli "Indicatori di flusso di fondi" e infine i cosiddetti "Indicatori di mercato".

- Gli "Indicatori di sentimento" rispecchiano al meglio il contesto economico sotto il profilo delle aspettative di mercato degli operatori, in quanto presentano determinati valori a seconda che il mercato si presenti in un momento rialzista o ribassista. La raccolta delle diverse visioni sui possibili scenari futuri avviene tramite l'utilizzo dello strumento del sondaggio, utile ad elaborare una tale mole di dati, che sotto molti profili può essere considerata come una fattispecie particolare. In questa categoria vengono prese in considerazione, a titolo esemplificativo, le azioni intraprese dai piccoli speculatori[18], quelle assunte dagli

[18] I cosiddetti "oddlotters", coloro i quali assumono posizioni in relazione a piccole quantità di titoli.

specialisti in materia, senza dimenticare anche le operazioni dei fondi. Tuttavia esiste una corrente di pensiero parallela, che suggerisce una modalità di lettura di taluni tipi di indicatori diametralmente opposta rispetto a quella che può essere considerata l'interpretazione classica, dal momento che analizza le complessive tendenze bearish e bullish asserendo come nella maggior parte dei casi l'opinione pubblica presenti una visione sbagliata e distorta.

- Un'altra area è rappresentata dagli "Indicatori di flusso di fondi", che presentano come oggetto di analisi le posizioni liquide di quelli che vengono comunemente indicati e rappresentati come i "grossi investitori istituzionali", diversamente da quanto espresso prima con i sentiment indicators che si basavano principalmente su piccoli speculatori privati. All'interno della categoria dei grandi investitori istituzionali è possibile far rientrare i fondi di investimento, che conseguentemente saranno maggiormente disponibili a fare il loro ingresso nel mercato dei capitali ogni qual volta l'ammontare della posizione liquida sia di notevoli dimensioni. Dal punto di vista interpretativo, sotto il profilo economico ogni acquisto deve necessariamente essere contrapposto ad una vendita, comportando così la conseguenza che il saldo tra queste due voci dovrebbe sempre risultare in equilibrio; se così non fosse e la relazione si presentasse sbilanciata verso una o l'altra direzione, è possibile fornire un'interpretazione economica dell'indicatore in favore di una imminente salita o discesa del livello dei prezzi.
- L'ultima categoria è rappresentata dagli "Indicatori di mercato", che probabilmente sono tra gli strumenti più famosi che vengono associati alla disciplina dell'analisi tecnica. All'interno di questo insieme è possibile far rientrare una vasta gamma di indicatori e di oscillatori, che invece si differenziano per presentare un valore analiticamente compreso all'interno di una certa fascia, facendo in modo che il valore espresso dall'indicatore di volta in volta "oscilli" all'interno di un range delimitato e prestabilito. Proprio quest'ultima area di indicatori verrà analizzata e approfondita anche nei capitoli successivi dal momento che sarà oggetto dell'applicazione conclusiva.

Attraverso l'utilizzo di tutti questi strumenti a disposizione dell'analista, il processo di analisi tecnica presenta una notevole flessibilità e adattabilità al contesto di riferimento, poiché si adatta molto bene sia ad orizzonti temporali di breve periodo, che ad orizzonti

nel medio e lungo periodo. Difatti, contrariamente a quello che viene comunemente inteso all'interno della comunità economica e finanziaria, questo tipo di analisi non può essere circoscritto solamente alla previsione di un futuro imminente, ma a seconda degli strumenti che vengono adoperati può svolgere un ruolo del tutto interessante anche per definire l'evoluzione nel lungo periodo. Inoltre la sua perfetta adattabilità, fa in modo che possa essere utilizzato in maniera diretta in qualunque tipo di mercato, sia esso il classico mercato azionario, sia esso il più complesso mercato dei futures o dei tassi di cambio, aiutando così l'operatore nella gestione del suo capitale, che può essere spartito all'interno del mercato più vantaggioso.

La valenza dell'analisi è testimoniata anche dal significato intrinseco contenuto nel livello di prezzo del bene che viene osservato: a partire dalle oscillazioni delle quotazioni è possibile desumere dei suggerimenti in merito all'inflazione, oppure al generale andamento dell'economia e della forza che la governa. Per esempio, a fronte di un innalzamento della curva dei prezzi corrisponde un aumento del tasso di inflazione, testimoniando la forza di un'economia in salute; viceversa, un decremento dei prezzi implica nella maggior parte dei casi un rallentamento sia per quanto riguarda l'economia di settore, sia per quanto riguarda il tasso di inflazione.

1.3 Grado di utilizzo e diffusione tra gli operatori

Per quanto riguarda gli analisti che fanno frequentemente ricorso a questo tipo di approccio, nel gergo comune capita spesso che vengano indifferentemente indicati con il nome di "analisti tecnici" o "graficisti". Tuttavia, nonostante lo studio della disciplina sia improntato principalmente all'analisi grafica dell'andamento della curva dei prezzi, le due terminologie utilizzate rappresentano due professioni con sfumature differenti: mentre risulta di facile individuazione la categoria comprendente i tradizionali analisti tecnici, lo stesso non si può dire di quei tecnici che invece si servono nel loro approccio di modelli statistici per l'analisi dei prezzi. I primi utilizzano la tecnologia a supporto della fase protagonista di interpretazione personale, mentre i graficisti fanno maggiormente ricorso a sistemi programmati direttamente dalle macchine, con la finalità di individuare il punto ottimale di acquisto o di vendita. Questi ultimi cercano così di eliminare quella componente affascinante dell'interpretazione personale, arrivando a semplificare l'intero processo attraverso la realizzazione di una procedura univoca e priva di soggettività umana.

Scendendo ulteriormente nel dettaglio, all'interno della categoria dei graficisti è possibile individuare due sottocategorie, costituite da un lato da chi basa la propria attività su sistemi automatici di trading (trading system) e dall'altro da chi si propone di individuare modalità alternative di ottimizzazione degli indicatori tecnici utilizzati.

È possibile evincere il grado di diffusione di questo strumento di analisi attraverso un lavoro di Lukas Menkhoff[19] del 2010, il quale approfondisce il valore che viene attribuito a questo tipo di approccio da parte di coloro i quali vengono comunemente identificati come i "professionisti" del settore, ovvero sia i gestori di fondi. Alla base della scelta della categoria oggetto di analisi, possono essere individuati due motivazioni principali: la prima è che nel corso degli anni, i gestori di fondi si sono dimostrati essere il più importante gruppo all'interno del grande mondo dei mercati finanziari, relativamente a tematiche quali partecipazioni e transazioni; la seconda motivazione va ricercata nella natura stessa dei cosiddetti "fund managers", che rappresentano l'operatore altamente qualificato per eccellenza. Una dimostrazione chiara dell'utilizzo da parte di questo tipo di operatori di un tale strumento di analisi, accrediterebbe importanza ed utilità all'intera disciplina, giustificando di conseguenza il grande valore che gli viene comunemente attribuito.
È stato possibile notare come l'ammontare dei gestori che attribuisce una qualche forma di utilità all'analisi tecnica sia di notevoli dimensioni, dal momento che addirittura l'87% di essi riconosce l'importanza di questo approccio e il 18% lo considera come la principale via per ottenere informazioni all'interno di un processo di valutazione, preferendolo rispetto ad altre strade percorribili in sede di analisi. Tuttavia, nonostante in fase decisionale il ruolo dominante viene ancora svolto da differenti tipologie di analisi (come l'analisi fondamentale, che presenta in questo specifico ambito l'importanza più alta secondo il 68% degli operatori), per quanto riguarda lo sviluppo di considerazioni improntate ad un'evoluzione previsionale, l'approccio che si basa sullo studio dell'andamento grafico dei prezzi risulta ricoprire un ruolo assolutamente prevalente: l'analisi tecnica difatti, viene considerata come lo strumento principale in grado di fornire previsioni, specialmente in un'ottica di breve periodo.

[19] Lukas Menkhoff è un noto economista tedesco, autore di numerose pubblicazioni scientifiche in materia di analisi tecnica. Traqueste, varicordata "The use of technical analysis by fund managers: International evidence", pubblicataall'internodellarivista "Journal of Banking & Finance".

Grazie a questo studio sono state individuate tre potenziali cause relativamente al diffuso utilizzo dell'approccio tecnico, individuando così tre correnti di pensiero, che sono state analizzate per cercare di misurarne la veridicità. Una prima posizione, caratterizzata dall'avere come background la teoria dei mercati efficienti, considera l'analisi tecnica come un chiaro segnale di un comportamento da parte degli operatori tutt'altro che razionale rispetto alla maggior parte degli altri operatori ed analisti. La seconda causa potrebbe essere ricondotta all'eccessivo livello dei costi di informazione, che automaticamente generano come risposta il largo utilizzo di questa tipologia di strumento, attraverso una visione leggermente modificata delle originarie teorie EMH. Per quanto riguarda la terza posizione oggetto di analisi, un insieme piuttosto eterogeneo di agenti di mercato possiede una varietà differente di informazioni a propria disposizione, alimentando opinioni soggettive in tema di andamento dei mercati: in quest'ottica, l'analisi tecnica viene interpretata come il risultato di questa eterogeneità.
I risultati empirici derivanti dai sondaggi effettuati ad una vasta gamma di gestori, evidenziano come la tesi più corrispondente al vero sia quella sostenuta nella terza ed ultima posizione sopra esposta, sottolineando come non vi sia alcuna testimonianza che ricolleghi l'adozione di questo strumento con lo scarso grado di razionalità espresso da certi fund managers. Per quando riguarda la seconda causa analizzata, è importante notare come questo approccio venga maggiormente adottato dalle piccole società di gestione, che spesso non presentano la disponibilità economica per ottenere informazioni fondamentali più specifiche, ripiegando di conseguenza su questa alternativa, in grado comunque di fornire un supporto informativo decisamente importante.
La posizione numero tre invece, testimonia come le considerazioni sui mercati finanziari sostenute dagli utenti che fanno comunemente ricorso all'analisi tecnica siano differenti rispetto a chi non è abituato ad analizzare il contesto ricorrendo a questo particolare punto vista, dal momento che viene riconosciuto un ruolo determinante anche ai fattori psicologici sottostanti la formazione di un trend o l'inversione dello stesso. Difatti, questo filone comportamentale si sposa perfettamente con la nuova concezione dei mercati introdotta precedentemente nei lavori di Andrew Lo, il quale attribuisce un ruolo centrale alle implicazioni psicologiche degli agenti di mercato all'interno della visione adattiva dei mercati, influenzata dalla "behavioral finance". L'esistenza di una relazione tra le influenze psicologiche e l'andamento dei mercati finanziari è dovuta essenzialmente a due motivazioni differenti:

- L'elaborazione eterogenea delle informazioni può derivare da diversi tipi di cause, tuttavia la presenza di una "dinamica sociale" caratterizzante la formazione del prezzo non può essere trascurata all'interno di un'analisi; proprio partendo da questo presupposto, il ricorso all'analisi tecnica consente di catturare l'influenza esercitata da questo tipo di fattore.
- La presenza di un legame tra aspetti psicologici e l'approccio dello studio grafico della curva dei prezzi va ricondotta anche alla situazione osservabile all'interno del mercato dei cambi, dove una tale relazione viene oramai considerata come un dato di fatto.

Al fine di esporre graficamente quanto esposto finora, viene di seguito riportato un grafico (Fig. 1) che raccoglie le risposte fornite dai veri gestori all'interno dei sondaggi sull'utilizzo di analisi tecnica.

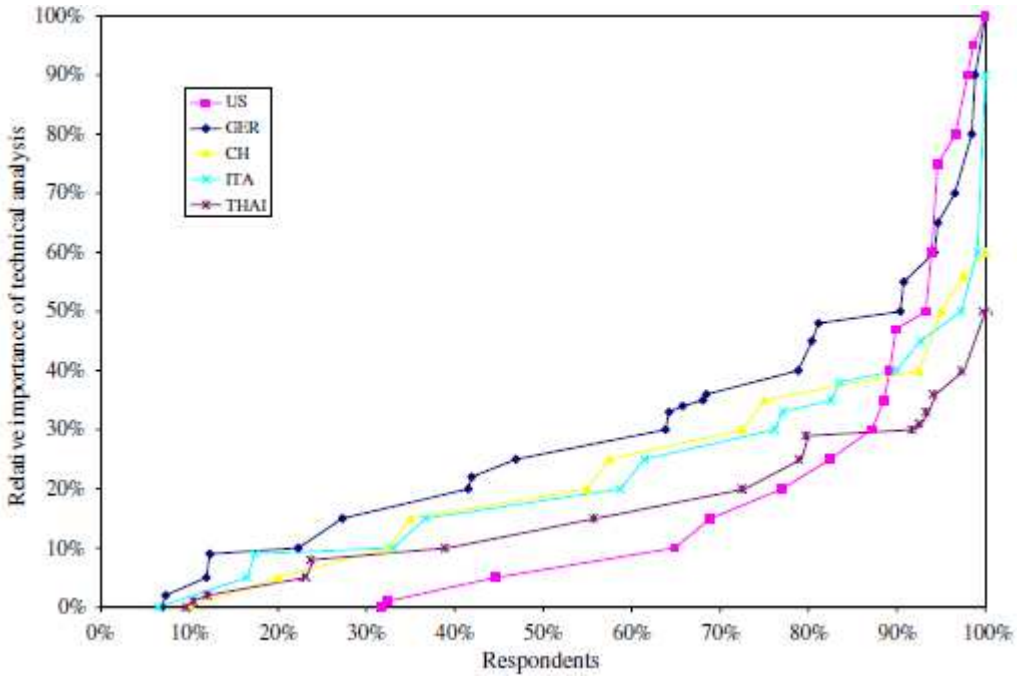


Figura 1: Distribuzione cumulata dell'importanza dell'analisi tecnica. (Fonte: L. Menkhoff/Journal of Banking & Finance 34 (2010), pag. 2578)

Dal punto di vista interpretativo, questo grafico rappresenta la distribuzione cumulativa dell'importanza dell'analisi tecnica: il piano delle ascisse riporta la percentuale di gestori che hanno risposto in una data maniera al sondaggio in questione, mentre il piano delle ordinate misura l'importanza relativa che viene attribuita all'analisi tecnica da ognuno di essi.

Chiaramente, i fund managers sono stati divisi all'interno del grafico tramite una curva differente per ogni paese sottoposto a questo tipo di sondaggio. È quindi possibile notare come nei tre paesi europei (Germania, Svizzera e Italia) l'utilizzo di questa tecnica con finalità di analisi è statisticamente più alto, in contrapposizione agli Stati Uniti che invece manifestano una percentuale di utilizzo relativa minore rispetto ad ogni nazione analizzata (addirittura più del 30% dei gestori statunitensi non attribuisce alcun tipo di importanza a questo approccio). Tuttavia, gli stessi Stati Uniti presentano un comportamento del tutto particolare e concentrato sugli estremi, poiché la loro curva interseca tutte le altre curve fino a posizionarsi nella posizione più alta nell'angolo in alto a destra, stante ad indicare una elevatissima importanza relativa riconosciuta dalla stragrande maggioranza dei votanti: quindi all'interno di questa specifica categoria, le posizioni sono contrastanti, perché per alcuni non presenta alcuna importanza relativa, mentre per altri ne assume moltissima.

I risultati ottenuti in seguito a questo approfondimento, testimoniano dunque come, nonostante nello studio di un determinato bene con finalità di gestione o di investimento debba necessariamente essere accompagnata da approcci complementari (come appunto l'analisi fondamentale sui dati patrimoniali di bilancio e l'analisi sui flussi), l'analisi tecnica venga tenuta in costante considerazione da parte dei cosiddetti "investitori istituzionali", attribuendone conseguentemente una qualche importanza che si riflette all'interno dell'intero sistema finanziario.

Come dimostrato da numerosi studi simili a quello riportato di Lukas Menkhoff, l'utilizzo dell'analisi tecnica da parte di operatori qualificati come strumento di analisi per effettuare delle scelte di investimento, in qualche modo giustifica l'elevata diffusione di un tale approccio anche da parte dei non addetti ai lavori, creando potenzialmente delle conseguenze negative. Nonostante sia stato dimostrato nel lavoro sopra esposto come il grado di utilizzo di questa tipologia di analisi non sia direttamente proporzionale al livello di irrazionalità o di incompetenza da parte degli agenti qualificati, è quantomeno facile ipotizzare un tasso di utilizzo piuttosto elevato anche all'interno della classe degli "investitori privati", data l'apparente semplicità dell'approccio. Infatti, soprattutto negli ultimi anni con la diffusione di siti internet dedicati, è stato possibile mettere a disposizione anche dei privati gli strumenti necessari per abbozzare delle strategie di investimento "fai da te", basate esclusivamente sullo studio grafico dell'andamento della curva di prezzo di un bene.

Naturalmente, a livello di singolo investitore, non è possibile far ricorso ad altri tipi di analisi, come per esempio quella fondamentale, vista la difficoltà nel reperimento dell'informazione, unitamente al fatto che l'analisi tecnica viene comunemente percepita come uno strumento di facile comprensione anche per chi non possiede alcuna formazione in ambito finanziario. Sarebbe necessario eventualmente fornire una maggiore educazione in materia finanziaria, al fine di evitare situazioni spiacevoli derivanti dall'utilizzo di strumenti apparentemente semplici in mano a soggetti non qualificati. In definitiva, seppur all'interno della classe di investitori autonomi ed indipendenti la percentuale di utilizzo possa esser considerata piuttosto elevata, si è deciso di non considerare questa cerchia di investitori all'interno dell'analisi svolta, attribuendo invece importanza al mondo delle figure professionali, che con il loro 87% di utilizzo, hanno ampiamente giustificato un approfondimento relativamente ai risultati ottenibili.

1.4 Efficacia previsiva e profittabilità

Ciò che maggiormente caratterizza l'adozione di una tipologia di approccio in ambito economico ed in particolare nel settore finanziario, risulta essere l'efficacia che l'accompagna. Quanto detto in precedenza relativamente al grado di utilizzo da parte degli operatori più esperti, non fa altro che alimentare l'importanza dello strumento stesso, il quale tuttavia necessita di essere approfondito soprattutto in tema di risultati ottenuti e livello di profittabilità, a seconda delle strategie di volta in volta adoperate. Sull'argomento è possibile individuare una vasta letteratura, che nel corso di moltissimi anni ha condotto numerose ricerche, col fine di testare la reale efficacia dell'analisi tecnica e delle differenti regole di trading che vengono generate. Di seguito verranno dunque riportati e citati alcuni tra i lavori più importanti a tal riguardo, effettuando una sorta di excursus storico in grado di rendere chiara l'evoluzione nel corso degli anni della letteratura prodotta in materia, col fine ultimo di verificare l'effettiva profittabilità dell'intera disciplina.

Senza addentrarsi troppo in epoche temporali eccessivamente differenti rispetto al contesto operativo di riferimento, l'analisi della produzione letteraria oggetto di review in questa sede è stata fatta partire con l'inizio del nuovo millennio, ricercando ed analizzando le principali ricerche pubblicate sulle riviste di settore più autorevoli a partire dall'anno 2000.

Il punto di partenza può essere individuato proprio in quest'ultimo anno, nel quale si assiste ad una pubblicazione[20] del già citato economista statunitense Andrew Lo, il quale si esprime dicendo che l'analisi tecnica "può aggiungere valore al processo di investimento". Successivamente un ulteriore lavoro[21] svolto in quest'ambito di analisi è quello pubblicato da Ki-Yeol Kwon e Richard Kish nel 2002, all'interno del quale viene svolto un approfondimento sulle possibilità di profitto generate da tre tra i principali indicatori utilizzati in analisi tecnica, arrivando a dimostrare come questi presentino numerose occasioni di ottenere un profitto superiore rispetto alla semplice strategia buy-and-hold. Anche applicando queste regole di trading a sottocampioni temporali, i risultati ottenuti si mantengono molto buoni, in particolar modo nei primi periodi del sample, dimostrando come in epoca recente i mercati stiano diventando via via migliori nel diffondere le informazioni.

Proseguendo nell'analisi, quanto scoperto[22] da Jawaad Bokhari, Charlie Cai, Robert Hudson e Kevin Keasey nel 2004 si dimostra molto utile nella determinazione di una relazione tra potenziali profitti e dimensioni aziendali, in quanto è stato possibile osservare risultati migliori attraverso le società di piccole dimensioni. Po-Hsuan Hsu, Yu-Chin Hsu e Chung-Ming Kuan nel 2010 hanno pubblicato un articolo[23] all'interno del quale viene dimostrata la grande capacità previsionale di questo approccio per quanto riguarda nello specifico il mercato degli Exchange Traded Fund (ETF), che convenzionalmente vengono scambiati con costi di transazione inferiori: questi risultati positivi sono stati ottenuti sia per quanto riguarda i mercati emergenti, sia per quanto concerne invece i mercati già più sviluppati.

Un'altra pubblicazione[24] a supporto della capacità di generare profitto da parte delle

---

[20] "Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation", Journal of Finance, pag. 1753, anno 2000.

[21] "A comparative study of technical trading strategies and return predictability: an extension of Brock, Lakonishok and LeBaron (1992) using NYSE and NASDAQ indices", The Quarterly Review of Economics and Finance 42, pag.627, 2002.

[22] "The predictive ability and profitability of technical trading rules: does company size matter?", Economic Letters 86, pag. 24, 2004.

[23] "Testing the predictive ability of technical analysis using a new stepwise test without data snooping bias", Journal of Empirical Finance 17, pag. 481, 2010.

[24] "Performance of technical analysis in growth and small cap segments of the US equity market", Journal of Banking & Finance 36, pag. 206, 2012.

regole di analisi tecnica è quella pubblicata da Andrei Shynkevich nel 2012, il quale all'interno del suo lavoro ha suddiviso il periodo di analisi in due parti, giungendo alla conclusione che tali regole riescono a performare meglio nella prima parte (1995-2002) piuttosto che nella seconda (2002-2010), risultato che potrebbe essere interpretato con l'assunzione che i mercati nel corso degli ultimi anni stanno diventando sempre più efficienti, come esposto in precedenza da Kwon e Kish (2002).

L'anno seguente, nel 2013 da parte di Hao Yu, Gilbert V. Nartea, Christopher Gan e Lee Yao viene pubblicato un lavoro[25], all'interno del quale viene esaminata la capacità di prevedere l'andamento dei mercati, unitamente alle capacità di profitto generate: vengono analizzate 60 regole di trading basate sull'analisi tecnica, in cinque dei mercati più importanti del sud-est asiatico, dimostrando buoni risultati in materia di predittività economica per quanto riguarda tre dei cinque contesti.

Il 2013 è l'anno di un ulteriore pubblicazione[26] molto significativa in materia di prevedibilità dei prezzi e dunque conseguentemente positiva in termini di profitti: si tratta del lavoro svolto dagli studiosi italiani Massimiliano Caporin, Angelo Ranaldo e Paolo Santucci de Magistris, i quali sono riusciti a dimostrare che gli alti e bassi dei prezzi azionari possono essere previsti semplicemente utilizzando i dati contenuti all'interno delle serie storiche: queste accurate previsioni dei punti più alti e più bassi della curva dei prezzi, possono notevolmente migliorare le performance di trading.

Risultati positivi in termini di profitto sono stati ottenuti anche in un ulteriore pubblicazione[27] da parte di Roberto Cervello'-Royo, Francisco Guijarro e Karolina Michniuk risalente al 2015, all'interno della quale viene testata la consistenza delle teorie dei mercati efficienti (EMH), tramite l'utilizzo di un sistema di trading risk-based costruito con indicatori di analisi tecnica: è stato possibile dimostrare come sia possibile ottenere un profitto sia nel mercato europeo, che nel mercato americano, dando prova della maggiore inefficienza del mercato europeo.

---

[25] "Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: recent evidence from Southeast Asian stock markets", International Review of Economics and Finance 25, pag. 370, 2013.

[26] "On the predictability of stock prices: a case for high and low prices", Journal of Banking & Finance 37, pag. 5142, 2013.

[27] "Stock market trading rule based on pattern recognition and technical analysis: Forecasting the DJIA index with intraday data", Expert Systems with Applications 42, pag. 5974, 2015.

Proseguendo nell'approfondimento, nel 2016 Po-Hsuan Hsu, Mark P. Taylor e ZiganWang hanno pubblicato[28] delle conclusioni molto interessanti relativamente al tema dell'inefficienza reale dei mercati e alle possibilità di poterli battere, dimostrando come l'analisi tecnica presenti un'elevata forza previsionale a livello globale sia all'interno dei mercati sviluppati, sia in quelli emergenti, riuscendo così a generare significativi profitti ed ottimi risultati in termini di Sharpe Ratio. Una tale conclusione va necessariamente a contrastare ancora una volta quanto esposto sotto il profilo teorico dai sostenitori della perfetta efficienza dei mercati, sposandosi al meglio con i provvisori periodi di irrazionalità comportamentale alla base delle teorie AMH formalizzate da Andrew Lo.

Un'analoga conclusione è stata raggiunta da Nima Zarrabi, Stuart Snaith e Jerry Coackley, sempre nel 2016, tramite un'analisi[29] di profittabilità relativamente ad un insieme di regole di analisi tecnica, le quali si sono dimostrate in grado di prevedere molto bene il futuro andamento dei mercati (oltre il 75% delle regole) e di sovraperformare il benchmark di riferimento, andando così a sostenere in maniera più o meno diretta le teorie del mercato adattivo.

Jerry Coackley, Michele Marzano e John Nankervis, sempre nel 2016, portano ulteriori dimostrazioni[30] dell'effettiva profittabilità di certi indicatori di analisi tecnica (come per esempio le bande di Bollinger, l'RSI e MACD, che si dimostrano del tutto robusti in termini di profitto all'interno dell'intero campione di analisi.

Infine, uno dei lavori[31] pubblicati più recentemente risale al 2018, anno in cui Bader S. Alhashel, Fahad W. Almudhaf e J. Andrew Hansz hanno prodotto un approfondimento del mercato del sud-est asiatico concentrandosi in diversi mercati finanziari nazionali, osservando come specialmente in Indonesia, Malesia, Taiwan e Thailandia gli indicatori tecnici siano in grado di generare ottimi segnali di entrata e di uscita dal mercato per ottenere profitti superiori rispetto ad una strategia buy-and-hold.

---

[28] "Technical trading: I sit still beating the foreign exchange market?", Journal of International Economics 102, pag. 203-204, 2016.

[29] "FX technical trading rules can be profitable sometimes!", International Review of Financial Analysis 49, pag. 120-121-122, 2016.

[30] "How profitable are FX technical trading rules?", International Review of Financial Analysis 45, pag. 280, 2016.

[31] "Can technical analysis generate superior returns in securitized property markets? Evidence from East Asia markets", Pacific-Basin Finance Journal 47, pag. 107, 2018.

Rispetto ai mercati maggiormente sviluppati come quelli giapponesi o cinesi dunque, i risultati ottenuti da questo tipo di approccio testimoniano una minor efficienza dei mercati più emergenti, in contrasto con l'elevata efficienza delle grandi economie mondiali.

In conclusione, in queste pagine è stata proposta un'analisi storica di quelli che sono stati i papers più significativi prodotti e pubblicati nell'arco degli ultimi 20 anni, a testimonianza di come la disciplina sia tuttora in divenire, con conclusioni incoraggianti sotto il profilo dei risultati ottenuti. Una tale mole di letteratura giustifica di conseguenza un approfondimento sulla materia, cercando di trovare un approccio in grado di racchiudere al meglio quanto esposto finora, a partire dalle teorie del mercato evolutivo e adattivo (AMH) formulate da Andrew Lo e fino ad arrivare alla definizione di un approccio di analisi che sia in grado di calarsi al meglio all'interno della realtà finanziaria contemporanea, tramite l'adozione di nuovi strumenti di intelligenza artificiale potenzialmente molto utili per i nostri obiettivi.

2. Particle Swarm Optimization e Rough Set Theory

2.1 Premessa

All'interno di questo capitolo viene fornita un'analisi delle due principali metodologie che verranno utilizzate nel corso dello svolgimento dell'elaborato, in modo tale da fornire una introduzione sotto il profilo teorico di quanto verrà poi svolto nella parte pratica dell'applicazione. Gli approcci che consentiranno la realizzazione di un trading system su più titoli, sono principalmente di due tipi: il primo è dato da una particolare forma di metaeuristica, che prende il nome di "Particle Swarm Optimization" e il secondo strumento utile è dato dalla "Rough Set Theory".

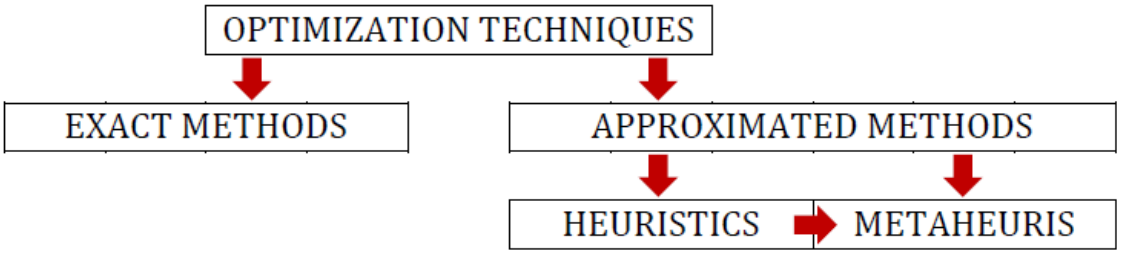


Figura 2: Schema dei differenti approcci per risolvere un problema di ottimizzazione

Come illustrato dalla Figura 2, per poter risolvere un problema di ottimizzazione come quello che in seguito verrà esposto, sono presenti due alternative pratiche: la prima consiste nel determinare perfettamente il risultato ottimale, tramite un approccio per così dire "matematico" che non si presta ad errori o interpretazioni, tanto che viene comunemente indicato con il nome di "metodo esatto"; la seconda modalità, che consiste nei cosiddetti "metodi euristici", invece prevede una strada differente dal calcolo ottimale ed esatto, dal momento che quest'ultimo, per le ragioni che vedremo, non è sempre semplice da perseguire. All'interno della prima categoria è possibile far rientrare l'insieme dei metodi che nel concreto forniscono una soluzione allo specifico problema di ottimizzazione individuando, di volta in volta, la migliore tra le soluzioni possibili. Una caratteristica comune a tutti i metodi esatti è data dalla loro scarsa flessibilità, dal momento che gli algoritmi sviluppati per la risoluzione di questo tipo di problematiche non sono facilmente adattabili a tutte le possibili varianti che si possono manifestare: essi infatti sono stati sviluppati per un problema specifico e potranno

funzionare al meglio esclusivamente all'interno di quel contesto; tuttavia anche una minima variazione nel framework implicherebbe necessariamente la riscrittura di un nuovo algoritmo che tenga conto delle variazioni intercorse. In aggiunta, va tenuto in considerazione anche l'elevato grado di competenze matematiche e statistiche richieste ai fini dello sviluppo di tali modelli, rappresentando così uno scoglio difficilmente superabile dalla maggior parte degli addetti ai lavori, ma che si dimostra assolutamente necessario per la determinazione del risultato ottimo.

Viste le difficoltà applicative e computazionali caratterizzanti i metodi esatti, nel corso degli anni si è assistito al diffondersi dei processi euristici, portando allo sviluppo dei cosiddetti "algoritmi euristici": la qualità migliore di tali approcci consiste nel fornire all'operatore risultati praticamente ottimali (sebbene non perfettamente ottimali in termini matematici) in tempistiche nettamente inferiori rispetto ai metodi esatti. Dunque, diversamente dall'alternativa rappresentata dai metodi esatti, questo approccio si dimostra molto più flessibile, riuscendo così ad individuare una risposta plausibile anche per quei problemi che vengono comunemente indicati con la dicitura NP-Hard[32].

Come avviene per i metodi esatti, è possibile individuare delle metodologie euristiche specifiche per la risoluzione di problemi di ottimizzazione, ma un tale approccio non si dimostra funzionale per il raggiungimento dei vari obiettivi, vista l'onerosità del lavoro di volta in volta effettuato nello specifico, quando invece la principale caratteristica di questi metodi consiste proprio nell'adottare un approccio "generale" che si presta molto bene all'utilizzo in contesti differenti.

Sotto il profilo teorico, le euristiche (che scoprono qualcosa tramite il metodo "trial and error", letteralmente "tentativi ed errori") possono essere catalogate in tre famiglie a seconda delle peculiarità alla base di ognuna di esse, sebbene l'enorme quantità di tecniche presenti impedisca la creazione di una reale classificazione completa e riconosciuta a livello globale.

- "Euristiche costruttive": l'imput iniziale di questa classe di euristiche è dato da un insieme vuoto, che in questo contesto sta ad indicare l'insieme delle soluzioni di partenza. Tramite l'utilizzo di questi algoritmi è possibile andare a riempire man mano l'insieme di partenza, avvicinandosi sempre più alla costruzione di una soluzione ottimale, grazie all'aggiunta di specifici elementi in seguito allo

[32] NP-Hard è un acronimo che individua quella particolare categoria di problemi di difficile risoluzione, all'interno della quale vengono fatti rientrare anche i problemi di ottimizzazione.

svolgimento di ogni iterazione. Alcuni esempi di questo tipo possono essere individuati nei cosiddetti "algoritmi greedy[33]" e in quegli algoritmi sopra citati che vengono utilizzati servendosi di metodi esatti di ottimizzazione.

- "Euristiche di ricerca locale" (o "migliorative"): diversamente dalla famiglia precedente, questa prima tipologia di euristiche presenta come punto di partenza una sorta di soluzione approssimata iniziale, a partire dalla quale è possibile ricercare possibili risultati migliori nelle immediate vicinanze, sfruttando un procedimento iterativo di ricerca basato su tali algoritmi. Solitamente, il ricorso a questo tipo di tecnica fornisce soluzioni ottimali solamente a livello locale e non globale.
- "Iper-euristiche": quest'ultima categoria rappresenta un tema ancora piuttosto innovativo, oggetto ancora oggi di ricerca. Tuttavia, a livello generale, vengono interpretate come un insieme di algoritmi che selezionano differenti procedure di ottimizzazione, in modo tale da renderle adatte, in maniera del tutto automatica, ad una molteplicità di problemi.

All'interno di questa ricerca continua ed iterativa della soluzione migliore, è presente un meccanismo di "stop", il quale una volta soddisfatti certi criteri fa terminare le iterazioni, fornendo la risposta ottima tra tutte quelle generate nel corso del funzionamento dell'algoritmo. Nonostante il grado di flessibilità di queste tecniche sia nettamente superiore rispetto a quello dei metodi precedentemente descritti per i singoli problemi di ottimizzazione, si tratta in ogni caso di tecniche specifiche per la specifica tipologia di problema, rappresentando così lo stesso vincolo, seppur in forma minore, della categoria dei metodi esatti. Ciò significa, che ogni metodo è stato sviluppato per la risoluzione di un singolo problema piuttosto che per fornire risposte relativamente a problemi più generali. A tal riguardo, per risolvere questo limite di adattabilità e di flessibilità, negli ultimi anni si è assistito alla diffusione di una particolare classe di metodi all'interno della famiglia delle euristiche, denominata "Metaeuristiche": questo insieme è stato realizzato sviluppando le tecniche di ricerca locale sopra enunciate e viene di seguito descritto nel paragrafo seguente.

[33] Si tratta di un paradigma algoritmico, dove la ricerca del risultato ottimale viene svolta a livello globale, tramite lo studio della soluzione più "golosa/aggressiva" di ogni fase di iterazione a livello locale.

2.2 Le metaeuristiche

Con il termine "Metaeuristiche[34]" si fa comunemente riferimento ad un insieme di tecniche che tentano di unire diversi procedimenti euristici elementari, dando origine ad organismi più complessi, in grado di condurre una ricerca della soluzione ottimale più efficiente ed efficace. Si tratta di una particolare sotto-classe della grande famiglia delle euristiche, che si è diffusa in tempi relativamente recenti (circa da 30 anni), con l'obiettivo di provare a risolvere i limiti tecnici ed operativi della più grande famiglia delle euristiche. Gli studiosi C. Blum ed A. Roli, nel 2003 all'interno dell'articolo intitolato "Metaheuristics in combinational optimization: Overview and conceptual comparison" e pubblicato sul ACM Computing Surveys, vol. 35, forniscono una classificazione di tutte le caratteristiche principali di questa particolare classe di algoritmi.

- Si tratta di strategie che guidano il processo di ricerca
- Non sono legate al problema specifico
- Lo scopo è quello di esplorare lo spazio circostante in modo tale da trovare soluzioni il più possibile vicine a quella ottima
- Solitamente si tratta di metodi non deterministici e approssimati
- Forniscono meccanismi per evitare di rimanere intrappolati in delimitati spazi di ricerca
- Individuano concetti base in grado di consentire un astratto livello di descrizione
- Le odierne metaeuristiche avanzate sono basate sull'esperienza di ricerca, ovvero sulla memoria, che guida la ricerca stessa

L'importanza di questi algoritmi va individuata nel fatto che non solo tentano di avvicinarsi alla soluzione migliore per la risoluzione del problema, ma portano avanti un approfondimento anche di tutte quelle zone nello spazio che presentano una qualche influenza sul risultato finale. Per poter tentare di effettuare una classificazione anche di queste nuove tecniche, vengono individuate le due componenti fondamentali di ogni metaeuristica: il comportamento ed il funzionamento viene determinato sulla base dell'intensificazione e della diversificazione.

[34] Il termine "metaeuristiche" venne utilizzato per la prima volta da Glover nel 1986, intendendo qualcosa in grado di "andare oltre" i limiti manifestati dal semplice "trial and error" euristico.

L'intensificazione rappresenta proprio quella caratteristica particolare delle metaeuristiche rispetto alle classiche euristiche, poiché consiste nella continua ricerca di soluzioni non solo nelle immediate vicinanze locali rispetto al punto di partenza, ma presuppone un'attività di ricerca anche in quelle zone ritenute maggiormente interessanti. Per quanto riguarda la diversificazione, invece, comporta lo studio e l'analisi di aree dello spazio non ancora sottoposte ad approfondimento, in modo tale che l'algoritmo individui zone del tutto nuove. Solamente tramite una corretta unione di queste due componenti fondamentali per ciascuna metaeuristica risulta possibile l'individuazione di una vasta gamma di punti potenzialmente interessanti unitamente alla riduzione della perdita di tempo dovuta al calcolo computazionale derivante dall'osservazione di aree prive di una qualche forma di importanza. Una volta definiti i due fattori principali caratterizzanti queste tecniche, è possibile fornire una prima forma di classificazione in due macro-famiglie:

- "Metaeuristiche Trajectory-based": si tratta di approcci che presentano una singola soluzione iniziale che rappresenta il punto di partenza dell'analisi, che verrà sostituito dalla nuova soluzione ottimale trovata di volta in volta col susseguirsi del step di ricerca. L'attività di ricerca che caratterizza ogni fase produce come risultato un punto di "ottimo locale", motivo per cui queste tecniche vengono denominate anche "exploitation oriented", cioè letteralmente orientate allo sfruttamento, promuovendo la funzione di intensificazione all'interno dello spazio di ricerca. Le più famose tecniche che fanno parte di questa tipologia di metaeuristiche sono la "Simulated Annealing" (SA), la "Tabu Search" (TA) e la "Variable Neighborhood Search" (VNS).
- "Metaeuristiche Population-based": con questa denominazione si fa riferimento ad un insieme di tecniche che utilizza una popolazione di soluzioni. Questa popolazione iniziale viene generata automaticamente tramite una macchina e viene sviluppata in ogni fase grazie ad un procedimento iterativo, che porta alla sostituzione degli elementi meno interessanti a favore dei nuovi individui generati all'interno della nuova generazione. Diversamente con quanto avveniva con le tecniche Trajectory-based, questi metodi vengono comunemente identificati anche con il termine "exploration oriented", dal momento che la loro principale abilità risiede nella capacità di diversificare le zone di ricerca. Alcuni esempi facenti parte questa famiglia possono essere gli "Evolutionary Algorithms" (EA), la "Ant Colony Optimization" (ACO), la "Artificial Bee

Colony" (ABC), la "Differential Evolution" (DE) e in conclusione la "Particle Swarm Optimization" (PSO), che sarà oggetto di approfondimento nelle prossime pagine,

Prima di procedere con la definizione puntuale di questa particolare tipologia di metaeuristica e delle caratteristiche principali che presenta, viene di seguito fornita una classificazione più dettagliata di tutte le varie metaeuristiche che si possono trovare nello studio di questa disciplina, vista la straordinaria proliferazione di queste tecniche nel recente passato.

- "Single pointsearch vs. population-based": come facilmente intuibile dal nome, il primo insieme di tecniche genera un singolo punto ottimale che viene fatto muovere all'interno dello spazio di ricerca, mentre nel secondo tipo l'esplorazione avviene tramite una pluralità di soluzioni (denominate "popolazione"), come analizzato in una precedente definizione. Dunque queste due classi di metaeuristiche differiscono l'una dall'altra per via del numero di elementi utilizzati contemporaneamente all'interno dell'analisi.
- "Nature inspired vs. non-nature inspired": in questo caso la differenza tra le due differenti sotto-categorie la fa l'essenza stessa della metaeuristica, che può basarsi su un intrinseco paragone al mondo naturale, come per esempio gli Algoritmi Genetici (GA) che riprendono concetti evolutivi o i cosiddetti "Ant Algorithms", i quali si rifanno ai comportamenti tenuti in natura dalle formiche. Per quanto riguarda invece le tecniche basate su metafore non naturali, alcuni esempi sono dati dai "Fireworks Algorithms", basati sulle traiettorie assunte dai vari frammenti di un fuoco d'artificio, oppure la "Tabu Search".
- "Dynamic vs. static objective function": ciò che differenzia queste due famiglie è proprio la tipologia di funzione obiettivo che viene adoperata all'interno del particolare metodo. Difatti, mentre nel primo caso questa, essendo dinamica, si aggiorna durante l'intero processo immagazzinando l'insieme di informazioni rilevanti generate durante l'arco dell'analisi, nel secondo caso la funzione obiettivo rimane statica e identica dall'inizio alla fine.
- "Memory usage vs. memory-less methods": questa classificazione fa riferimento al diverso grado di utilizzo della memoria nel procedimento delle metaeuristiche. I metodi che fanno parte della prima categoria ricordano i

procedimenti e i risultati passati (di breve o di medio lungo periodo), diversamente dal secondo gruppo, che invece ricorre esclusivamente allo stato presente del contesto di riferimento, per stabilire come procedere in futuro.

- "One vs. various neighborhood structures": le metaeuristiche che possono essere considerate facenti parte la prima classe esposta sono caratterizzate dall'avere sempre la stessa struttura di elementi vicini durante l'intera analisi, in modo tale che l'intero complesso di vicinanza rimanga stabile senza subire cambiamenti. Viceversa, le metaeuristiche appartenenti al secondo gruppo elencato, presentano una struttura di vicinato soggetta a modifiche dinamiche e continue dovute all'esigenza di una costante diversificazione all'interno dell'intero processo.

2.3 La Swarm Intelligence

Parallelamente agli algoritmi evolutivi (EA), una delle famiglie più importanti all'interno del grande mondo delle metaeuristiche è sicuramente la "Swarm Intelligence" (SI), terminologia che letteralmente indica l'intelligenza dello "sciame". Questa classe di algoritmi si presenta come un rilevante concetto dell'intelligenza artificiale[35] (AI) e della Computer Intelligence (CI), ispirato al comportamento manifestato in natura da parte di alcune specie animali, le quali tendono a muoversi in maniera collettiva e organizzata. Tra i primi studiosi ad esporre questa similitudine col mondo naturale parlandone in questi termini è possibile individuare Beni, Wang e Hackwood nel lontano 1988 in materia di sistemi robotici cellulari. Questo insieme particolari di algoritmi può essere definito come un comportamento collettivo di uno sciame organizzatosi autonomamente e decentralizzato. Con il termine "sciame" si rappresenta un vasto ed omogeneo numero di agenti non sofisticati, che interagiscono localmente tra di loro e con l'ambiente circostante, senza alcun tipo di controllo a livello centrale finalizzato a mantenere un determinato tipo di comportamento.

[35] La definizione maggiormente diffusa in letteratura viene largamente ricondotta a John McCarthy, il quale la definì "the science and engineering of making intelligent machines" all'interno della sua pubblicazione del 1969 realizzata unitamente a J. P. Hayes ed intitolata "Some philosophicalproblems from the standpoint of Artificial Intelligence".

In qualità di un insieme aggregato costituito da più elementi singoli, lo sciame riesce a individuare la strada più breve per raggiungere una fonte di cibo per esempio, oppure è in grado di affidare compiti ben precisi a ciascun elemento, oltre che presentare anche la funzione di difendere il territorio da un qualche invasore, senza il controllo di un capo o di un manager.

Tuttavia all'interno dello smisurato mondo animale esistono differenti tipologie di sciame, motivo per cui non è possibile indicarle tutte con la notazione di "intelligence", dato anche il differente livello di intelligenza che può variare da sciame a sciame. La peculiarità chiave alla base alla base di tutti i sistemi "swarm" è rappresentata dalla sopra citata auto-organizzazione, generata tramite il comportamento collettivo, che è diretta conseguenza del comportamento individuale dei singoli elementi. Questo fattore di "autonoma organizzazione" dell'intera struttura presenta quattro fondamenti, che sono facilmente individuabili in qualsiasi sciame:

- "Feedback positivo": promuove così la creazione di strutture appropriate
- "Feedback negativo": bilancia negativamente il feedback positivo, aiutando così a stabilizzare l'intera formazione
- "Fluttuazioni": si tratta dei Random Walks (RW), dei vari errori, dei cambiamenti casuali delle attività tra gli elementi dello sciame, ovvero sia tutti fattori che sono vitali per la creatività. Difatti, la casualità è molto spesso positiva per la formazione di nuove strutture, in quanto consente la scoperta di nuove soluzioni.
- "Interazioni multiple": ogni singolo agente utilizza l'informazione proveniente da un agente vicino in modo tale che l'intera informazione si diffonda attraverso l'intera rete.

In aggiunta a queste connotazioni elementari tipiche di ogni sistema di algoritmi dotato di queste caratteristiche, un elemento di uguale importanza è dato dalla capacità di svolgere contemporaneamente più attività da parte di individui specializzati, concetto che generalmente viene rappresentato con la definizione di "divisione del lavoro". Riprendendo quanto esposto da Mark Millonas[36] nel 1994, egli individua una serie di principi che rendono "intelligente" lo sciame osservato: il primo di questi è il "principio di qualità" (quality principle), poiché uno sciame dovrebbe avere la capacità di

[36] "Swarms, Phase Transitions, and collective intelligence", Adison Wesley Publishing Company, 1994.

comportarsi in maniera differente a seconda dell'ambiente in cui si trova; il secondo è conosciuto con il nome di "principio di risposta diversificata" (principle of diverse response) e comporta la capacità, da parte dello sciame, di evitare lo svolgimento della propria attività all'interno di canali eccessivamente limitati. Il terzo principio consiste nel "principio di stabilità" (principle of stability), il quale dice che l'insieme di elementi auto-organizzati non dovrebbe modificare il proprio comportamento conseguentemente ad ogni variazione dell'ambiente di riferimento, ma solamente quando ne valga la pena. Infine, il quarto ed ultimo principio, denominato "principio di adattabilità" (principle of adaptability) sostiene infatti come lo sciame debba essere in grado autonomamente di adattare e variare il proprio comportamento quando sia necessario.

Al fine di esporre nella maniera più chiara possibile la diversa natura delle metaeuristiche esistenti, viene di seguito proposta un ulteriore classificazione[37] di alcune delle proprietà caratterizzanti la "Swarm Intelligence". Possono quindi essere individuate tre specifiche proprietà:

- La "contemporaneità delle azioni", che evidenzia l'abilità dei vari elementi costituenti l'intero sciame, di poter compiere tutta una serie di azioni differenti per tipologia in luoghi altrettanto differenti e soprattutto in contemporanea le une con le altre. Questa caratteristica consente la creazione, soprattutto nei sistemi artificiali, di algoritmi in grado di analizzare e declinare un problema di tipo generale, sotto diverse sfaccettature, in modo tale da tentare contemporaneamente approcci differenti.
- La "scalabilità" di questi algoritmi sottolinea l'elevata efficienza ed efficacia nel sapersi adattare in presenza di variazioni legate all'aumentare delle dimensioni dell'intero problema, unitamente o meno alla quantità delle variabili oggetto di analisi. Inoltre, dal momento che lo scambio di informazioni avviene a livello locale con i singoli elementi che interagiscono solamente con quelli nelle vicinanze, un eventuale incremento delle dimensioni implicherebbe una non proporzionale crescita del numero di iterazioni. Difatti, questa proprietà consente di migliorare le performance dell'intero sciame, semplicemente grazie all'aumentare delle dimensioni ed evitando una qualsiasi forma di

[37] L'esposizione di queste proprietà è presente in un lavoro pubblicato da Dorigo e Birattari nel 2007.

riprogrammazione degli algoritmi, che si dimostrano in grado di continuare a svolgere normalmente le loro funzioni.

- La "tolleranza d'errore" si dimostra come un principio derivante soprattutto dalla natura decentralizzata e dalla capacità di organizzazione autonoma, tipica di qualunque forma di "Swarm Intelligence". È possibile quindi andare oltre a certi errori grazie alla possibilità di poter interscambiare ogni singola particella dello sciame, data la neutralità e la mancanza di controllo del movimento da parte di un singolo elemento specifico rispetto a tutti gli altri. Le particelle, in questo contesto, sono tutte uguali tra di loro e questa particolarità consente di individuare e sostituire gli elementi più deboli a favore di altri nel pieno delle loro funzionalità.

2.4 Il processo di ottimizzazione

In riferimento alla macro-classificazione del paragrafo precedente, la Particle Swarm Optimization (d'ora in avanti PSO) rientra all'interno delle metaeuristiche population-based ed è stata sviluppata per la prima volta da Russell Eberhart e James Kennedy nel 1995. Come facilmente intuibile dal nome, fa parte della famiglia di algoritmi della "Swarm Intelligence" (SI) e i suoi concetti chiave sono basati principalmente sul comportamento tenuto in natura dagli stormi di uccelli. Grazie alla straordinaria capacità del meccanismo di ricerca, all'efficienza computazionale legata ad una semplice implementazione dell'approccio e ai concetti generali piuttosto semplici, si presta perfettamente ad essere una tecnica di ottimizzazione molto utilizzata ed applicata in moltissimi campi, non solo in quello finanziario.

La popolazione caratterizzante la fase iniziale della ricerca è costituita da un insieme di entità definite come "particelle", che vengono generate in maniera del tutto automatica e casuale all'interno dello spazio di analisi. In questo contesto, ognuna di queste particelle, che rappresenta una potenziale soluzione del problema, presenta una propria posizione associata ad una velocità intrinseca, così da individuarne in ogni momento il collocamento e la direzione. In questa tecnica di ottimizzazione, queste particelle vengono fatte muovere all'interno dell'area di ricerca per trovare la specifica posizione migliore di ognuna di esse (oltre che la miglior posizione a livello globale di sciame), sfruttando la capacità di riuscire a immagazzinare questo tipo di informazione e di condividerla con gli individui più vicini.

Esponendo il problema in termini metaeuristici, lo sciame può essere definito come l'insieme di "N" particelle che si muovono liberamente nello spazio dimensionale di ricerca della soluzione, denominato "D", costituente il numero di variabili associate a quel determinato problema di ottimizzazione, mentre la qualità della posizione raggiunta da un singolo elemento è misurata attraverso la "Funzione di Fitness" (riconosciuta anche con la dicitura di "Funzione obiettivo"). Ciò che sta alla base del funzionamento dell'intero sistema è l'incredibile comportamento di condivisione dell'esperienza da parte di ogni singola particella in modalità del tutto continue verso le parti dello sciame maggiormente vicine: in questo modo, esclusivamente grazie alla comunicazione a livello locale, è possibile guidare lo stormo verso le aree maggiormente promettenti per l'individuazione della miglior posizione nello spazio a livello globale.

Un tale scambio di informazioni e di iterazioni tra le singole componenti è influenzato necessariamente dalla struttura assunta dall'intera formazione, ovvero sia dalla modalità con la quale si creano le strutture di vicinanza tra le particelle. Di seguito vengono forniti alcuni esempi di differenti tipologie di strutture di vicinanza in Figura 3.

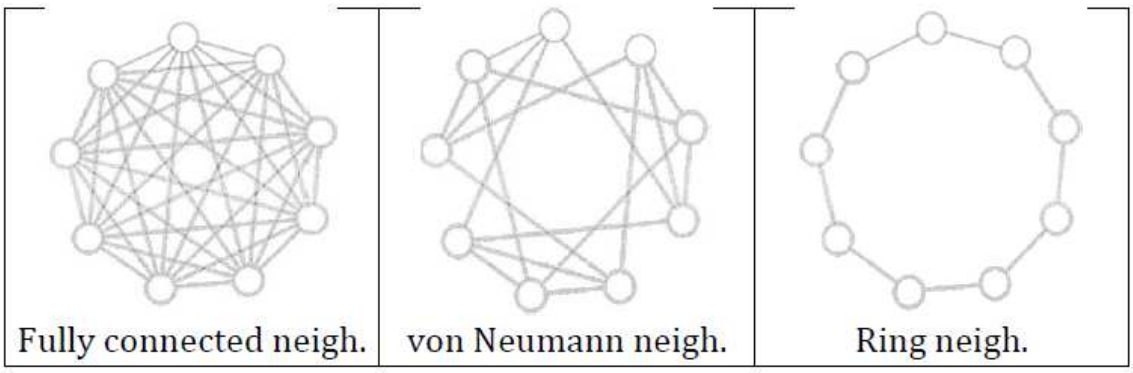


Figura 3: topologia della popolazione con le diverse forme di struttura di vicinanza tra le particelle.

Quando la vicinanza tra le particelle della struttura è bassa, sono necessarie meno interazioni, generando così una convergenza più lenta ma viceversa migliorando la qualità delle soluzioni individuate. In caso contrario di strutture di vicinanza piuttosto larghe, la convergenza sarà molto più veloce, aumentando però il rischio che questo fenomeno possa avvenire troppo presto.

Gli obiettivi perseguiti e ricercati dai singoli elementi costituenti lo sciame, sono stati individuati dagli studiosi in due definizioni che rispecchiano la struttura assunta dai vari stormi:

- "Local best" (lbest): attraverso questa modalità di vicinanza, le specifiche particelle hanno accesso esclusivamente alle informazioni condivise da quelli che possono essere visti come gli "immediati vicini", a seconda della topologia di stormo che viene descritta.
- "Global best" (gbest): ogni particella è attratta dalla posizione migliore che è stata assunta durante tutta la fase di ricerca da parte di tutte le altre particelle, indipendentemente da vincoli di vicinanza. Questo infatti rappresenta il caso del primo grafico riportato in Figura 3, denominato come "fully connected neighborhood", dove è possibile osservare una rete integrata dove ogni elemento ha accesso a qualsiasi informazione all'interno dello sciame.

Dal punto di vista operativo, la prima fase di inizializzazione dell'intero processo è data dalla generazione casuale delle due caratteristiche tipiche di ogni particella: la posizione e la velocità. Nella fase k-esima dell'algoritmo, ogni elemento è caratterizzato dunque da 3 vettori dimensionali D:

- $\boldsymbol{x_i^k}$, che indica la posizione attuale della i-esima particella allo stato k;
- $\boldsymbol{v_i^k}$, che rappresenta la velocità della i-esima particella allo stato k;
- $\boldsymbol{p_i}$, che indica il personal best (pbest) di ciascuna particella i-esima;
- $\boldsymbol{p_g}$, che rappresenta il global best (gbest) individuato da ciascuna particella dello sciame.

In aggiunta, vengono introdotti anche i valori denominati $\boldsymbol{pbest_i = f(p_i)}$, che rappresenta la "funzione di fitness" osservata nella miglior posizione raggiunta dalla i-esima particella e $\boldsymbol{gbest = f(p_g)}$, che invece rimanda al valore di fitness di $\boldsymbol{p_g}$**.** Come esposto in precedenza, la posizione $\boldsymbol{x_i^k}$ assunta da ogni particella in ogni iterazione algoritmica viene considerata come una potenziale soluzione del problema di ottimizzazione: qualora si trattasse della miglior posizione mai raggiunta dalla singola particella, questa verrà memorizzata all'interno del vettore $\boldsymbol{p_i}$, avendo come valore associato di funzione fitness il $\boldsymbol{pbest_i}$**.** L'obiettivo della tecnica di PSO è dunque quello di individuare migliori posizioni all'interno dello spazio delle soluzioni, in modo tale da produrre risultati migliori anche sotto il profilo della funzione di fitness: un problema di minimizzazione tenderà a generare funzioni di fitness con un valore via via minore, mentre un problema di massimizzazione tenderà necessariamente a fitness maggiori.

Di seguito, si propone una struttura di carattere generale del funzionamento di questo approccio.

1. Avvio degli algoritmi tramite la generazione casuale della popolazione oggetto di analisi, dove ogni singola particella dello sciame presenta la propria velocità e posizione.
2. Inizio delle iterazioni, fino a che non venga soddisfatto il criterio di stop, impostato nella fase preliminare:
    a. Per ognuna delle i-esime particelle viene effettuata una valutazione della funzione di fitness $\mathbf{f}(\boldsymbol{x_i^k})$ alla posizione corrente.
    b. Il valore della funzione di fitness appena calcolato viene paragonato al valore di $\boldsymbol{pbest_i}$ individuato fino a quel momento: se il valore appena scoperto risulta essere maggiore, allora si dovrà modificare il $\boldsymbol{pbest_i}$ con la fitness appena trovata e si dovrà anche settare di conseguenza anche il $\boldsymbol{p_i}$ pari alla posizione $\boldsymbol{x_i^k}$.
    c. Successivamente bisognerà individuare la particella dello sciame che presenta il miglior valore associato alla funzione di fitness, il quale sarà indicato anche come $\boldsymbol{gbest}$ con posizione $\boldsymbol{p_g}$.
    d. In questa fase è necessario modificare e aggiornare la velocità e la posizione associate ad ogni particella attraverso le seguenti equazioni:

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = v_i^k + U(0,\phi_1) \otimes (p_i^k - x_i^k) + U(0,\phi_2) \otimes (p_g - x_i^k) \\ x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \end{cases}$$

dove:

- $\boldsymbol{U(0,\emptyset_1)}$ e $\boldsymbol{U(0,\emptyset_2)}$sono due vettori costituiti da numeri casuali, distribuiti uniformemente negli intervalli $[\mathbf{0},\emptyset_\mathbf{1}]$ e $[\mathbf{0},\emptyset_\mathbf{2}]$ e generati casualmente in seguito ad ogni interazione per ogni particella;
- $\boldsymbol{p_g}$ è la migliore posizione globale dello sciame;
- $\otimes$ è il prodotto tensoriale.

    e. Una volta soddisfatto il prestabilito criterio di stop, che può intendersi come il raggiungimento di un certo valore di fitness o l'esecuzione di un

dato numero di iterazioni, si termina con la fase 3; viceversa è necessario ritornare all'inizio della seconda fase, ricominciando la procedura.

3. Chiusura del ciclo di iterazioni.

All'interno della parentesi è contenuto il momento chiave dell'intero sviluppo dell'algoritmo di PSO, rappresentato dalla prima equazione, che consente di determinare la nuova velocità delle singole particelle all'istante *(K+1)*. Il fattore $\boldsymbol{v_i^{k+1}}$ è calcolato grazie alla somma di tre componenti: il primo addendo $\boldsymbol{v_i^k}$ corrisponde alla vecchia velocità posseduta nell'iterazione precedente (k) dalla particella i-esima. Il secondo elemento della somma riporta la differenza tra la migliore posizione raggiunta in passato rispetto a quella presente: questo, che viene anche indicato come "fattore cognitivo" dal momento che si utilizza il passato con il fine di guidare la nuova direzione, comporta il fatto che la nuova velocità sia indirizzata maggiormente nella direzione corrispondente al personal best. Difatti, qualora la posizione attuale corrispondesse alla migliore mai raggiunta, la differenza all'interno della parentesi sarebbe pari a 0, implicando il fatto che la particella deve stare ferma, non essendovi alcuna necessità che questa si sposti in direzione della miglior posizione.
La prima parte di questo addendo, indicato solitamente come "coefficiente di accelerazione" e costituita da $\boldsymbol{U(0,\emptyset_1)}$, rappresenta come detto un numero casuale che, qualora la distanza all'interno della parentesi sia un numero diverso da 0, indirizza la futura ricerca non verso il punto esatto corrispondente al personal best, ma verso un intorno di esso, poiché cerca di individuare una posizione migliore nelle immediate vicinanze.
Infine il terzo fattore (denominato anche "componente sociale") è anch'esso costituito da due componenti: la seconda di queste, come per il caso precedente, è costituita da una differenza all'interno della parentesi tra la migliore posizione globale dello sciame e quella assunta all'interno dell'iterazione attuale. Anche in questo contesto, qualora la differenza sia pari a 0, ciò significa che l'algoritmo ha individuato la soluzione ottimale. La prima componente di questo fattore è data da $\boldsymbol{U(0,\emptyset_2)}$ che, anche in questo caso, è un "coefficiente di accelerazione" costituito da un numero casuale.

La versione originale della PSO presenta un notevole numero di parametri che necessitano di essere determinati e fissati dall'operatore. Il primo di questi, come detto in precedenza, corrisponde al numero di particelle costituenti la popolazione oggetto di analisi: nonostante il valore corretto dipenda essenzialmente dal problema specifico e dalla sua complessità, solitamente si fa riferimento[38] ad un numero compreso tra i 20 e i 50 individui, poiché un valore eccessivamente elevato implicherebbe grandi sforzi computazionali. Chiaramente, un momento altrettanto importante è quello associato alla determinazione dei coefficienti di accelerazione, in quanto un loro settaggio errato da parte dell'operatore potrebbe comportare risultati inesatti nella ricerca delle migliori posizioni personali e globali. In passato, questo parametro veniva settato manualmente sul valore "2", ma con conseguenze non ottimali. Il passo successivo, fu dunque quello di individuare un range di valori all'interno dei quali si sarebbe dovuta collocare la velocità $\boldsymbol{v_i^k}$, corrispondente a $[-\boldsymbol{V_{max}}, +\boldsymbol{V_{max}}]$. Questo accorgimento riesce a risolvere il problema relativo all'instabilità dell'intero processo, ma introduce un nuovo elemento di variabilità, costituito dal calcolo del corretto valore $\boldsymbol{V_{max}}$.

2.5 Una variante della PSO

Sebbene la PSO si presti molto bene alla risoluzione di problemi NP-Hard molto complessi, presenta un limite nella prematura convergenza: ogni qual volta il problema di ottimizzazione risulti eccessivamente complesso o articolato, l'algoritmo potrebbe fallire nella ricerca dell'ottimo globale, facendo in modo che l'intero sciame sia bloccato in quello che in realtà è il l'ottimo locale, senza continuare la ricerca verso aree teoricamente più promettenti. Questo problema di prematura convergenza verso l'ottimo locale è stato risolto da una serie di studiosi[39] nel 2014 grazie alla modifica dell'originale versione dell'algoritmo, che viene illustrata all'interno del seguente paragrafo.

[38] "Particle swarm optimization", R. Poli, J. Kennedy e T. Blackwell; 2007.

[39] "A survey: Particle swarm optimization based algorithms to solve premature convergence problem"; M. N. R. Bahareh Nakisa, Mohd Zakree Ahmad Nazri e S. Abdullah; Journal of Computer Science vol. 10, pag. 1758-1765; 2014.

2.5.1 L'approccio del peso di inerzia

Un'alternativa al classico approccio di PSO è stato fornito da R. Eberhart e Y. Shi nel 1998 all'interno di una loro pubblicazione[40], con lo scopo di ridurre l'importanza attribuita alla determinazione manuale dei parametri, come per esempio il $\boldsymbol{V_{max}}$. Con il loro lavoro, viene introdotto un nuovo parametro "$\boldsymbol{\omega}$", denominato "peso di inerzia", che va a modificare la prima equazione esposta in precedenza nel sistema della PSO originaria. Questa modifica consente un maggior controllo delle due principali caratteristiche degli algoritmi di PSO, ovvero sia l'esplorazione e lo sfruttamento, facilitando una convergenza dello sciame più accurata verso le reali soluzioni ottime, senza che l'individuazione di soluzioni locali impedisca il l'evolversi dell'attività di ricerca. L'introduzione di questo parametro va a modificare l'algoritmo nel seguente modo:

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = \omega^k v_i^k + U(0,\phi_1) \otimes (p_i^k - x_i^k) + U(0,\phi_2) \otimes (p_g - x_i^k) \\ x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \end{cases}$$

Il peso di inerzia va dunque a modificare l'impatto della velocità $\boldsymbol{v_i^k}$ assunta fino a quella iterazione da parte della i-esima particella, grazie ad un valore che può essere espresso sia in maniera statica e prefissata, sia in maniera dinamica: se il peso di inerzia presenta un valore ≥ 1, la nuova velocità intrinseca della particella i-esima tenderà a crescere maggiormente nel corso del tempo, rendendo così difficoltoso un eventuale cambio di direzione all'interno dell'area di ricerca dell'ottimo e facendo divergere così l'intero sciame. Qualora invece il parametro sia ≤ 1, comporterebbe la possibilità di effettuare anche brevi cambiamenti di direzione, riducendo l'importanza della velocità passata in favore dell'ottimo personale di ogni elemento e globale dell'intero sciame.
Infine, se $\boldsymbol{\omega = 0}$, l'importanza relativa della velocità assunta dalla i-esima particella nell'iterazione passata si annulla del tutto, facendo in modo che il futuro movimento sia influenzato esclusivamente dal fattore cognitivo e dalla componente sociale, senza alcun tipo di conoscenza preliminare in merito alla precedente velocità.

---

[40] "Parameter selection in particle swarm optimization", in Proc. 7th Int. Conf. Evol. Program. (EP), pag. 591-600; 1998.

Generalmente, nonostante l'algoritmo performi bene anche con valori fissi del parametro del peso di inerzia, nella maggior parte dei casi si tende ad utilizzare un parametro dinamico, date le capacità gestire i due processi di esplorazione e sfruttamento nello spazio di ricerca.

L'approccio che viene comunemente adottato è quello di attribuire al peso di inerzia (***ω***)un importanza via via decrescente con il passare del numero delle iterazioni, in modo tale da bilanciare l'esplorazione a livello locale e globale, oltre che ottenere una veloce individuazione della convergenza verso l'area migliore nella quale è possibile trovare la soluzione ottima. In questo modo, la prima parte dell'esplorazione viene svolta molto velocemente, per individuare in tempi rapidi l'area più promettente all'interno dello spazio di ricerca; successivamente, con il passare delle iterazioni, il valore del peso di inerzia diminuisce, comportando così una diminuzione nell'importanza della velocità e dunque un rallentamento delle particelle proprio intorno alla zona più interessante. Per determinare il valore assunto da "***ω***"al susseguirsi delle iterazioni, è stata proposta[41] da M. Corazza, G. Fasano e R. Gusso nel 2013una possibile formulazione, che viene di seguito riportata:

$$\omega^k = \omega_{max} + \frac{\omega_{min} - \omega_{max}}{K} k$$

dove:

- "$\boldsymbol{\omega_{max}}$"e"$\boldsymbol{\omega_{min}}$" rappresentano rispettivamente i valori massimi e minimi desiderati per il peso di inerzia;
- "**K**" indica il numero massimo di iterazioni e viene stabilito a priori dall'operatore;
- "***k***" si riferisce al corrente numero di iterazione al quale si è giunti.

Il settaggio dei parametri $\boldsymbol{\omega_{max}}$ e$\boldsymbol{\omega_{min}}$ tendenzialmente parte da un valore di partenza intorno a 0.9, per poi decrescere gradualmente fino alla conclusione del processo, che

[41] "Particle Swarm Optimization with non-smooth penalty reformulation, for a complex portfolio selection problem", M. Corazza, G. Fasano, R. Gusso; Applied Mathematics and Computation 224; pag. 611-624; 2013.

solitamente viene fatta coincidere con il valore di 0.4. In questo nuovo tipo di approccio, unitamente al settaggio dei pesi di inerzia, è necessario attribuire dei valori che siano coerenti con essi anche ai coefficienti di accelerazione introdotti in precedenza $\emptyset_1$ e $\emptyset_2$. Tuttavia, nonostante questo metodo risulti migliore rispetto alla classica forma di PSO per la risoluzione di problemi di ottimizzazione, un problema potrebbe essere individuato nella impossibilità da parte dell'algoritmo di riprendere velocità spostare l'area di ricerca in un'altra zona potenzialmente proficua, facilitando così una precoce interruzione dell'attività di esplorazione. In letteratura sono stati proposti differenti metodi per il settaggio di tali coefficienti del peso di inerzia, come per esempio l'utilizzo di una logica "fuzzy" finalizzata a migliorare la performance dell'intero algoritmo, oppure l'adozione di componenti casuali per l'assegnazione del valore di "ω", in modo tale da impedirne l'andamento decrescente con il susseguirsi delle iterazioni.

2.6 Rough Set Theory

Parallelamente alla PSO, per la realizzazione del trading system basato su indicatori di analisi tecnica, un ruolo determinante è svolto anche dalla "Rough Set Theory" (d'ora in avanti indicata con l'acronimo "RST"), che rappresenta un approccio essenziale nella determinazione delle regole più profittevoli per ciascun tipo di titolo detenuto in portafoglio. Questa forma di teoria fu teorizzata inizialmente da Zdzislaw Pawlak nel 1982, per poi essere oggetto di continue analisi e revisioni già nel corso degli anni '90, vista la straordinaria evoluzione dal punto di vista della capacità computazionale dei moderni computer nella risoluzione di una grandissima varietà di problemi. Come definito dallo stesso autore in una sua pubblicazione[42] del 1997, si tratta di un approccio di "decision making", ovvero sia uno strumento matematico in grado di aiutare l'operatore nel compiere le scelte migliori a seconda del contesto di riferimento, specialmente in condizioni di incertezza e indeterminatezza. L'intero ragionamento si fonda sul concetto che ad ogni elemento inserito nell'insieme oggetto di analisi, è possibile associare un diverso numero di informazioni (che nella teoria prenderanno il nome di "attributi") in grado di descriverlo: a tal riguardo assume grande rilevanza il

[42] "Rough set approach to knowledge-based decision support", Zdzislaw Pawlak; European Journal of Operational Research 99; pag. 48-57; 1997.

concetto di "indiscernibilità", che caratterizza due oggetti differenti ma che trasmettono le stesse informazioni, risultando così agli occhi dell'osservatore del tutto indistinguibili. Questa relazione che si viene a creare tra due oggetti sulla carta differenti, rappresenta la base matematica dell'intero approccio della RST.

2.6.1 Relazione di indiscernibilità e tavolo di informazione

A causa della mancanza di conoscenza che accompagna spesso il lavoro di un operatore è possibile proporre il concetto di "indiscernibilità" tra più oggetti, che per la natura delle informazioni disponibili si presentano come del tutto identici tra di loro. Questa caratteristica comporta la conseguenza che a livello generale non sia possibile trattare singolarmente un oggetto specifico, ma è necessario approcciare un'analisi tipicamente orientata verso cluster di elementi con le medesime caratteristiche. Questo tipo di relazione potrebbe essere formulato attraverso una sfumatura prettamente matematica, ma a livello intuitivo viene esplicitata con il concetto di "tavolo di informazione", che rappresenta sicuramente il punto di partenza dell'intero approccio.
Si presenta graficamente come una tabella di dati, all'interno della quale in riga sono disposti i singoli oggetti, mentre in colonna vengono riportati tutti i cosiddetti "attributi", che stanno ad indicare le varie caratteristiche intrinseche di ogni oggetto. All'interno di questa tabella dunque sono presenti i valori corrispondenti per ciascun attributo specifico, che possono essere espressi sia in misura qualitativa che quantitativa. In maniera più formale, è possibile definire come "$\boldsymbol{U}$"[43] un set finito di oggetti, mentre con la lettera "$\boldsymbol{A}$" si fa riferimento all'insieme formato dagli attributi, dove ogni singolo attributo $\boldsymbol{a} \in \boldsymbol{A}$. A tal riguardo è possibile definire il dominio di ogni attributo, identificandolo con la dicitura $\boldsymbol{V_a}$, con una funzione di informazione $\boldsymbol{f_a}: \boldsymbol{U} \rightarrow \boldsymbol{V_a}$. Una volta a questo punto, definito come "$\boldsymbol{B}$" un sottoinsieme di "$\boldsymbol{A}$", è possibile associare una relazione binaria di indiscernibilità relativamente ad "$\boldsymbol{U}$", indicata come $\boldsymbol{I(B)}$ e definita nel seguente modo:

$$\boldsymbol{I(B)} = \{(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) \in \boldsymbol{U} \times \boldsymbol{U}: \boldsymbol{f_a}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{f_a}(\boldsymbol{y}), \forall_{\boldsymbol{a}} \in \boldsymbol{B}\}.$$

[43] La lettera "U" sta per "universe", dal momento che rappresenta l'universo degli oggetti presenti.

Come è facile notare, si tratta di una relazione di equivalenza, dal momento che vengono assunti come indiscernibili, ovvero sia come equivalenti, tutti gli elementi che presentano le medesime caratteristiche associate ad ogni attributo. La famiglia di tutte queste classi di equivalenza viene indicata con la dicitura ***U/I(B)***(o anche nella forma più breve ***U/B***), dove una singola classe di equivalenza contenente l'elemento "***x***" è indicata come ***I(B)(x)*** (o in breve ***B(x)***). All'interno degli scritti di Pawlak, queste classi di equivalenza sono anche indicate come "B-elementary sets", che potrebbe essere tradotto come insiemi B-elementari.

2.6.2 Approssimazioni

All'interno del contesto di riferimento $\boldsymbol{U}$ rappresentante l'universo, viene individuato il sottoinsieme $\boldsymbol{X}$ e definito $\boldsymbol{B}$ come sottoinsieme di $\boldsymbol{A}$. Vengono inoltre definite le seguenti operazioni all'interno del set:

$$\boldsymbol{B} \downarrow (\boldsymbol{X}) = \{\boldsymbol{x} \in \boldsymbol{U} : \boldsymbol{B}(\boldsymbol{x}) \subseteq \boldsymbol{X}\},$$
$$\boldsymbol{B} \uparrow (\boldsymbol{X}) = \{\boldsymbol{x} \in \boldsymbol{U} : \boldsymbol{B}(\boldsymbol{x}) \cap \boldsymbol{X} \neq \emptyset\}$$

In questo modo, ad ogni set $\boldsymbol{X}$ vengono associati due insiemi denominati rispettivamente "approssimazione inferiore" ed "approssimazione superiore": la prima è data dall'unione di ogni singolo insieme elementare che necessariamente fa parte di X, mentre la seconda è data dall'unione di tutti quegli insiemi elementari che non presentano un'intersezione vuota con lo stesso insieme X, comportando il fatto che potrebbero appartenere proprio all'insieme X. Conseguentemente, come è possibile indicare dalla Figura 4 sotto riportata, è possibile indicare l'approssimazione inferiore come l'insieme più piccolo tutti gli insiemi elementari all'interno di X, mentre l'approssimazione superiore rappresenta l'aggregato maggiore di tutti gli insiemi elementari di X.

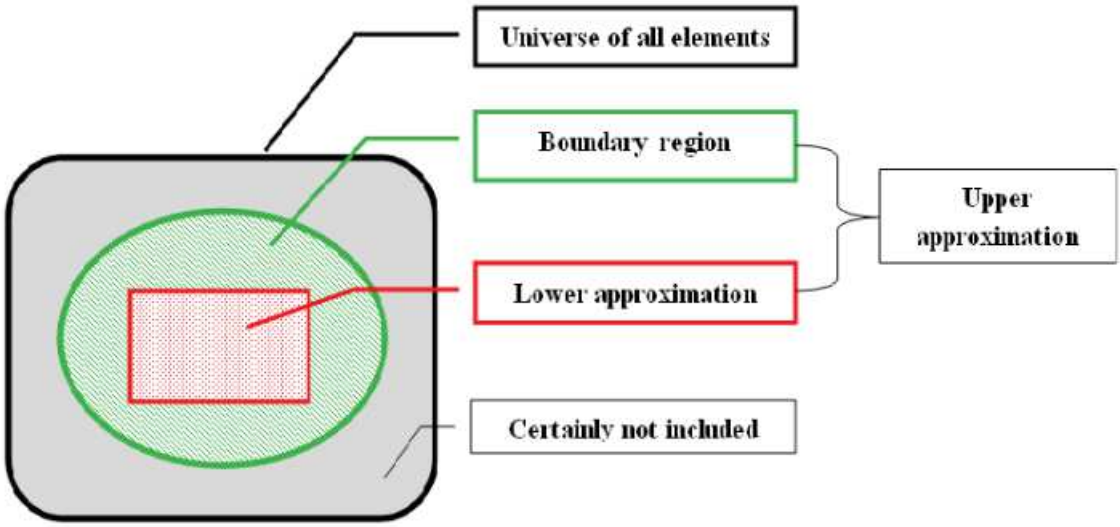


Figura 4: Rappresentazione grafica dell'universo di oggetti nella Rough Set Theory

Effettuando una vera e propria differenza tra l'approssimazione superiore e quella inferiore, quello che si ottiene è una sorta di "regione di incertezza", analiticamente espressa nella seguente maniera:

$$\boldsymbol{BN_B(X) = B \uparrow (X) - B \downarrow (X).}$$

Questa frontiera rappresenta l'insieme degli elementi, dei quali non è possibile fornire una classificazione netta ed univoca relativamente alla loro appartenenza o meno rispetto al set X. Difatti "x" si può dire appartenere ad "X" ogni qual volta rientri all'interno dell'approssimazione inferiore, mentre non è possibile affermare il contrario per quanto riguarda l'approssimazione superiore, in quanto non vi è certezza, ma solo possibilità di appartenenza. Qualora si presentasse come un insieme vuoto, vorrebbe dire che l'insieme di riferimento X prenderebbe il nome di "crisp" (esatto) rispetto al sottoinsieme B, dal momento che si tratterebbe di un'unione di più insiemi elementari. Viceversa, se il risultato della differenza delle approssimazioni implicasse come risultato un insieme non vuoto, allora in questo caso l'insieme stesso può essere definito come "rough" (che può essere tradotto con il termine "approssimato" o inesatto) rispetto al sottoinsieme B. A questo punto è possibile fornire una prima definizione numerica di quell'unione di insiemi caratterizzati dall'avere le stesse approssimazioni superiori ed inferiori, che comunemente viene indicato con il termine di "Rough-set", attraverso l'introduzione del seguente coefficiente:

$$\boldsymbol{\alpha_B(X) = \frac{|B \downarrow (X)|}{|B \uparrow (X)|}}$$

Tale espressione sta a rappresentare la cosiddetta "accuratezza dell'approssimazione", con l'elemento $|X|$ che indica la cardinalità di X, essendo X ≠ 0. Inoltre, si tratta di un valore che presenta un range di valori possibili da 0 a 1: qualora il valore assunto da $\boldsymbol{\alpha}$sia pari ad 1, l'insieme X corrisponde ad un insieme "crisp", secondo la definizione sopra riportata; in caso di $\boldsymbol{\alpha \neq 0}$ invece, l'insieme X viene definito come un insieme approssimato o "rough".

2.6.3 Appartenenza approssimativa

È evidente come vi sia un costante elemento di incertezza che pervade l'intero ragionamento, facendo si che questa sia correlata all'appartenenza o meno di certi elementi ad un dato set. Per questo motivo, con la finalità di dialogare con tale incertezza da un punto di vista del "Rough-set", risulta necessario introdurre la definizione di una "funzione di appartenenza" (che nei lavori di Pawlak viene definita come "membership function"), che può essere sviluppata mediante l'utilizzo del concetto di indiscernibilità come segue:

$$\boldsymbol{\mu_X^B(x) = \frac{|X \cap B(x)|}{|B(x)|}}$$

Il valore espresso dalla funzione di appartenenza potrebbe essere interpretato in alcuni casi come una probabilità condizionale, individuando di conseguenza il grado di probabilità di appartenenza di un certo elemento "x" all'insieme "X". Viceversa, la quantità $\boldsymbol{1 - \mu_X(x)}$, si riferisce in maniera del tutto complementare al grado di incertezza associato.

All'interno dell'intera teoria dei "Rough-set" esiste quindi una stretta correlazione tra i concetti di "vaghezza" e "incertezza", nonostante questi possano apparire ad un primo sguardo come dei sinonimi del tutto equivalenti.

Le sfumature difatti sono quasi impercettibili, ma le differenze a livello operativo si riscontrano nel fatto che mentre il primo sostantivo viene associato solitamente ai cosiddetti "sets", ovvero sia gli insiemi costituiti dai diversi elementi, il secondo sostantivo caratterizza gli elementi stessi facenti parte il singolo set. Questa lieve differenza risulta estremamente utile nel capire come le approssimazioni in questo approccio siano essenziali e soprattutto necessarie, dal momento che si stanno affrontando tematiche associate a generali condizioni di "non conoscenza", rendendo fondamentale anche l'introduzione del concetto di "funzione di appartenenza" in un contesto dove i dati considerati sono del tutto incerti.

2.6.4 Dipendenza e riduzione degli attributi

Un ulteriore passaggio chiave all'interno di questo approccio è dato dal riconoscimento e dall'individuazione di relazioni di dipendenza tra più attributi, finalizzata all'eliminazione di quelli meno coerenti con l'intera analisi. A livello puramente teorico, un set di attributi "B" dipende totalmente da un altro set di attributi "C" (relazione che può essere espressa tramite la formulazione $\boldsymbol{C \rightarrow B}$) ogni qual volta i valori associati ad ogni attributo dell'insieme "B" sono influenzati direttamente da quelli presenti nell'insieme "C". In altri termini, la relazione funzionale di dipendenza tra due set "B" e "C" implica la conseguenza che la determinazione dei valori relativi ad un set sia necessariamente conseguenza del valore assunto dall'altro insieme.
Spostando l'analisi su un livello formale, l'analisi del concetto di dipendenza tra attributi potrebbe essere spiegata nelle seguenti modalità: i sottoinsiemi "B" e "C" possono essere considerati come dei set facenti parte un insieme di più grandi dimensioni indicato con la lettera "A". La relazione di dipendenza sopra espressa, analiticamente viene rappresentata nel seguente modo:

$$\boldsymbol{I(C) \subseteq I(B)}$$

La naturale implicazione risulta essere che la partizione generata dall'insieme "C" si presenta come più fine rispetto a quella prodotta dal set "B". Tuttavia, è necessario introdurre un ulteriore concetto di dipendenza a livello di attributi, definendo così la "dipendenza parziale degli attributi".

Considerando sempre i due insiemi "B" e "C" quali sottoinsiemi del set "A", si dice che "B" dipende dal grado ***k***nei confronti del set "C", con "k" compreso tra i valori 0 e 1, se:

$$\boldsymbol{C \rightarrow B_k \; se \; k = \frac{|POS_C(B)|}{|U|}}$$

dove:

$$\boldsymbol{POS_C(B) = \cup_{X \in U/B} \; C_*(X).}$$

L'espressione introdotta in questa formula, rappresentata dalla dicitura $\boldsymbol{POS_C(B)}$, prende origine dalla denominazione inglese che individua in tale modo la "regione positiva di partizione ***U/B*** rispettivamente al set "C" e che individua un insieme di elementi di U, che possono essere rappresentati in maniera univoca come blocchi della medesima partizione U/B. In conclusione, l'insieme "B" viene considerato totalmente (o parzialmente) dipendente dall'insieme "C", se tutti (o alcuni) gli elementi appartenenti all'universo di riferimento U, possono essere classificati unicamente come blocchi della partizione ***U/B***.

2.6.5 La Riduzione

Un ulteriore fase molto importante nella costruzione della teoria dei Rough-set è la cosiddetta fase di "riduzione" (dall'inglese "reduction"), nella quale si cerca di rimuovere un insieme di informazioni per snellire il problema, cercando di mantenere la struttura basilare e le proprietà del contesto di riferimento. La finalità ultima è dunque quella di eliminare tutti quegli elementi che potrebbero essere considerati come superflui, qualora il problema oggetto di analisi ne presentasse necessità. Come avvenuto in precedenza con le fasi sopra descritte, viene di seguito fornito un approfondimento analitico di questi concetti prettamente generali e teorici: per poter proseguire nell'analisi è necessario introdurre alcune nozioni ausiliarie.

- L'insieme "B" viene definito come appartenente al più vasto insieme "A", con l'elemento "a" che a sua volta è contenuto all'interno del set "B"

- L'elemento "a" è considerabile superfluo in B se $\boldsymbol{I(B) = I(B - \{a\};}$ in tutti gli altri casi, il singolo elemento "a" diventa indispensabile all'interno del suo insieme, perché andrebbe a caratterizzarlo in maniera chiara
- L'insieme di elementi "B" è da considerarsi indipendente (ortogonale) qualora l'intera totalità dei suoi attributi si dimostra essere indispensabile
- Il sottoinsieme ***B'*** del più grande insieme "B" è ritenuto la riduzione dello stesso, se ***B'*** risulta essere indipendente e $\boldsymbol{I(B') = I(B)}$.

In questo modo, l'utilità della riduzione nella teoria degli insiemi approssimativi, è data dal fatto che l'insieme ridotto si presenta come il minimo sottoinsieme di attributi, in grado di effettuare la stessa classificazione dei singoli elementi dell'universo, senza la perdita di particolari informazioni rilevanti. Una volta effettuata la riduzione delle informazioni superflue, viene introdotta la nozione di nucleo dell'insieme (dall'inglese "core", termine utilizzato da Pawlak all'interno dei suoi studi):

$$\boldsymbol{Core\ (B) = \cap\ Red\ (B)}$$

Si tratta di quell'insieme elementare e basilare di attributi, che non possono essere rimossi dal set informativo a causa della loro centrale importanza: qualora venissero coinvolti dal processo di riduzione, la conseguenza sarebbe necessariamente la perdita di alcune informazioni essenziali, andando così contro le regole alla base dell'intero approccio. Il vantaggio di questa teoria approssimata è proprio quello di poter raggiungere gli stessi risultati attraverso set informativi molto più snelli e ridotti al minimo essenziale, rispetto all'analisi e all'approfondimento di tutta una serie di informazioni che possono essere catalogate come superflue per questa teoria. Dal punto di vista degli svantaggi, invece, la difficoltà computazionale per poter giungere ad individuare tutte le riduzioni all'interno di un sistema informativo è alquanto elevata, nonostante in alcuni contesti non sia necessario l'esatto computo di tutte le riduzioni possibili.

2.6.6 Tavolo di decisioni e regole decisionali

Dopo aver eliminato nella fase precedente tutte quelle informazioni in eccesso ed essere riusciti a generare un nucleo informativo basilare senza perdere alcun tipo di dato utile, si ottiene il cosiddetto "tavolo di decisione" (o Decision Table) che consente di effettuare tutte le analisi vere e proprie della teoria dei Rough-set. Una volta individuata questa tabella, risulta necessario raggruppare le informazioni che si hanno a disposizione all'interno di due famiglie di attributi, rappresentate dagli Attributi Decisionali (D) e dagli Attributi Condizionali (C). La relazione tra questi due gruppi di attributi, è data dal fatto che gli Attributi Condizionali specificano quali Attributi Decisionali dovrebbero essere presi in considerazione, una volta che le condizioni enunciate da tali Attributi Condizionali si fossero verificate e soddisfatte.

Questa relazione appena esposta necessita di essere esplicata anche sotto il profilo matematico tramite l'utilizzo delle regole "if….then" come avviene all'interno di un banale foglio di lavoro Excel: ogni elemento "x" facente parte dell'insieme di oggetti universale "U" viene preceduto dalla dicitura IF negli Attributi Condizionali, mentre la parola THEN viene collocata davanti agli Attributi Decisionali, che rappresentano la condizione risultante una volta verificate le condizioni degli Attributi Condizionali. Tuttavia un ulteriore elemento di incertezza è dato dal fatto che non tutte le regole che sono state generate con questa procedura risultano essere certe, dal momento che potrebbero essere condizionate da incertezza: questo problema viene risolto proprio grazie alla natura dell'approccio degli insiemi approssimativi, in quanto è possibile giungere ad un obiettivo finale rappresentato dall'elenco delle regole decisionali, caratterizzate dal fatto di essere tutte più o meno approssimate, siano esse certe o influenzate da una qualche inconsistenza.

A livello meramente pratico, gli Attributi Decisionali vengono utilizzati con la finalità di individuare la relazione di indiscernibilità ad essi associata, in modo tale da poter clusterizzare l'intero universo in gruppi di decisioni elementari, mentre gli Attributi Condizionali, determinando anch'essi una relazione di indiscernibilità, sono in grado di porre in essere un ulteriore raggruppamento di set elementari condizionatamente a quanto è stato espresso dai medesimi Attributi Condizionali.

A partire da ogni classe decisionale che è stata costituita, è possibile assegnare un'approssimazione superiore e una inferiore da associare agli Attributi Condizionali: come espresso nei paragrafi precedenti, si tratta di ripartire tutti i differenti oggetti a

seconda della loro appartenenza in modo certo ad una classe determinata, dividendoli da coloro i quali invece presentano solamente una condizione di "possibilità" di appartenenza. Questa procedura consente di ottenere una sorta di corrispondenza di tipo "rough" (che per l'appunto viene tradotto con il termine "approssimata") tra le due classi di attributi grazie all'utilizzo delle due approssimazioni, ovvero quella superiore e quella inferiore. In questo scenario è possibile declinare tutta una serie di regole, siano esse certe o incerte, con le prime che si riferiscono ad un insieme di oggetti classificabile all'interno dell'approssimazione inferiore e le seconde che si rifanno alla classe di approssimazione superiore.

2.6.7 Vantaggi della Rough Set Theory

In conclusione, la teoria degli insiemi approssimativi si è dimostrata essere estremamente utile nell'affrontare quei problemi caratterizzati da incertezza e vaghezza nei dati coinvolti all'interno del processo di decisione, aiutando il decisore in qualità di strumento di supporto. È stato possibile osservare come i vantaggi presentati da un tale tipo di analisi siano di diversi tipi, tra i quali vanno sottolineati i seguenti:

- È in grado di fornire algoritmi molto efficienti nell'individuazione di particolari combinazioni o correlazioni all'interno dei dati
- Fornisce set elementari di oggetti, proprio tramite la fase di "riduzione", nella quale insiemi numerosi vengono ridotti allo stadio di "core"
- Sviluppa insiemi di dati significativi
- Si tratta di un approccio caratterizzato da semplicità concettuale nell'applicazione
- A partire da insiemi di dati apparentemente casuali, genera dei sottoinsiemi di decisione di dimensioni inferiori
- I risultati generati dall'approccio sono chiari e non soggetti a diverse interpretazioni

3. Natura di un trading system

3.1 Introduzione alla review della letteratura del modello: Trading System e Rough Set Theory

Con l'obiettivo di sfruttare le temporanee inefficienze del mercato descritte nei capitoli precedenti, uno strumento che consente di unire i diversi elementi oggetto di approfondimento è rappresentato dal "trading system". In questo modo è possibile individuare una soluzione "razionale" da applicare in un contesto di incertezza legata alla dinamica evolutiva dei mercati. Come facilmente intuibile dal nome, un trading system non è altro che un "sistema di trading", ovvero sia una serie di algoritmi legati tra loro e costruiti in modo tale da sostituirsi all'operatore umano nell'assunzione di determinate decisioni di investimento. Il fattore psicologico risulta essere estremamente importante nella realizzazione di un profitto, ma come tutti gli aspetti legati alla vita umana può indurre ad errore: difatti, il coinvolgimento emotivo da parte del decisore può ledere i potenziali esiti dell'investimento, dal momento che questi potrebbe essere influenzato dall'andamento attuale del livello dei prezzi o dalle notizie che vengono diffuse, arrivando a compiere decisioni errate dovute all'eccessiva pressione a cui è sottoposto.

La realizzazione di uno strumento come il trading system consente di bypassare questo aspetto psicologico, dal momento che le decisioni vengono in questo modo prese da una macchina in grado di non farsi influenzare dalla pressione del momento; tuttavia, l'elemento soggettivo e umano non potrà mai essere eliminato del tutto dai processi di investimento in quanto, nonostante le decisioni vengano prese materialmente da un computer, le regole e gli algoritmi con cui funzionano tali trading system sono necessariamente sviluppati a priori dall'investitore. Dunque il vero vantaggio dell'utilizzo di questi strumenti non è da considerarsi il fatto che la decisione venga presa da una macchina piuttosto che da un essere umano, quanto invece il fatto che il contributo umano venga traslato da una fase operativa caotica e soggetta a stress o pressioni di qualunque tipo, a una fase di studio e di analisi ex ante, dove l'investitore può effettuare tutti quegli utili approfondimenti in un contesto notevolmente più tranquillo e meno soggetto a tensioni.

3.2 Ricerca di regole nel trading: evoluzione nella costruzione di trading system in letteratura

Ciò che sta alla base di un sistema di trading non è altro che la determinazione di regole da applicare ogni qual volta si manifestino determinate condizioni all'interno del contesto di riferimento: ovviamente si tratta di un sistema che in linea teorica potrebbe essere applicato anche manualmente da un operatore, ma la ricerca di queste regole rappresenta un'attività piuttosto laboriosa e dispendiosa anche in termini di tempo, motivo per cui viene affidata ad una macchina. Inoltre, una volta individuato un insieme di regole finalizzate alla realizzazione di un trading system e adatte a un particolare strumento, non è detto che possano funzionare in maniera ottimale con un altro tipo di strumento: difatti, la ricerca di queste regole avviene principalmente tramite lo studio del comportamento passato, analizzabile grazie alle serie storiche di dati, rendendo di fatto inapplicabile quello specifico sistema di trading per un'altra tipologia di strumento. Oltre alla necessità di ricorrere a sistemi di trading automatici dovuta al tentativo di eliminare dal processo di investimento le debolezze legate all'emotività e alla psicologia umana, vi è un altro fattore da tenere in considerazione relativamente all'avvento di questa particolare forma di investimento nei mercati finanziari: la cosiddetta "computerizzazione" del trading azionario dall'order book[44] ai cosiddetti "Exchange" ha comportato la produzione di enormi quantità di dati in tempo reale, ai quali va ad aggiungersi la rilevante mole di documenti emessi quotidianamente da parte di governi, istituzioni e società, puntualmente ripresi dai social media relativamente all'andamento del mercato o alle congiunture macroeconomiche. Una tale quantità di informazioni a disposizione dell'investitore ha reso estremamente complicata la gestione dell'intero processo di investimento da parte del singolo operatore, rendendo inevitabile l'adozione di un supporto meccanico/informatico ai processi decisionali, in grado di raccogliere di volta in volta i dati più rilevanti.

In letteratura sono presenti moltissime pubblicazioni con a tema la realizzazione di un trading system in grado di assistere l'operatore nei processi di investimento e di seguito verrà fornita un'analisi in merito all'evoluzione storica che ha portato alla

[44] Con il termine "order book" si fa riferimento ad una sorta di "libro degli ordini", all'interno del quale sono elencati tutti gli ordini di acquisto e di vendita associati ad un titolo correttamente piazzato sul mercato.

determinazione di sistemi di trading innovativi e moderni, in grado di integrare diversi tipi di strumenti all'interno di un sistema univoco per l'individuazione di regole di trading in maniera del tutto automatica, sfruttando le potenzialità offerte da ogni singolo elemento di analisi in ciascuna fase del processo.

Con la principale finalità di rappresentare lo stato dell'arte in materia di sistemi di trading automatico, ponendo l'accento sull'evoluzione storica della complessità di un tale strumento, come primo rappresentativo esempio di iniziale sistema di trading viene qui riportato un articolo pubblicato[45] nel 2008, ma sottoposto nel 2006, realizzato da Depei Bao e Zehong Yang: all'interno di questo paper viene proposto un sistema intelligente di trading finanziario, tramite quello che viene definito come un "new approach", in grado di apprendere strategie di trading grazie un modello probabilistico di rappresentazioni di serie storiche ad "alto livello", come per esempio i "turning points"[46] e gli indicatori di analisi tecnica. Le due tipologie di informazioni di alto livello vengono integrate in modo tale da porre la conoscenza umana dei mercati all'interno di un modello rappresentativo in grado di ridurre notevolmente la casualità contenuta all'interno di quelli che vengono definiti come "low-level data", ovvero sia i dati di basso livello contenuti all'interno di sistemi complessi. La rappresentazione ad alto livello viene qui utilizzata dal momento che presenta diversi vantaggi, tra cui il fatto di non essere influenzata dalla straordinaria quantità di dati e dal "rumore" che possono generare, oltre alla capacità di essere intuitiva per un essere umano. Le serie storiche finanziarie manifestano un andamento di tipo fluttuante che inevitabilmente genera turning points, i quali diventano l'oggetto di analisi della rappresentazione ad alto livello unitamente alla lettura di indicatori di analisi tecnica, che vengono integrati assieme all'interno di questo articolo, con la finalità ultima di tentare di predire o confermare empiricamente una sorta di intorno del punto stesso di inversione, invece che cercare di effettuare una previsione puntuale del futuro andamento dei prezzi.

---

[45] "Intelligent stock trading system by turning point confirming and probabilistic reasoning", Expert Systems with Applications 34, Depei Bao, Zehong Yang, pag. 620-627, 2008.

[46] Con il termine "turning points" ci si riferisce a quei punti della curva dell'andamento del prezzo di un bene in corrispondenza dei quali si manifesta un inversione di tendenza. Questi difatti rappresentano di volta in volta i momenti ottimali per un investimento, sia esso sotto forma di acquisto o di vendita a seconda del segnale generato.

Viene di seguito riportato in Figura 5 un grafico che rappresenta la struttura generale del trading system:

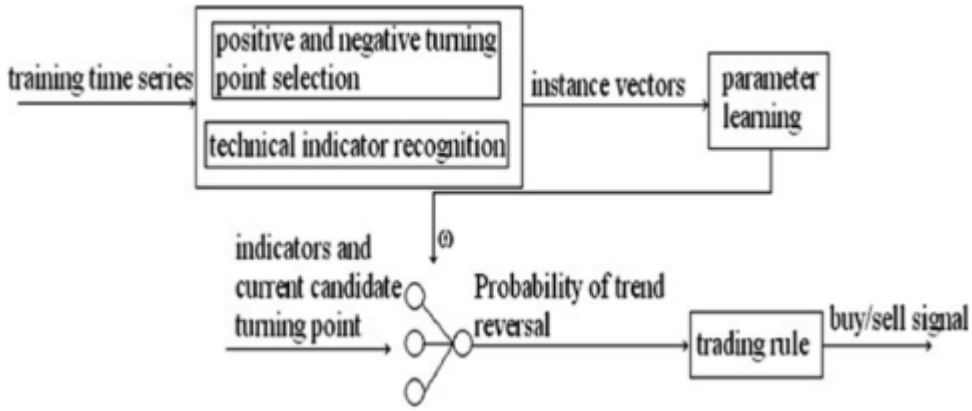


Figura 5: Architettura di un trading system basato sull'individuazione dei turning points.

Già da questo primo articolo è possibile effettuare una serie di osservazioni: è possibile notare infatti come si tratti di un trading system tutto sommato semplice che, nonostante si serva di strumenti di analisi tecnica e modelli probabilistici, si basa essenzialmente sullo studio grafico dell'andamento dei prezzi, a cui viene data molta importanza come punto di partenza dell'intero approccio, cercando di individuare il preciso momento in cui la curva cambierà la propria direzione.

Un ulteriore articolo utile per la nostra analisi è stato pubblicato[47] nel 2004 da parte di Shen e Loh, i quali hanno utilizzato la teoria degli insiemi approssimativi (Rough Set Theory) per effettuare decisioni di market timing[48], proponendo un'alternativa ai convenzionali metodi di investimento trattati fino a quel momento in letteratura, la cui struttura viene di seguito riportata in Figura 6: l'intero trading system ha origine con l'individuazione degli indicatori di analisi tecnica considerati maggiormente "efficienti" per il determinato bene, prima di essere utilizzati all'interno della successiva fase di Rough Set Analysis con la generazione di insiemi "grezzi" di indicatori di analisi tecnica. L'implementazione dell'intero processo viene qui sotto riportata a scopo esemplificativo.

---

[47] "Applying rough sets to market timing decisions", Decision Support Systems 37, Lixiang Shen e Han Tong Loh, pag.583-597, 2004.

[48] Con l'espressione "market timing" ci si riferisce all'abilità di entrare e uscire dal mercato nei momenti più prolifici, poco prima delle inversioni di trend in modo tale da massimizzare gli investimenti.

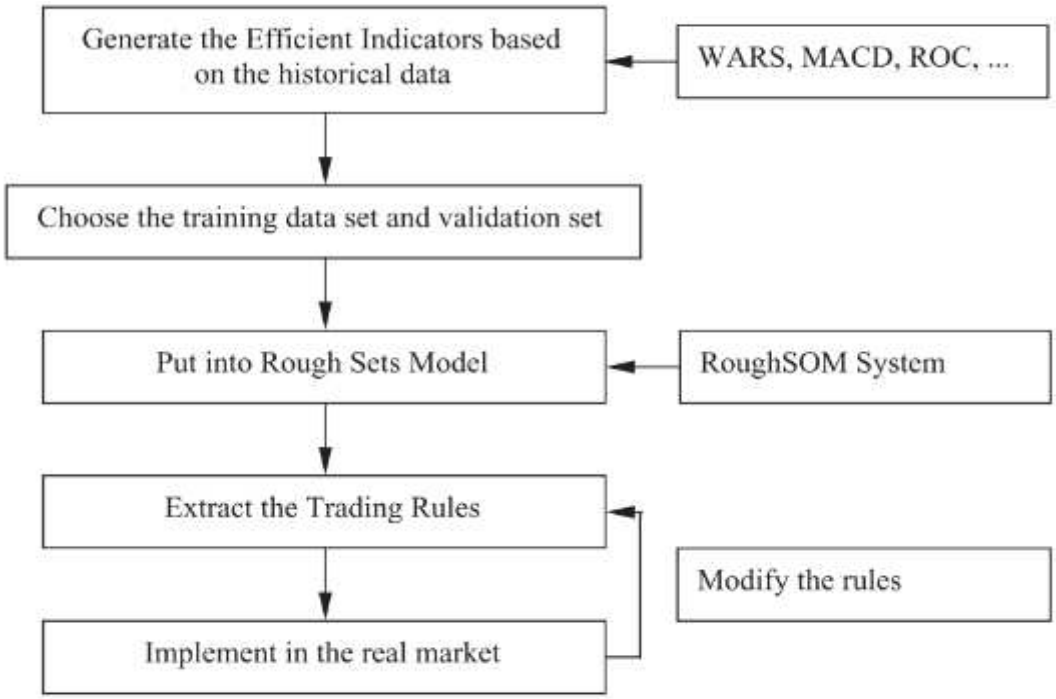


Figura 6: Struttura del trading system con l'utilizzo della teoria dei Rough Sets.

Così facendo è stato possibile affrontare i problemi di previsione dell'andamento di serie storiche proprio grazie alla RST, come per esempio la conversione delle stesse serie storiche in oggetti appartenenti ad insiemi approssimati e la discretizzazione[49], grazie alla realizzazione di un sistema di trading per consentire investimenti nei mercati finanziari. L'utilizzo della RST viene finalizzato all'individuazione delle regole derivanti dallo storico andamento della curva di prezzo dell'indice azionario americano S&P500, oltre che alla conversione delle serie storiche in elementi di insiemi approssimati e alla selezione di indicatori riducendo l'incertezza originaria. È stato possibile infatti individuare una serie di regole contenute all'interno dei dati, in grado di meglio performare rispetto alla semplice strategia buy-and-hold, consistente nel semplice acquisto di un bene, finalizzato ad essere tenuto in portafoglio fino alla scadenza dell'investimento, come è possibile evincere dallo Sharpe Ratio e dal profitto netto ottenuto, oltre che dall'analisi effettuata su altri tre indici nel mercato dei futures, i quali hanno fornito le medesime risposte positive.

[49] La "discretizzazione" rappresenta un processo di trasformazione di modelli matematici ed equazioni continue nelle loro controparti discrete, in modo tale da poter generare il primo passaggio necessario ai fini dell'analisi tramite la sua simulazione all'interno di un calcolatore. All'interno di questa fase vengono generati degli intervalli di output all'interno dei quali clusterizzare i valori assunti dai rispettivi indicatori di analisi tecnica.

Proseguendo nell'analisi sull'evoluzione storica dei differenti trading system, uno particolarmente interessante[50] risulta essere quello presentato ad una conferenza internazionale[51] tenutasi nel 2009 presso le Hawaii, dove per la prima volta viene presentato un sistema di trading caratterizzato dallo strumento della RST applicato al particolare contesto del mercato dei futures: all'interno di questo studio, la teoria degli insiemi approssimati viene utilizzata per l'individuazione di regole di investimento ai fini della realizzazione di strategie in tempo reale che sfruttino le informazioni derivanti dagli indicatori di analisi tecnica nel mercato dei futures. Viene di seguito riportata nella Figura 7 una rappresentazione grafica, in grado di esporre in una maniera più intuitiva l'intero processo.

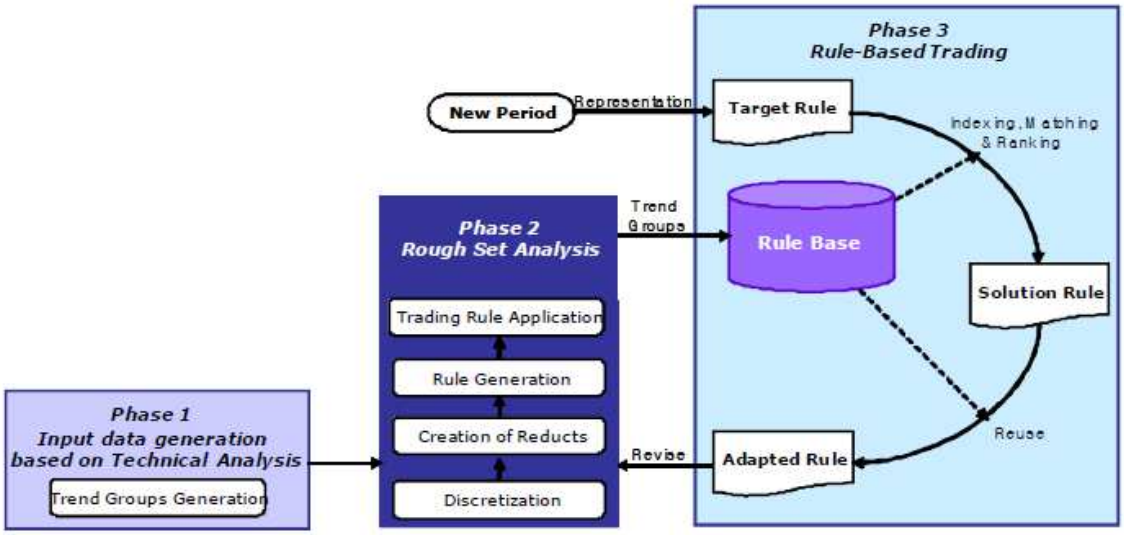


Figura 7: Procedimento di costruzione di un trading system applicando la RST per la selezione di indicatori di analisi tecnica all'interno del mercato dei futures.

In una prima fase iniziale vengono individuati gli indicatori tecnici più significativi per il determinato bene, in grado di catturare nel migliore dei modi il comportamento del mercato. Nella seconda fase del processo viene utilizzata la RST per estrarre le regole di trading, individuando di conseguenza i segnali di entrata e uscita dal mercato.

[50] "Using Rough Set to support Investment Strategies of Rule-based trading with real time Data in Futures Market"; Suk Jun Lee, Jae JoonAhn, Kyong Joo Oh, Tae Yoon Kim, Hyoung Yong Lee, Chi Woo Song; 2009.

[51] Proceedings of the 42nd Hawaii International Conference on System Sciences – 2009.

La terza fase è caratterizzata dal fatto che le diverse strategie di investimento sopra individuate vengono ora sviluppate e aggregate con la finalità di impostare delle decisioni di investimento più incisive, proprio basate sulle specifiche regole, per far fronte all'imprevedibilità del mercato di riferimento. Infine, all'interno dell'ultima fase, le strategie individuate vengono validate e testate sul mercato real-time.

Nel 2010 viene pubblicato un lavoro[52] che rappresenta in maniera chiara la direzione principale adottata dalla ricerca scientifica negli ultimi anni, dal momento che si comincia ad assistere alla combinazione di diversi strumenti per ottenere risultati sempre migliori: viene di fatto proposto un modello del tutto ibrido per la previsione dell'andamento futuro dei prezzi, utilizzando numerosi indicatori di analisi tecnica come punto di partenza. Anche in questo caso, è possibile individuare una procedura a quattro fasi: la prima fase consiste sempre nella selezione degli indicatori più adatti a riflettere l'andamento del bene nel mercato, grazie all'utilizzo di una matrice di correlazione. Nella seconda fase avviene la conversione dei valori espressi dagli indicatori di analisi tecnica e dei prezzi di mercato in valori linguistici, sulla base delle caratteristiche della distribuzione dei dati, grazie a due particolari metodi di conversione[53]. La RST in questo approccio viene adoperata all'interno della terza fase, dove viene sviluppato un algoritmo in grado di estrarre le regole di trading sulla base dei valori linguistici sopra individuati, a partire dai valori individuati dai rispettivi indicatori tecnici. Infine, nella quarta ed ultima fase avviene la reale novità di questo approccio di analisi, poiché si ricorre all'utilizzo di Algoritmi Genetici[54] in grado di affinare le regole selezionate, ottenendo previsioni più accurate e in grado di generare migliori profitti.

---

[52] "A hybrid model based on rough set theory and genetic algorithms for stock price forecasting"; Information Sciences 180; Ching-Hsue Cheng, Tai-Liang Chen, Liang-Ying Wei; pag. 1610-1629; 2010.

[53] Il primo di questi è riconosciuto con l'acronimo CDPA, che sta per "cumulative probabilitydistributionapproach"; il secondo è denominato MEPA, acronimo che sta per "minimizeentropyprincipleapproach".

[54] Gli Algoritmi Genetici vennero proposti per la prima volta nel 1975 da Holland, poi essere sviluppati successivamente nel 1989 da Goldberg. Si tratta di algoritmi di ricerca, basati sui principi evolutivi e finalizzati alla risoluzione di problemi di ottimizzazione. Inizialmente utilizzati in moltissimi ambiti, vennero applicati con successo anche in ambito economico per previsioni finanziarie, grazie all'adozione di algoritmi in grado di codificare potenziali soluzioni all'interno di una struttura del tutto simile a quella di un cromosoma umano, applicando tutta una serie di operazioni finalizzate all'individuazione della soluzione ottima.

L'adozione delle prime metaeuristiche per la risoluzione di parti di problemi associati alla costruzione di sistemi di trading basati sull'individuazione di regole nello storico dei prezzi dei beni ha generato un'ondata di ricerca e di approfondimenti in materia, arrivando negli ultimi anni a proporre valide alternative ai ben noti algoritmi genetici.

Difatti, come esposto all'interno dei capitoli precedenti, si è assistito all'avvento della Particle Swarm Optimization (PSO) che rappresenta una sorta di evoluzione degli algoritmi genetici stessi, in quanto si presta sempre alla risoluzione di problemi di ottimizzazione, ancora in un'ottica evolutiva, ponendo in più in essere un paragone con il funzionamento del mondo animale. Dal punto di vista operativo è stato possibile osservare come, sotto il profilo computazionale, la PSO fosse in grado di produrre i medesimi o addirittura migliori risultati delle precedenti tecniche, ma con un efficienza maggiore. Proprio per questo motivo si è assistito anche in letteratura alla proliferazione di numerosi articoli sul tema, tra i quali ne viene qui proposto uno[55] dei primi, caratterizzato dal fatto di combinare assieme regole derivanti da indicatori di analisi tecnica con ottimizzazione tramite PSO.
Diversamente rispetto al passato dove spesso veniva individuata una singola regola per ciascuna classe di strumenti, in questo lavoro viene proposta una complessa strategia di trading azionario, denominata Performance-based Reward Strategy (PRS), in grado di combinare le due maggiori categorie di indicatori tecnici (MA e TRB, rispettivamente "moving average[56]" e "trading range break-out) nel seguente modo riportato in Figura 8:

[55] "Combining technical trading rules using particle swarm optimization"; Expert Systems with Applications 41; Fei Wang, Philip L.H. Yu, David W. Cheung; pag. 3016-3026; 2014.

[56] Con il termine "Moving Average" si indicano le medie mobili, un particolare tipo di indicatore di analisi tecnica che tiene in considerazione la media dei prezzi dei giorni precedenti, considerando finestre di estensione differente.

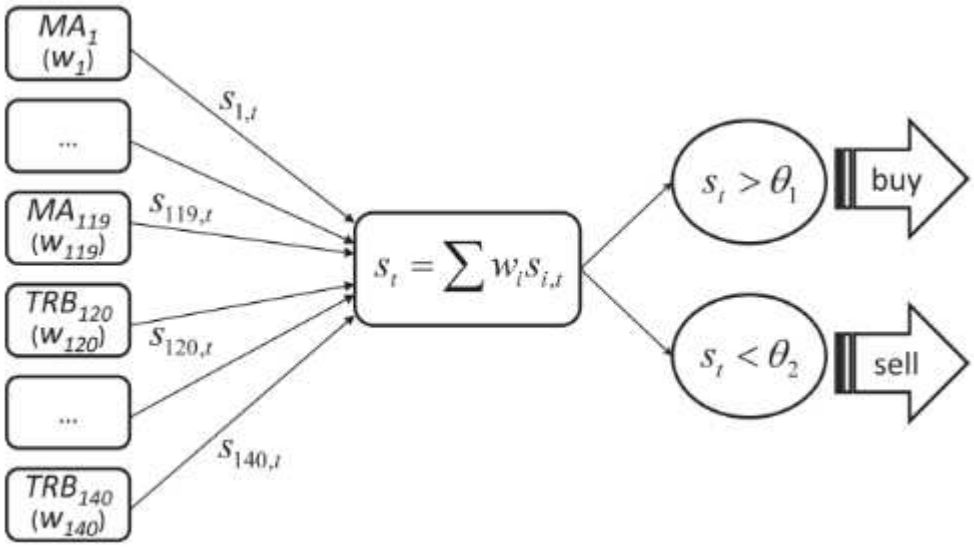


Figura 8: Fase iniziale della realizzazione del sistema PRS ai fini della generazione di segnali di acquisto o di vendita, successivamente oggetto di ottimizzazione tramite PSO.

Ad ognuna delle 140 regole individuate viene assegnato un peso iniziale di partenza per poi introdurre un meccanismo di ricompensa/penalità basato sugli esiti delle precedenti operazioni individuate da ciascuna regola, in modo tale da accrescere il peso delle regole più vincenti riducendo di conseguenza quello delle regole invece meno profittevoli. All'interno di questo approccio la PSO viene utilizzata per ottimizzare il profitto annuale netto generato dalla strategia PRS, per individuare i migliori valori associati ai parametri.

Nello stesso anno avviene la pubblicazione di un ulteriore articolo[57]all'interno del quale viene proposto un modello ibrido per individuare l'andamento futuro del mercato dei tassi di cambio (FX). Al fine di emulare la procedura seguita dagli operatori nel compiere decisioni di investimento, questo approccio fa riferimento sia ai dati storici provenienti dal passato, sia alle diverse figure e combinazioni grafiche che è possibile osservare nelle curve di prezzo. Questo studio propone una metodologia differente di approccio nei confronti dell'incertezza, in quanto la previsione avviene tramite l'utilizzo di un sistema riconosciuto con l'acronimo ANFIS, che letteralmente sta per "Adaptive Network-based Fuzzy Inference System" e che indica un metodo alternativo rispetto a quello dei rough sets per gestire l'incertezza tipica di questi contesti, ottenendo come risultato regole di investimento in grado di segnalare i punti di ingresso e i punti di

[57] "Financial forecasting using ANFIS networks with Quantum-behaved Particle Swarm Optimization"; Expert Systems with Applications 41; Ahmad Bagheri, Hamed Mohammadi Peyhani, Mohsen Akbari; pag. 6235-6250; 2014.

uscita dal mercato. Successivamente, i risultati ottenuti grazie alla metodologia ANFIS vengono ottimizzati tramite l'utilizzo di una variante della PSO, ovvero sia la Q-PSO (Quantum-behaved PSO), in grado di individuare le funzioni di appartenenza che sono state adoperate.

Un ulteriore interessante studio[58] utile ai fini della comprensione dello stato dell'arte in materia di trading system è quello pubblicato da Youngmin Kim e David Enke nel 2016, avente ad oggetto la realizzazione di un innovativo sistema di trading basato su regole adattive, grazie all'utilizzo della rough set analysis, ancora una volta applicata al mercato dei futures. Il punto di partenza è rappresentato anche in questo caso dagli indicatori di analisi tecnica, i quali vengono considerati come variabili input nella determinazione di un sistema automatico per l'individuazione delle decisioni di entrata o uscita dal mercato. In questo lavoro, la novità introdotta è l'utilizzo di un RCTS, acronimo che sta per "rule change trading system", che consiste in un sistema in grado di sviluppare di volta in volta regole migliori a seconda delle differenti condizioni del mercato, grazie alla rough set analysis. Congiuntamente, viene sviluppato anche un algoritmo genetico finalizzato alla massimizzazione del "payoff ratio", utile per l'individuazione delle soglie di market timing in entrata e in uscita dal mercato dei futures.

Tra tutti i lavori riportati all'interno di questo capitolo per evidenziare l'evoluzione sia sotto il profilo storico che sotto il profilo concettuale del contesto di riferimento, ho deciso di approfondire lo studio che è stato esposto come "traguardo virtuale" del percorso di approfondimento della review letteraria sopra riportata. La scelta di analizzare nel maggior dettaglio l'ultimo lavoro avente ad oggetto la realizzazione di un RCTS è dovuta principalmente alla presenza di molteplici strumenti di analisi riportati nei capitoli precedenti e che qui vengono tutti combinati assieme per cercare di sfruttare le potenzialità e le caratteristiche di ciascuno di essi. All'interno del particolare contesto di riferimento, è possibile notare, infatti, come l'approccio presentato abbia come punto iniziale dell'intero ragionamento la componente di analisi tecnica, grazie all'utilizzo di indicatori e oscillatori in grado di catturare le dinamiche e i comportamenti del mercato per l'iniziale individuazione di regole di trading, le quali verranno successivamente

[58]"Developing a rule change trading system for the futures market using rough set analysis"; Expert Systems With Applications 59; Youngmin Kim, Davide Enke; pag. 165-173.

selezionate e sviluppate grazie alla RST ai fini della realizzazione di regole sempre nuove e aggiornate in relazione ai cambiamenti del contesto di riferimento. Questo aspetto rappresenta personalmente una chiave molto importante nella scelta di approfondimento di questo lavoro, in quanto tale studio non consiste nella mera realizzazione di un trading system costruito una tantum sulla base delle informazioni provenienti dalle serie storiche, ma consente un interpretazione delle regole, che dunque non vengono semplicemente individuate e considerate valide in eterno, ma vengono aggregate grazie ai concetti alla base della Rough Set Theory per poter generare un risultato via via migliore, in relazione all'effettiva efficacia empirica delle stesse.

3.3 Costruzione di un trading system con regole variabili: il caso di un RCTS

Per la realizzazione di un RCTS viene individuato un procedimento costituito da tre fasi: all'interno della prima fase vengono creati i dati di input dell'intero processo, che non sono altro che gli indicatori di analisi tecnica, nonché gli attributi condizionali (indicatori di analisi tecnica) in un'ottica RST; congiuntamente si procede alla determinazione degli attributi decisionali, i quali, oltre a risultare necessari per la costruzione del "decision table"[59], indicano la scelta da prendere in relazione a quanto espresso dagli attributi condizionali.

Nella seconda fase, sulla base delle informazioni storiche provenienti dagli indicatori, avviene l'estrazione delle regole con la conseguente memorizzazione delle stesse all'interno di una sorta di deposito di regole. Infine, nella terza ed ultima fase di analisi, si procede materialmente all'esecuzione della strategia di trading a regole variabili, in modo tale da poter dare origine a segnali ottimali di entrata e uscita dal mercato grazie all'ottimizzazione effettuata tramite gli Algoritmi Genetici.

L'intero procedimento ora esposto viene di seguito riportato graficamente all'interno della Figura 9.

[59] Il "decision table" rappresenta un espressione con la quale si fa riferimento al cosiddetto "tavolo decisionale", ovvero sia il contesto caratterizzato da tutto il set informativo a disposizione per poter prendere le decisioni in condizioni di incertezza, nonché le strategie di investimento.

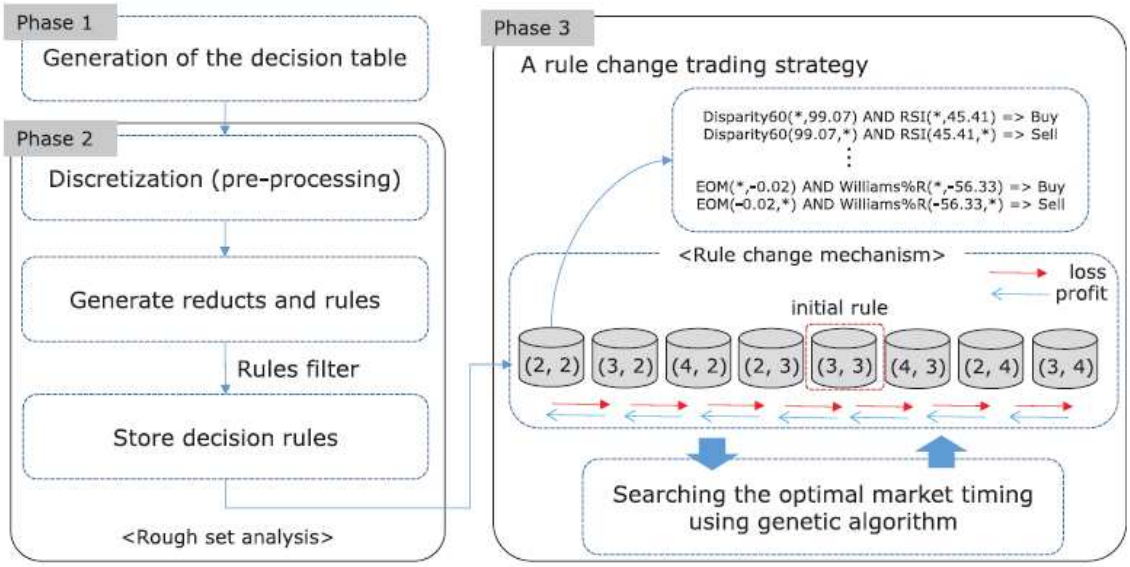


Figura 9: Procedura per la costruzione del modello RCTS.

3.3.1 Fase 1: costruzione del tavolo decisionale

La prima fase di generazione del tavolo decisionale comporta la determinazione degli attributi condizionali $\boldsymbol{A}=\{\boldsymbol{a_1}, \boldsymbol{a_2}, \dots, \boldsymbol{a_l}\}$e degli attributi decisionali $\boldsymbol{D} = \{\boldsymbol{d}\}$.Per quanto riguarda i primi, fanno riferimento al calcolo degli "l" indicatori di analisi tecnica a seconda della rispettiva formula di determinazione, utilizzando i dati disponibili dalle serie storiche dei mercati come per esempio il prezzo di apertura, quello di chiusura, i massimi e i minimi giornalieri, con un attenzione particolare anche al valore dei volumi di scambio all'interno dell'arco temporale di riferimento $(\boldsymbol{t-1}, \boldsymbol{t}]$.

Il valore da attribuire agli attributi decisionali rappresenta la direzione dell'andamento futuro dei prezzi, determinato sulla base di quanto emerso dal calcolo degli indicatori tecnici: possono essere dunque classificati come un segnale ribassista ***(-1)*** o come un segnale rialzista ***(+1)***, dove il primo sta ad indicare l'abbassamento stimato del prezzo del bene nel giorno successivo, mentre viceversa il secondo riporta un incremento nel livello del prezzo futuro rispetto al prezzo odierno. A questo punto è possibile definire il tavolo decisionale come $\boldsymbol{S} = (\boldsymbol{U}, \boldsymbol{A} \cup \{\boldsymbol{d}\})$.Nel lavoro qui esposto, si è proceduto alla selezione di trenta tra gli indicatori di analisi tecnica maggiormente utilizzati e diffusi tra gli operatori, tra i quali figurano anche diversi oscillatori in grado di muoversi all'interno di un range di prezzi, in modo tale da fornire una relazione di indiscernibilità utile ai fini della RST.

3.3.2 Fase 2: generazione e archivio delle regole di trading

La seconda fase ha inizio con quella che viene definita come "discretizzazione" dei dati, in una sorta di trattamento iniziale, in modo tale che la RST possa facilmente utilizzare dati caratterizzati dal fatto di essere stati trasformati in attributi discreti. La fase di discretizzazione avviene tramite un particolare procedimento in grado di convertire o suddividere attributi in forma continua $\boldsymbol{a_j}$ $(\boldsymbol{j = 1, 2, \ldots . l})$ rendendoli discreti grazie all'utilizzo di una serie di "cut points" $\boldsymbol{P_j = \{P_{j1}, P_{j2}, \ldots P_{jq}\}}$, dove $\boldsymbol{P_{j1}}$e $\boldsymbol{P_{jq}}$rappresentano rispettivamente il valore minimo e massimo assunto da $\boldsymbol{a_j}$**.**

Inoltre, tra i vari possibili metodi di discretizzazione presenti in letteratura, all'interno di questo approccio viene fatto riferimento a quello effettuato con uguale frequenza[60]: in questo modo, la prima cosa da fare consiste nel calcolare i rispettivi valori di $\boldsymbol{P_{j1}}$e di $\boldsymbol{a_j}$per poter effettuare un primo ordinamento di tutti i valori con un ordine ascendente. Per dirsi conclusa questa iniziale procedura di discretizzazione, è necessario procedere con un ulteriore raggruppamento, in modo tale che lo stesso numero di oggetti ordinati venga inserito all'interno di "$\boldsymbol{k}$" intervalli $\boldsymbol{(k = q - 1)}$**.**

Il secondo step, individuabile nella determinazione delle regole di trading, è dato dalle riduzioni di dati da effettuare sugli attributi oggetto di discretizzazione nella fase precedente: a partire dall'insieme di regole identificate, vengono eliminate quelle superflue perché già inglobate all'interno di altre regole che possono essere considerate come "più alte", ovvero costituite da range di output che comprendono i range espressi da regole più dettagliate. La fase delle riduzioni si dimostra essere di fondamentale importanza all'interno di tutti i processi di rough set analysis, poiché consiste nell'ottenimento di un minimo insieme di attributi in grado di individuare il massimo numero di oggetti nel tavolo decisionale. Di conseguenza, l'informazione principale desumibile dai dati discretizzati viene utilizzata per generare le riduzioni necessarie per la determinazione delle regole. In questo contesto si è scelto di procedere con un metodo manuale per la riduzione dei dati per poter consentire al singolo analista di individuare manualmente di volta in volta un sottoinsieme di attributi (e quindi di regole): così facendo è possibile ottenere tutte le possibili combinazioni di riduzioni di indicatori tecnici, selezionando i più significativi a discapito di quelli meno adatti.

[60] Tale metodo consiste nella suddivisione del range di output presentato dai singoli indicatori di analisi tecnica in intervalli di uguali dimensioni.

Sulla base delle riduzioni ottenute nel secondo step, le regole decisionali possono ora essere rappresentate nella forma "IF-THEN" per poter combinare assieme le informazioni derivanti dagli attributi condizionali con quelle degli attributi decisionali. Di seguito viene riportata l'espressione presentata da una regola decisionale "r":

$$\boldsymbol{r}: \boldsymbol{if}\left(\boldsymbol{a_1}, \boldsymbol{p^k_{a1(i)}}\right) \wedge \left(\boldsymbol{a_2}, \boldsymbol{p^k_{a2(i)}}\right) \wedge \ldots \wedge \left(\boldsymbol{a_l}, \boldsymbol{p^k_{al(i)}}\right) \boldsymbol{then}\ (\boldsymbol{d})$$

Dove:

- $\boldsymbol{a_1}, \boldsymbol{a_2}, \ldots, \boldsymbol{a_l}$sono i singoli indicatori tecnici, in questo contesto denominati come attributi condizionali.
- $\boldsymbol{p^k_{a1(i)}}, \boldsymbol{p^k_{a2(i)}}$e $\boldsymbol{p^k_{al(i)}}$evidenziano il range del corrispondente indicatore tecnico $\boldsymbol{a_1}, \boldsymbol{a_2}, \ldots, \boldsymbol{a_l}$con l'i-esimo intervallo $(\boldsymbol{i = 1, 2, \ldots, k})$tra i "k" intervalli presenti.

Dopo aver espresso nella forma IF-THEN ogni singola regola generata in seguito al processo di riduzione, si è proceduto al filtraggio delle regole decisionali inefficaci grazie all'osservazione derivante da reali misurazioni, come per esempio quelle denominate con il termine "support"[61], che rappresentano minimo il 20% del totale numero di ciascun insieme di prova, le "coverage"[62] superiori sempre al 20% e le "accuracy"[63] per un valore maggiore di 50%.

Perciò, a questo punto, è possibile fornire una definizione rappresentativa per ciascuna delle regole decisionali individuate tramite questo processo:

$$\boldsymbol{R(k, l) = \{r_1, r_2, \ldots, r_n\}}$$

Si tratta di una espressione riconducibile a qualsiasi regola risultante dal processo di analisi svolto all'interno della seconda fase, in quanto "k" rappresenta il numero degli intervalli per la discretizzazione, mentre "l" riporta la cardinalità delle riduzioni effettuate. Ai fini del presente studio, è stata presa la decisione di escludere dal deposito di regole l'insieme decisionale indicato nell'espressione $\boldsymbol{R(4, 4)}$ a causa dell'eccessivo grado di difficoltà computazionale della maggior parte di regole facenti parte questo set, procedendo dunque ad un manuale filtraggio dello stesso al di fuori dell'intero lavoro: difatti con 4 intervalli e 4 livelli di cardinalità di riduzioni effettuate, la struttura delle regole di investimento risulterebbe eccessivamente complessa da trattare.

---

[61] All'interno del lavoro qui analizzato vengono indicate con questo termine le cosiddette regole di "supporto".

[62] Il termine "coverage" sta ad indicare le regole di "copertura" presenti.

[63] L'accuracy rappresenta l'accuratezza delle regole.

Di conseguenza, tutte le regole estratte da questa procedura non sono altro che le rispettive combinazioni dei livelli di $\boldsymbol{k}\,(=\mathbf{2},\mathbf{3},\mathbf{4})$ e di $\boldsymbol{l}\,(=\mathbf{2},\mathbf{3},\mathbf{4})$. Il risultato dell'intera fase è rappresentato da tutte quelle regole decisionali che sono state estratte[64], le quali vengono immagazzinate all'interno di quello che viene definito come "trading rules repository", ovvero sia una sorta di magazzino di stoccaggio di regole.

3.3.3 Fase 3: strategia di trading tramite regole variabili: il meccanismo di cambiamento delle regole

Tutte le regole selezionate nella precedente seconda fase del processo necessitano di essere convertite, in modo tale da renderle adatte all'utilizzo nel mercato di riferimento, rappresentato in questo caso dal mercato dei futures. A tale scopo, viene proposto un meccanismo in grado di valutare il grado di efficienza di ciascun set di regole, misurando la capacità per ognuna di esse di produrre segnali di acquisto o di vendita; tale meccanismo viene espresso dal seguente rapporto:

$$\boldsymbol{RR_t(k,l)} = \frac{\boldsymbol{S_t(k,l)}}{\boldsymbol{N(k,l)}}$$

dove il denominatore $\boldsymbol{N(k,l)}$ rappresenta il numero totale delle regole individuate nella seconda fase, tanto che la dicitura potrebbe anche essere espressa come in precedenza, ovvero sia $\boldsymbol{R(k,l)}$; mentre per quanto riguarda il numeratore, $\boldsymbol{S_t(k,l)}$ indica il valore della somma di tutte le regole $\boldsymbol{R(k,l)}$ che sono state soddisfatte nel periodo di prova al tempo "t". Sotto il profilo interpretativo, qualora tale ratio presentasse un valore prossimo ad 1, ciò significa che la maggior parte delle regole selezionate comporta la generazione di segnali di acquisto, viceversa, qualora il valore assunto da $\boldsymbol{RR_t(k,l)}$ sia tendente a -1, la maggioranza delle regole genera segnali di vendita.

[64] In questo studio sono stati individuati otto insiemi di regole decisionali, derivanti dalle varie combinazioni di "k" e "l".

Per questo motivo, la strategia di trading mediante regole variabili può essere implementata grazie all'inserimento di una determinata soglia $\boldsymbol{\alpha}(\boldsymbol{\beta})$, grazie alla quale $\boldsymbol{RR_t}$può dare origine ad un segnale di acquisto (o di vendita) ogni qual volta il suo valore si collochi al di sopra (o al di sotto) di quella data soglia (oltre ad $\boldsymbol{\alpha}$ viene individuata anche l'altra soglia di riferimento $\boldsymbol{\beta}$**).**

Ciò che contraddistingue l'intero approccio è proprio tale meccanismo, in grado di attivarsi qualora il profitto dello scambio precedente risulti positivo, modificando la precedente regola $\boldsymbol{RR_t(k,l)}$ nella nuova forma $\boldsymbol{RR_t(k-1,l)}$ o $\boldsymbol{RR_t(k,l-1)}$ per la successiva decisione di trading. Viceversa, qualora il risultato derivante dallo scambio appena concluso corrispondesse ad un profitto negativo, il valore di $\boldsymbol{RR_t(k,l)}$ si andrebbe a modificare per i futuri scambi nelle seguenti modalità: $\boldsymbol{RR_t(k+1,l)}$ oppure $\boldsymbol{RR_t(k,l+1)}$. A titolo esemplificativo, viene di seguito riportata una strategia di trading individuata tramite una procedura trial-and-error[65], relativa alla situazione iniziale $\boldsymbol{RR_t(3,3)}$ presentata nel lavoro oggetto di approfondimento:

La regola iniziale di trading è $\boldsymbol{RR_t(k=3,l=3)}$

SE $\boldsymbol{RR_t}$ *è maggiore della soglia* $\boldsymbol{\alpha}$

Se la posizione è "none" $(t-1)$*, allora "long position"*

Altrimenti Se la posizione è "short" $(t-1)$*, allora uscire dalla posizione e cambiare regola*

Altrimenti, tenere la posizione

SE INVECE $\boldsymbol{RR_t}$ *è minore della soglia* $\boldsymbol{\beta}$

Se la posizione è "none" $(t-1)$*, allora "short position"*

Altrimenti Se la posizione è "long" $(t-1)$*, allora uscire dalla posizione e cambiare regola*

Altrimenti, tenere la posizione

ALTRIMENTI, stare fuori dal mercato

[65] Si tratta di un metodo euristico, che consiste nell'individuazione del risultato desiderato tramite continui tentativi da parte dell'operatore fino al raggiungimento dell'obiettivo definito a priori.

3.3.4 Fase 4: ricerca dei migliori segnali di trading con algoritmi genetici

Diversamente da quanto avviene nella maggior parte delle pubblicazioni in materia, dove ai fini della valutazione dell'efficacia di un determinato trading system si fa generalmente riferimento ad indici come lo Sharpe Ratio o semplicemente al profitto, in questo lavoro si è scelto di utilizzare il Payoff Ratio: questo indice, espresso tramite la formula Profitti/Perdite, rappresenta lo strumento di valutazione per ciascuno scambio messo in atto nel corso del periodo di training, nonché la funzione di fitness da ottimizzare nella seconda parte della terza fase dell'intera procedura. Un ulteriore definizione di tale indice è stata fornita da Wang nel 2004, il quale all'interno di una sua pubblicazione[66] l'ha definito come il profitto medio per scambio nel sistema, diviso per la media delle perdite dell'intero sistema. Dopo aver individuato la funzione di fitness definita come sopra, è necessario determinare la funzione obiettivo del RCTS, basata sulla massimizzazione del Payoff Ratio (PR) come segue:

$$Maximize\boldsymbol{PR} = \frac{\frac{\sum \boldsymbol{W}}{\boldsymbol{N_W}}}{\frac{\sum \boldsymbol{L}}{\boldsymbol{N_L}}} = \frac{\overline{\boldsymbol{W}}}{\overline{\boldsymbol{L}}} \text{dove:}$$

- $\boldsymbol{PR}$è il Payoff Ratio.
- $\sum \boldsymbol{W}$indica il profitto totale di tutte le operazioni vincenti, mentre $\sum \boldsymbol{L}$riporta la perdita totale accumulata in tutti i trading conclusi con esito negativo.
- $\boldsymbol{N_W}$rappresenta l'ammontare esatto delle operazioni vincenti, mentre $\boldsymbol{N_L}$rappresenta il numero complessivo delle operazioni perdenti.

In quest'ultima fase si ricorre dunque all'utilizzo degli Algoritmi Genetici in modo tale da poter ottimizzare i valori delle soglie $\boldsymbol{\alpha}\ (-\mathbf{1} < \alpha < 1)e\boldsymbol{\beta}\ (-\mathbf{1} < \beta < 1)$per massimizzare il risultato derivante dal $\boldsymbol{PR}$all'interno del periodo di training. Parallelamente, sono stati introdotti anche ulteriori vincoli per quanto riguarda il numero di scambi, che devono necessariamente essere superiori a 30($\boldsymbol{N_W} + \boldsymbol{N_L} > 30$)e per quanto concerne il tasso di vincita dei trading ($\mathbf{0.35}\ \frac{\boldsymbol{N_W}}{\boldsymbol{N_W}+\boldsymbol{N_L}} < 0.65$).

L'adozione di tali soglie nel processo di ottimizzazione tramite Algoritmi Genetici influenzano direttamente l'ambito dello spazio di ricerca, limitandolo nell'area più efficace ai fini del processo evoluzionario. Nel lavoro qui presentato, per gli esperimenti

[66] "Combining technical trading rules using particle swarm optimization"; Expert System with Applications 41; Wang, Cheung; pag. 3016-3026; 2014.

della fase preliminare, gli autori hanno deciso di fissare il livello di popolazione a 1000 individui, impostando invece i coefficienti di crossover e di mutazione ai valori di 0.5 e 0.06 rispettivamente. Il numero di generazioni, corrispondenti al numero di iterazioni da far svolgere all'algoritmo, è stato fissato a 500, inserendo un criterio di stop qualora non ci fosse alcun miglioramento del grado di 1% nelle precedenti 5000 prove. Per quanto riguarda il mercato di riferimento oggetto di approfondimento per la costruzione dell'RCTS la scelta è ricaduta sui contratti futures del "30-min Korea Stock Price Index 200" (KOSPI 200). Per poter effettuare un'analisi preliminare sulla robustezza del modello generato, si è reso necessario adottare un metodo "sliding window", consistente nella suddivisione del periodo di riferimento in diverse finestre temporali in grado di testare immediatamente l'efficacia delle regole individuate, adattandole di volta in volta per la finestra successiva. L'intero esperimento ha avuto ad oggetto il periodo compreso tra il 14 settembre 2007 e il 13 marzo 2014, il quale è stato suddiviso in 24 training periods e testing periods, rispettivamente di sei e tre mesi: nei primi si procede ad un analisi dell'andamento del prezzo del futures individuando tutte quelle regole che verranno poi messe in pratica e testate direttamente nei successivi testing periods.

Al fine di osservare l'andamento di differenti strategie individuando quella più profittevole, l'esperimento è stato condotto portando avanti più criteri di cambiamento delle regole, confrontandoli al termine del periodo di test con il rispettivo Payoff Ratio e con un indice dato dal rapporto tra utile lordo e perdita lorda (denominato "profit factor"). Ad ottenere i migliori risultati sarà ovviamente il trading system in grado di generare un maggior livello di PR e profit factor.

4. Applicazione

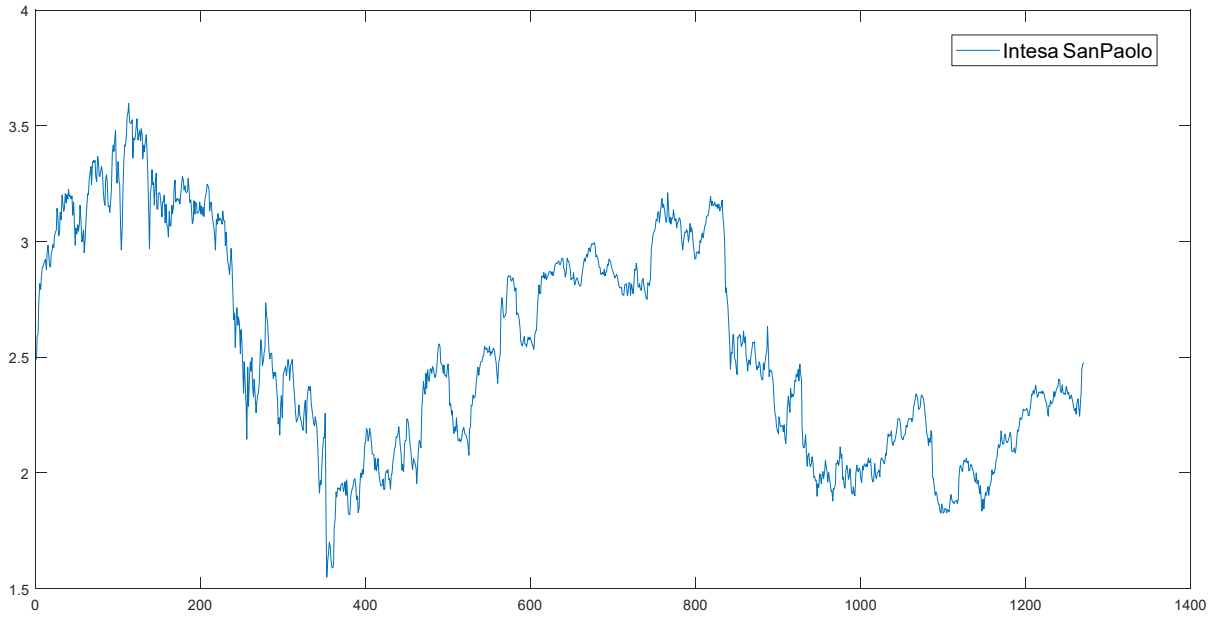
All'interno di questo capitolo viene presentata l'applicazione pratica relativa alla realizzazione di un trading system implementato grazie all'utilizzo del software "MatLab". Il lavoro descritto nei paragrafi del capitolo precedente è stato utilizzato come un punto di partenza per questa analisi, finalizzata all'individuazione di una serie di regole di investimento, da aggregare e confrontare in modo tale da poterne studiare i risultati complessivi, generando dei veri e propri segnali di entrata e di uscita dal mercato. Come avvenuto nella realizzazione di un RCTS sopra descritto, come output di partenza sono stati utilizzati i rispettivi valori di alcuni indicatori di analisi tecnica, i quali sono stati successivamente oggetto di Rough Set Analysis prima di produrre dei veri e propri segnali di trading. Una volta ultimata questa fase, si è proceduto individuando 35 regole di investimento, assoggettabili a delle vere e proprie strategie, realizzate tramite la combinazione dei differenti valori di output associati agli indicatori di analisi tecnica. Il segnale finale operativo di entrata ed uscita dal mercato è stato ottenuto impostando come elemento discriminante la contemporanea decisione di investimento da parte della maggioranza delle regole presenti.

4.1 Analisi delle serie storiche

Nel paragrafo che segue si presenteranno le serie storiche oggetto di studio per questo lavoro. L'analisi è stata effettuata tenendo in considerazione cinque titoli appartenenti al settore bancario italiano, in modo tale da testare il trading system all'interno di un contesto complesso e dall'andamento altalenante, certamente non caratterizzato da fenomeni di continua e costante crescita, come invece è possibile osservare in altri mercati. Questo focus sul sistema bancario italiano è dovuto quindi alla volontà di osservare i risultati potenzialmente ottenibili all'interno di un contesto oggetto negli ultimi anni di numerose crisi, specialmente nel territorio nazionale, che hanno portato ad una continua diminuzione del grado di fiducia agli occhi dei consumatori ed investitori.
Le serie storiche sono state scaricate dal sito internet "Yahoo Finance" e contengono le quotazioni azionarie dei prezzi di chiusura relativi ad un arco temporale della durata di 5 anni, a partire dal 10/02/2015 fino al 10/02/2020, per un totale di 1270 osservazioni.

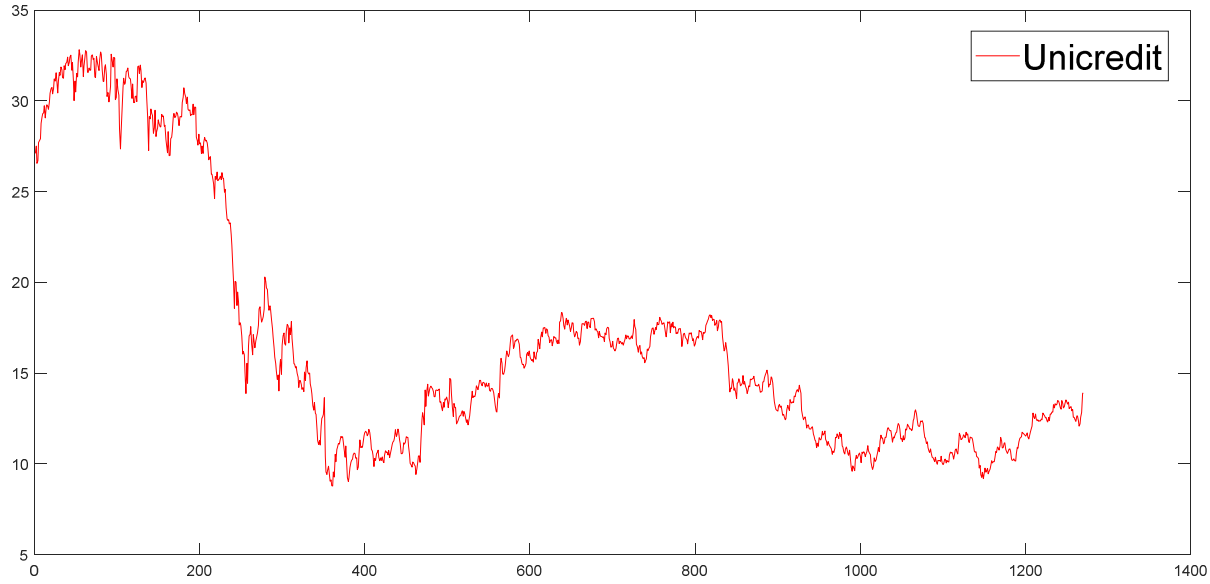
Si è scelto di analizzare le quotazioni di cinque tra le banche italiane operanti all'interno del nostro territorio, cercando per quanto possibili di diversificare tra banche affermate e di grandi dimensioni, banche di nicchia operanti specificatamente solo in certi settori, oltre che banche relativamente giovani e, in via teorica, più propense a dinamiche di crescita. Per quanto riguarda le banche affermate, sono state individuate le due banche italiane più importanti e conosciute nel panorama europeo, come Intesa SanPaolo e Unicredit; tra le cinque banche oggetto di analisi rientra anche Banca IFIS, specializzata nell'acquisto di portafogli NPL dalle altre banche commerciali.
Viene inoltre selezionata anche Banca Mediolanum, che si differenzia dalle precedenti per aver fatto del suo core business l'offerta di servizi di investimento; infine, a completare l'analisi è stato scelto Banco BPM, terzo gruppo bancario in Italia, caratterizzato da un'origine di tipo cooperativo, andando così a formare un insieme eterogeneo di società, seppur appartenenti al medesimo settore.
Di seguito vengono riportati i grafici dei prezzi dei titoli quotati sul mercato italiano di tali banche, indicando tra parentesi l'acronimo adottato all'interno del file MatLab:

- Intesa SanPaolo (ISP):



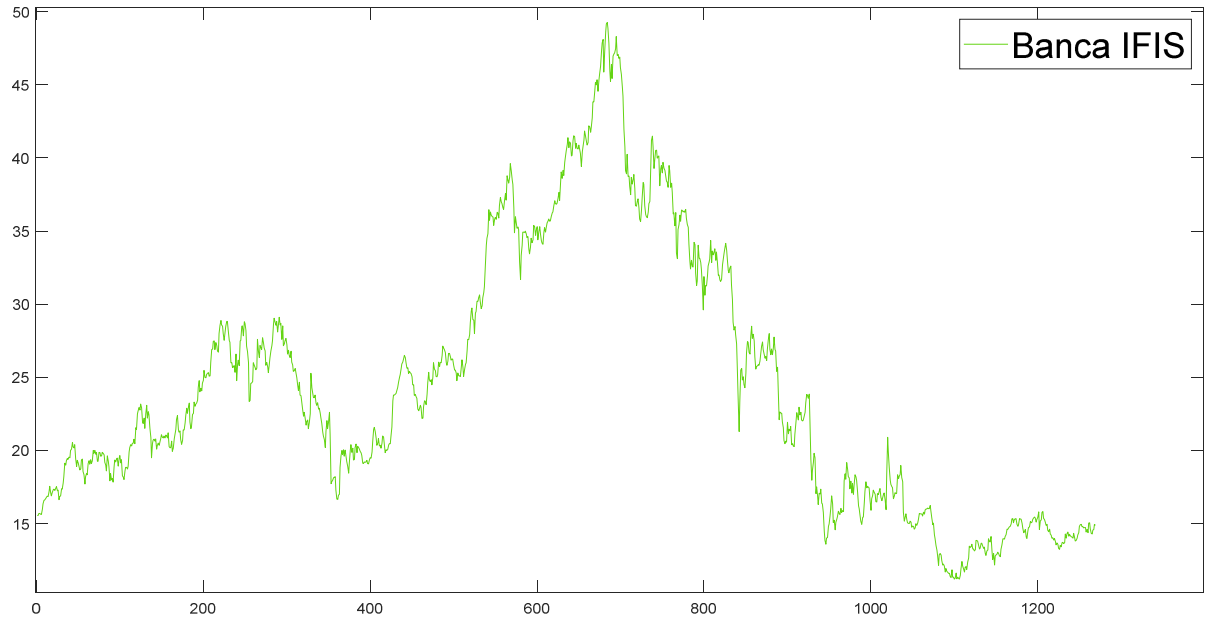
L'andamento del prezzo si mostra estremamente volatile, con le prime osservazioni caratterizzate da un valore per azione di circa 2,50 euro, fino ad arrivare a toccare il valore minimo osservato nell'arco degli ultimi cinque anni, di poco superiore a 1,50 euro per azione, come conseguenza della crisi economica. Successivamente, il titolo ha ripreso a salire per l'arco temporale di circa un anno, per raggiungere il massimo relativo superiore alla soglia di 3 euro per azione.

- Unicredit (Unicredit):



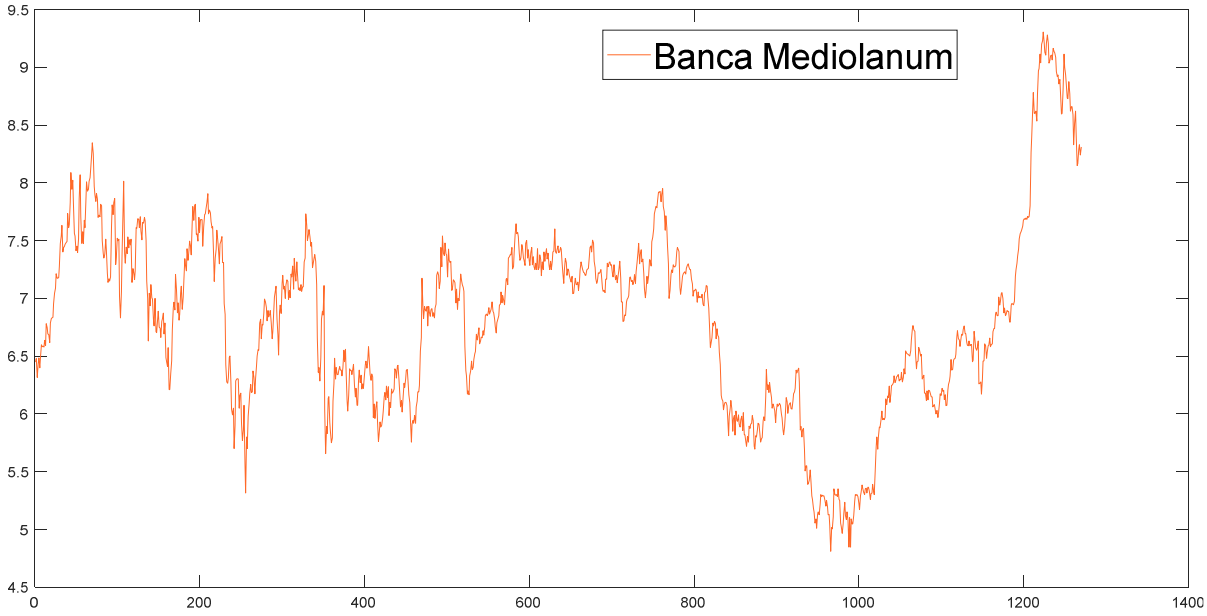
Anche la curva di prezzo relativa all'andamento di Unicredit vede una struttura del tutto simile a quella di Intesa, con la sola differenza individuabile nella minore volatilità dei prezzi. In apertura è presente il massimo storico degli ultimi cinque anni di quotazione, corrispondente a circa 26 euro per azione: durante la recente crisi del 2016 il valore è diminuito fino addirittura a scendere al di sotto della soglia di 10 euro per azione intorno all'osservazione numero 400, per poi risalire come nel caso della banca sopra analizzata, seppur in maniera meno brusca non riuscendo ad abbattere nuovamente il muro dei 20 euro.

- Banca IFIS (IFISfinale):



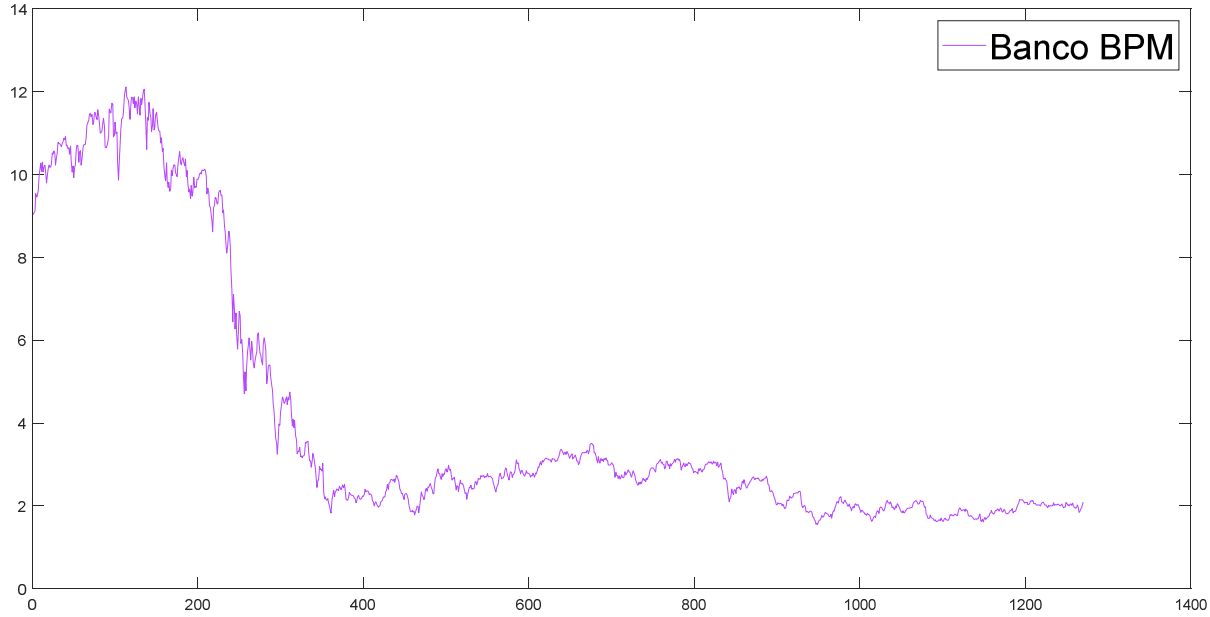
La terza banca riportata presenta un andamento del tutto particolare e differente rispetto alle altre banche analizzate all'interno di questo elaborato. Vista il differente status all'interno del settore bancario italiano, la curva di prezzo presenta una sostanziale costante crescita per circa 700 osservazioni, con un breve ritracciamento intorno al valore 400 dovuto alla ormai nota crisi di settore. Tuttavia essendo una realtà particolarmente nuova e in crescita, il prezzo ha riportato un consolidamento fino ai massimi di circa 50 euro per azione, prima di intraprendere una altrettanto costante ricaduta fino ai minimi relativi con valori di circa 14 euro per azione.

- Banca Mediolanum (MEDIOLANUM):



Banca Mediolanum presenta l'andamento più laterale tra i titoli riportati, quantomeno per la maggior parte del periodo oggetto di analisi, ovvero sia fino all'osservazione numero 1000: per tutto questo periodo la quotazione si è praticamente sempre mantenuta all'interno del range tra 5 e 8 euro per azione, prima di subire un'impennata per raggiungere il massimo relativo ai cinque anni analizzati, superando la soglia dei 9 euro per azione.

- Banco BPM (BPM):



L'andamento del titolo di Banco BPM rappresenta quello maggiormente negativo dei cinque analizzati, dal momento che le conseguenze della crisi del 2016 hanno avuto notevoli conseguenze, facendo diminuire il prezzo di ben cinque volte rispetto ai valori riscontrati ad inizio 2015 di circa 12 euro per azione. Diversamente dalle concorrenti però, a partire dall'osservazione numero 400 circa non è riuscita a instaurare una ripresa altrettanto decisa, rimanendo fino al giorno d'oggi con un valore per azione costante di circa 2 euro.

Una volta individuati i titoli oggetto di analisi e dopo aver stabilito l'orizzonte temporale di riferimento, i dati vengono importati all'interno del software MatLab in formato "CSV": a seconda della banca analizzata, sarà necessario esclusivamente andare a modificare di volta in volta il nome del file contenente le specifiche quotazioni. Successivamente, si prosegue con il calcolo dei singoli indicatori di analisi tecnica.

4.2 Gli indicatori di analisi tecnica

4.2.1 Moving Average Convergence Divergence (MACD)

Tale indicatore confronta la media dei prezzi relativa a differenti finestre temporali, in modo tale da fornire dei segnali di inversione del trend in atto.

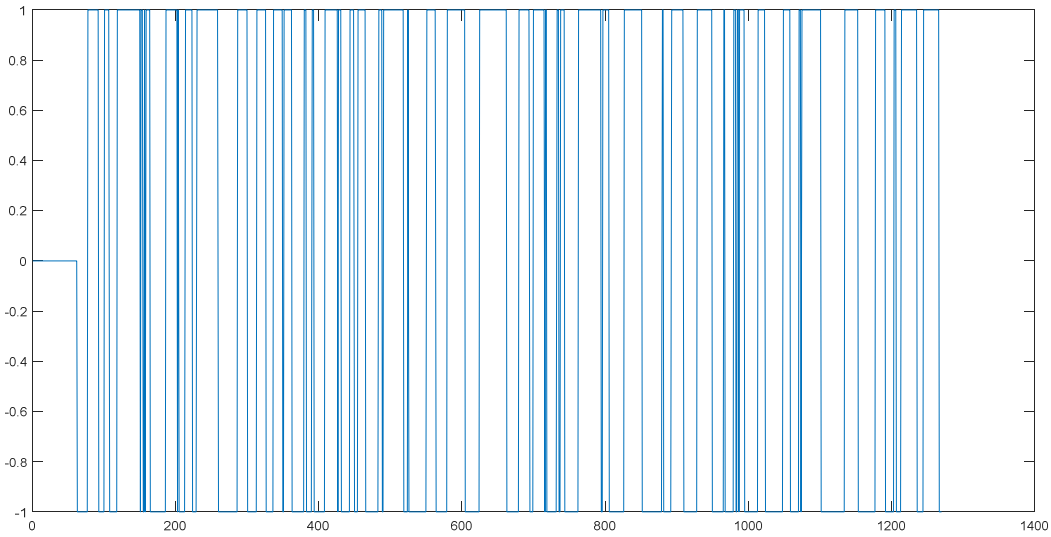
Sotto il profilo operativo si è optato di considerare i valori standard adottati in letteratura per il calcolo del MACD, realizzato sottraendo la media mobile esponenziale a 26 periodi alla media mobile a 12 periodi; per quanto riguarda il segnale di trading associato al questo indicatore, è stata utilizzata la media mobile esponenziale a 9 periodi del MACD. Applicando dunque i concetti generali in questo contesto di riferimento, ogni qual volta "*Segnalelinea*" superi "*MACDlinea*" passando dal tempo (t-1) al tempo (t), viene generato un segnale di inversione del trend decrescente in atto, anticipando una futura risalita dei prezzi, suggerendo quindi di entrate in posizione long.

Viceversa, qualora la curva "*Segnalelinea*" dovesse scendere al di sotto di "*MACDlinea*", implicherebbe un inversione del trend crescente in atto, comportando una futura discesa dei prezzi, suggerendo quindi di uscire dal mercato (per l'osservazione dell'andamento di queste due curve associate a ciascun titolo, si rimanda all'Appendice A)

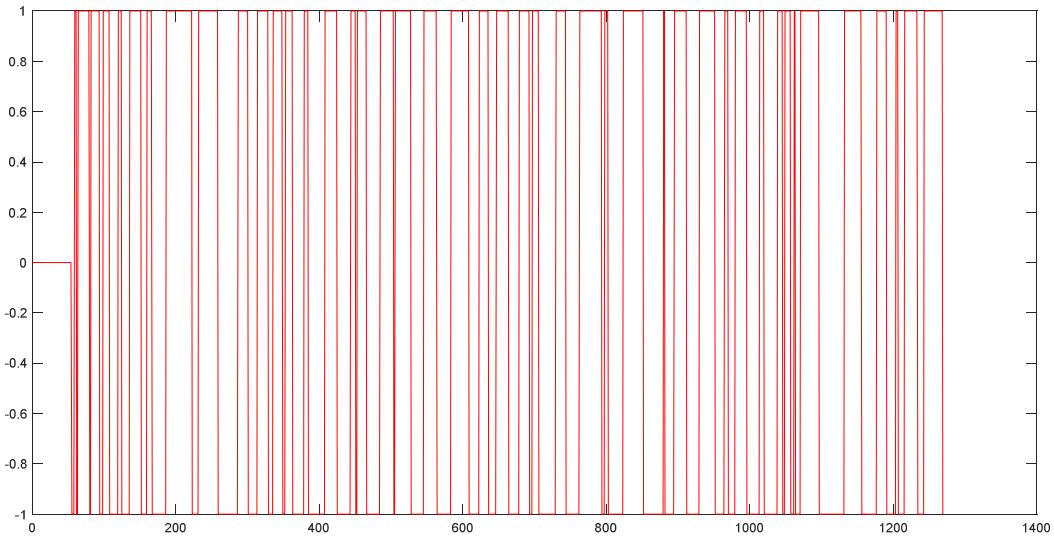
Sulla base dell'andamento di queste due curve, viene generato un vero e proprio segnale operativo riferito esclusivamente a questo tipo di indicatore, che viene individuato dalla denominazione "*segnaleMACD*": nei paragrafi successivi verrà realizzato un segnale operativo associato ad ognuno degli altri indicatori di analisi tecnica utilizzati, in modo tale da aggregare in un secondo momento le indicazioni fornite.

Di seguito vengono riportati i grafici relativi al segnale operativo generato sulla base dell'indicatore MACD nei cinque titoli oggetto di analisi.

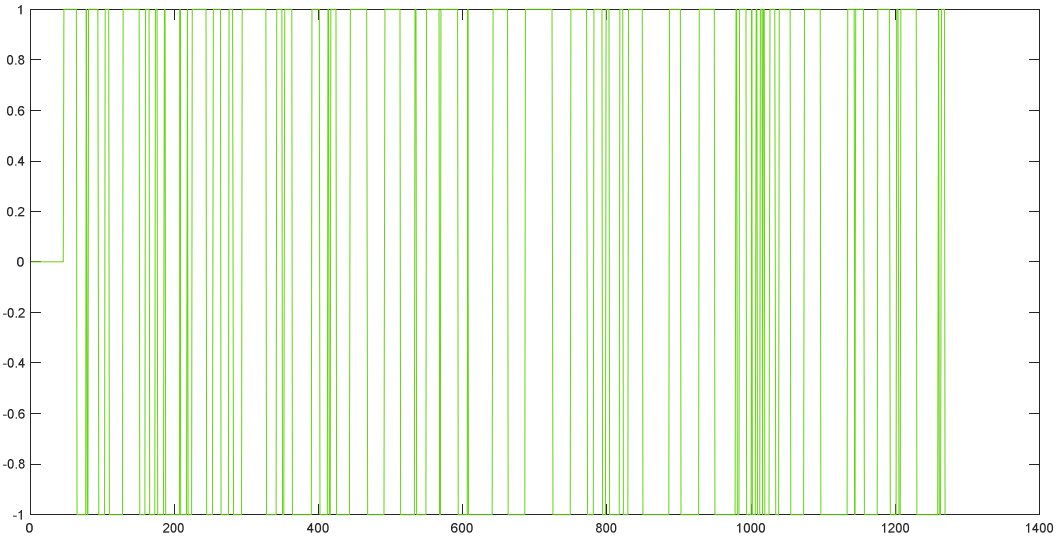
- Intesa SanPaolo:



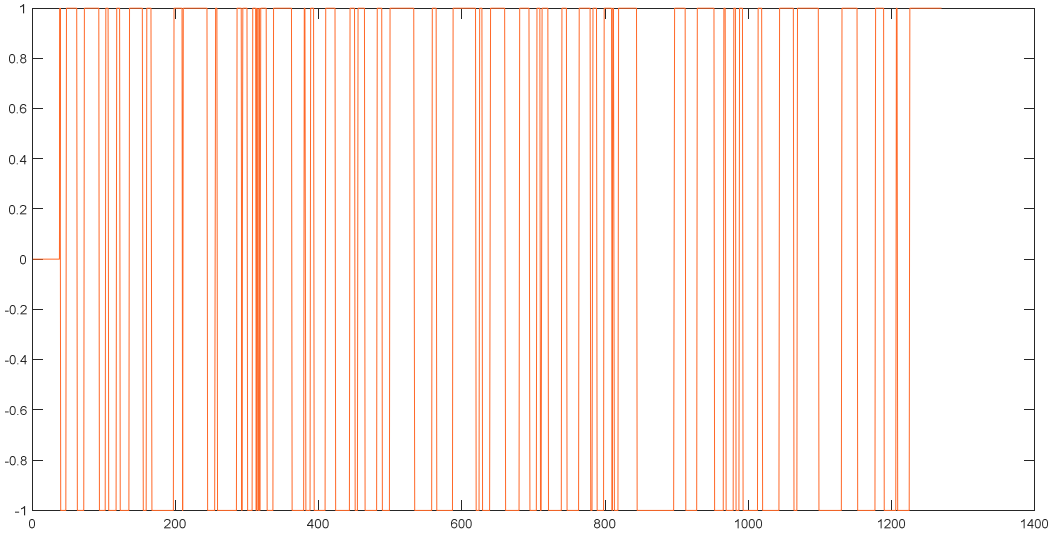
- Unicredit:



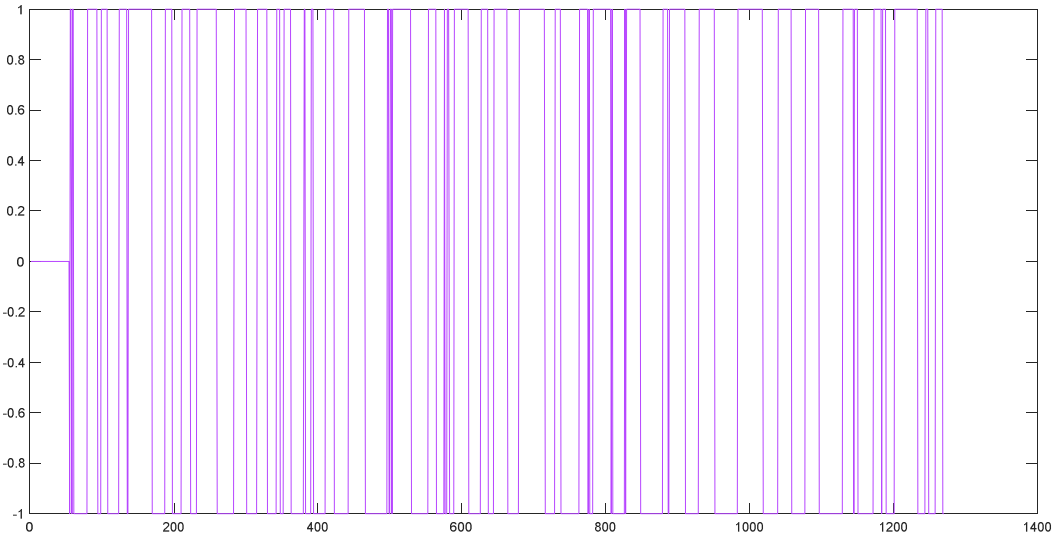
- Banca IFIS:



- Mediolanum:



- Banco BPM:



Il segnale generato esclusivamente sulla base dell'indicatore MACD avrebbe comportato tutte le operazioni sopra esposte: per tre titoli su cinque (Intesa SanPaolo, Unicredit e Banco BPM) la prima operazione da effettuare consiste in una posizione short, giustificata dall'andamento delle quotazioni destinate a scendere ulteriormente; per quanto riguarda invece Banca IFIS e Banca Mediolanum, l'indicatore suggerisce di entrare nel mercato con una posizione lunga, dovuta all'imminente rialzo dei due prezzi. Chiaramente in corrispondenza dell'infittirsi delle linee, aumenterà necessariamente il numero di operazioni da svolgere, con continui movimenti di entrata e di uscita dal mercato, dovuti a particolari condizioni riscontrabili graficamente.

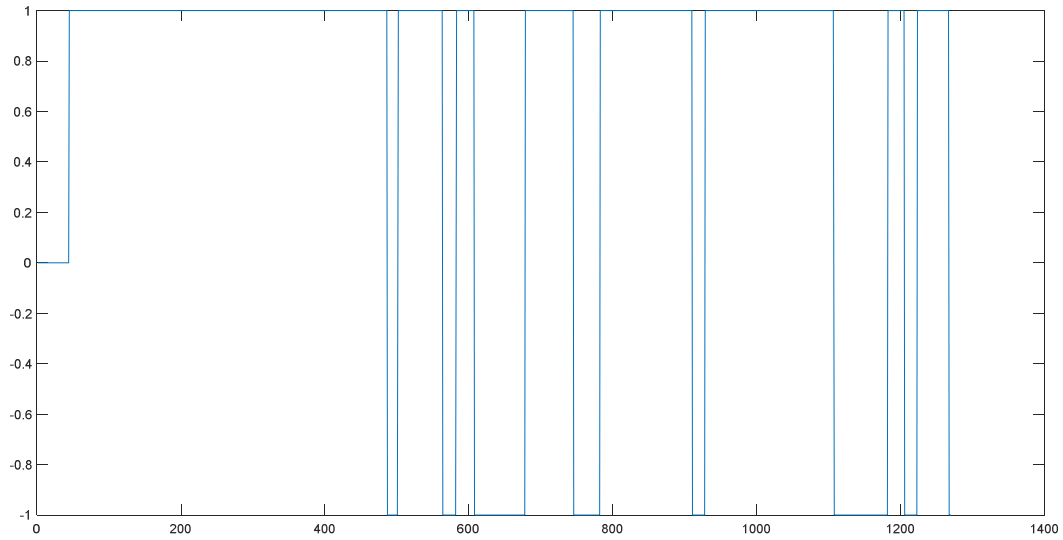
4.2.2 Le Bande di Bollinger (BB)

Questo indicatore tiene conto delle oscillazioni della curva dei prezzi, mettendole a confronto con due differenti livelli di volatilità: la quotazione viene difatti ricompresa all'interno di un range delimitato nella parte superiore dalla media dei prezzi moltiplicata per due volte la standard deviation, mentre nella parte inferiore il limite è rappresentato da meno due volte la standard deviation riferita sempre alla media dei prezzi.

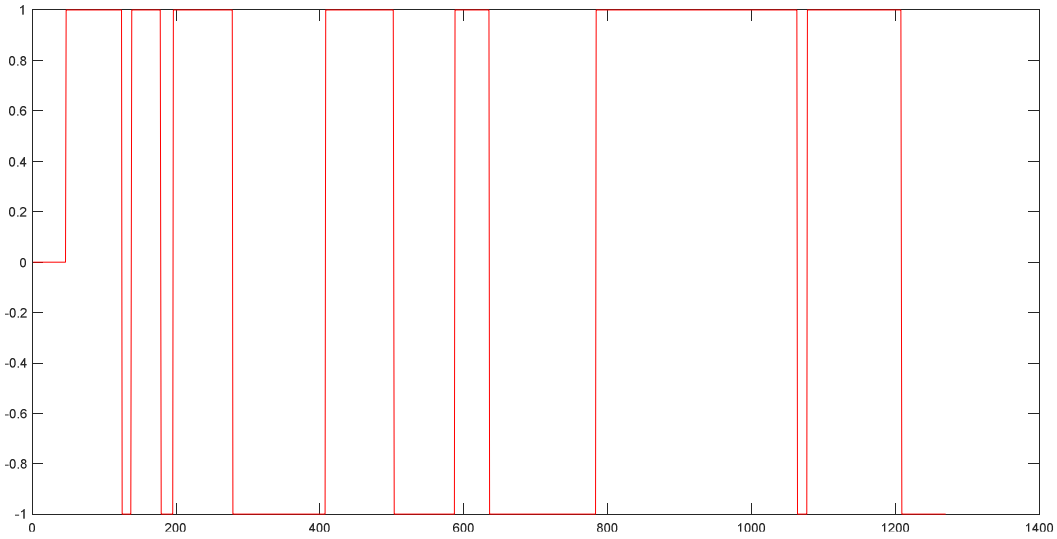
Il segnale operativo viene generato ogni qual volta la quotazione reale del titolo superi la banda superiore o quella inferiore: nel caso in cui superi la banda superiore (denominata "*superiore*" nel file), l'eccessiva volatilità al rialzo implicherebbe un imminente abbassamento del livello dei prezzi, generando così un segnale di uscita dal mercato (*segnaleBB = -1*); qualora invece la curva di prezzo dovesse scendere al di sotto della banda inferiore (denominata "*inferiore*" nel file), si tratterebbe operativamente di un buon momento per entrare nel mercato, generando così un segnale di acquisto (*segnaleBB = +1*). Per quanto riguarda l'output associato alla rappresentazione grafica delle Bande di Bollinger calcolate per ciascuno dei titoli, si rimanda all'Appendice B.

Di seguito vengono riportati grafici relativi all'andamento del "*segnaleBB*" nei cinque titoli oggetto di analisi.

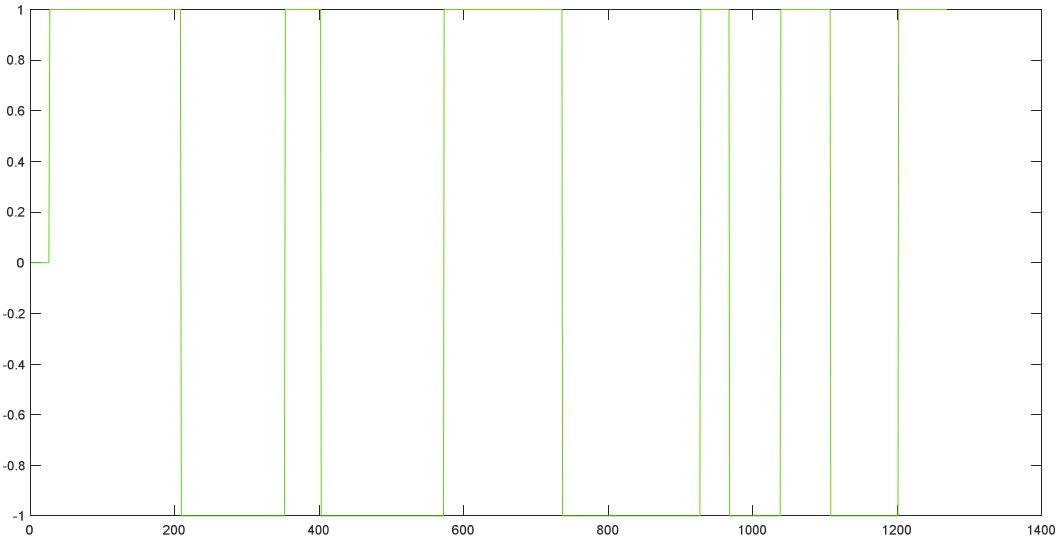
- Intesa SanPaolo:



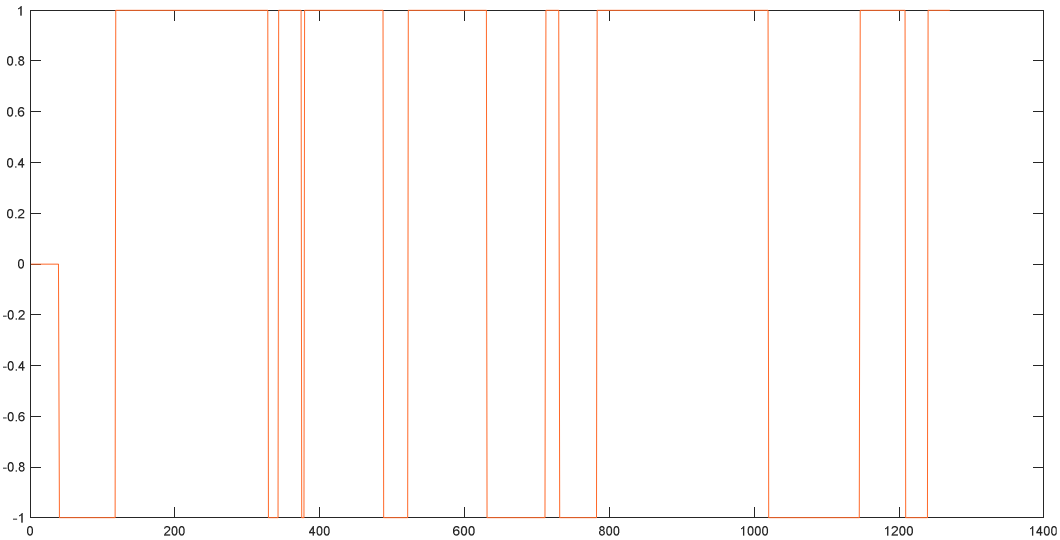
- Unicredit:



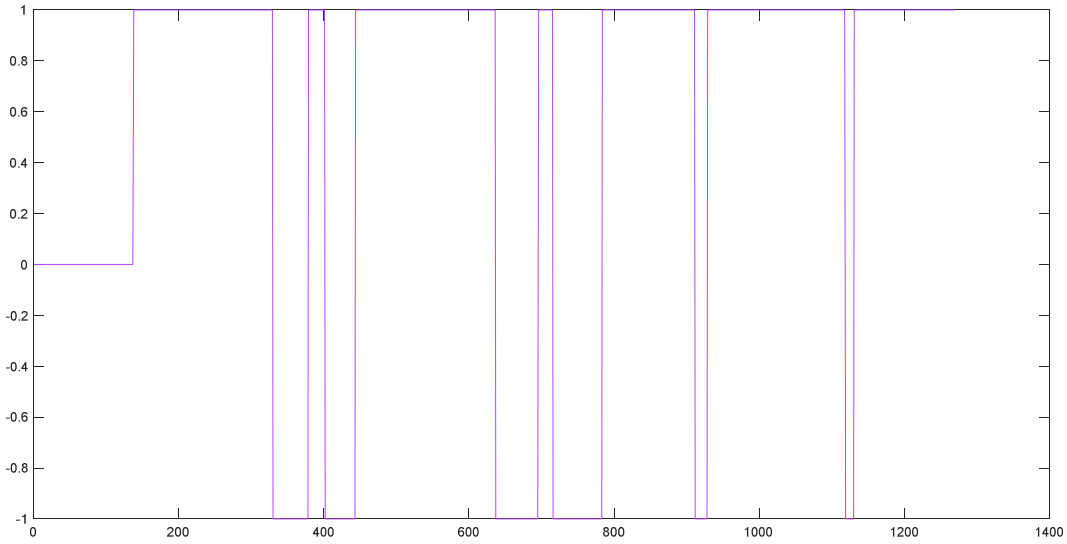
- Banca IFIS:



- Banca Mediolanum:



- Banco BPM

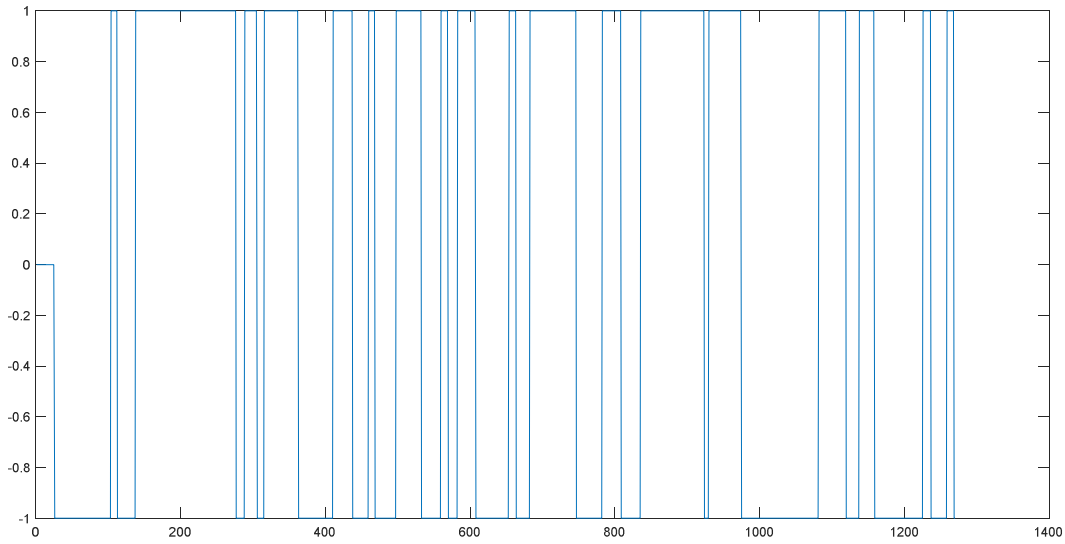


Diversamente rispetto a quanto esposto nel paragrafo relativo al precedente indicatore di analisi tecnica preso in considerazione, è possibile notare anche graficamente la minor quantità di operazioni suggerite per ciascun titolo utilizzando le Bande di Bollinger.
Per esempio nel titolo Intesa SanPaolo, viene effettuato l'acquisto nel periodo iniziale, con la posizione che viene mantenuta fino addirittura all'osservazione numero 500 circa, a testimonianza dell'elevata differenza nel numero di operazioni effettuate.
Complessivamente un tale risultato è comunque giustificabile dalla difficoltà della curva di prezzo di raggiungere e superare la soglia delle due volte la standard deviation rispetto al valore medio, rispetto al continuo alternarsi e sovrapporsi di due curve medie, come avveniva nel caso dell'indicatore MACD.

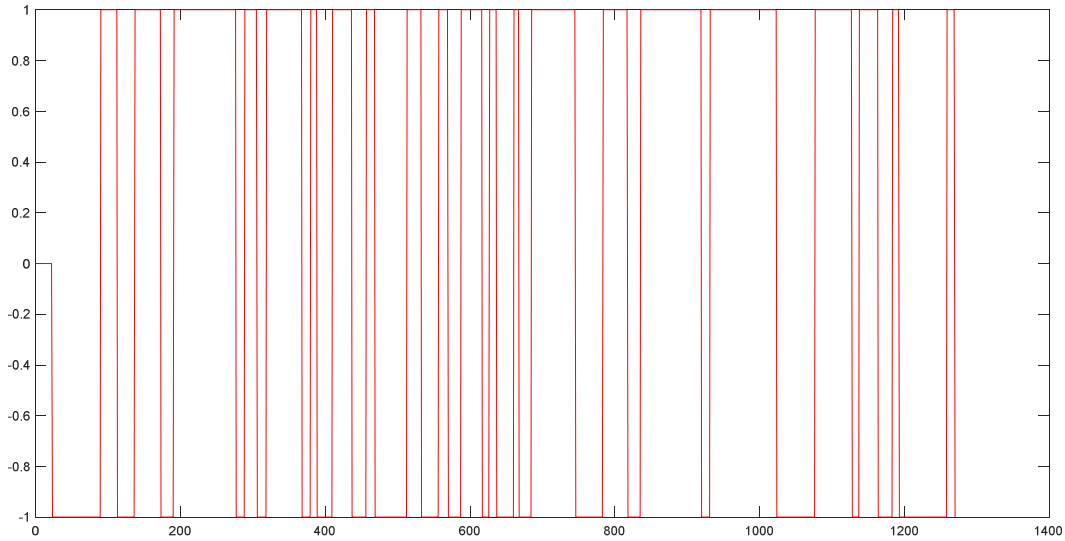
4.2.3 Relative Strength Index (RSI)

Tale oscillatore di analisi tecnica fornisce informazioni relativamente alla forza del trend in atto, consentendo all'investitore di scegliere quando entrare o uscire dal mercato al superamento di determinate soglie. L'output è parametrato per essere ricompreso in un intervallo che va da 0 a 100 ed è calcolato mettendo a rapporto la media delle differenze dei prezzi di chiusura al rialzo degli ultimi 14 giorni, con la media del valore assoluto delle differenze di chiusure al ribasso degli ultimi 14 giorni.
Le soglie individuate per la determinazione dei segnali operativi corrispondono a quelle che vengono comunemente adottate in letteratura, date dal valore di 25 per l'acquisto e 75 per la vendita: ogni qual volta l'indice RSI (denominato come "*indice*" all'interno del file MatLab di lavoro) superi questi livelli di soglia passando da (t-1) a (t) , viene generato lo specifico segnale di trading, indicato con la dicitura "*segnaleRSI*".
Come per gli indicatori sopra esposti, si rimanda all'Appendice C per i grafici relativi alle curve di RSI generate per ciascun titolo analizzato.
Di seguito vengono riportati grafici relativi all'andamento del "*segnaleRSI*" nei cinque titoli oggetto di analisi.

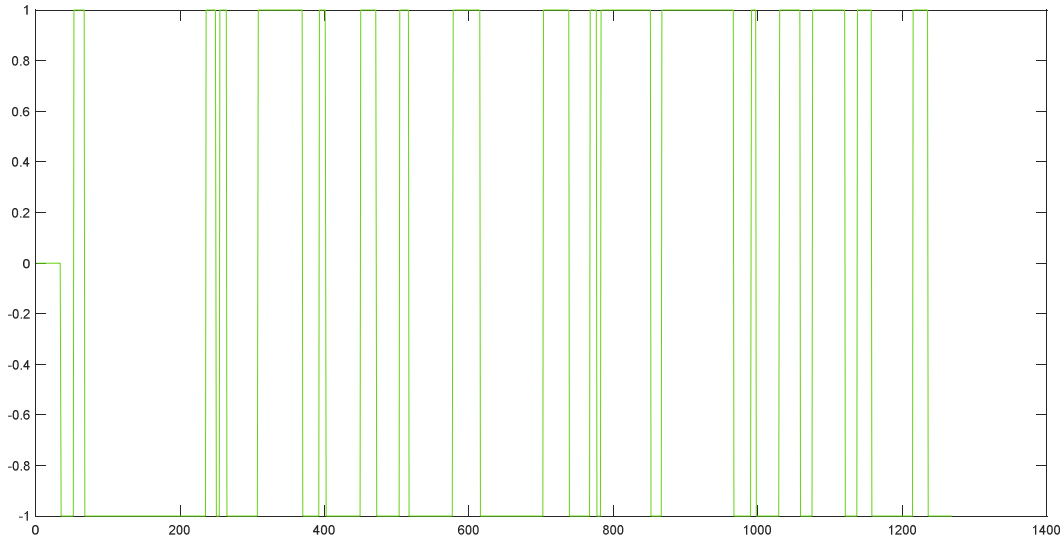
- Intesa SanPaolo:



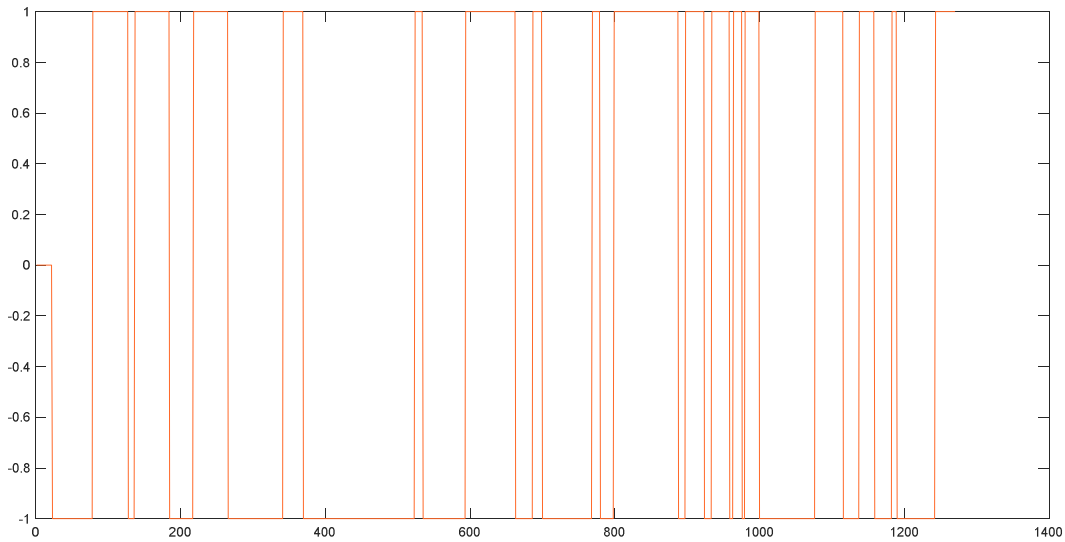
- UniCredit:



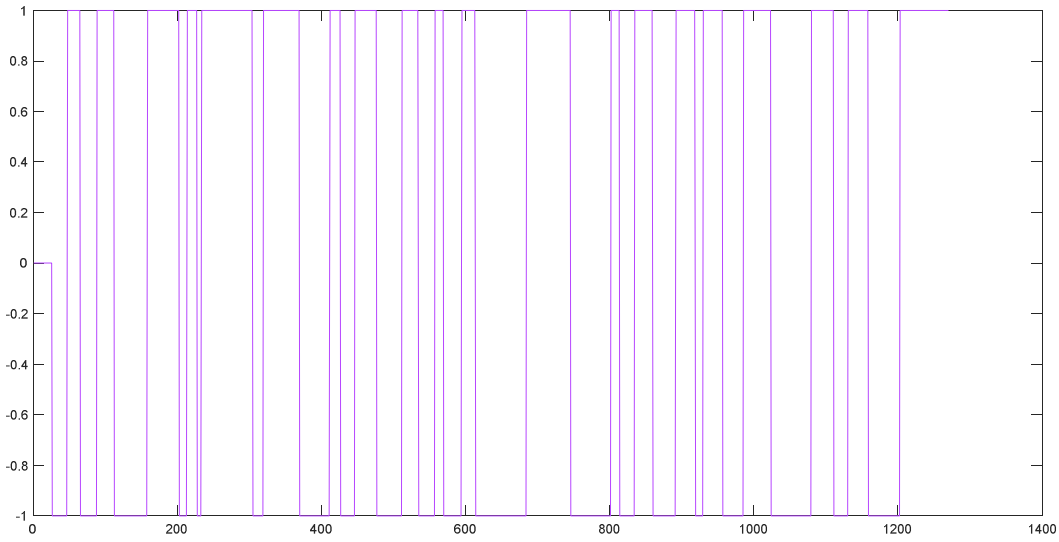
Banca IFIS:



Banca Mediolanum:



Banco BPM:



Tra gli indicatori adottati nella costruzione del trading system, l'RSI si colloca esattamente nel mezzo tra il MACD e le Bande di Bollinger per numero di operazioni effettuate: il titolo che presenta l'andamento visivamente più costante è rappresentato da Unicredit, mentre per tutte le altre banche è possibile riscontrare diverse aree di inattività, come per esempio quella iniziale per il titolo Banca IFIS e Intesa SanPaolo, oppure quella centrale del titolo Banca Mediolanum. Anche i segnali generati sul titolo di Banco BPM assumono un andamento piuttosto costante, testimoniato dal pressoché identico intervallo tra le singole operazioni.

In linea generale, l'adozione delle soglie al livello 25 e 75 ha probabilmente facilitato gli scambi, che potevano essere ulteriormente selezionati andando a restringere le rispettive aree di ipervenduto e ipercomprato, rimanendo tuttavia ampiamente al di sotto delle operazioni suggerite dall'indicatore MACD.

4.3 Discretizzazione dei risultati ottenuti

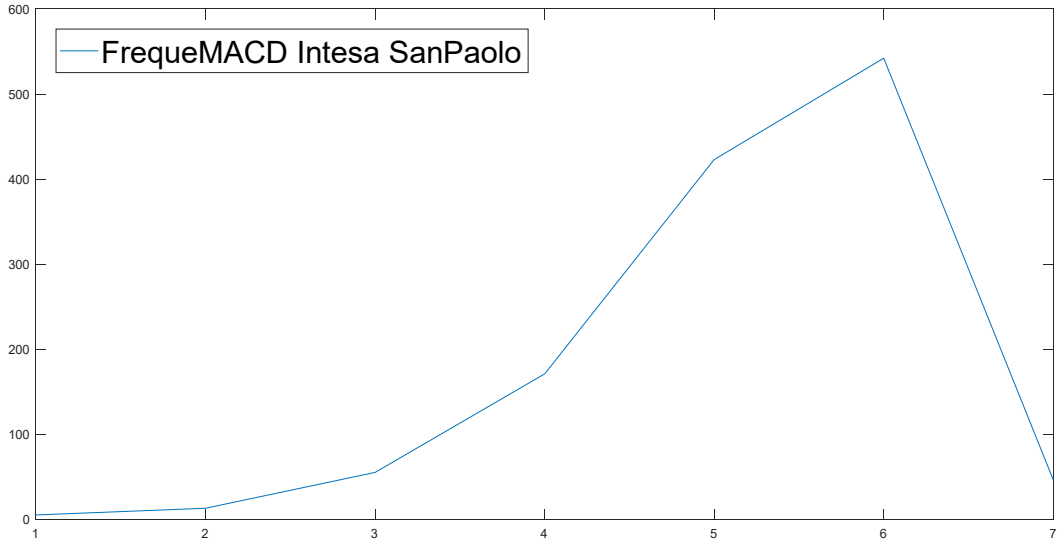
Una volta terminata l'implementazione dei tre indicatori di analisi tecnica utilizzati in questa analisi, per poter procedere con un approccio Rough Set è necessario effettuare una discretizzazione dei dati, come esposto nei capitoli precedenti.
Tramite la discretizzazione, gli output ottenuti dai singoli attributi condizionali vengono suddivisi nel medesimo numero di intervalli, in modo tale da rendere più immediato anche il semplice confronto tra indicatori strutturati in modalità differenti, come per esempio l'indice RSI e il MACD. In questo approfondimento, si è scelto di effettuare la discretizzazione utilizzando la tecnica della suddivisione ad ugual frequenza, ovvero sia in parti uguali, suddividendo il range di valore in 7 intervalli per quanto riguarda il MACD e le Bande di Bollinger; in merito all'indice RSI, invece, la discretizzazione è avvenuta manualmente individuando sempre 7 intervalli, ma di dimensioni variabili.
Il driver utilizzato per queste valutazioni è dato dalla differenza presentata dal singolo indicatore di analisi tecnica nell'arco di due giorni successivi: dunque la chiusura al tempo (t-1) e la chiusura al tempo (t) vengono confrontate per determinare l'ammontare della variazione nell'arco della giornata: una variazione più ampia implicherebbe un segnale più forte rispetto ad una differenza minima, che può essere dovuta a singole correzioni giornaliere che potrebbero generare dei falsi segnali per l'investitore.
Per esempio, nel caso del MACD è stato necessario calcolare il valore minimo e il valore massimo della differenza giornaliera tra le due curve osservate ("*Segnalelinea*" e "*MACDlinea*"): il valore minimo è indicato necessariamente da un numero con segno negativo, che sommato in valore assoluto alla differenza massima presente, restituisce il range di intervallo complessivo all'interno del quale sicuramente ricadranno tutte le 1270 osservazioni. Una volta ottenuto l'intervallo di valori, questo viene suddiviso in 7 parti uguali per poter individuare facilmente le oscillazioni più importanti (quelle contenute negli intervalli più alti, come per esempio il quarto, il quinto, il sesto o il settimo) rispetto a quelle invece di minor entità (come per esempio quelle contenute all'interno dei primi intervalli, ovvero il primo, il secondo o il terzo).
La medesima procedura è stata applicata nel caso dell'indicatore Bande di Bollinger, dove per poter ottenere il range di riferimento, è stata calcolata la differenza tra il valore minimo presentato dalla differenza tra "*prezzo*" ed "*inferiore*", sommata in valore assoluto alla differenza massima presente tra "*prezzo*" e "*superiore*": a questo punto, è stato possibile procedere alla suddivisione del range di valori in 7 intervalli di uguali

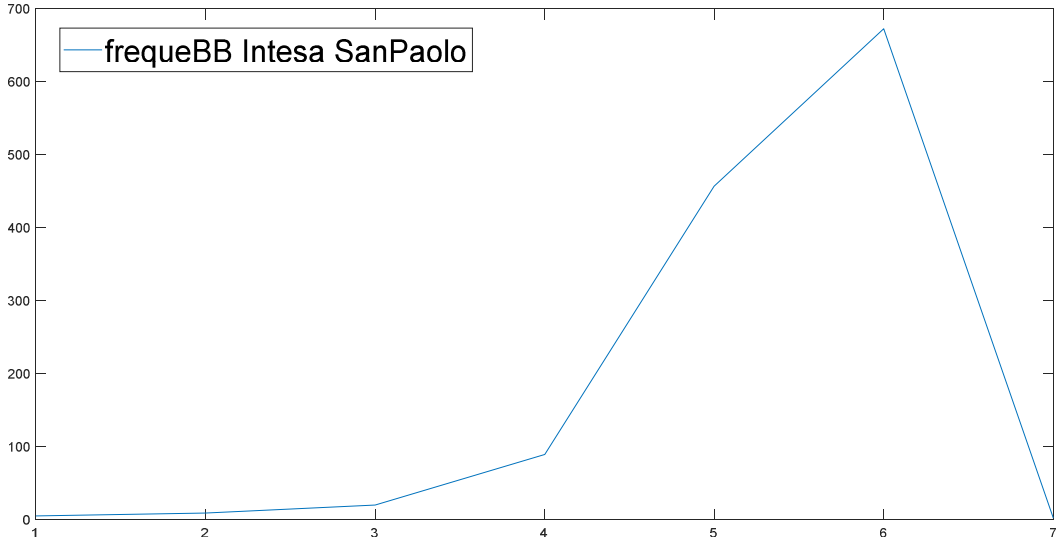
dimensioni, secondo le stesse modalità sopra esposte nel caso dell'indicatore MACD.
Per quanto riguarda l'indice RSI, invece, la discretizzazione è stata realizzata in maniera non uniforme, viste le caratteristiche particolari dell'indicatore, che raramente restituiscono differenze elevate da un giorno all'altro, facendo così in modo che la quasi totalità delle differenze stesse ricadano all'interno dei primi intervalli (qualora si adoperasse una discretizzazione ad uguale frequenza). Per questo motivo, la suddivisione è stata effettuata manualmente dall'operatore, individuando sempre 7 intervalli per il range di valori presente da 0 a 100 nel seguente modo:

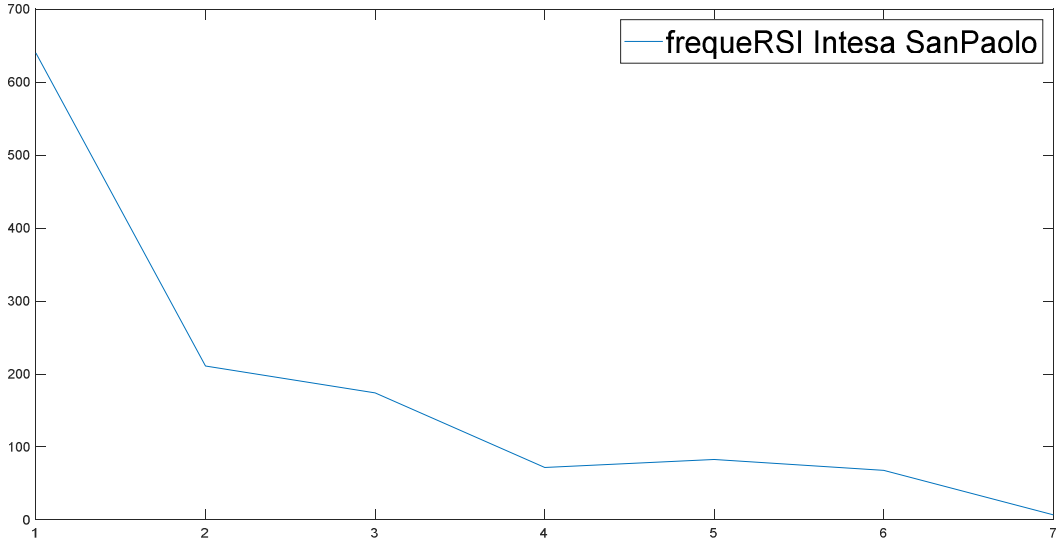
- Intervallo 1: se "*differenzaRSI*" < 1;
- Intervallo 2: se "*differenzaRSI*" > 1 e <= 4;
- Intervallo 3: se "*differenzaRSI*" > 4 e <= 8;
- Intervallo 4: se "*differenzaRSI*" > 8 e <= 11;
- Intervallo 5: se "*differenzaRSI*" > 11 e <= 15;
- Intervallo 6: se "*differenzaRSI*" > 15 e <= 25;
- Intervallo 7: se "*differenzaRSI*" > 25;

Di seguito si riporta il numero di volte (indicato dalla dicitura "*freque*") in cui ogni indicatore di analisi tecnica ha presentato una differenza giornaliera ricondotta all'interno di ognuno degli intervalli creati, il tutto relativamente ad ognuno dei cinque titoli oggetto di analisi.

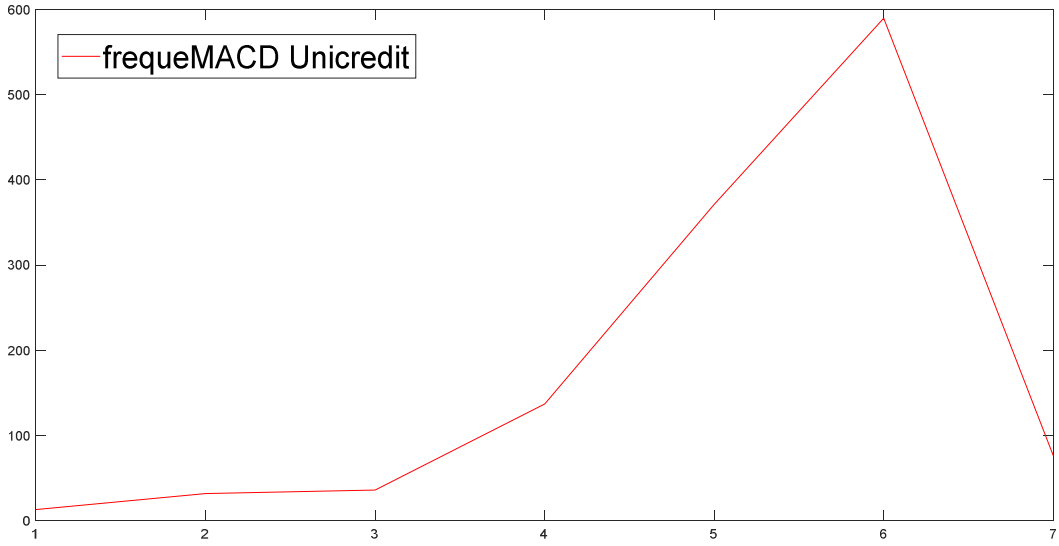
- Intesa SanPaolo:

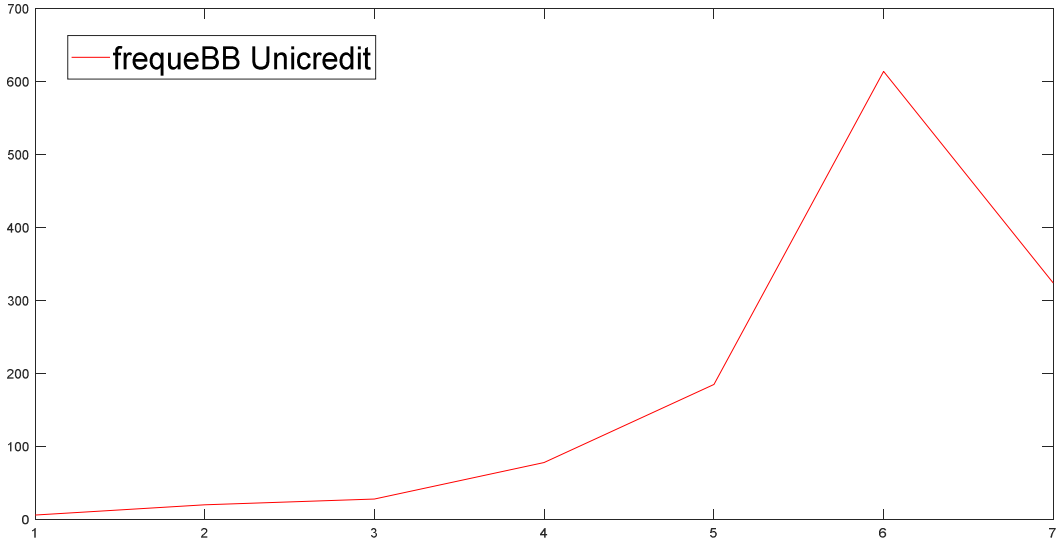


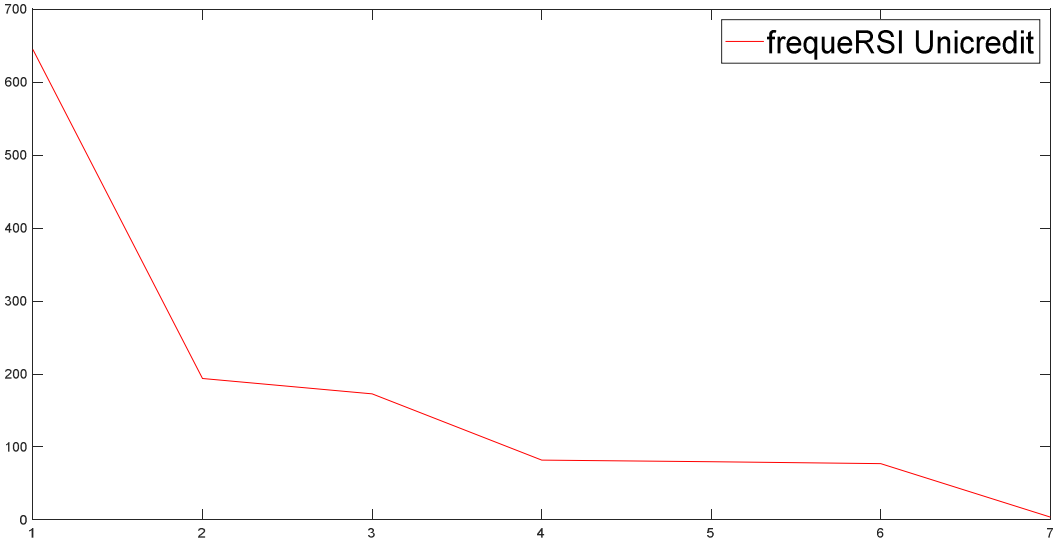

frequeBB Intesa SanPaolo
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7


frequeRSI Intesa SanPaolo
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

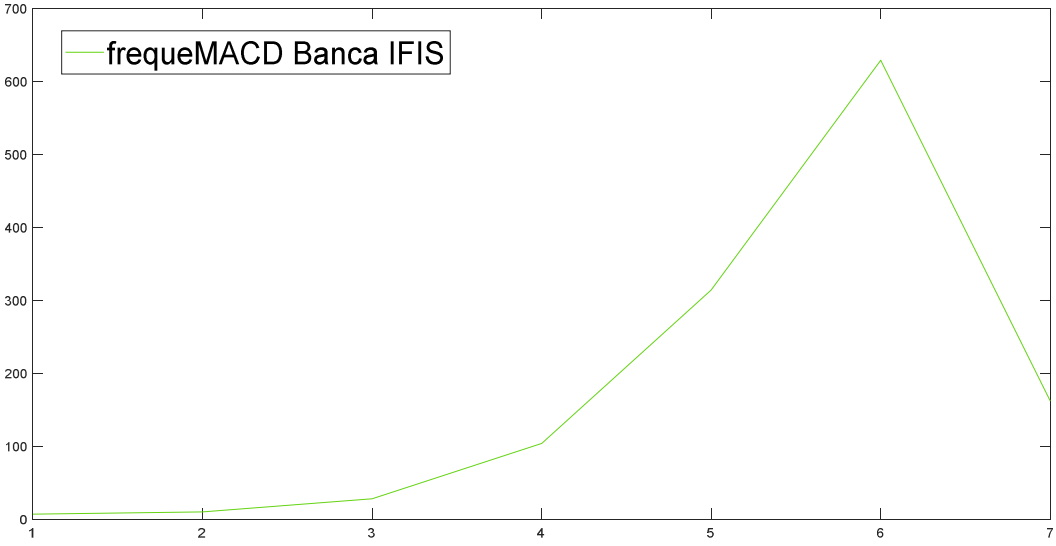
- Unicredit:

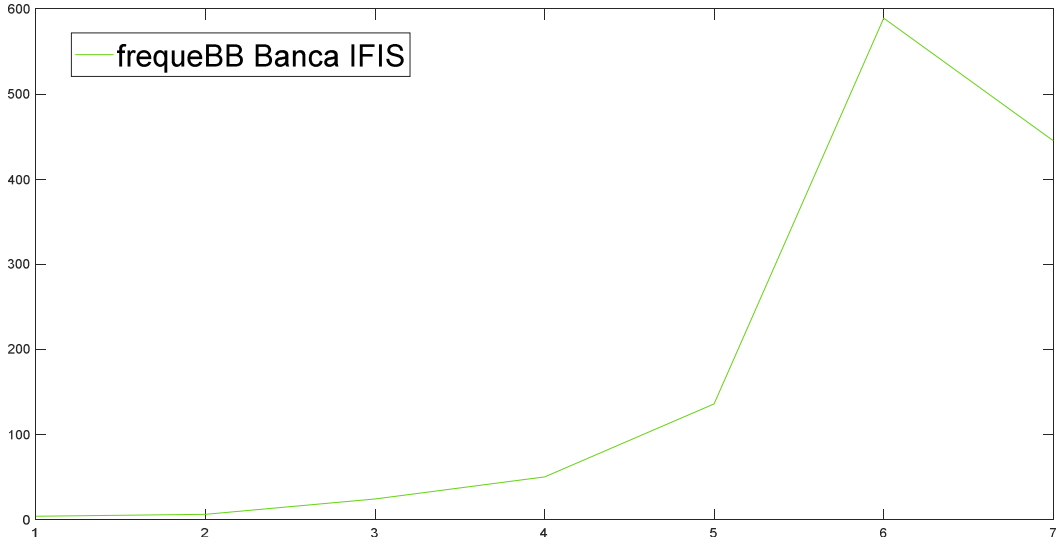

frequeMACD Unicredit
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

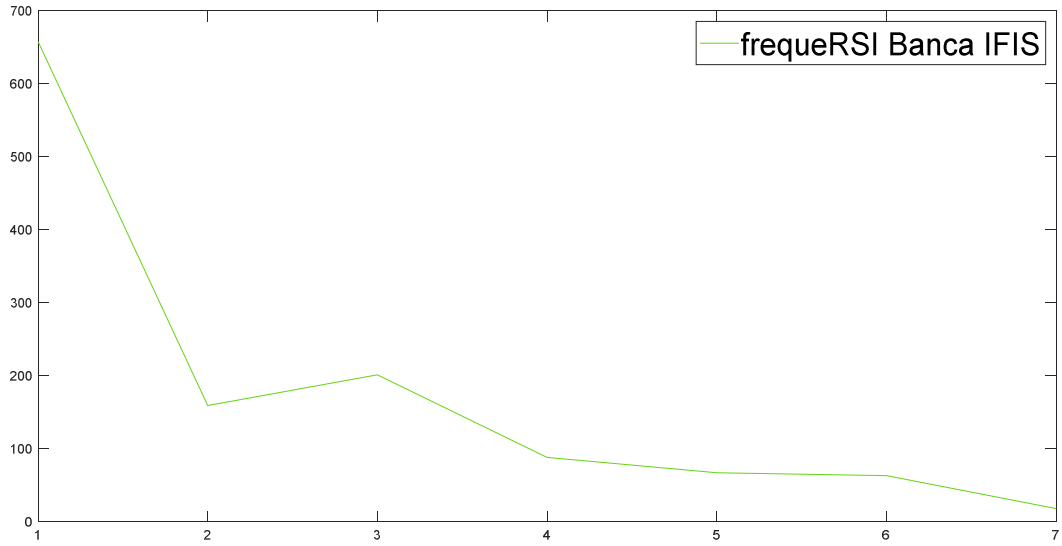

frequeBB Unicredit
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7


frequeRSI Unicredit
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

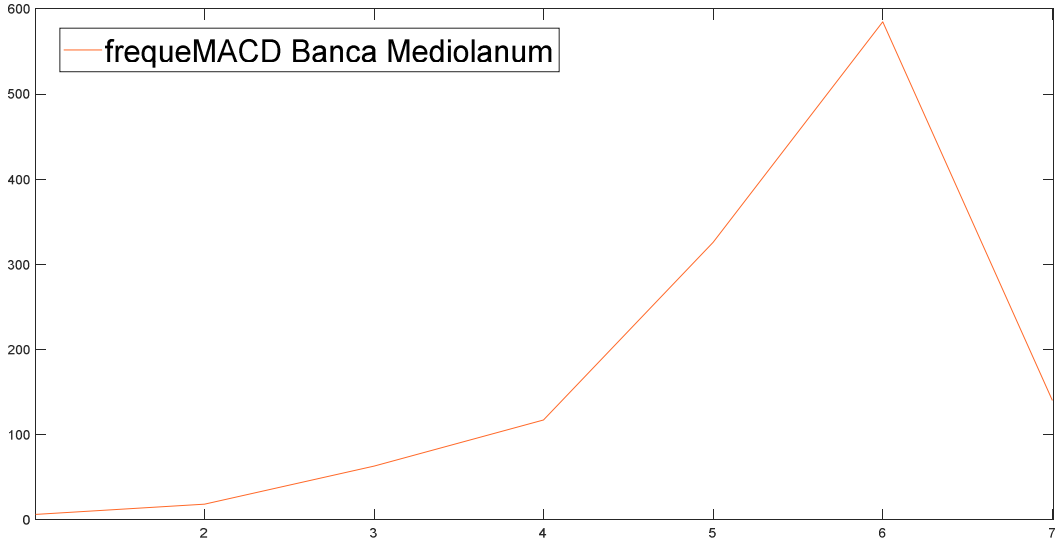
- Banca IFIS:

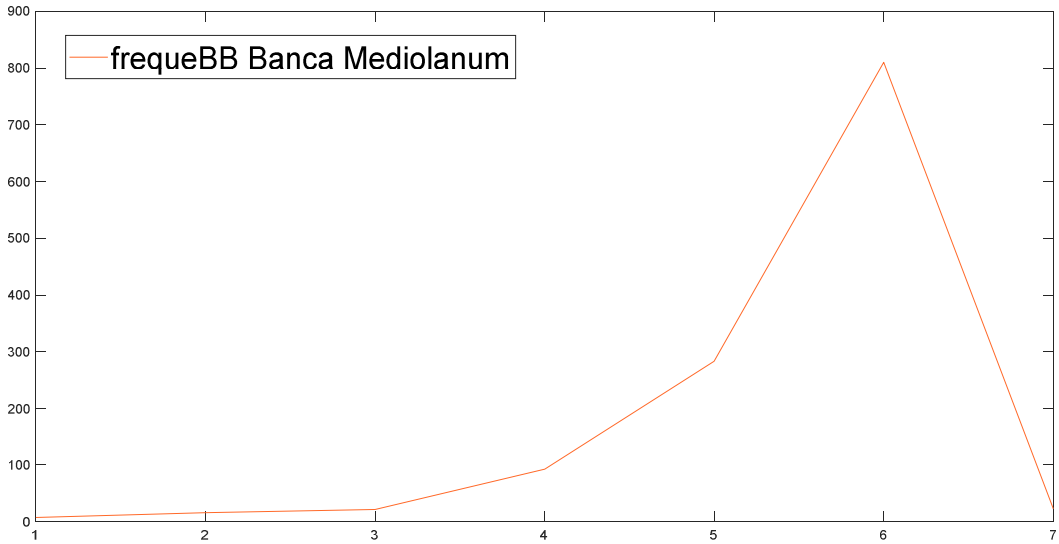

frequeMACD Banca IFIS
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

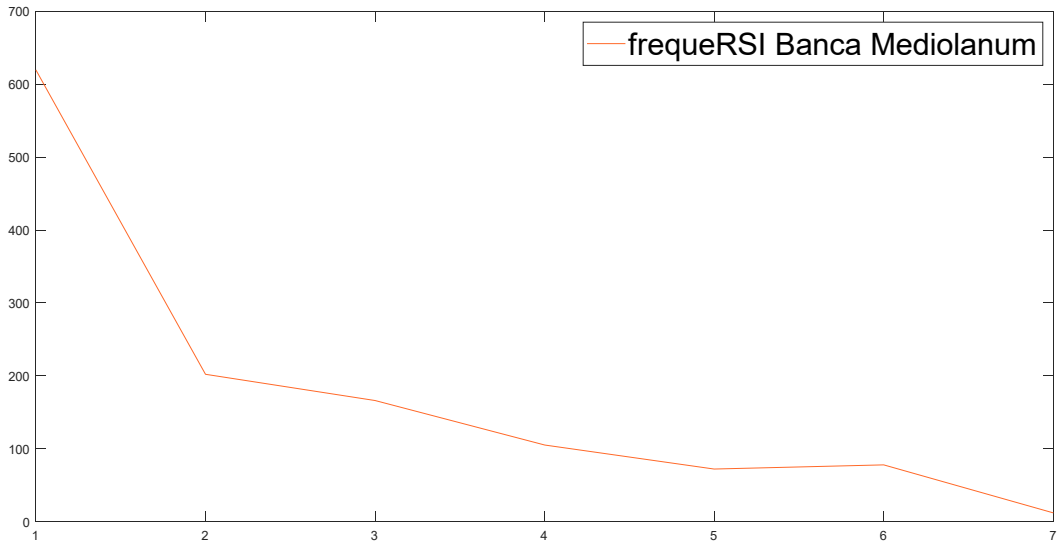




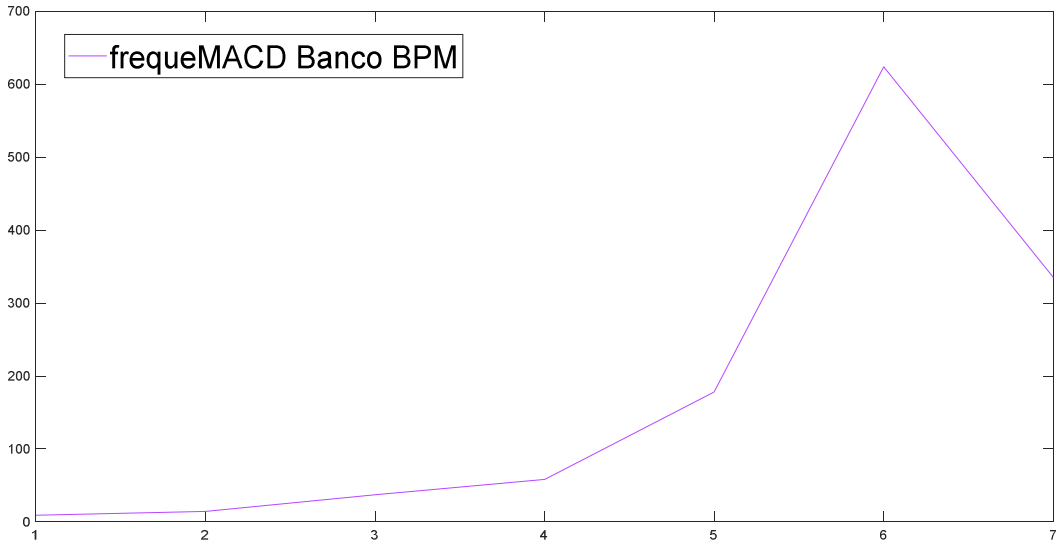
- Banca Mediolanum:

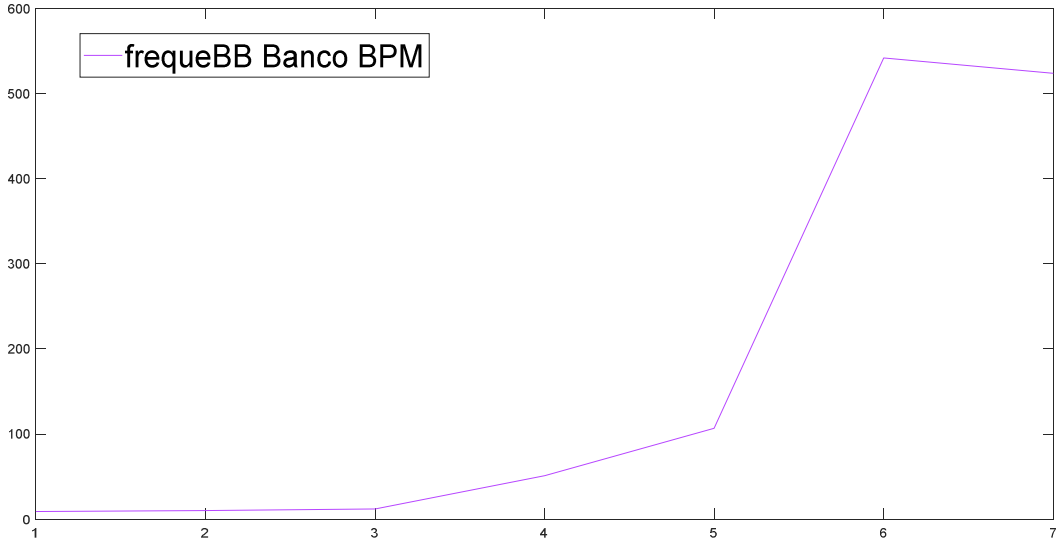


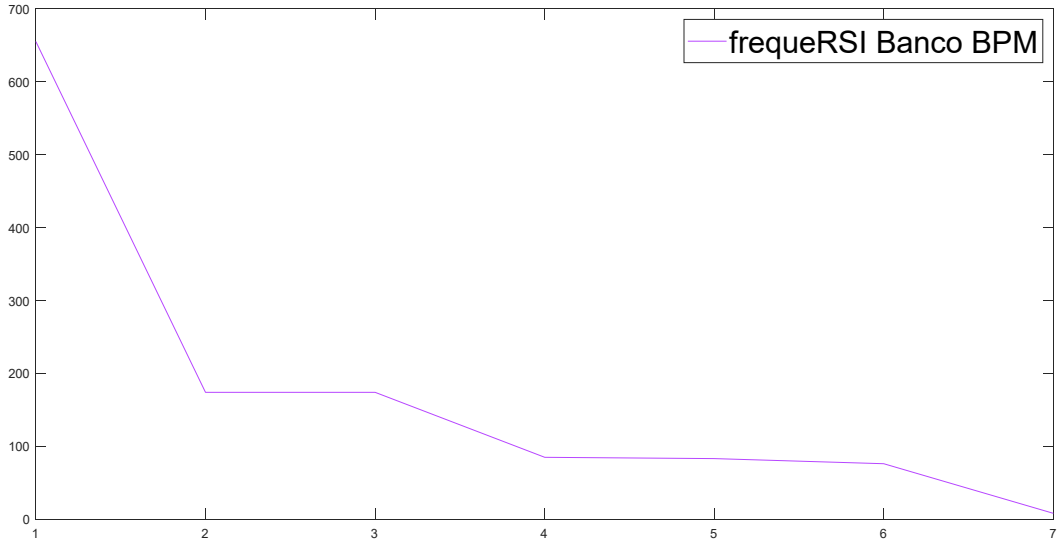

frequeBB Banca Mediolanum
900
800
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7


frequeRSI Banca Mediolanum
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

- Banco BPM:


frequeMACD Banco BPM
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

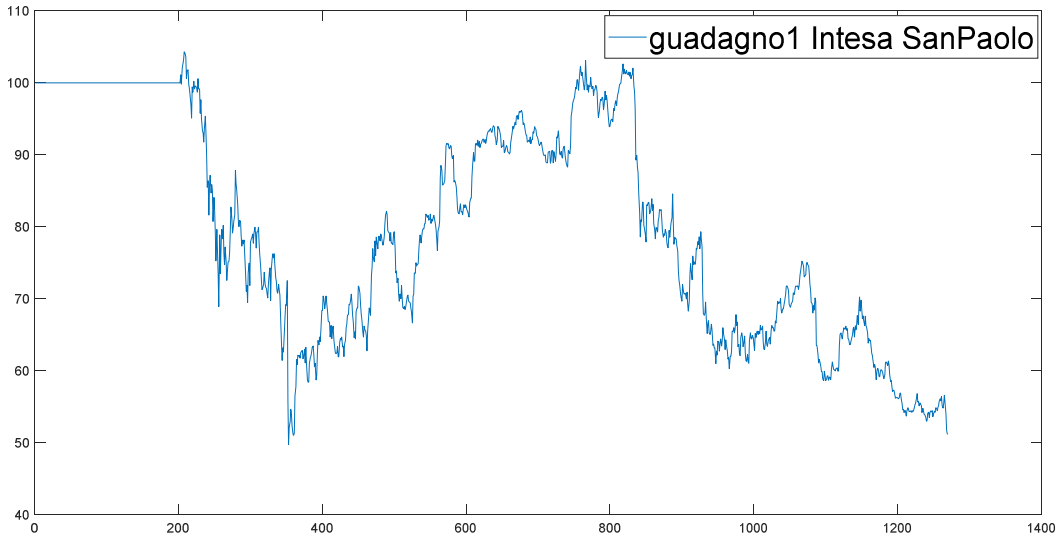

frequeBB Banco BPM
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7


frequeRSI Banco BPM
700
600
500
400
300
200
100
0
1
2
3
4
5
6
7

4.4 Individuazione delle regole di trading

Sulla base degli output presentati dai singoli indicatori al tempo (t), le regole di trading sono state generate selezionando le diverse possibili combinazioni tra gli intervalli individuati di volta in volta: a titolo esemplificativo, la prima strategia (indicata dalla denominazione "*regola1*") è stata implementata individuando un segnale di acquisto ogni qual volta tutti e tre gli indicatori analizzati presentino una differenza giornaliera superiore al quinto intervallo individuato, congiuntamente alla presenza di un segnale operativo di acquisto per ciascuno di essi. Viceversa in caso di un'elevata differenza (sempre maggiore del quinto intervallo) associata però a segnali di vendita, implicherebbe un comune segnale di uscita dal mercato. Questa, che rappresenta la regola più vincolante e stringente dell'intero set di strategie, corrisponde dunque al caso in cui tutti e tre gli indicatori abbiano manifestato un grande cambiamento da un giorno all'altro, associato al medesimo segnale operativo.
Di seguito viene riportato il grafico relativo al guadagno della "*regola1*" per tutti e cinque i titoli utilizzati nell'approfondimento, ipotizzando come investimento iniziale la quota di 100 euro.

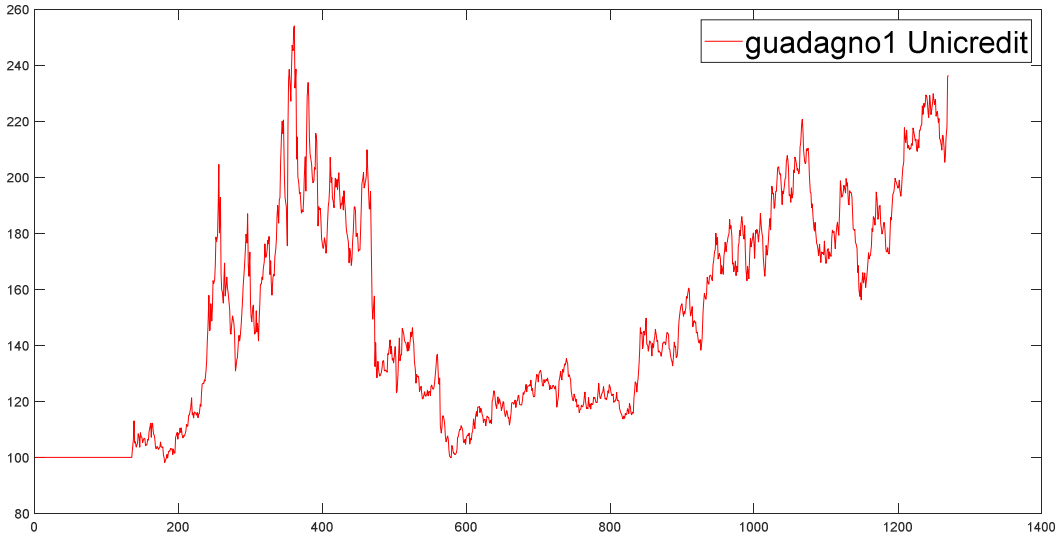
- Intesa SanPaolo:



Vista la particolare difficoltà di raggiungimento delle soglie individuate da tale regola, nel contesto di Intesa SanPaolo la strategia è rimasta inapplicata per circa 200 giorni di borsa, prima di suggerire l'ingresso nel mercato, seppur durante un trend decrescente.

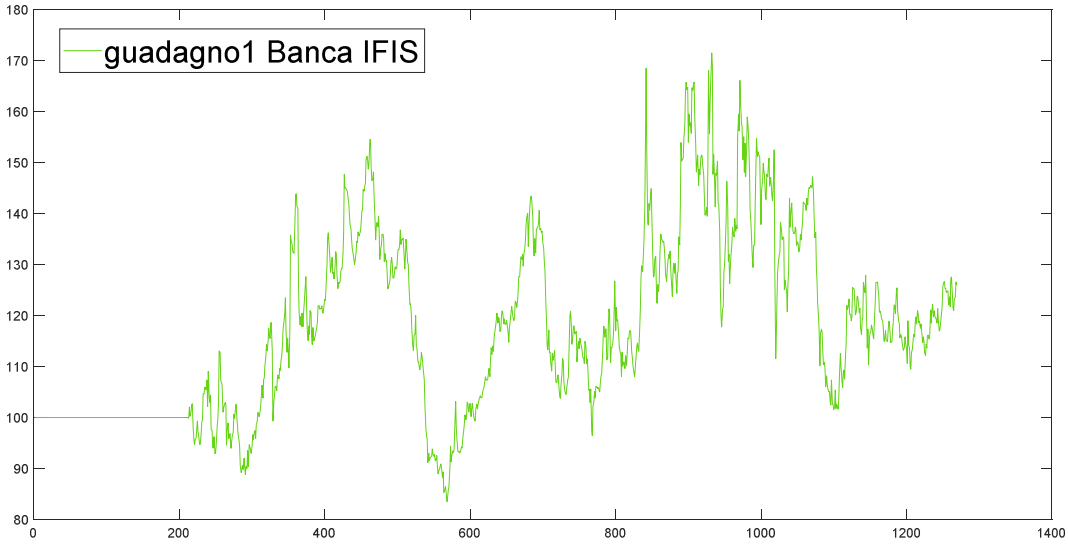
Per quanto riguarda questa specifica regola, l'andamento del profitto rispecchia pienamente il grafico della curva dei prezzi, dove in corrispondenza dell'osservazione numero 400 ha avuto origine l'avvio del trend crescente, in grado di riportare la strategia in utile seppur per pochi giorni, prima di riprendere la discesa dovuta al conseguente trend decrescente.

- Unicredit:



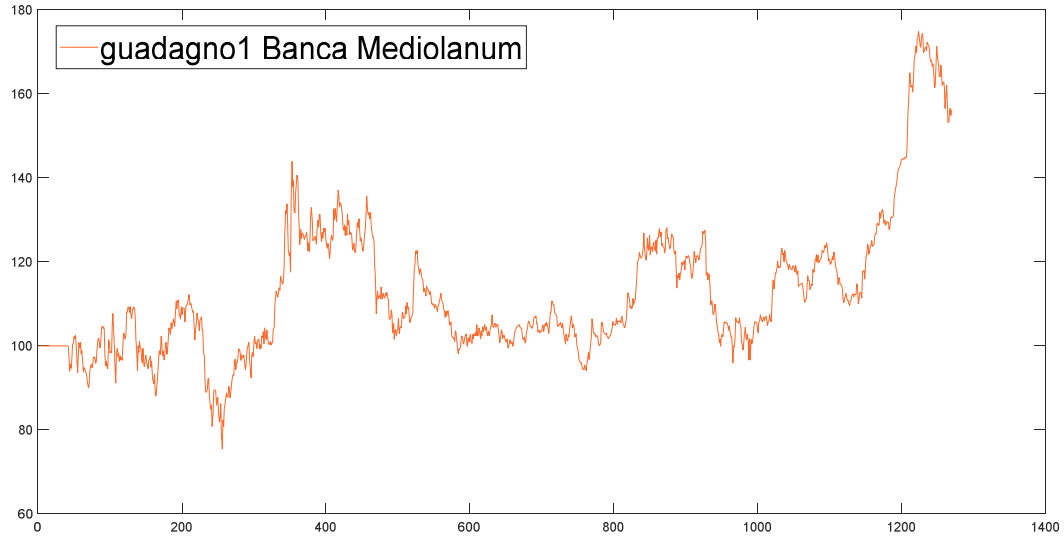
Per quanto riguarda il titolo Unicredit, la regola impostata dimostra di poter raggiungere dei buoni risultati, soprattutto se confrontati con il contestuale andamento dei prezzi. Fino al giorno 400 si era assistito ad una netta diminuzione di quotazione, che tuttavia sembra essere stato letto molto bene dall'algoritmo tanto da raggiungere il massimo livello di profitto proprio in corrispondenza di quel valore temporale. A partire dall'osservazione numero 400 e fino a quella numero 600 si assiste ad un ritracciamento probabilmente dovuto al momento di stazionarietà del titolo, che fa da preludio alla successiva crescita verso i livelli passati, nonostante un andamento reale dei prezzi non in grado di giustificare un tale risultato.

- Banca IFIS:



Anche per quanto riguarda Banca IFIS, la particolarità della strategia implementata rende difficile l'entrata nel mercato di riferimento, lasciando l'operatore ad aspettare il momento migliore per ben 200 giorni. Anche in questo caso si ottiene comunque un risultato positivo, che assume ancor più valore se confrontato con il contestuale andamento dei prezzi, che a partire dall'osservazione numero 700 circa ha presentato una brusca discesa tutt'ora in atto.

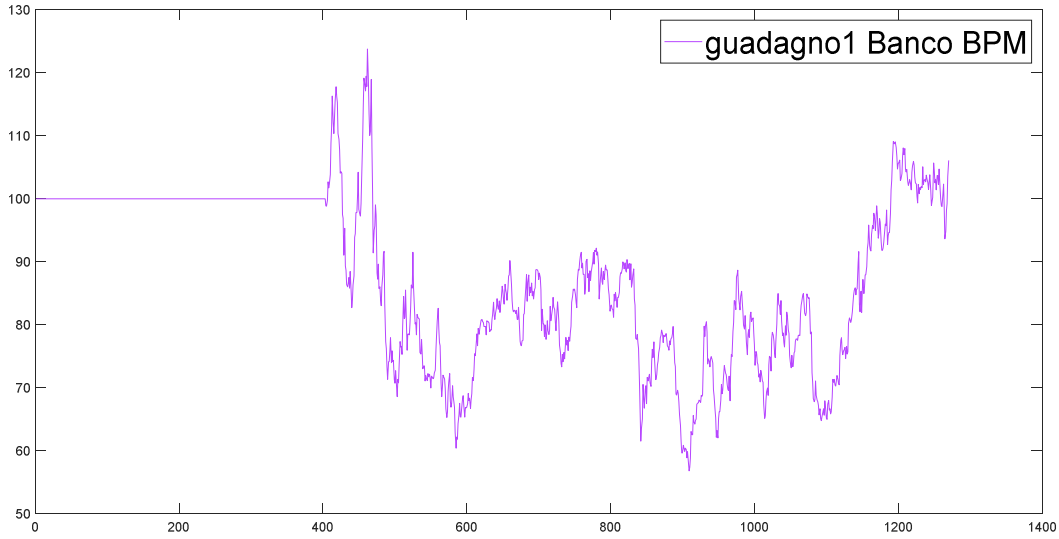
- Banca Mediolanum:



Anche il titolo di Banca Mediolanum presenta un andamento positivo, caratterizzato da un'entrata nel mercato più immediata rispetto agli altri contesti analizzati: nonostante un

calo intorno all'osservazione numero 200 dovuta probabilmente al contestuale andamento del titolo, la strategia ha ripreso a generare profitto fino al termine delle osservazioni, assumendo anche in questo caso un significato del tutto positivo vista la lateralità presentata dalla quotazione del titolo.

- Banco BPM:

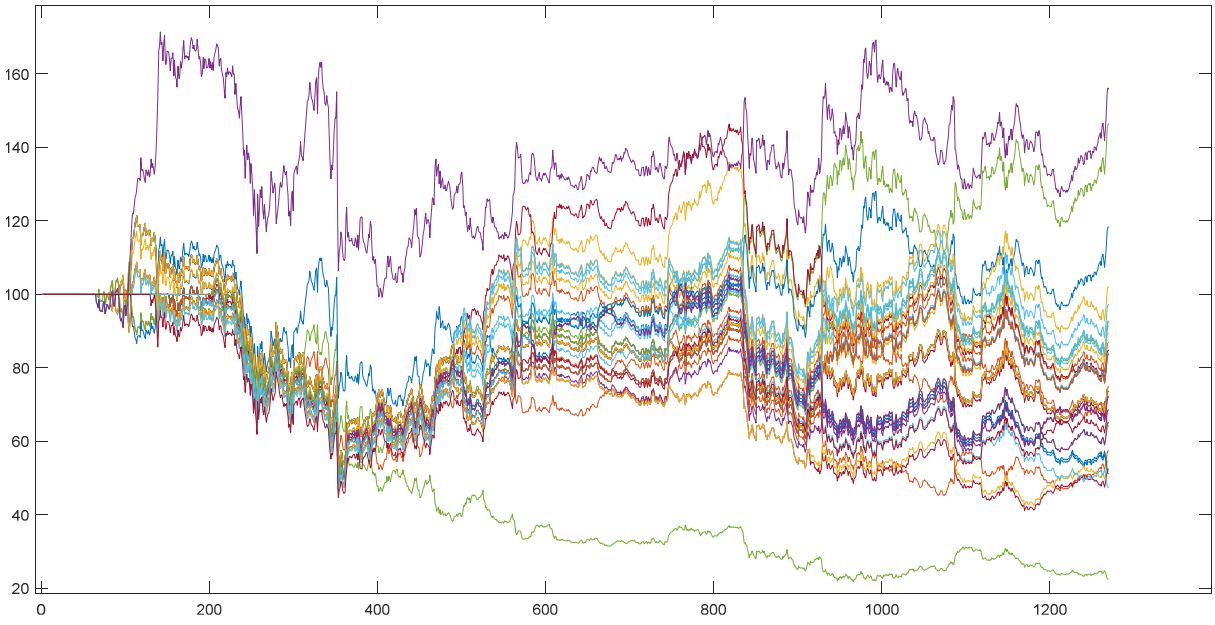


L'analisi relativa alla prima strategia applicata al titolo Banco BPM è del tutto particolare, in quanto si assiste ad un'entrata nel mercato solamente dopo circa 400 giorni borsistici. Difatti, l'andamento del titolo in questo primo arco temporale si presentava estremamente negativo, tanto che l'algoritmo stesso subentra proprio in corrispondenza della stazionarietà azionaria che caratterizza il restante sample analizzato: da notare comunque il risultato positivo della strategia che, nonostante la maggior parte del tempo passata al di sotto della soglia dei 100 euro, riesce a chiudere in profitto con un rialzo negli ultimi giorni osservati.

Questa operazione è stata realizzata per ciascuna delle strategie individuate (in totale sono 35), andando di volta in volta a modificare gli intervalli all'interno dei quali ricadono le differenze giornaliere, oltre che la quantità di segnali operativi concordi (sono state considerate le regole che suggerivano un acquisto da parte di tutti e tre gli indicatori o quelle che suggerivano un acquisto semplicemente dalla maggioranza e dunque da due indicatori su 3), giocando così con le differenti combinazioni possibili date dai due driver utilizzati.

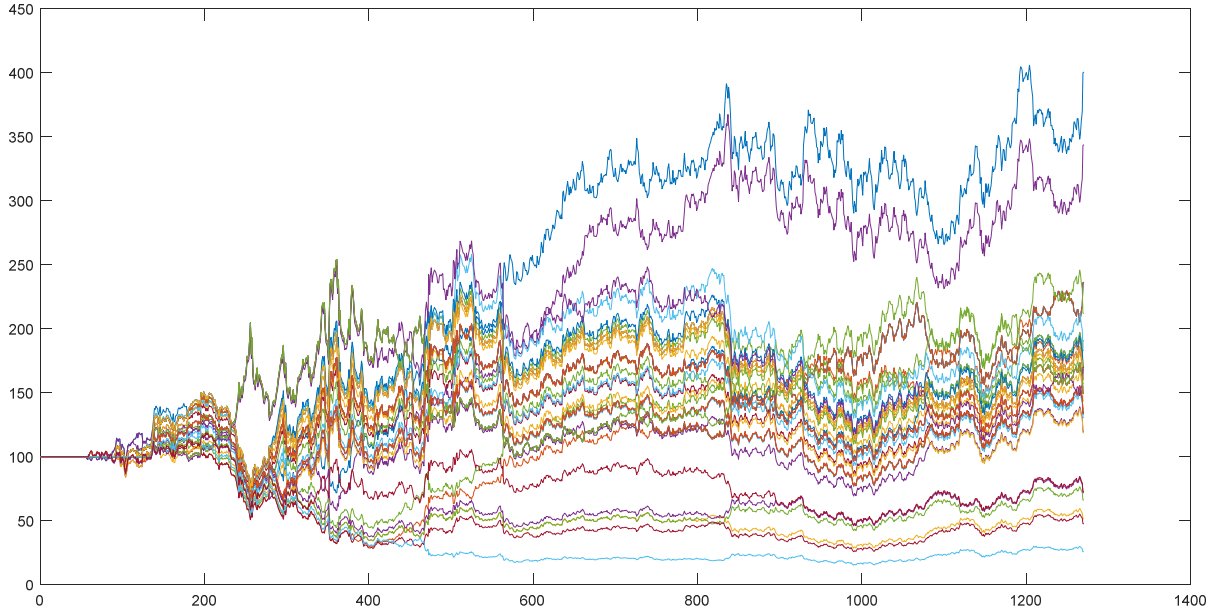
Chiaramente, essendo la "*regola1*" quella in assoluto più vincolante, lo sviluppo delle altre 34 regole ha visto l'utilizzo di criteri meno vincolanti e target raggiungibili in maniera più semplice per ciascun indicatore.
Di seguito viene riportato il grafico contenente il profitto associato ad ognuna delle 35 strategie, ipotizzando come capitale di partenza la quota di 100 euro.

- Banca Intesa SanPaolo: grafico delle 35 strategie



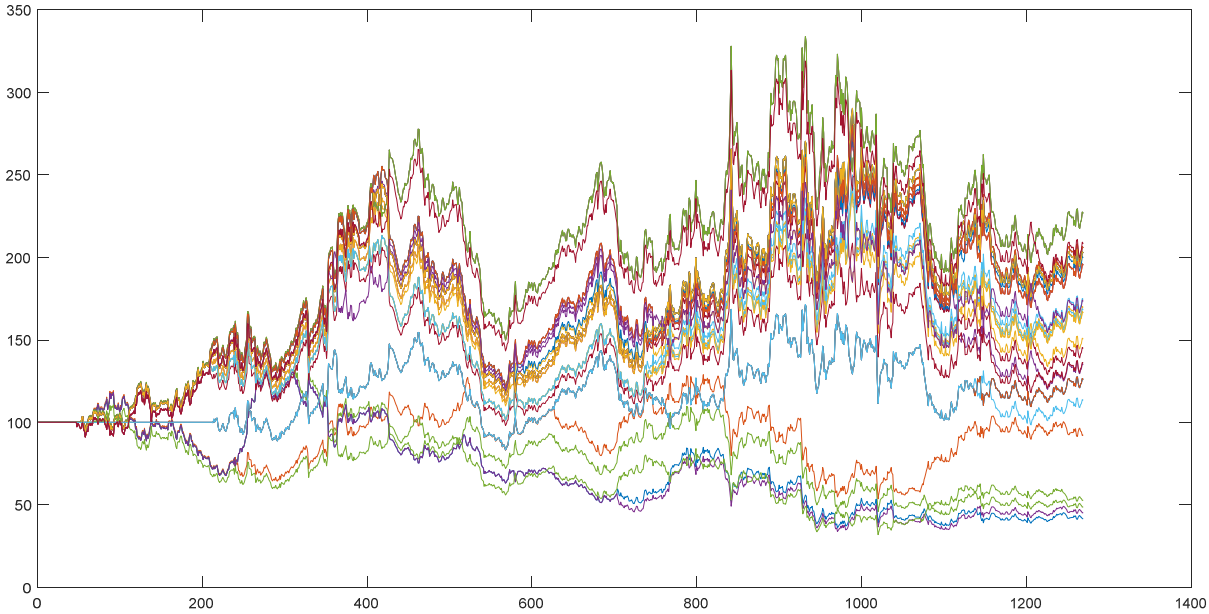
Per il titolo di Intesa SanPaolo, è possibile notare come la maggior parte delle strategie comporti un risultato negativo, del tutto preannunciato dall'output presentato dalla prima strategia implementata. Difatti, la strategia migliore consente di ottenere un capitale finale di circa 160 a fronte di in investimento iniziale di 100, riuscendo ad ottenere un tale output grazie alla corretta interpretazione dei segnali offerti dal mercato nei primi giorni di investimento. Tuttavia, si tratta di un caso isolato rispetto alla quasi totalità di regole, caratterizzate da un risultato negativo.

- Unicredit: grafico delle 35 strategie



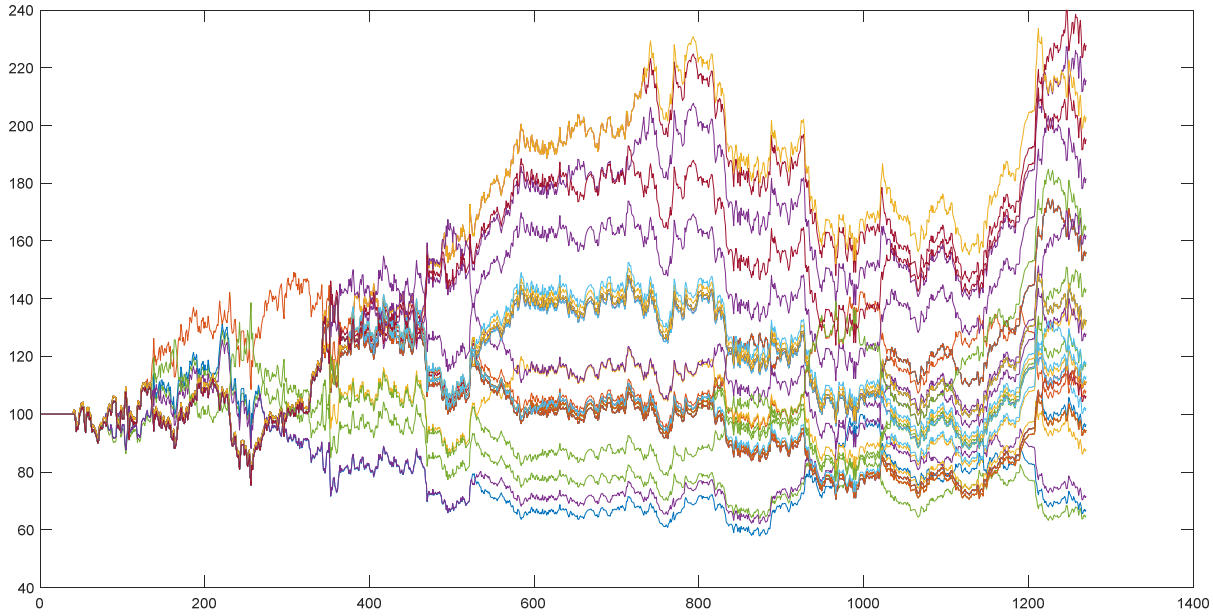
Per quanto riguarda il titolo Unicredit, le strategie implementate sono fin dal primo sguardo migliori rispetto alle precedenti, dal momento che è possibile individuare molte più regole al di sopra della soglia dei 100 euro di investimento iniziale. La miglior strategia avrebbe comportato il raggiungimento di un capitale finale pari addirittura a 400 euro circa, mentre la maggior parte delle regole si colloca in un intervallo compreso tra i 150 e i 200 euro, evidenziando come l'algoritmo interpreti in maniera positiva gli scostamenti di mercato.

- Banca IFIS: grafico delle 35 strategie



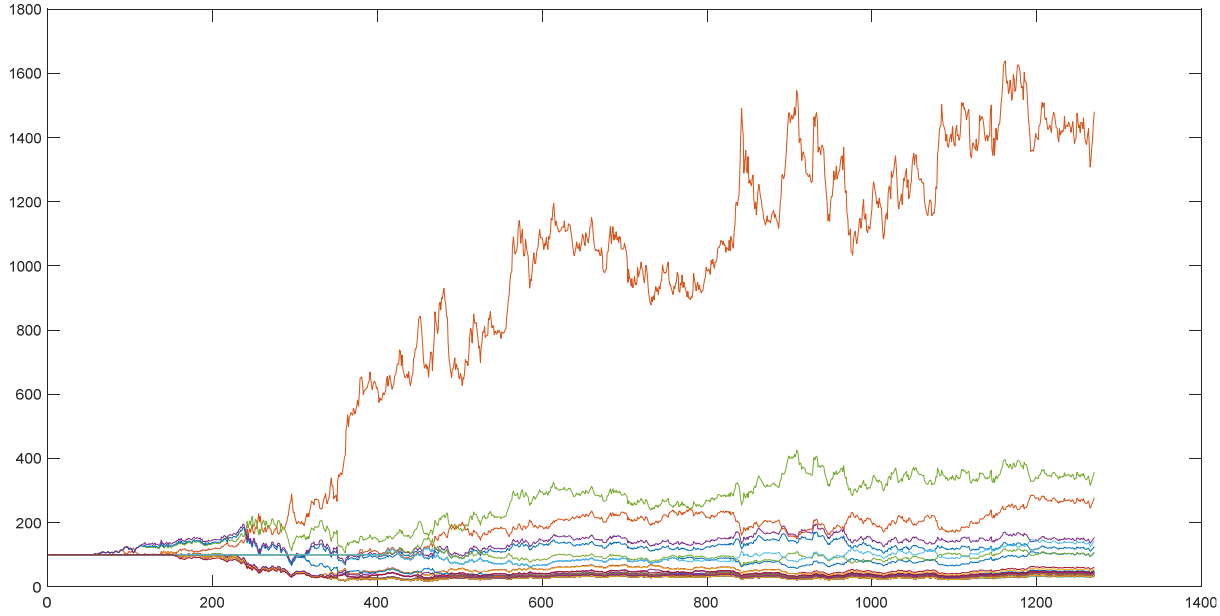
Anche per quanto riguarda Banca IFIS, l'analisi delle strategie utilizzate può considerarsi positiva, vista la grande maggioranza di regole collocatesi al di sopra della soglia di investimento iniziale. Tale risultato assume ancora più valore se considerato l'andamento della curva dei prezzi, che ha visto una continua discesa a partire dall'osservazione 700 circa, interpretato in maniera positiva da parte dell'algoritmo.
I risultati migliori inoltre, sono stati raggiunti a cavallo dell'osservazione numero 900 circa, in piena discesa del titolo, sottolineando come un tale strumento possa fornire risultati positivi a prescindere dal contesto economico di riferimento.

- Banca Mediolanum: grafico delle 35 strategie



Banca Mediolanum presenta il risultato migliore tra le cinque banche per la quantità di strategie in grado di generare profitto: nonostante un primo divario tra le 35 regole intorno all'osservazione numero 800, dove vi era un'elevata differenza tra la migliore e la peggiore strategia di investimento, le curve hanno poi manifestato un andamento convergente verso l'osservazione numero 1000, per poi riaprirsi a ventaglio verso l'alto, generando risultati positivi fino alla soglia massima dei 220 euro finali.
In questo contesto, le ultime 200 osservazioni hanno sicuramente avuto un impatto del tutto positivo nello sviluppo delle regole, che a partire da quella soglia hanno prodotto risultati relativi quasi totalmente positivi.

- Banco BPM: grafico delle 35 strategie



Il caso rappresentato da Banco BPM rappresenta invece quello peggiore tra le banche oggetto di analisi, in quanto la maggior parte delle strategie presenta un andamento piuttosto piatto mantenendosi al di sotto della soglia di capitale investito.
Va sottolineata la presenza della strategia caratterizzata dal colore arancione, in grado di generare un risultato estremamente positivo, ancor più rilevante se messo in relazione ai risultati ottenuti da tutte le altre regole implementate: il livello di capitale finale individuato da tale strategia risulta addirittura essere pari a 1400 euro circa a fronte di un investimento iniziale di 100 euro, distanziando di molto la seconda strategia in termini di risultati, dal momento che quest'ultima riesce a generare un valore di "soli" 400 euro circa. Tuttavia si tratta solamente di una particolarità inerente alla specifica regola, che non trova sostegno in ulteriori strategie, soprattutto a causa della quotazione azionaria piuttosto piatta per la quasi totalità del periodo di osservazione, dopo l'iniziale crollo dei prezzi.

Il passaggio successivo consiste nell'aggregare i risultati ottenuti con le 35 regole presentate, in modo tale da fornire un segnale operativo finale aggregato in grado di guidare l'operatore nel migliore dei modi, tenendo in considerazione tutti gli elementi utilizzati per nell'implementazione del trading system.

4.5 Strategia di investimento finale

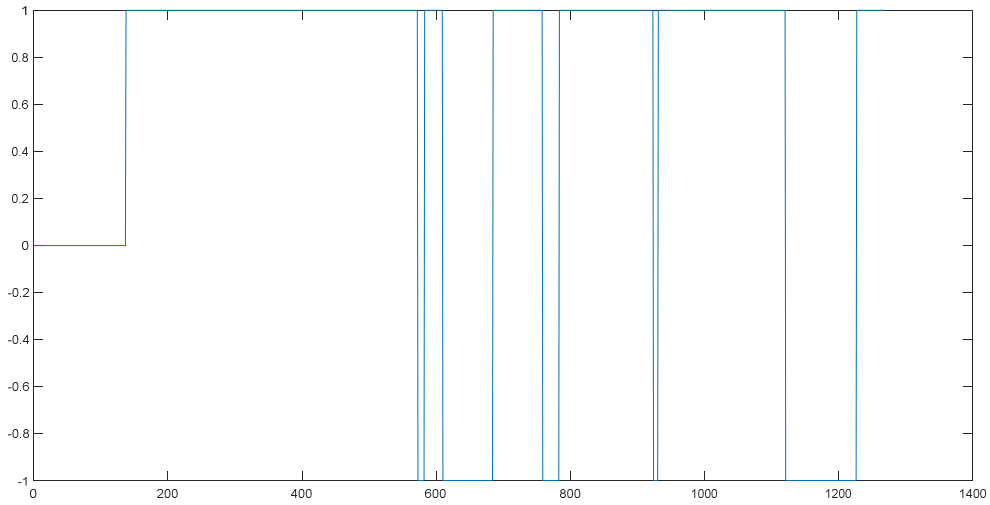
4.5.1 Descrizione del Segnale Operativo Finale

Al fine di aggregare i risultati ottenuti da ognuna delle strategie implementate, viene introdotta un ulteriore regola finalizzata alla determinazione di un unico e complessivo segnale operativo (individuato dalla denominazione "*finale*"), tenendo così in considerazione tutte le informazioni ottenute nel corso della realizzazione del trading system.

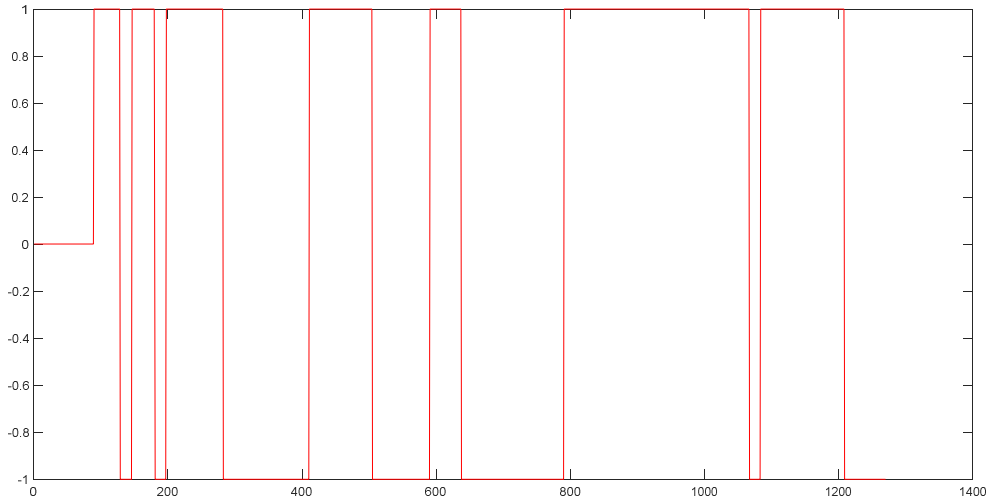
La decisione di acquisto viene generata ogni qual volta la maggioranza (>50%) delle regole individuate segnala un'entrata nel mercato (*segnale operativo = +1*) al tempo (t); viceversa, se la maggioranza delle regole (>50%) al tempo (t) genera come segnale operativo una vendita, allora di conseguenza si otterrà un segnale operativo finale di vendita (*segnale operativo = -1*). Per poter individuare facilmente tale percentuale, viene calcolato il numero di segnali +1/-1 generati da ogni regola per ciascun istante (t), per poi essere rapportato al numero complessivo di strategie, ovvero sia 35: così facendo, ottenuta la percentuale per così dire di concordanza delle regole, le decisioni finali di investimento vengono attivate al superamento della soglia del 50%.

Di seguito viene riportato il segnale operativo finale associato a ciascun titolo.

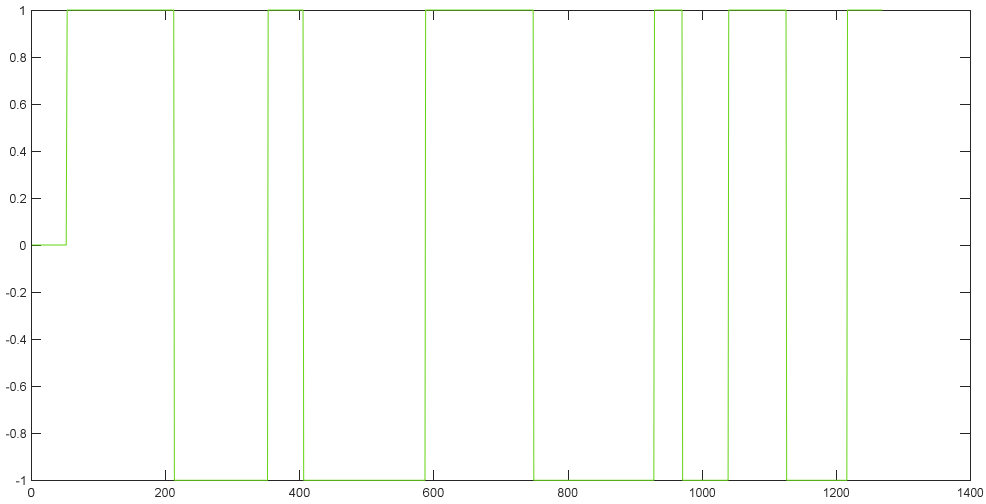
- Intesa SanPaolo:



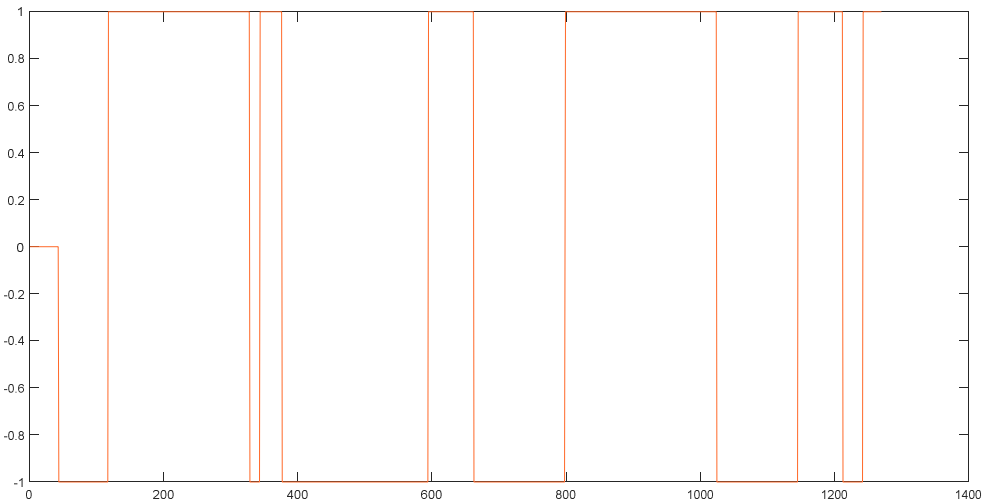
- Unicredit:



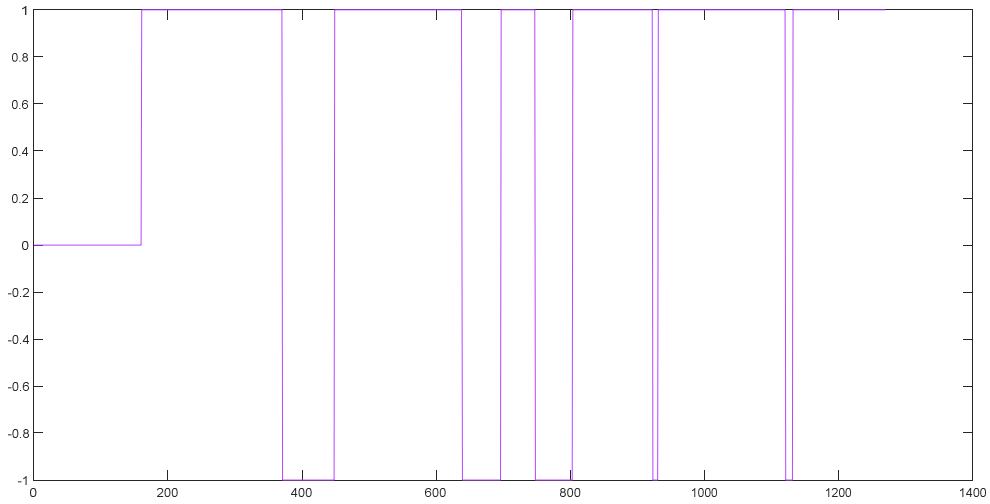
- Banca IFIS:



- Banca Mediolanum:



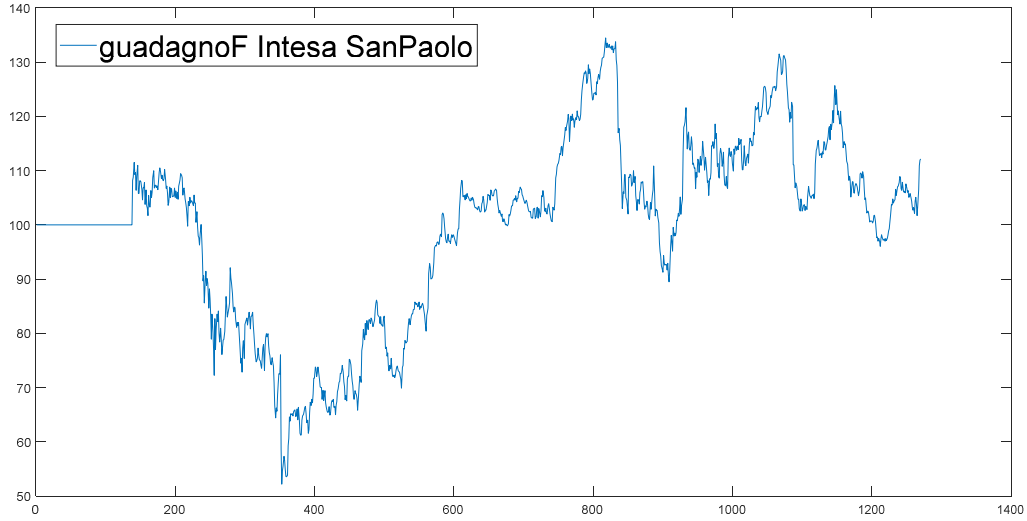
- Banco BPM:



In tutti i titoli analizzati, i segnali operativi generati si presentano in numero limitato, considerato l'arco temporale di investimento piuttosto ampio: diversamente dal caso iniziale di segnali generati esclusivamente sulla base dei valori presentati dall'indicatore MACD, il trading system conclusivo qui esposto ha sintetizzato notevolmente il numero di operazioni effettuate, aggregando tutto il set informativo presentato nei paragrafi precedenti. A questo punto, una volta identificato il segnale operativo finale, si procede con il calcolo dei risultati ottenuti in termini di profitto, per ciascuno dei cinque titoli bancari, a partire da un investimento iniziale di 100 euro.

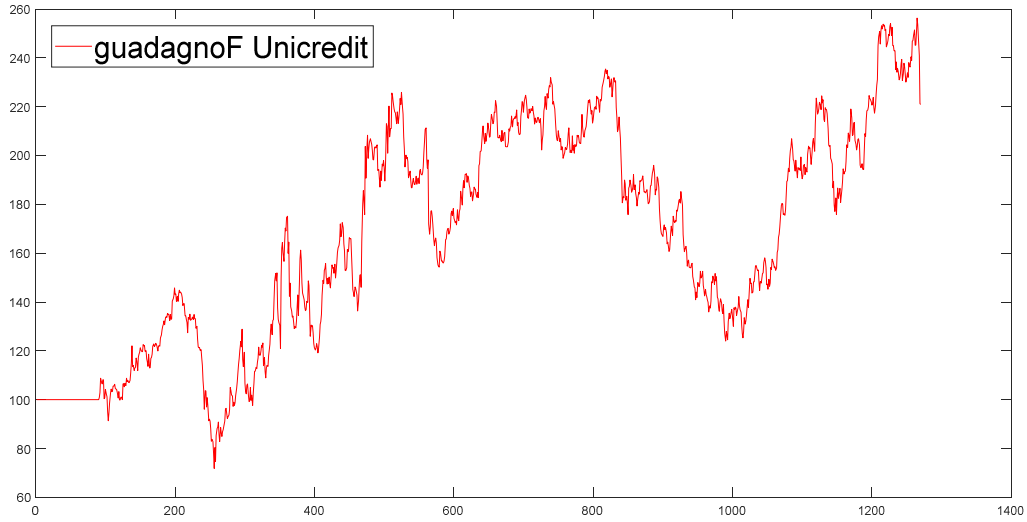
4.5.2 Interpretazione dei risultati ottenuti

- Intesa SanPaolo:



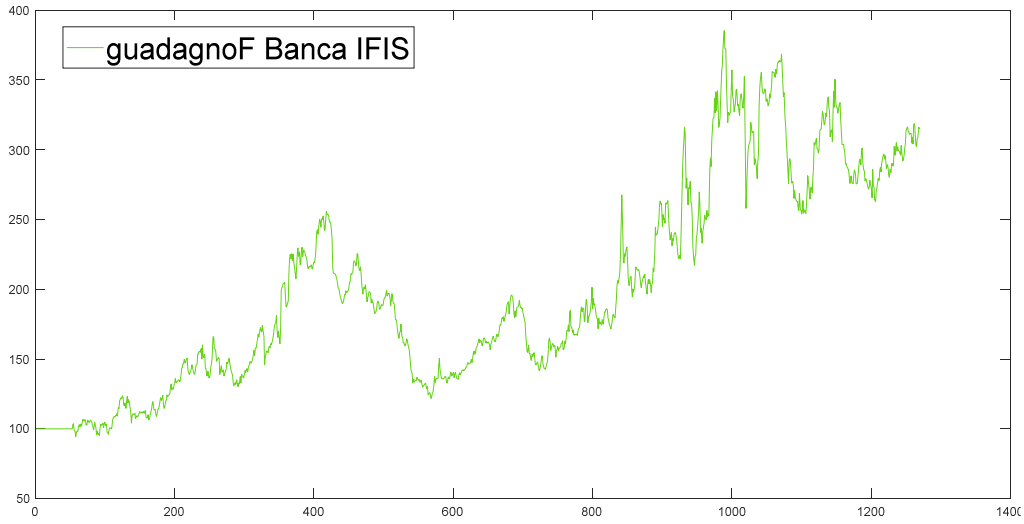
Il trading system applicato al titolo di Intesa SanPaolo produce un risultato positivo, seppur di soli 10 euro. L'algoritmo è stato in grado di individuare le componenti di investimento più adatte al contesto di riferimento, che abbiamo detto essere estremamente volatile, con continue oscillazioni nell'arco temporale dei cinque anni, dimostrando di generare una continua e costante crescita a partire dall'osservazione numero 400 circa, in corrispondenza della quale il capitale iniziale era stato praticamente dimezzato.

- Unicredit:



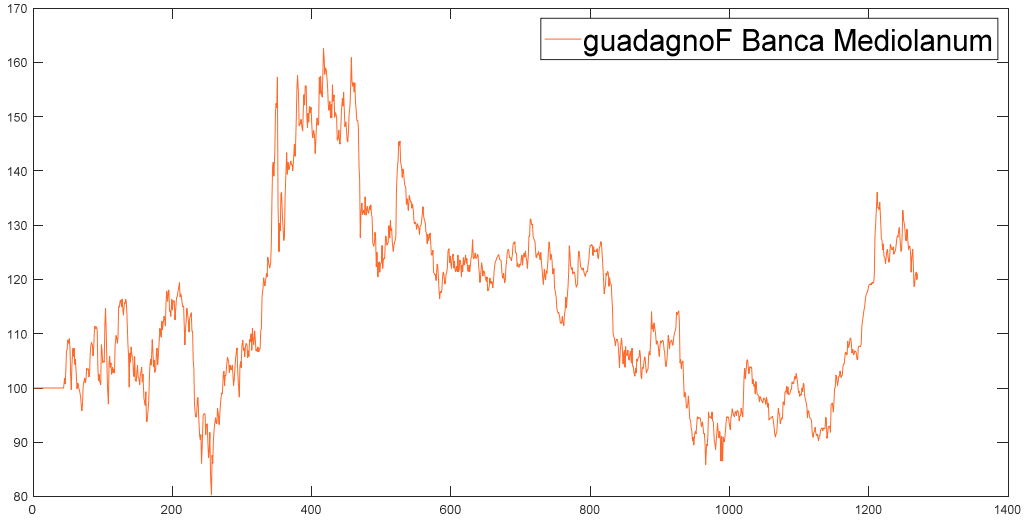
L'applicazione del trading system sul titolo Unicredit presenta un risultato migliore del precedente, riuscendo ad interpretare al meglio le oscillazioni di prezzo per ottimizzare il segnale operativo finale, in grado di portare un capitale finale di circa 220 euro.
Va sottolineata l'abilità di produrre un risultato positivo anche all'interno delle prime 400 osservazioni, che hanno invece visto un importante decremento nel livello dei prezzi, ad ulteriore testimonianza della capacità da parte dell'algoritmo di calarsi all'interno delle dinamiche di mercato, indipendentemente dal trend in atto.
L'andamento complessivo rispecchia il valore assunto dal titolo nel corso dei cinque anni di analisi, con una fisiologica flessione verso l'osservazione numero 1000, prima di riprendere l'andamento crescente che ha caratterizzato le ultime 200 osservazioni.

- Banca IFIS:



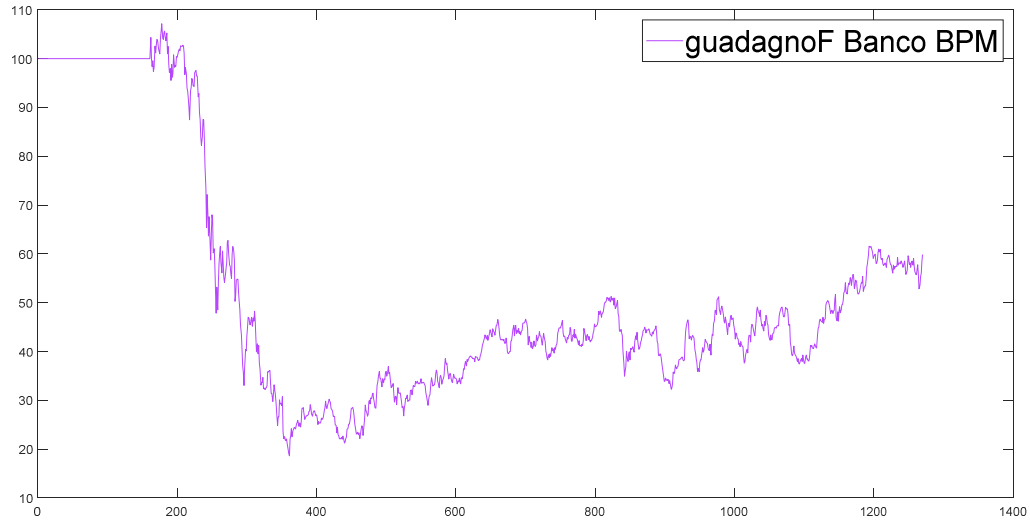
Il grafico che caratterizza l'andamento della strategia applicata al titolo Banca IFIS evidenzia come il risultato ottenuto possa considerarsi del tutto positivo. Difatti, la curva nell'arco delle 1270 osservazioni si è mantenuta praticamente sempre al di sopra della soglia di investimento corrispondente al valore di 100 euro, riuscendo addirittura a raggiungere un picco di massimo relativo in corrispondenza dell'osservazione numero 400, dovuta al periodo di forte crescita aziendale, in contrapposizione al rallentamento economico. Il capitale finale ottenuto ammonta a circa 300 euro, con picchi che hanno raggiunto il valore di circa 350 euro, dimostrando ulteriormente l'abilità dell'algoritmo di performare nel migliore dei modi sia durante la prima fase di crescita del titolo, sia nella seconda fase di correzione del prezzo.

- Banca Mediolanum:



Il grafico relativo alla strategia sviluppata sul titolo di Banca Mediolanum si presenta simile a quello già presentato relativamente al titolo Intesa SanPaolo ed in parte anche a quello Unicredit: successivamente ad un primo periodo di lateralità, si assiste ad un ribasso dovuto al contestuale rallentamento dell'economia a cavallo tra l'osservazione numero 200 e quella 400, prima di generare una reazione verso l'alto in grado di raggiungere livelli che non verranno mai raggiunti nell'arco del periodo oggetto di analisi, toccando una quota di capitale pari a 160 euro.
Seguendo l'andamento della quotazione, si assiste ad un ulteriore ribasso fino al minimo relativo raggiunto in prossimità dei 1000 giorni borsistici, a partire dal quale ha origine una nuova risalita in termini valore dell'investimento, in grado di riportare in profitto l'intera strategia, con un capitale finale pari a circa 120 euro.

- Banco BPM:



L'ultimo titolo oggetto di analisi corrisponde anche a quello con il risultato peggiore tra le cinque banche riportate: diversamente dai casi precedenti, dove l'insieme di regole implementate riusciva a reagire in seguito al crollo dei prezzi iniziale, in questo contesto la discesa presente nelle prime fasi si è dimostrata di entità maggiore. Il livello di capitale ha toccato la soglia minima dei 20 euro in corrispondenza dell'osservazione 400, prima di poter manifestare una buona e costante ripresa per tutto l'arco temporale.
Tuttavia, il crollo iniziale si è dimostrato talmente importante da impedire al trading system di ritornare in utile nel corso degli ultimi 800 giorni, pur constatando una buona ripresa fino all'ultimo valore osservato, pari a circa 60 euro.

Conclusioni

All'interno di questo lavoro è stata effettuata un'analisi, implementata tramite il software MatLab, relativamente all'applicazione di un trading system su alcuni titoli presenti nel mercato azionario italiano. La giustificazione di tale approccio è rappresentata dalle moderne teorie adattive dei mercati sviluppate da Andrew Lo, in grado di fornire uno scenario del tutto differente rispetto alle concezioni radicate ormai da anni sull'ipotesi di efficienza dei mercati formulata da Eugene Fama.
L'obiettivo di questo elaborato era certamente quello di fornire un approccio e uno strumento al comune operatore di mercato, sulla base di quanto formulato dallo stesso Lo, evidenziando come lo studio e l'analisi del contesto di riferimento associato ad ogni singola quotazione, fosse utile all'individuazione di numerose informazioni insite nei prezzi, che verrebbero del tutto perse qualora non fossero sfruttate negandone aprioristicamente l'utilità stessa, se non addirittura l'esistenza. L'approccio evolutivo alla base del trading system consiste nell'affermazione della possibilità da parte del singolo investitore operante sul mercato, di osservare attentamente il contesto che lo circonda, riuscendo in questo modo a cogliere i moltissimi aspetti qualitativi e quantitativi in grado di supportarne i ragionamenti e le decisioni di investimento.

La scelta del contesto in cui svolgere l'intera analisi è ricaduta sul settore bancario italiano, in modo tale da fornire un focus relativamente ad un settore particolarmente complesso, specialmente negli ultimi anni, evidenziandone i cambiamenti e testando la robustezza dello strumento implementato all'interno di un framework non semplice: nel contesto italiano, la reputazione delle banche ha raggiunto ultimamente livelli mai osservati in passato, suscitando di conseguenza una scarsa attrattività del settore agli occhi degli investitori. Nonostante l'appartenenza al medesimo macro-settore, il set di banche analizzate (Intesa SanPaolo, Unicredit, Banca IFIS, Banca Mediolanum e Banco BPM) si presenta come eterogeneo, vista l'appartenenza delle società ad aree di business differenti, oltre che le diverse dimensioni aziendali, in grado di alimentare la diversificazione presente all'interno dell'analisi.
Sono state presentate le caratteristiche legate a ciascun titolo, analizzandone anche graficamente gli elementi principali considerati nello sviluppo del trading system, fino alla descrizione dei risultati ottenuti in ciascun contesto.

L'iniziale studio degli indicatori di analisi tecnica ha consentito l'individuazione di specifiche regole nascoste all'interno delle curve di prezzo, in grado di fornire un utile supporto all'investitore nella determinazione finale di regole di investimento, assimilabili a delle vere e proprie strategie. Queste, sono state individuate dopo aver definito gli strumenti alla base dell'intero approccio, introducendo i concetti della Rough Set Theory, tramite la quale è stato possibile gestire gli output derivanti dalla fase precedente, aggregandone le rispettive informazioni, che altrimenti sarebbero state difficili da interpretare in maniera trasversale: la gestione per così dire "grezza" delle informazioni a disposizione è risultata necessaria per il definizione del trading system finale, consentendo all'operatore di conoscere maggiormente il mercato di riferimento.

I risultati che sono stati ottenuti possono considerarsi di carattere positivo, in quanto la quasi totalità delle strategie (4 su 5) hanno generato un profitto finale, portando l'investitore a detenere una quantità di capitale superiore rispetto a quella investita cinque anni prima: solamente nel caso di Banco BPM l'algoritmo non è stato in grado di leggere al meglio l'andamento del mercato, soprattutto durante la criticità delle prime fasi, nonostante la sua operatività abbia fornito buoni risultati anche in contesti di trend decrescente, come per esempio è stato possibile osservare nel grafico di Banca IFIS.

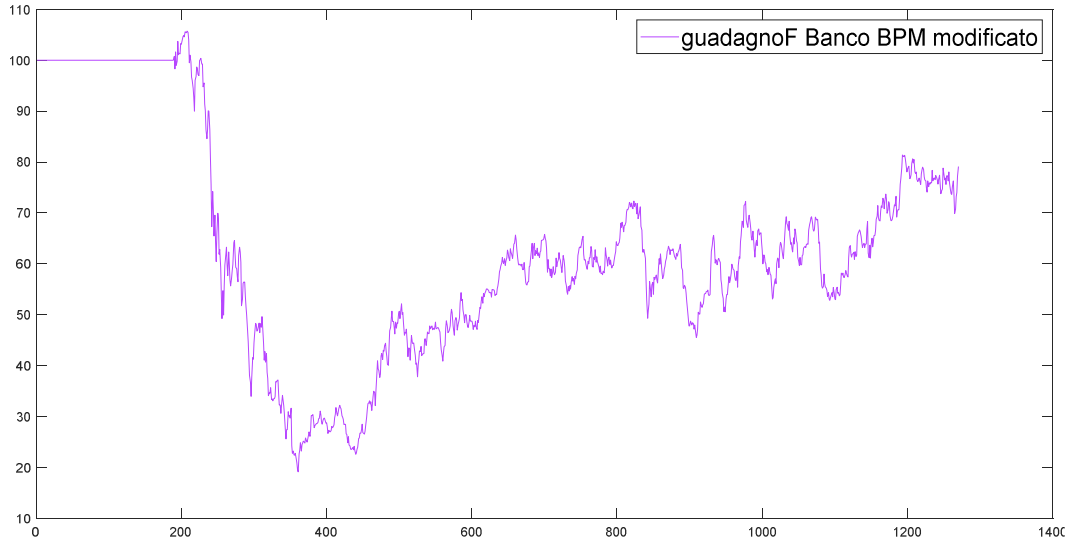
Per quanto riguarda gli altri titoli, i risultati generati possono definirsi positivi, soprattutto tenendo in considerazione il contesto temporale oggetto di analisi, caratterizzato da un brusco rallentamento nell'economia durante il 2016, che avrebbe potuto influenzare negativamente il complessivo andamento delle strategie.

Inoltre, i risultati sono stati ottenuti grazie all'adozione di solo tre indicatori di analisi tecnica, suggerendo come eventuali evoluzioni future potrebbero considerare l'utilizzo di un numero di indicatori superiore, in modo tale da rendere ancora più affidabili i segnali derivanti dalle quotazioni di mercato. Un ulteriore evoluzione finalizzata all'ottimizzazione del trading system potrebbe riguardare le metaeuristiche, utili in questo contesto per poter ottimizzare le soglie associate al segnale operativo finale di ogni strategia applicata ad ognuno dei titoli analizzati:

Dal momento che il procedimento di ottimizzazione dovrebbe essere applicato ad un intero meccanismo complesso e non ad una semplice funzione, lo strumento che potrebbe essere applicato risulta essere la Particle Swarm Optimization, in grado di ricercare la soluzione ottima all'interno dello spazio delle soluzioni possibili, in modo tale da massimizzare l'intera procedura, incidendo solamente sulla determinazione del valore di soglia relativo alla percentuale di regole concordi.

La popolazione analizzata risulta dunque essere costituita da un insieme di entità definite come “particelle”, generate in maniera del tutto automatica e casuale all’interno dello spazio di analisi. In questo contesto, ognuna di queste particelle, che rappresenta una potenziale soluzione del problema, è caratterizzata da una propria posizione oltre che da una velocità intrinseca, così da individuarne in ogni momento il collocamento e la direzione. La tecnica di ottimizzazione alla base della PSO consente di far si che queste particelle esplorino l’area di ricerca per trovare la relativa posizione migliore di ognuna di esse (oltre che la miglior posizione a livello globale di sciame di particelle), sfruttando la capacità di riuscire a immagazzinare questo tipo di informazione e di condividerla con gli individui più vicini. Così facendo, dopo aver generato un’insieme di soluzioni iniziali in maniera del tutto automatica, si potrebbe procedere con la fase di ottimizzazione vera e propria.

Per esempio, di seguito viene riportato il grafico relativo all’andamento della strategia finale applicata al titolo con l’andamento peggiore tra quelli presentati, ovvero sia quello di Banco BPM, a dimostrazione del fatto che la modifica (in questo caso applicata manualmente) del parametro di soglia, portato ora al valore di 0.8, ha generato un miglioramento dei risultati.



La strategia osservata è stata in grado di raggiungere un valore di capitale finale pari ad 80 euro, al fronte dei 60 raggiunti nel caso precedente. In questo modo, considerando i risultati ottenuti ed esposti all’interno di questo elaborato, sarebbe possibile individuare esiti potenzialmente di qualità maggiore, grazie sia all’adozione di più indicatori tecnici, in grado di rispecchiare informazioni di natura differente tra loro, sia di un numero

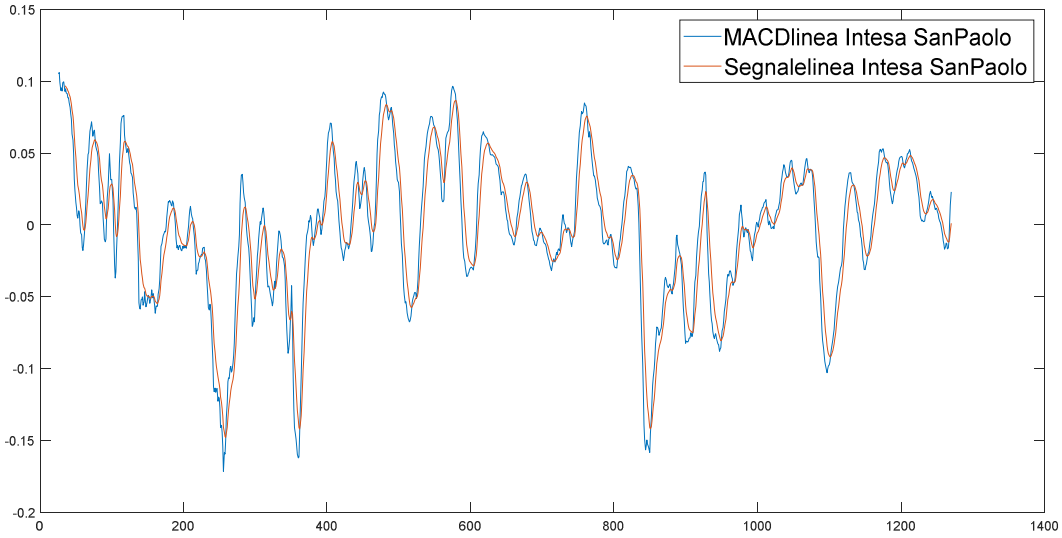
maggiore di regole e di strategie di investimento rispetto a quelle qui implementate.
Tali modifiche, unitamente alla possibilità di individuare le specifiche soglie di investimento tramite PSO, rappresentano una possibile evoluzione futura nel perfezionamento del trading system.

.

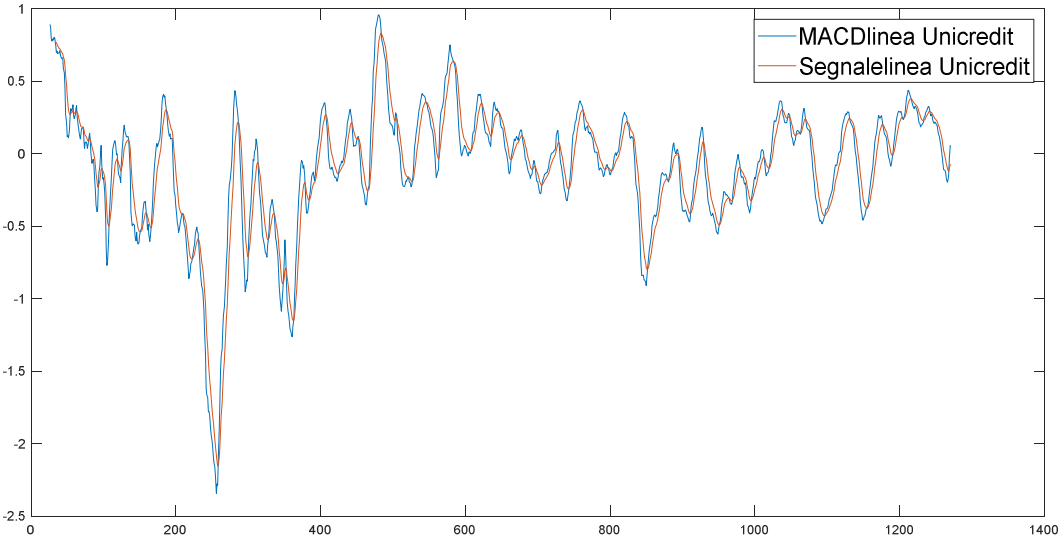
Appendice A

Le curve utilizzate nell'analisi sono, per ciascun titolo, quelle indicate dalla dicitura "*MACDlinea*" e "*Segnalelinea*": la prima rappresenta la differenza tra la media mobile esponenziale a 26 periodi e la media mobile a 12 periodi; la seconda, invece, indica il segnale generato dalla media mobile esponenziale a 9 periodi relativa al MACD.
La continua sovrapposizione delle due curve, ha generato i segnali operativi di acquisto e di vendita riportati in dettaglio all'interno del paragrafo 4.2.1.
Di seguito, vengono riportati i grafici riferiti agli output delle due curve, calcolati per ogni contesto oggetto di analisi.

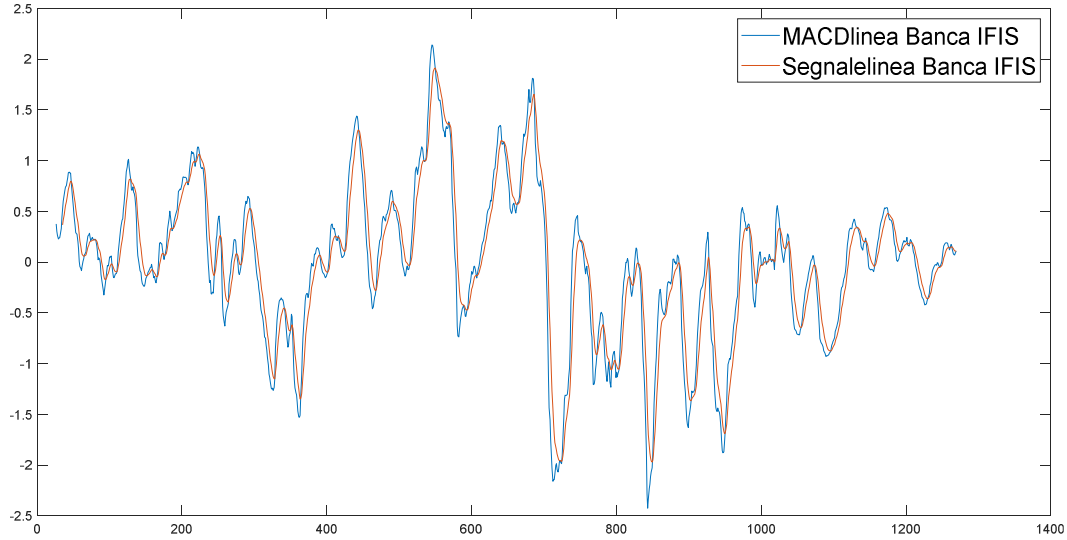
- Intesa SanPaolo:



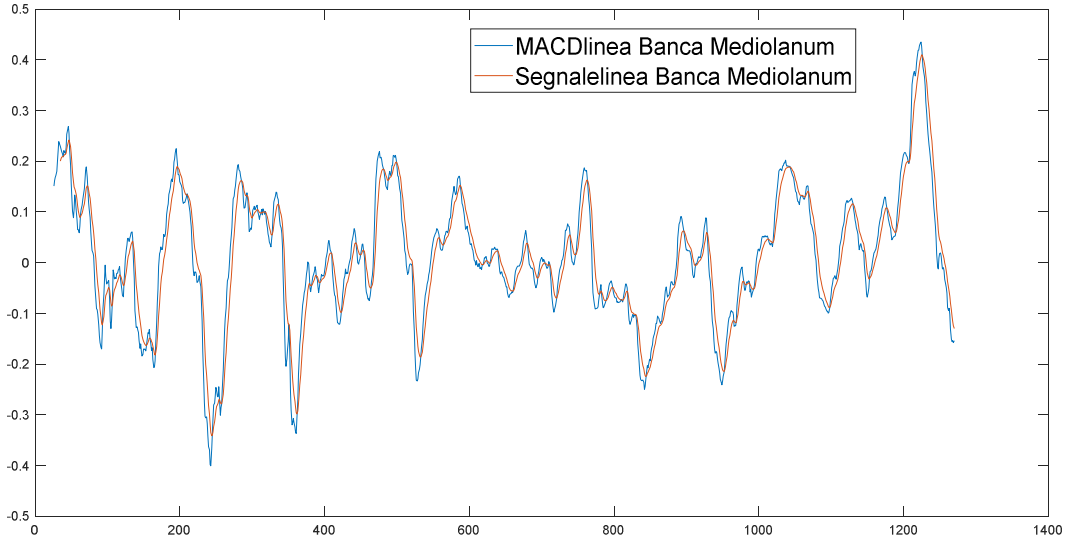
- Unicredit:



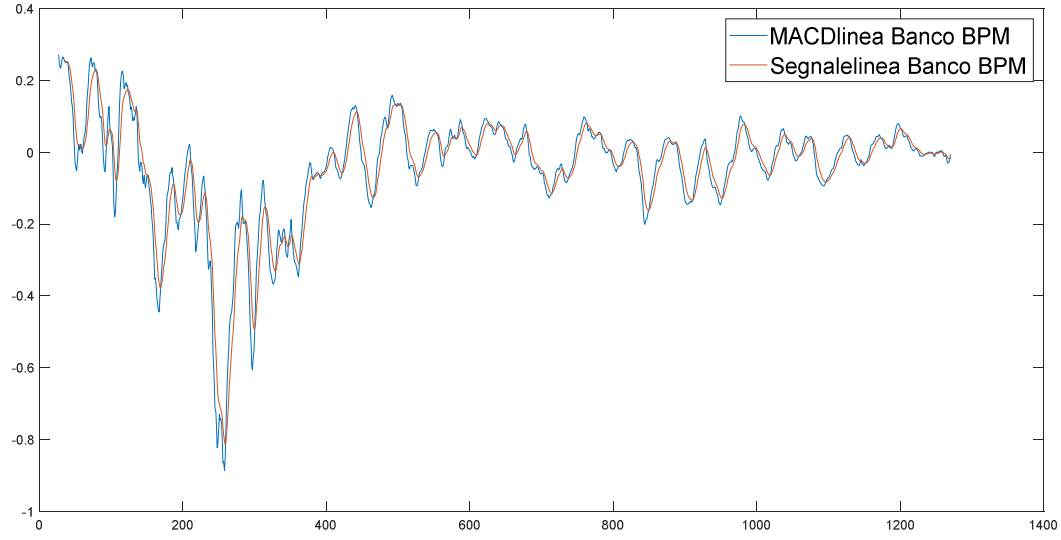
- Banca IFIS:



- Banca Mediolanum:



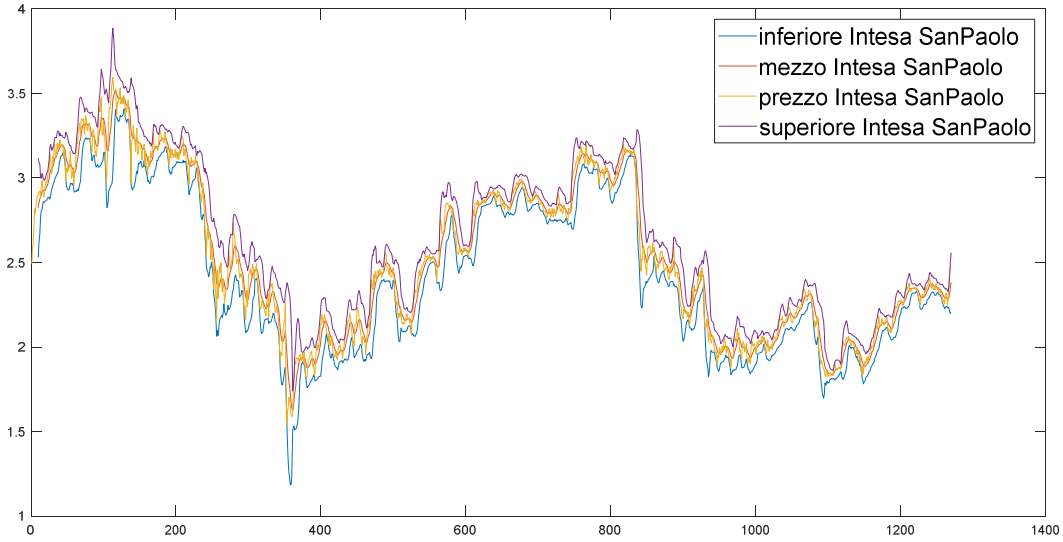
- Banco BPM:



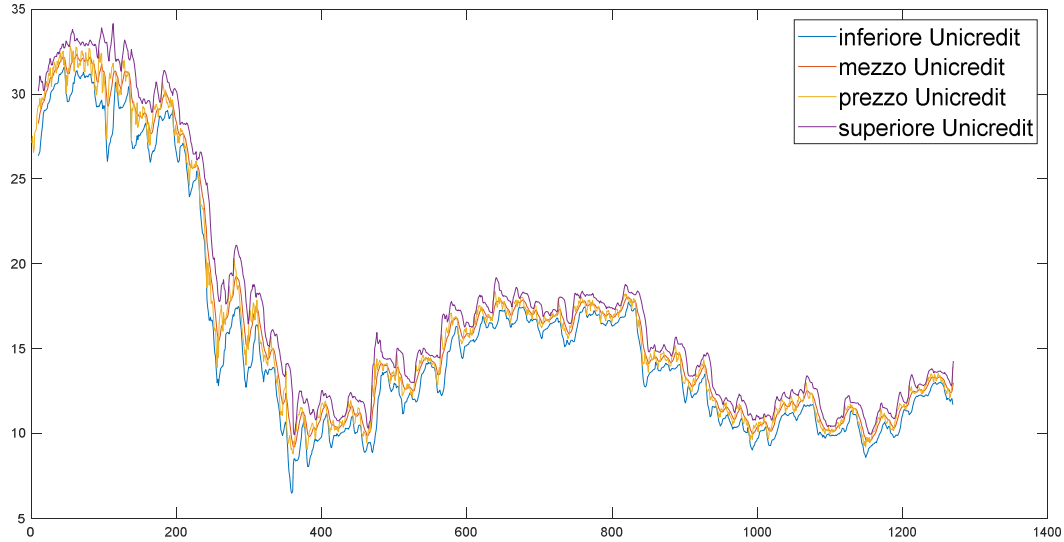
Appendice B

Nella definizione dell'indicatore Bande di Bollinger, le curve che sono state utilizzate sono state 4: con "*prezzo*" ci si riferisce all'andamento della curva dei prezzi del titolo analizzato; "*mezzo*" rappresenta la media dei valori di prezzo; "*inferiore*" e "*superiore*" indicano rispettivamente la banda al di sotto e quella al di sopra della curva di prezzo. Proprio l'eventuale superamento da parte della quotazione di una di queste due curve, ha dato origine all'individuazione dei segnali operativi descritti e riportati all'interno del paragrafo 4.2.2. Nell'implementazione delle bande tramite il software MatLab, si è scelto di tarare l'ampiezza delle stesse secondo il valore standard rappresentato da 2 volte la deviazione standard, al di sopra e al di sotto della media dei prezzi.

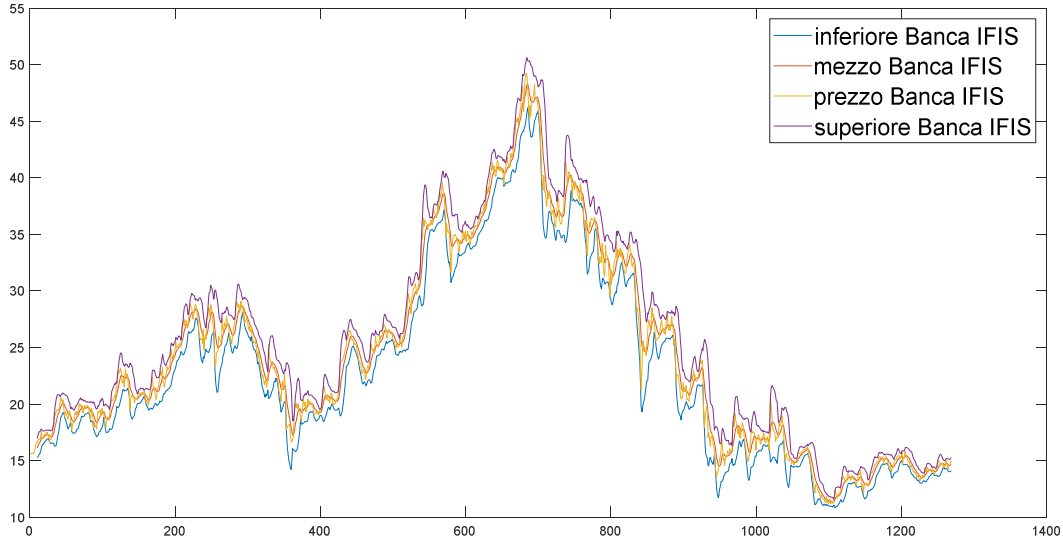
- Intesa SanPaolo:



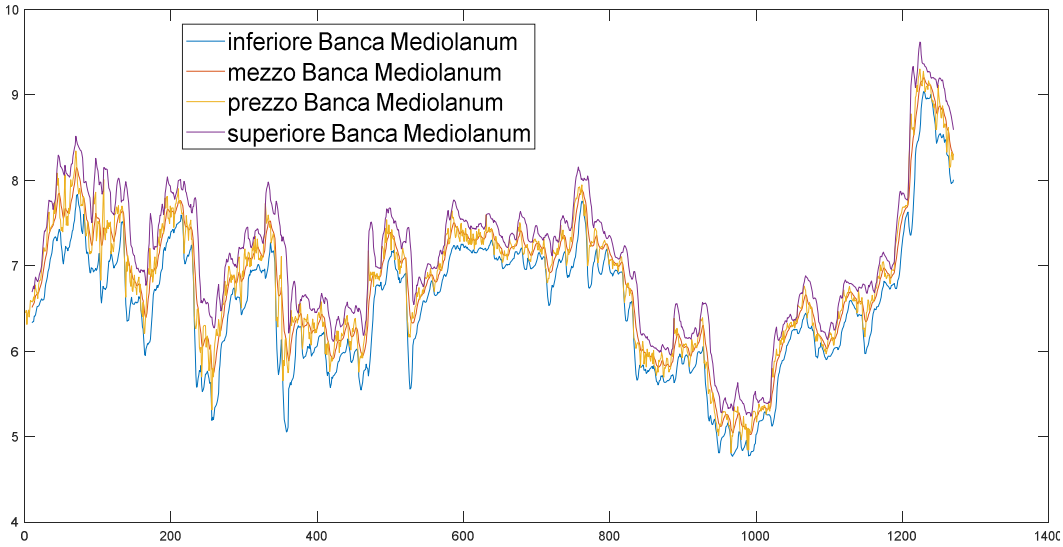
- Unicredit:



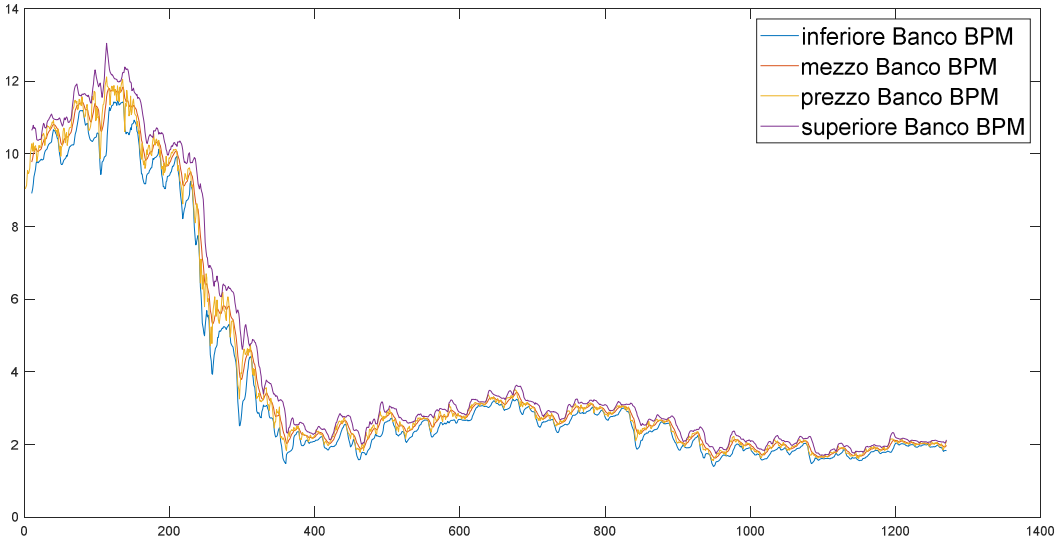
- Banca IFIS:



- Banca Mediolanum:



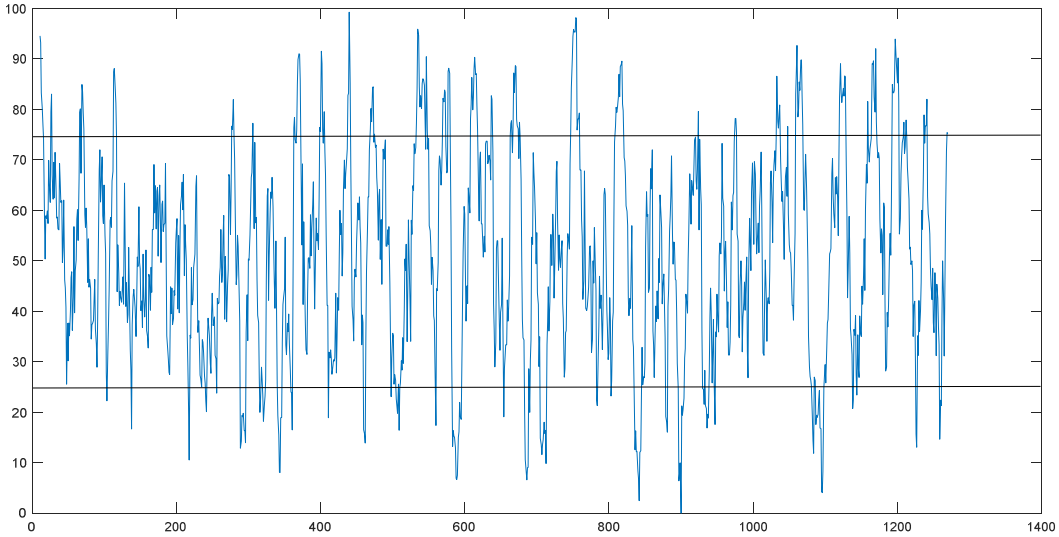
- Banco BPM:



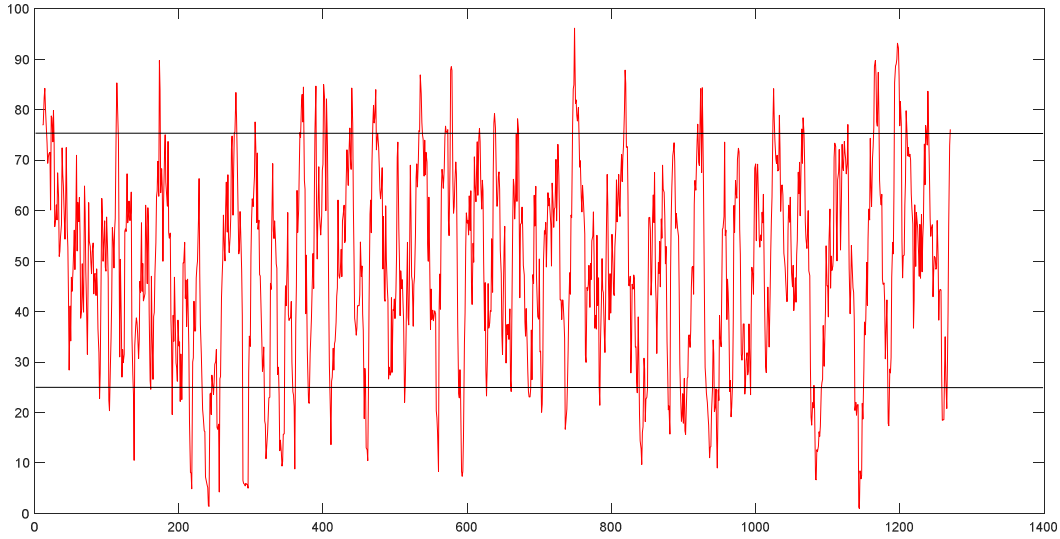
Appendice C

L'ultimo indicatore calcolato tramite il software MatLab è il Relative Strength Index (RSI): è stato calcolato mettendo a rapporto la media delle differenze dei prezzi di chiusura al rialzo degli ultimi 14 giorni, con la media del valore assoluto delle differenze di chiusure al ribasso degli ultimi 14 giorni. Nei grafici riportati in questa Appendice, è possibile notare le soglie orizzontali utilizzate per la generazione dei segnali operativi, collocate sui valori pari a 25 e 75: il superamento della soglia orizzontale di colore nero, ha comportato la generazione di un segnale operativo riportato in dettaglio all'interno del paragrafo 4.2.3.

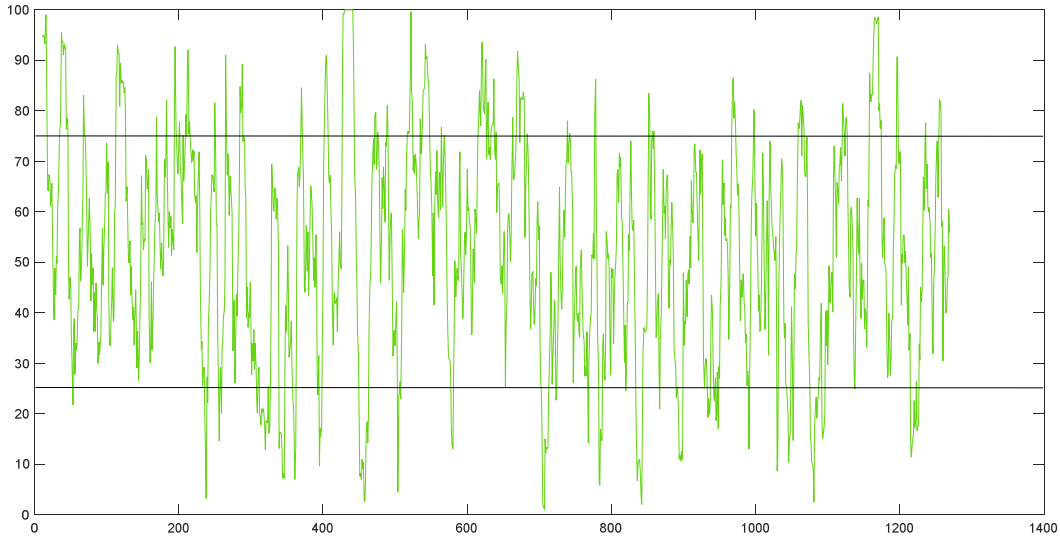
- RSI Banca Intesa SanPaolo:



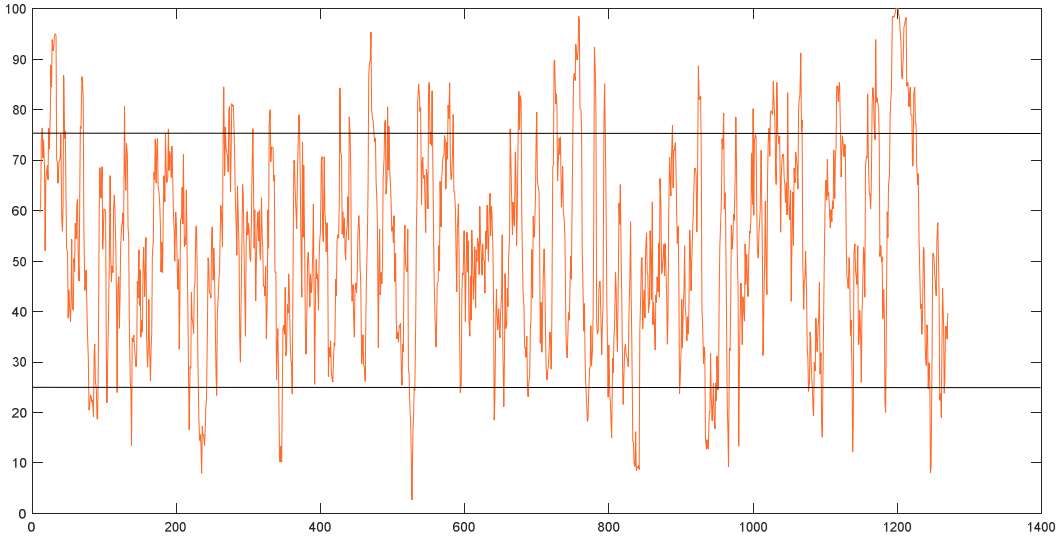
- RSI Unicredit:



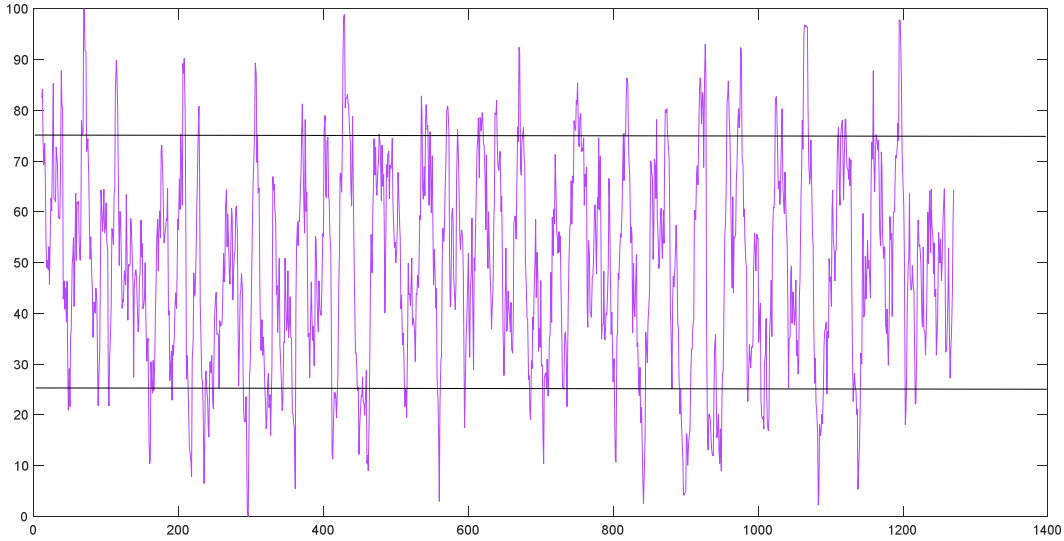
- RSI Banca IFIS:



- RSI Banca Mediolanum:



- RSI Banco BPM:



Appendice D

Di seguito viene riportato il codice implementato all'interno del software MatLab, relativo all'intera costruzione del trading system per un determinato titolo.

Come è possibile notare dalle prime righe riportate, a titolo esemplificativo viene riportato il codice associato allo sviluppo del lavoro sul titolo di Intesa SanPaolo, identificato dall'acronimo ISP. Nelle prime pagine vengono presentati i calcoli effettuati nella determinazione dei valori di ogni indicatore di analisi tecnica, unitamente alla relativa fase di discretizzazione dei risultati, finalizzata alla classificazione degli output all'interno dei 7 intervalli individuati.

Successivamente, dopo aver definito gli strumenti necessari per l'analisi, si procede con la stesura delle 35 regole: per ognuna di queste, viene presentata inizialmente la formulazione analitica caratterizzata dalle varie combinazioni tra i driver presenti, per poi passare alla definizione della funzione di "guadagno" per poterne verificare immediatamente i risultati generati. Tale procedura viene svolta per tutte le 35 regole.

Nella parte conclusiva del codice, successivamente alla definizione dell'ultima regola, viene implementato il calcolo per la determinazione del numero di regole concordi in ogni periodo (t) di analisi, definendo così un valore di percentuale con un intervallo di valori possibili compresi tra 0 e 1: più il valore tende verso l'1 (ovvero il 100% delle regole), maggiore sarà la quantità di regole che all'istante (t) generano lo stesso segnale.

Come livello soglia è stato scelto il valore pari al 50% delle regole, in modo tale che venga presa una decisione di acquisto o di vendita al tempo (t) se e solo se è la maggioranza delle 35 regole a suggerirlo.

```
clc
clearall
closeall
formatlong


% caricamento dati storici

loadISP.csv;  % import prezzi da file csv
prezzi = ISP;
[n,numvar] = size(prezzi);
rend = (prezzi(2:end,:) - prezzi(1:end-1,:))./prezzi(1:end-1,:);

prezzo = prezzi(:,1);
rendo = [0 rend(:,1)'];
```

```
%indicatore MACD
[MACDlinea, Segnalelinea] = macd(prezzo);
segnaleMACD = zeros(1,length(prezzo));
differenzaMACD = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if (Segnalelinea(t-1) < MACDlinea(t-1)) & (Segnalelinea(t) >=
MACDlinea(t))
segnaleMACD(t) = 1;
differenzaMACD(t) = abs(Segnalelinea(t-1)-MACDlinea(t-1)) +
abs(Segnalelinea(t) - MACDlinea(t));
elseif (Segnalelinea(t-1) >= MACDlinea(t-1)) & (Segnalelinea(t) <
MACDlinea(t))
segnaleMACD(t) = -1;
differenzaMACD(t) = -abs(Segnalelinea(t-1)-MACDlinea(t-1)) -
abs(Segnalelinea(t) - MACDlinea(t));
else
segnaleMACD(t) = segnaleMACD(t-1);
differenzaMACD(t) = abs(Segnalelinea(t-1)-MACDlinea(t-1)) +
abs(Segnalelinea(t)-MACDlinea(t));
differenzaMACD(t) = -abs(Segnalelinea(t-1)-MACDlinea(t-1)) -
abs(Segnalelinea(t) - MACDlinea(t));
end
end

minMACD = min(differenzaMACD);
maxMACD = max(differenzaMACD);
pezzi = 7;
frequeMACD = zeros(pezzi,1);
for t = 16:length(prezzo)
if differenzaMACD(t) <= minMACD + (maxMACD-minMACD)/7
frequeMACD(1,1) = frequeMACD(1,1)+1;
elseif (differenzaMACD(t) > (minMACD + (maxMACD-minMACD)/7)) &
(differenzaMACD(t) <= (minMACD + 2*(maxMACD-minMACD)/7))
frequeMACD(2,1) = frequeMACD(2,1)+1;
elseif (differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*(maxMACD-minMACD)/7)) &
(differenzaMACD(t) <= (minMACD + 3*(maxMACD-minMACD)/7))
frequeMACD(3,1) = frequeMACD(3,1)+1;
elseif (differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*(maxMACD-minMACD)/7)) &
(differenzaMACD(t) <= (minMACD + 4*(maxMACD-minMACD)/7))
frequeMACD(4,1) = frequeMACD(4,1)+1;
elseif (differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*(maxMACD-minMACD)/7)) &
(differenzaMACD(t) <= (minMACD + 5*(maxMACD-minMACD)/7))
frequeMACD(5,1) = frequeMACD(5,1)+1;
elseif (differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*(maxMACD-minMACD)/7)) &
(differenzaMACD(t) <= (minMACD + 6*(maxMACD-minMACD)/7))
frequeMACD(6,1) = frequeMACD(6,1)+1;
else (differenzaMACD(t) > (minMACD + 6*(maxMACD-minMACD)/7)) &
(differenzaMACD(t) <= maxMACD)
frequeMACD(7,1) = frequeMACD(7,1)+1;
end
end

%Bande di Bollinger
prezzo = prezzi(:,1);
[mezzo,superiore,inferiore] = bollinger(prezzo);
[mezzo,superiore,inferiore] =
bollinger(prezzo,'WindowSize',10,'Type',1);
segnaleBB = zeros(1,length(prezzo));
differenzaBB = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if prezzo(t-1) >= inferiore(t-1) & prezzo(t) < inferiore(t)
```

```
segnaleBB(t) = 1;
differenzaBB(t) = abs(prezzo(t-1)-inferiore(t-1)) + abs(inferiore(t) -
prezzo(t));
elseif prezzo(t-1) <= superiore(t-1) & prezzo(t) > superiore(t)
segnaleBB(t) = -1;
differenzaBB(t) = -abs(superiore(t-1)-prezzo(t-1)) - abs(prezzo(t) -
superiore(t));
else
segnaleBB(t) = segnaleBB(t-1);
differenzaBB(t) = abs(prezzo(t-1)-inferiore(t-1)) + abs(inferiore(t) -
prezzo(t));
differenzaBB(t) = -abs(superiore(t-1)-prezzo(t-1)) - abs(prezzo(t) -
superiore(t));
end
end

minBB = min(differenzaBB);
maxBB = max(differenzaBB);
pezzi = 7;
frequeBB = zeros(pezzi,1);
for t = 16:length(prezzo)
if differenzaBB(t) <= minBB + (maxBB-minBB)/7
frequeBB(1,1) = frequeBB(1,1)+1;
elseif (differenzaBB(t) > (minBB + (maxBB-minBB)/7)) &
(differenzaBB(t) <= (minBB + 2*(maxBB-minBB)/7))
frequeBB(2,1) = frequeBB(2,1)+1;
elseif (differenzaBB(t) > (minBB + 2*(maxBB-minBB)/7)) &
(differenzaBB(t) <= (minBB + 3*(maxBB-minBB)/7))
frequeBB(3,1) = frequeBB(3,1)+1;
elseif (differenzaBB(t) > (minBB + 3*(maxBB-minBB)/7)) &
(differenzaBB(t) <= (minBB + 4*(maxBB-minBB)/7))
frequeBB(4,1) = frequeBB(4,1)+1;
elseif (differenzaBB(t) > (minBB + 4*(maxBB-minBB)/7)) &
(differenzaBB(t) <= (minBB + 5*(maxBB-minBB)/7))
frequeBB(5,1) = frequeBB(5,1)+1;
elseif (differenzaBB(t) > (minBB + 5*(maxBB-minBB)/7)) &
(differenzaBB(t) <= (minBB + 6*(maxBB-minBB)/7))
frequeBB(6,1) = frequeBB(6,1)+1;
else (differenzaBB(t) > (minBB + 6*(maxBB-minBB)/7)) &
(differenzaBB(t) <= maxBB)
frequeBB(7,1) = frequeBB(7,1)+1;
end
end

%Relative Strength Index
prezzo = prezzi(:,1);
indice = rsindex(prezzo);
segnaleRSI = zeros(1,length(prezzo));
indice = rsindex(prezzo,'WindowSize',10);
differenzaRSI = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if (indice(t-1) < 75) & (indice(t) >= 75)
segnaleRSI(t) = -1;
differenzaRSI(t) = -abs(indice(t-1)) + abs(indice(t));
elseif (indice(t-1) > 25) & (indice(t) <= 25)
segnaleRSI(t) = 1;
differenzaRSI(t) = abs(indice(t-1)) - abs(indice(t));
else
segnaleRSI(t) = segnaleRSI(t-1);
differenzaRSI(t) = -abs(indice(t-1)) + abs(indice(t));
differenzaRSI(t) = abs(indice(t-1)) - abs(indice(t));
```

```
end
end

minRSI = min(indice);
maxRSI = max(indice);
pezzi = 7;
frequeRSI = zeros(pezzi,1);
for t = 16:length(prezzo)
if  (differenzaRSI(t) <= 1)
frequeRSI(1,1) = frequeRSI(1,1)+1;
elseif (differenzaRSI(t) > 1) & (differenzaRSI(t) <= 4)
frequeRSI(2,1) = frequeRSI(2,1)+1;
elseif (differenzaRSI(t) > 4) & (differenzaRSI(t) <= 8)
frequeRSI(3,1) = frequeRSI(3,1)+1;
elseif (differenzaRSI(t) > 8) & (differenzaRSI(t) <= 11)
frequeRSI(4,1) = frequeRSI(4,1)+1;
elseif (differenzaRSI(t) > 11) & (differenzaRSI(t) <= 15)
frequeRSI(5,1) = frequeRSI(5,1)+1;
elseif (differenzaRSI(t) > 15) & (differenzaRSI(t) <= 25)
frequeRSI(6,1) = frequeRSI(6,1)+1;
else (differenzaRSI(t) > 25) & (differenzaRSI(t) <= 100)
frequeRSI(7,1) = frequeRSI(7,1)+1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
segnaleOP = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if (segnali(t,1)==1)+(segnali(t,2)==1)+(segnali(t,3)==1) >= 3
segnaleOP(t) = 1;
elseif (segnali(t,1)==-1)+(segnali(t,2)==-1)+(segnali(t,3)==-1) >= 3
segnaleOP(t) = -1;
else
segnaleOP(t) = segnaleOP(t-1);
end
end

%inizio regole di trading
segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola1 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola1(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-
1))
regola1(t) = -1;
else
regola1(t) = regola1(t-1);
end
end

numpiu = zeros(1,length(prezzo));
nummeno = zeros(1,length(prezzo));

guadagno1 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
```

```
guadagno1(t+1) = guadagno1(t)*(1+regola1(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola1(t) == 1 & regola1(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola1(t) == -1 & regola1(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola2 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola2(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-
1))
regola2(t) = -1;
else
regola2(t) = regola2(t-1);
end
end

guadagno2 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno2(t+1) = guadagno2(t)*(1+regola2(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola2(t) == 1 & regola2(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola2(t) == -1 & regola2(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola3 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola3(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-
1))
regola3(t) = -1;
else
regola3(t) = regola3(t-1);
end
end

guadagno3 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
```

```
guadagno3(t+1) = guadagno3(t)*(1+regola3(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola3(t) == 1 & regola3(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola3(t) == -1 & regola3(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola4 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola4(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-
1))
regola4(t) = -1;
else
regola4(t) = regola4(t-1);
end
end

guadagno4 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno4(t+1) = guadagno4(t)*(1+regola4(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola4(t) == 1 & regola4(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola4(t) == -1 & regola4(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola5 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola5(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola5(t) = -1;
else
regola5(t) = regola5(t-1);
end
end

guadagno5 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno5(t+1) = guadagno5(t)*(1+regola5(t)*rendo(t+1));
```

```
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola5(t) == 1 & regola5(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola5(t) == -1 & regola5(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola6 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1))
regola6(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1))
regola6(t) = -1;
else
regola6(t) = regola6(t-1);
end
end

guadagno6 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno6(t+1) = guadagno6(t)*(1+regola6(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola6(t) == 1 & regola6(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola6(t) == -1 & regola6(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola7 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola7(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola7(t) = -1;
else
regola7(t) = regola7(t-1);
end
end

guadagno7 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno7(t+1) = guadagno7(t)*(1+regola7(t)*rendo(t+1));
end
```

```
for t = 16:length(prezzo)-1
if regola7(t) == 1 & regola7(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola7(t) == -1 & regola7(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola8 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & ((segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1)))
regola8(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 15) & ((segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1)))
regola8(t) = -1;
else
regola8(t) = regola8(t-1);
end
end

guadagno8 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno8(t+1) = guadagno8(t)*(1+regola8(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola8(t) == 1 & regola8(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola8(t) == -1 & regola8(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola9 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1))
regola9(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1))
regola9(t) = -1;
else
regola9(t) = regola9(t-1);
end
end

guadagno9 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno9(t+1) = guadagno9(t)*(1+regola9(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola9(t) == 1 & regola9(t)*rendo(t+1)>=0
```

```
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola9(t) == -1 & regola9(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola10 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola10(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola10(t) = -1;
else
regola10(t) = regola10(t-1);
end
end

guadagno10 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno10(t+1) = guadagno10(t)*(1+regola10(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola10(t) == 1 & regola10(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola10(t) == -1 & regola10(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola11 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & ((segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1)))
regola11(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 11) & ((segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1)))
regola11(t) = -1;
else
regola11(t) = regola11(t-1);
end
end

guadagno11 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno11(t+1) = guadagno11(t)*(1+regola11(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola11(t) == 1 & regola11(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola11(t) == -1 & regola11(t)*rendo(t+1)>=0
```

```
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola12 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1))
regola12(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1))
regola12(t) = -1;
else
regola12(t) = regola12(t-1);
end
end

guadagno12 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno12(t+1) = guadagno12(t)*(1+regola12(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola12(t) == 1 & regola12(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola12(t) == -1 & regola12(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola13 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola13(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola13(t) = -1;
else
regola13(t) = regola13(t-1);
end
end

guadagno13 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno13(t+1) = guadagno13(t)*(1+regola13(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola13(t) == 1 & regola13(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola13(t) == -1 & regola13(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
```

```
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola14 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & ((segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1)))
regola14(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 8) & ((segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1)))
regola14(t) = -1;
else
regola14(t) = regola14(t-1);
end
end

guadagno14 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno14(t+1) = guadagno14(t)*(1+regola14(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola14(t) == 1 & regola14(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola14(t) == -1 & regola14(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola15 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1))
regola15(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1))
regola15(t) = -1;
else
regola15(t) = regola15(t-1);
end
end

guadagno15 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno15(t+1) = guadagno15(t)*(1+regola15(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola15(t) == 1 & regola15(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola15(t) == -1 & regola15(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end
```

```
segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola16 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola16(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola16(t) = -1;
else
regola16(t) = regola16(t-1);
end
end

guadagno16 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno16(t+1) = guadagno16(t)*(1+regola16(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola16(t) == 1 & regola16(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola16(t) == -1 & regola16(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola17 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & ((segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1)))
regola17(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t)
> 4) & ((segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1)))
regola17(t) = -1;
else
regola17(t) = regola17(t-1);
end
end

guadagno17 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno17(t+1) = guadagno17(t)*(1+regola17(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola17(t) == 1 & regola17(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola17(t) == -1 & regola17(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola18 = zeros(1,length(prezzo));
```

```
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1))
regola18(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1))
regola18(t) = -1;
else
regola18(t) = regola18(t-1);
end
end

guadagno18 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno18(t+1) = guadagno18(t)*(1+regola18(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola18(t) == 1 & regola18(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola18(t) == -1 & regola18(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola19 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola19(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola19(t) = -1;
else
regola19(t) = regola19(t-1);
end
end

guadagno19 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno19(t+1) = guadagno19(t)*(1+regola19(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola19(t) == 1 & regola19(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola19(t) == -1 & regola19(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola20 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & ((segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1)))
regola20(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (differenzaRSI(t) >
1) & ((segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1)))
regola20(t) = -1;
else
regola20(t) = regola20(t-1);
end
end

guadagno20 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno20(t+1) = guadagno20(t)*(1+regola20(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola20(t) == 1 & regola20(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola20(t) == -1 & regola20(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola21 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) &
(segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola21(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) & (segnaleMACD(t)==-
1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola21(t) = -1;
else
regola21(t) = regola21(t-1);
end
end

guadagno21 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno21(t+1) = guadagno21(t)*(1+regola21(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola21(t) == 1 & regola21(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola21(t) == -1 & regola21(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola22 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 15) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola22(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 5*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 15) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola22(t) = -1;
else
regola22(t) = regola22(t-1);
end
end

guadagno22 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno22(t+1) = guadagno22(t)*(1+regola22(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola22(t) == 1 & regola22(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola22(t) == -1 & regola22(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola23 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 15) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola23(t) = 1;
elseif ((differenzaBB(t) > (minBB + 5*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 15) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola23(t) = -1;
else
regola23(t) = regola23(t-1);
end
end

guadagno23 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno23(t+1) = guadagno23(t)*(1+regola23(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola23(t) == 1 & regola23(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola23(t) == -1 & regola23(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola24 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) &
(segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola24(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) & (segnaleMACD(t)==-
1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola24(t) = -1;
else
regola24(t) = regola24(t-1);
end
end

guadagno24 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno24(t+1) = guadagno24(t)*(1+regola24(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola24(t) == 1 & regola24(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola24(t) == -1 & regola24(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola25 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 11) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola25(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 4*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 11) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola25(t) = -1;
else
regola25(t) = regola25(t-1);
end
end

guadagno25 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno25(t+1) = guadagno25(t)*(1+regola25(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola25(t) == 1 & regola25(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola25(t) == -1 & regola25(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola26 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 11) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola26(t) = 1;
elseif ((differenzaBB(t) > (minBB + 4*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 11) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola26(t) = -1;
else
regola26(t) = regola26(t-1);
end
end

guadagno26 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno26(t+1) = guadagno26(t)*(1+regola26(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola26(t) == 1 & regola26(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola26(t) == -1 & regola26(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola27 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) &
(segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola27(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) & (segnaleMACD(t)==-
1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola27(t) = -1;
else
regola27(t) = regola27(t-1);
end
end

guadagno27 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno27(t+1) = guadagno27(t)*(1+regola27(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola27(t) == 1 & regola27(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola27(t) == -1 & regola27(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola28 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 8) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola28(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 3*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 8) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola28(t) = -1;
else
regola28(t) = regola28(t-1);
end
end

guadagno28 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno28(t+1) = guadagno28(t)*(1+regola28(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola28(t) == 1 & regola28(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola28(t) == -1 & regola28(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola29 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 8) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola29(t) = 1;
elseif ((differenzaBB(t) > (minBB + 3*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 8) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola29(t) = -1;
else
regola29(t) = regola29(t-1);
end
end

guadagno29 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno29(t+1) = guadagno29(t)*(1+regola29(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola29(t) == 1 & regola29(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola29(t) == -1 & regola29(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola30 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) &
(segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola30(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) & (segnaleMACD(t)==-
1) & (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola30(t) = -1;
else
regola30(t) = regola30(t-1);
end
end

guadagno30 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno30(t+1) = guadagno30(t)*(1+regola30(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola30(t) == 1 & regola30(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola30(t) == -1 & regola30(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola31 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 4) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola31(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + 2*((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 4) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola31(t) = -1;
else
regola31(t) = regola31(t-1);
end
end

guadagno31 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno31(t+1) = guadagno31(t)*(1+regola31(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola31(t) == 1 & regola31(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola31(t) == -1 & regola31(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola32 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 4) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola32(t) = 1;
elseif ((differenzaBB(t) > (minBB + 2*((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 4) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola32(t) = -1;
else
regola32(t) = regola32(t-1);
end
end

guadagno32 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno32(t+1) = guadagno32(t)*(1+regola32(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola32(t) == 1 & regola32(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola32(t) == -1 & regola32(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola33 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (segnaleMACD(t)==1)
& (segnaleBB(t)==1) & (segnaleRSI(t)==1))
regola33(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) & (segnaleMACD(t)==-1)
& (segnaleBB(t)==-1) & (segnaleRSI(t)==-1))
regola33(t) = -1;
else
regola33(t) = regola33(t-1);
end
end

guadagno33 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno33(t+1) = guadagno33(t)*(1+regola33(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola33(t) == 1 & regola33(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola33(t) == -1 & regola33(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola34 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
```

```
if ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 1) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola34(t) = 1;
elseif ((differenzaMACD(t) > (minMACD + ((maxMACD-minMACD)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 1) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola34(t) = -1;
else
regola34(t) = regola34(t-1);
end
end

guadagno34 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno34(t+1) = guadagno34(t)*(1+regola34(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola34(t) == 1 & regola34(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola34(t) == -1 & regola34(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

segnali = [segnaleMACD' segnaleBB' segnaleRSI'];
regola35 = zeros(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)
if ((differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 1) & (segnaleMACD(t)==1) & (segnaleBB(t)==1) &
(segnaleRSI(t)==1))
regola35(t) = 1;
elseif ((differenzaBB(t) > (minBB + ((maxBB-minBB)/7))) &
(differenzaRSI(t) > 1) & (segnaleMACD(t)==-1) & (segnaleBB(t)==-1) &
(segnaleRSI(t)==-1))
regola35(t) = -1;
else
regola35(t) = regola35(t-1);
end
end

guadagno35 = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagno35(t+1) = guadagno35(t)*(1+regola35(t)*rendo(t+1));
end

for t = 16:length(prezzo)-1
if regola35(t) == 1 & regola35(t)*rendo(t+1)>=0
numpiu(t) = numpiu(t)+1;
elseif regola35(t) == -1 & regola35(t)*rendo(t+1)>=0
nummeno(t) = nummeno(t) + 1;
end
end

finale = zeros(1,length(prezzo));
numpiu = numpiu/35;
nummeno = nummeno/35;
for t = 16:length(prezzo)
if numpiu(t) > 0.5
```

```
finale(t) = 1;
elseif nummeno(t) > 0.5
finale(t) = -1;
else
finale(t) = finale(t-1);
%       finale(t) = 0;
end
end

guadagnoF = 100*ones(1,length(prezzo));
for t = 16:length(prezzo)-1
guadagnoF(t+1) = guadagnoF(t)*(1+finale(t)*rendo(t+1));
end
```

Bibliografia

K.Y. KWON, R.J. KISH, *A comparative study of technical trading strategies and return predictability: an extension of Brock, Lakonishok, and LeBaron (1992) using NYSE and NASDAQ indices,* in The Quarterly Review of Economics and Finance 42 (2002) 611–631.

M. CAPORIN, A. RANALDO, P.C. DE MAGISTRIS, *On the predictability of stock prices: A case for high and low prices*, in Journal of Banking & Finance 37 (2013) 5132–5146.

A. SHYNKEVICH, *Performance of technical analysis in growth and small cap segments of the US equity market,* in Journal of Banking & Finance 36 (2012) 193–208.

H. YU, G.V. NARTEA, C. GAN, L.J. YAO, *Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: Recent evidence from Southeast Asian stock markets*, in International Review of Economics and Finance 25 (2013) 356–371.

G.C. FRIESEN, P.A. WELLER, L.M. DUNHAM, *Price trends and patterns in technical analysis: A theoretical and empirical examination,* in Journal of Banking & Finance 33 (2009) 1089–1100.

R. CERVELLO-ROYO, F. GUIJARRO, K. MICHNIUK, *Stock market trading rule based on pattern recognition and technical analysis: Forecasting the DJIA index with intraday data*, in Expert Systems with Applications 42 (2015) 5963–5975.

A. ESFAHANIPOUR, S. MOUSAVI, *A genetic programming model to generate risk-adjusted technical trading rules in stock markets*, in Expert Systems with Applications 38 (2011) 8438–8445.

R.T.F. NAZARIO, J. LIMA E SILVA, V.A. SOBREIRO, H. KIMURA, *A literature review of technical analysis on stock markets*, in The Quarterly Review of Economics and Finance 66 (2017) 115–126.

B.S. ALHASHEL, F.W. ALMUDHAF, J.A. HANSZ, *Can technical analysis generate superior returns in securitized property markets? Evidence from East Asia markets*, in Pacific-Basin Finance Journal 47 (2018) 92–108.

N. ZARRABI, S. SNAITH, J. COAKLEY, *FX technical trading rules can be profitable sometimes!*, in International Review of Financial Analysis 49 (2017) 113–127.

J. COAKLEY, M. MARZANO, J. NANKERVIS, P. CAPOTI, *How profitable are FX technical trading rules?*, in International Review of Financial Analysis 45 (2016) 273–282.

A. JACKSON, D. LADLEY, *Market ecologies: The effect of information on the interaction and profitability of technical trading strategies*, in International Review of Financial Analysis 47 (2016) 270–280.

N. GRADOJEVIC, C. LENTO, *Multiscale analysis of foreign exchange order flows and technical trading profitability*, in Economic Modelling 47 (2015) 156–165.

R. HUDSON, F. MCGROARTY, A. URQUHART, *Sampling frequency and the performance of different types of technical trading rules,* in Finance Research Letters 22 (2017) 136–139.

P. HSU, M.P. TAYLOR, Z. WANG, *Technical trading: Is it still beating the foreign exchange market?,* in Journal of International Economics 102 (2016) 188–208.

S. TAN, M. LAI, E. TEY, L. CHONG, *Testing the performance of technical analysis and sentiment-TAR trading rules in the Malaysian stock market*, in North American Journal of Economics and Finance.

P. HSU, Y. HSU, C. KUAN, *Testing the predictive ability of technical analysis using a new stepwise test without data snooping bias,* in Journal of Empirical Finance 17 (2010) 471–484.

H. DEWACHTER, M. LYRIO, *The cost of technical trading rules in the Forex market: A utility-based evaluation*, in Journal of International Money and Finance 25 (2006) 1072-

1089.

A. URQUHART, H. ZHANG, *The performance of technical trading rules in Socially Responsible Investments*, in International Review of Economics and Finance 63 (2019) 397–411.

J. BOKHARI, C. CAI, R. HUDSON, K. KEASEY, *The predictive ability and profitability of technical trading rules: does company size matter?*, in Economics Letters 86 (2005) 21–27.

A.W. LO, *Adaptive Markets and the New World Order*, in Financial Analysts Journal Volume 68 Number 2, ©2012 CFA Institute, 18-29.

A.W. LO, *EFFICIENT MARKETS HYPOTHESIS*, To appear in L. Blume and S. Durlauf, The New Palgrave: A Dictionary of Economics,Second Edition, 2007. New York: Palgrave McMillan.

A.W. LO, *The adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective*, August 15, 2004.

R.C. BRASILEIRO, V.L.F. SOUZA, A.L.I. OLIVEIRA, *Automatic trading method based on piecewise aggregate approximation and multi-swarm of improved self-adaptive particle swarm optimization with validation*, in Decision Support Systems 104 (2017) 79–91.

F. WANG, P.L.H. YU, D.W. CHEUNG, *Combining technical trading rules using particle swarm optimization*, in Expert Systems with Applications 41 (2014) 3016–3026.

A. BAGHERI, H.M. PEYHANI, M. AKBARI, *Financial forecasting using ANFIS networks with Quantum-behaved Particle Swarm Optimization*, in Expert Systems with Applications 41 (2014) 6235–6250.

C. CHENG, T. CHEN, L. WEI, *A hybrid model based on rough sets theory and genetic algorithms for stock price forecasting*, in Information Sciences 180 (2010) 1610–1629.

T. CHAVARNAKUL, D. ENKE, *A hybrid stock trading system for intelligent technical analysis-based equivolume charting*, in Neurocomputing 72 (2009) 3517–3528.

L. SHEN, H.T. LOH, *Applying rough sets to market timing decisions*, in Decision Support Systems 37 (2004) 583– 597.

Y. KIM, D. ENKE, *Developing a rule change trading system for the futures market using rough set analysis*, in Expert Systems With Applications 59 (2016) 165–173.

D. BAO, Z. YANG, *Intelligent stock trading system by turning point confirming and probabilistic reasoning*, in Expert Systems with Applications 34 (2008) 620–627.

Z. PAWLAK, *Rough set approach to knowledge-based decision support*, in European Journal of Operational Research 99 (1997) 48-57.

V.K. BOGULLU, D. ENKE, C. DAGLI, *Using neural networks and technical indicators for generating stock trading signals*, January, 2002.

S.J. LEE, J.J. AHN, K.J. OH, T.Y. KIM, H.Y. YONG, C.W. SONG, *Using Rough Set to support Investment Strategies of Rule-based trading with Real-Time Data in Futures Market*, in Proceedings of the 42nd Hawaii International Conference on System Sciences - 2009.

S. ALMAHDI, S.Y. YANG, *A constrained portfolio trading system using particle swarm algorithm and recurrent reinforcement learning,* in Expert Systems With Applications 130 (2019) 145–156.

R. DASH, P.K. DASH, *A hybrid stock trading framework integrating technical analysis with machine learning techniques*, in The Journal of Finance and Data Science 2 (2016) 42 e 57.

X. LIU, H. AN, L. WANG, X. JIA, *An integrated approach to optimize moving average rules in the EUA futures market based on particle swarm optimization and genetic algorithms*, in Applied Energy 185 (2017) 1778–1787.

Y. KIM, W. AHN, K.J. OH, D. ENKE, *An intelligent hybrid trading system for discovering trading rules forthe futures market using rough sets and genetic algorithms*, in Applied Soft Computing 55 (2017) 127–140.

R.C. CAVALCANTE, R.C. BRASILEIRO, V.L.F. SOUZA, J.P. NOBREGA, A.L.I. OLIVEIRA, *Computational Intelligence and Financial Markets: A Survey and Future Directions*, in Expert Systems With Applications 55 (2016) 194–211.

F.D. PAIVA, R.T.N. CARDOSO, G.P HANAOKA, W.M. DUARTE, *Decision-making for financial trading: A fusion approach of machine learning and portfolio selection*, in Expert Systems With Applications 115 (2019) 635–655.

J.C.P. M'NG, *Dynamically Adjustable Moving Average (AMA') technical analysis indicator to forecast Asian Tigers' futures markets*, in Physica A 509 (2018) 336–345.

S.M. YEN, Y. HSU, *Profitability of technical analysis in financial and commodity futures markets — A reality check,* in Decision Support Systems 50 (2010) 128–139.

I.E. KALAK, A. AZEVEDO, R. HUDSON, *Reviewing the hedge funds literature II: Hedge funds' returns and risk management characteristics*, in International Review of Financial Analysis 48 (2016) 55–66.

D.M. SMITH, N. WANG, Y. WANG, E.J. ZYCHOWICZ, *Sentiment and the Effectiveness of Technical Analysis: Evidence from the Hedge Fund Industry*, in Journal of financial and quantitative analysis vol. 51, no. 6, dec. 2016, pp. 1991-2013.

A. BRIZA, P.C. NAVAL JR, *Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data*, in Applied Soft Computing 11 (2011) 1191–1201, p. 1564 ss.

L. MENKHOFF, *The use of technical analysis by fund managers: International evidence, in* Journal of Banking & Finance 34 (2010) 2573–2586.