



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE  
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”

---

Corso di Laurea Magistrale in Scienze Economiche e Finanziarie

IL TRADING ALGORITMICO NELL’OTTICA  
DELL’EVOLUTIONARY LEARNING

Progettazione di un trading system tecnico ottimizzato con algoritmo genetico

ALGORITHMIC TRADING WITH EVOLUTIONARY LEARNING

Development of a technical trading system with a genetic algorithm optimization

Relatore: Chiar.mo  
Prof. Lucarelli Caterina

Tesi di Laurea di:  
Margotti Giordano

Anno Accademico 2018 – 2019

INTRODUZIONE .....	4
1 IL TRADING ALGORITMICO.....	11
1.1 L'evoluzione tecnologica e legislativa dei mercati finanziari .....	16
1.2 High Frequency Trading .....	18
1.3 Requisiti, struttura e progettazione di un Trading System.....	23
1.3.1 Requisiti fondamentali .....	24
1.3.2 Struttura di un Trading System .....	27
1.3.3 Testing e ottimizzazione .....	30
2 DALLA TEORIA DEI MERCATI EFFICIENTI ALLA FINANZA COMPORTAMENTALE .....	35
2.1 La teoria dei mercati efficienti.....	35
2.2 La nascita della Finanza Comportamentale .....	45
2.3 Adaptive Market Hypotesis .....	55
3 COMPLEX ADAPTIVE SYSTEM ED EVOLUTIONARY LEARNING ..	65
3.1 Agent-Based Model per i Complex Adaptive System.....	65
3.2 Razionalità limitata e apprendimento in economia.....	70
3.3 Metodi Metaeuristici di ottimizzazione .....	73
3.3 Algoritmo Genetico .....	77
3.3.1 Definizione della popolazione e dei suoi individui genetici.....	82
3.3.2 Il processo di valutazione e selezione.....	84
3.3.3 Il processo di evoluzione .....	84
4 OTTIMIZZAZIONE DI UN TRADING SYSTEM CON ALGORITMO GENETICO IN MATLAB® .....	88

BIBLIOGRAFIA .....	103
FIGURE .....	109
APPENDICE .....	110

## INTRODUZIONE

L'avvento delle nuove tecnologie, lo sviluppo dell'informatica e la diffusione di internet hanno drasticamente mutato il contesto dei mercati finanziari rendendoli accessibili anche ai piccoli investitori. Nell'immaginario comune gli scambi di borsa avvengono, ancora, in mercati finanziari situati in grandi sale in cui gli operatori autorizzati urlano le proposte di vendita e di acquisto per conto dei propri clienti. Nella realtà dei fatti, da diversi decenni, è avvenuta una rivoluzione tecnologica, e conseguentemente anche legislativa, che ha mutato profondamente la struttura e l'organizzazione dei mercati finanziari. Le più grandi borse mondiali, ormai, non hanno più una sede fisica. Questa evoluzione ha portato anche ad un drastico cambiamento del lavoro e degli strumenti utilizzati dagli operatori. Nel primo capitolo vedremo come sia impossibile per gli addetti ai lavori sottrarsi all'*hegemony of algorithms*. Nell'attuale scenario dei mercati finanziari, dominato da una crescente complessità e dall'interazione competitiva tra numerosi operatori, risulta impossibile pensare che un uomo da solo possa monitorare l'andamento di tutte le asset class contemporaneamente. Compito che, invece, una macchina potrebbe gestire senza alcun tipo di problema. Al netto delle precedenti assunzioni concluderemo che il ricorso a sistemi di trading automatizzati, governati da algoritmi, sia una strada inevitabile da percorrere per raggiungere la profittabilità sui mercati finanziari, almeno nel breve termine. La legge darwiniana che persiste

sui mercati finanziari mostra come sopravvivano solo le banche d'investimento e le società di gestione del risparmio che impiegano parte delle loro risorse in innovazione tecnologica ed in capitale umano altamente qualificato con competenze trasversali in matematica, statistica e programmazione. Un esempio lampante è il ricorso a tecnologie che permettano di operare su micro-frequenze. Ciò ha portato allo sviluppo dell'*High Frequency Trading*. Quindi, il campo di combattimento all'interno del quale gli operatori si vedono costretti a confrontarsi prevede necessariamente un armamento tecnologico adeguato. Sia da un punto di vista dell'hardware, per potere gestire adeguatamente una grande mole di dati e ridurre drasticamente la *latency* degli ordini, sia per quanto riguarda la componente software per l'elaborazione degli stessi. Risulta impossibile per gli operatori sottrarsi a questa ondata di evoluzione tecnologica che ha invaso il mondo in ogni campo. L'unica soluzione percorribile è cavalcarla per non rischiare di finire vinti dalla fiumana del progresso, rimanendone agli argini. Nel secondo capitolo affronteremo i dibattiti di fine Novecento, tutt'ora in corso, sull'efficienza di mercato. Trattando di strategie di speculazione in borsa risulta inevitabile partire da un approfondimento sull'EMH per capire quali siano le basi sulle quali muovono le critiche le moderne teorie sui mercati finanziari. Il principale punto di contrasto lo troviamo con la nascita della finanza comportamentale che ha segnato un punto di svolta importante per quanto riguarda il modo tradizionale di studiare l'economia, come se fosse una scienza fisica, riportando l'attenzione sui suoi aspetti

di scienza sociale. La consacrazione di questa disciplina è avvenuta successivamente con il conferimento di premi Nobel ad alcuni dei suoi esponenti di maggior rilievo come Daniel Kahnemann (2002) e Richard Thaler (2017). Sulla presa di coscienza che la rappresentazione degli esseri umani a razionalità illimitata, presente nei modelli economici, si discostava ampiamente dalla realtà si svilupparono teorie alternative, ma non sostitutive, alla EMH come l'*Adaptive Market Hypotesis*. L'AMH proposta da Andrew Lo non vuole essere un punto di rottura ma un punto di riconciliazione tra efficienza di mercato e finanza comportamentale. Questa teoria si sposa perfettamente con la visione di un ecosistema costituito da soggetti a razionalità limitata, fallibili ed interattivi popolanti un mondo in continua evoluzione al quale doversi adattare per sopravvivere. L'AMH si basa sull'intuizione che investitori e mercati finanziari si comportino più come la biologia che la fisica, considerandoli come una popolazione di organismi viventi in competizione per sopravvivere, non come un insieme di oggetti inanimati mossi da leggi fisiche e immutabili. Questa semplice verità ha implicazioni di vasta portata. per prima cosa, implica che il principio dell'evoluzione - competizione, innovazione, riproduzione e adattamento - sia più utile per comprendere il funzionamento interno del settore finanziario rispetto ai principi simili alla fisica tipici dell'analisi economica tradizionale. Ciò implica che i prezzi di mercato non sempre devono riflettere tutte le informazioni possibili, ma possono di volta in volta deviare dai rapporti di prezzo razionali a causa di forti

reazioni emotive come la paura e l'avidità. L'applicazione della teoria dell'AMH all'attività di gestione degli investimenti prevede che l'innovazione sia la soluzione essenziale per la sopravvivenza. Se si analizza un mercato finanziario con l'ottica delle ipotesi adattive, il fine ultimo di ciascun individuo che vi opera è la sopravvivenza. Traders e gestori patrimoniali devono adattarsi continuamente alla natura mutevole del mercato sviluppando sempre nuove capacità e competenze per riuscire a sopravvivere al suo interno. In un contesto, come quello attuale, a complessità crescente l'innovazione e l'adattabilità sono i fattori guida per la sopravvivenza. Tali teorie basano le proprie fondamenta su recenti scoperte nel campo delle neuroscienze cognitive. Uno dei modelli più noti per la comprensione della complessa struttura del cervello è la teoria del Triune Brain, sviluppato dal neuroscienziato Paul MacLean. Il modello MacLean tenta di descrivere il cervello dei mammiferi come una serie di progressi evolutivi. Basandoci su queste scoperte in ambito di neuroscienze, applicando i principi di evoluzione, adattamento e selezione naturale alle interazioni finanziarie, è possibile sviluppare dei modelli economici più verosimili. Nel tentativo di rappresentare tale contesto con modelli economici è nata la disciplina degli *Agent-Based Model* in cui modelli basati sull'*Evolutionary Learning* modellizzano il comportamento degli operatori economici con logiche evolutive. Al contrario i tradizionali modelli di asset pricing, con investitori con aspettative omogenee fra loro, valutano il valore delle attività considerando i payoff attesi scontati e si basano sull'ipotesi che i prezzi seguano

una martingala. Vale a dire che l'aspettativa odierna del prezzo del periodo successivo  $E_t [p_{t+1}]$  equivale esattamente al prezzo attuale  $p_t$ . Nel mondo reale gli investitori non hanno tutti accesso alle stesse informazioni, basti pensare alle informazioni private in possesso solo di alcuni. L'acquisizione di informazioni è costosa, gli agenti adegueranno lentamente le loro aspettative ai cambiamenti del contesto economico. Durante questo processo di adeguamento, le loro aspettative saranno sistematicamente in errore e ciò sembra violare la definizione di aspettative razionali. Oppure non hanno una corretta visione di insieme, a causa di bias come il narrow framing, giungendo a conclusioni divergenti anche se sono in possesso di tutte le informazioni pubbliche. Quindi è lecito considerare dei soggetti con aspettative eterogenee. Ma se consideriamo investitori eterogenei non possiamo usare una logica deduttiva per formulare le loro aspettative sui payoff futuri. Le aspettative di individui perfettamente razionali non possono essere rappresentate correttamente in modelli analitici di asset pricing considerando una molteplicità di investitori eterogenei. Infatti, nell'approccio ABM, i modelli economici sono costruiti con metodo induttivo (bottom-up, si studiano fenomeni particolari per arrivare ad una definizione generale ed universale), al contrario di quelli standard costruiti con metodo deduttivo (top-down, che parte da assiomi e postulati per ricavare dimostrazioni e spiegare fenomeni particolari). Abbiamo detto che gli ABM modellizzano il comportamento degli operatori economici con logiche evolutive e quindi trattano l'economia come un sistema evolutivo complesso



popolato da un determinato numero di agenti autonomi ed interattivi, definito *Complex Adaptive System*. La capacità di elaborare dati in modelli popolati da agenti a razionalità limitata ed eterogenei fra loro rendono questo strumento idoneo allo studio del comportamento degli investitori nei mercati finanziari. Nel quarto capitolo entreremo nel focus del presente trattato progettando un trading system tecnico ottimizzato con algoritmi genetici, avvalendoci dei tool di MATLAB®. I modelli basati su algoritmi evuzionistici come gli algoritmi genetici sono stati ideati, inizialmente, per simulare il processo evuzionistico naturale, in modo da creare specie di individui che si adattassero correttamente ai cambiamenti dell'ambiente circostante. Possiamo rappresentare le connessioni tra biologia e comportamento umano tramite analogie. Un algoritmo genetico è un algoritmo euristico che ha lo scopo di risolvere problemi di ottimizzazione. L'aggettivo "genetico", ispirato al principio della selezione naturale ed evoluzione biologica teorizzato nel 1859 da Charles Darwin, deriva dal fatto che, al pari del modello evolutivo darwiniano che trova spiegazioni nella branca della biologia detta genetica, gli algoritmi genetici attuano dei meccanismi concettualmente simili a quelli dei processi biochimici scoperti da questa scienza. Lo scopo ultimo di questa tesi è quello di constatare, valutando gli esiti derivanti dai risultati del trading system implementato, se l'utilizzo di algoritmi che poggiano le loro basi su concetti evolutivi, antagonisti all'EMH, possano essere più idonei dei tradizionali algoritmi

di ottimizzazione matematica nel rappresentare, e quindi prevedere, il comportamento futuro degli operatori sui mercati finanziari.

## 1 IL TRADING ALGORITMICO

Dopo anni in cui tradizionalmente l'investimento e la speculazione finanziaria erano lasciati completamente alla discrezionalità dei trader più esperti possiamo dire che la rotta è stata invertita drasticamente a favore di un'operatività in cui la decisione umana è imprescindibilmente coadiuvata, ed in alcuni casi completamente sostituita, dalle macchine. Il trading algoritmico consiste nella schematizzazione del comportamento dei partecipanti in modelli matematici. Questi modelli quantitativi prevedono la definizione di un set di regole per generare segnali di trading che guidino gli investimenti sui mercati finanziari. Utilizzati anche per controllare il rischio delle posizioni singole e globali, con l'intervento dell'essere umano ridotto al minimo indispensabile, se non nullo al termine della progettazione iniziale.

La condizione psicologica del trader è fondamentale per la buona riuscita di una strategia, ma come ben sappiamo la mente umana è soggetta ad una molteplicità di bias cognitivi che possono trarre in inganno l'operatore. Risulta superfluo affermare che un trader di tipo discrezionale che non coadiuvi la sua operatività con alcuno strumento quantitativo si espone ad innumerevoli rischi ed errori. Sia nella fase di recupero delle informazioni che nell'elaborazione delle stesse è impensabile che in uno scenario come quello attuale, caratterizzato da una crescente complessità e profondità dei dati, un essere umano sia in grado di gestire una tale mole di informazioni. Così facendo, il trader rischia di restringere il campo al proprio

universo conosciuto, come nel caso dell'home bias<sup>1</sup>. Vi è anche la possibilità che la nostra scelta iniziale si rafforzi in relazione al numero di altre persone che condividono quella stessa convinzione rischiando di dimenticarci di eventuali dubbi che avevamo al riguardo, finendo con il mettere in atto un comportamento imitativo<sup>2</sup>. Quando le scelte sono compiute in uno scenario d'incertezza il peso delle azioni e delle idee del gruppo sul singolo individuo appare molto forte. L'*herding behavior*, definito anche *bandwagon bias*, è tipicamente riscontrabile nell'euforia irrazionale che si cela dietro le bolle speculative. Con il passare del tempo e con l'acquisizione di eccessiva sicurezza il trader tende ad effettuare degli errori di *overconfidence*<sup>3</sup> che potrebbero causare eccessiva approssimazione e quindi compromettere drasticamente il successo del trade. Per quanto riguarda invece la gestione della posizione è frequente che gli individui impieghino troppo del loro tempo nella ricerca di ragioni in grado di supportare il motivo per cui le loro opinioni sono giuste piuttosto che ricercare la verità. In particolare, si può verificare il rischio di dare maggiore rilevanza alle sole informazioni in grado di confermare la nostra tesi iniziale<sup>4</sup>. Nel presente trattato ci stiamo concentrando sulle strategie di tipo quantitativo che prevedono una precisa strategia da seguire e quindi la

---

<sup>1</sup> Linda Tesar e Ingrid Werner, 1995, *Home bias and high turnover*.

La tendenza degli investitori a scegliere titoli domestici perché conosciuti lo espone ad un maggior rischio specifico annullando il beneficio di diversificazione che si avrebbe scegliendo anche titoli esteri.

<sup>2</sup> Soosung Hwang e Mark Salmon, 2004, *Market stress and herding*.

<sup>3</sup> Markus Glaser e Martin Weber, 2007, *Overconfidence and trading volume*.

Un errore che riguarda la cognizione delle proprie abilità e la consapevolezza dei limiti delle proprie conoscenze.

<sup>4</sup> Confirmatory bias.

possibilità di eliminare, oppure di limitare, i possibili errori dell'uomo dovuti alle euristiche di pensiero definite in precedenza. Questo è sicuramente uno degli incentivi più forti che spinge gli operatori ad addentrarsi nel trading algoritmico. I bias cognitivi possono essere limitati con trading system quantitativi, dove la componente umana è presente solo nella fase di progettazione e totalmente assente nella gestione dell'operatività. Un sistema di trading quantitativo permette al trader di sorpassare gli inganni della mente umana in tutte le fasi di costruzione ed operatività del sistema. E' necessario tradurre la strategia ideata dagli operatori in informazione adeguata al linguaggio macchina codificando con appositi linguaggi di programmazione in modo da automatizzare l'idea di trading. Per creare questo sistema di regole si cerca di identificare comportamenti del mercato statisticamente significativi e ripetibili che possano essere sfruttati per generare profitti e quindi ottenere *competitive edge*. Le metodologie utilizzate per raggiungere questo vantaggio competitivo sono molteplici passando dalle più tradizionali alle più esotiche. I sistemi di trading quantitativi o algoritmici possono essere distinti in base alle differenti strategie ed in base agli orizzonti temporali per i quali sono stati ideati, ovvero *time-frame* a cui si riferiscono. La prima distinzione effettuabile per definire le principali tipologie è per le logiche sottostanti la strategia di investimento (*trend following, mean reversion, hedging*). Il *trend following* è la più comune logica di trading volta all'individuazione della presenza di una tendenza primaria del mercato, il trend. Quello che si va a ricercare è un'inerzia nella crescita o

decrecita del mercato. Questa persistenza di una tendenza nel mercato viene definita con il concetto di *momentum*<sup>5</sup>. Questo fenomeno può essere generato da una lenta diffusione delle informazioni che potrebbe portare gli individui a prendere la propria decisione di investimento in momenti diversi e con gradualità dettata dalla propria propensione al rischio e dal proprio obiettivo temporale d'investimento<sup>6</sup>. Le strategie di *mean reversion* sono strategie di ritorno alla media basate sull'idea che il prezzo di alcuni strumenti finanziari tenda a ritornare sulla propria media di lungo periodo. Questa strategia è evidentemente la simmetrica opposta della precedente. Le strategie di *Hedging* consistono nell'effettuare una o più operazioni di copertura per proteggersi dal rischio derivante da un'altra posizione aperta, spesso queste operazioni sono effettuate con l'utilizzo di strumenti finanziari derivati<sup>7</sup>. Una strategia basata sull'arbitraggio consente di ottenere un profitto certo senza che il soggetto che la effettui corra alcun rischio acquistando un'attività finanziaria su un mercato e rivendendola su un altro mercato, sfruttando le differenze di prezzo quando presenti<sup>8</sup>. In ultima istanza consideriamo le strategie basate su machine learning che prevedono l'utilizzo di sofisticati algoritmi in grado

---

<sup>5</sup> Narasimhan Jegadeesh e Sheridan Titman, 2002, *Momentum*.

<sup>6</sup> Molte evidenze empiriche mostrano come le azioni che si comportano nel modo migliore (peggiore) nell'arco di un periodo di tre mesi poi continuano a dare buoni risultati (scarsi risultati) nei successivi 3-12 mesi. Nello stesso modo, le azioni con un elevato momentum per quanto riguarda gli utili sovraperformano rispetto alle azioni con un momento non positivo per gli utili.

<sup>7</sup> Martin Schweizer, 1991, *Option hedging for semimartingales*.

Eric Renault e Nizar Touzi, 1996, *Option hedging and implied volatilities in a stochastic volatility model*.

David Hobson, 1998, *Robust hedging of the lookback option*.

<sup>8</sup> differisce dalla speculazione finanziaria in quanto non si opera sulle differenze di prezzo di uno stesso bene, nello stesso mercato, in tempi diversi ma prevede l'acquisto e la vendita su due mercati diversi.

di gestire e manipolare grosse quantità di dati per poi applicare logiche di ottimizzazione statistica con finalità di trading derivanti dalle scienze cognitive (reti neurali e algoritmi genetici).

Grazie alle nuove tecnologie informatiche utilizzate dai mercati borsistici ai fini della riduzione della *latency*, è possibile individuare una differenza tra i sistemi di trading quantitativi in base alla frequenza delle operazioni ed alla durata delle stesse. Esistono i sistemi di trading tradizionali low-frequency che prevedono una bassa frequenza delle operazioni (con posizioni che possono stare a mercato anche per diverso tempo), si parla prettamente di time frame daily, e sistemi di trading più sofisticati basati sull'high-frequency trading, ovvero con una frequenza delle operazioni nell'ordine di minuti, secondi, o in caso più estremi di millisecondi. Anche se alla base di molte strategie vi possono essere le stesse logiche, esse differiscono enormemente per i mezzi tecnologici che sono necessari per essere utilizzabili. La velocità di calcolo delle macchine ha portato la speculazione finanziaria su frequenze di tempo prima impensabili. Le grosse liquidità e gli importanti supporti tecnologici necessari per attuare strategie di high-frequency trading rendono questa operatività tipica delle grandi istituzioni finanziarie.

## **1.1 L'evoluzione tecnologica e legislativa dei mercati finanziari**

I pionieri dei mercati telematici furono gli Stati Uniti con il NASDAQ<sup>9</sup> istituito a New York il 5 febbraio 1971, il primo esempio al mondo di mercato borsistico elettronico. Un mercato finanziario costituito da una rete di soli computer e server e non più da un edificio contenente esseri umani che strillano proposte di scambio. Questa posizione primeggiante da parte degli Stati Uniti fu dovuta agli importanti investimenti promossi dal governo a partire dalle grandi guerre e seguiti nel corso della guerra fredda facendo fare un poderoso balzo in avanti alla tecnologia in tutti i campi. La realizzazione da parte dell'esercito USA, durante gli anni '60, di una rete di radar per contrastare eventuali attacchi aerei dei Sovietici, il S.A.G.E.<sup>10</sup>, pose le basi per lo sviluppo successivo della rete militare che alla fine degli Anni '70 divenne Internet, poi aperta all'uso civile. Alla metà degli Anni '90 arriva il World Wide Web o WWW, sviluppato al C.E.R.N. di Ginevra da Tim Barners Lee. Un protocollo per rendere la fruizione di documenti su Internet semplice e intuitiva. Nel giro di un paio d'anni il Web esplose passando da 1 a 10.000 siti. Nel frattempo le banche europee ed americane si erano già dotate di potenti elaboratori, mentre alla fine degli anni '70 si diffondevano i primi PC. Il costante sguardo da parte delle società borsistiche alle nuove tecnologie con frequenti acquisizioni di società specializzate in servizi tecnologici dedicati al trading avanzato e ai servizi di pre e

---

<sup>9</sup> National Association of Securities Dealers Automated Quotation.

<sup>10</sup> Semi-Automatic Ground Environment.



post trade ha permesso di ridurre in maniera drastica i tempi di latenza delle transazioni finanziarie (affronteremo il tema della Low Latency e dell'HFT nel capitolo 2.4). Un esempio recente che ci riguarda da vicino è l'acquisizione da parte del London Stock Exchange Group del 67% di GATElab<sup>11</sup>. Oltre ad investimenti strategici della spesa pubblica vennero anche adottati quei provvedimenti legislativi che avrebbero coadiuvato tale espansione. A metà degli Anni '70 il Congresso degli Stati Uniti, eliminò completamente la tassa di negoziazione per poter accedere alla borsa di New York (New York Stock Exchange o N.Y.S.E.) favorendo la concorrenza nel settore finanziario. L'effetto principale fu la possibilità anche per i risparmiatori comuni di accedere ai servizi di gestione del risparmio attraverso strumenti finanziari quotati in borsa, servizi prima riservati ai più facoltosi proprio per via degli alti costi imposti dalla tassa. Questa cascata di innovazione tecnologica invase di riflesso il vecchio continente, interessando anche l'Italia dove Borsa Italiana nel 1996 completò il passaggio delle contrattazioni sul circuito telematico, avviato nel 1991. Gli investimenti in nuove tecnologie, l'avvento di Internet e lo sviluppo normativo ha spinto Hedge Fund, banche d'investimento, operatori professionali e trader privati ad armarsi adeguatamente per sopravvivere e rimanere a galla nel grande oceano dei mercati finanziari. L'utilizzo di strumenti di calcolo a supporto delle decisioni d'investimento ha preso sempre più piede portando alcuni

---

<sup>11</sup> GateLab, società specializzata in servizi tecnologici con sedi in Italia e nel Regno Unito, Il London Stock Exchange Group (Lse) ne ha acquisito il 67% l'11 febbraio 2013.

Hedge Fund a fare dell'assenza di discrezionalità il loro credo, basando le proprie decisioni di investimento solo su algoritmi. Altri beneficiari di questa evoluzione sono stati gli investitori privati, i quali grazie ad un più facile accesso alle negoziazioni dovuto all'abbassamento dei costi transazionali ed alla diffusione della rete internet e dei personal computer sono stati i protagonisti della diffusione del fenomeno del Trading Online. Fenomeno che ha permesso ai trader privati di avvalersi di strumenti professionali e dati in real-time.

## **1.2 High Frequency Trading**

La diffusione dell'HFT è dovuta a vari fattori che hanno come minimo comune denominatore lo sviluppo tecnologico e le innovazioni legislative. Uno dei principali driver di questo sviluppo è da individuare nella tendenza alla frammentazione degli scambi risalente al momento in cui fù permesso l'utilizzo degli ECN come *alternative trading venue* al mercato regolamentato<sup>12</sup>. La possibilità di utilizzare questi venue alternativi permetteva di bypassare l'intermediazione di broker o dealer. L'assenza di un obbligo di negoziazione al NBBO<sup>13</sup> aveva l'effetto principale di vedere negoziata la stessa attività finanziaria su più mercati a prezzi differenti. Questa differenza nel prezzo di quotazione creava

---

<sup>12</sup> Nel 1998 la SEC con la Regulation Alternative Trading System ha permesso l'utilizzo degli Electronic Communication Network.

<sup>13</sup> Il National Best Bid and Offer (NBBO) è un regolamento della Securities Exchange Commission (SEC) che richiede ai broker di effettuare le negoziazioni al miglior bid-ask price possibile nei mercati finanziari degli Stati Uniti.

evidenti possibilità di arbitraggio sfruttabili dagli operatori più veloci nelle esecuzioni degli ordini, quindi dagli High Frequency Traders. Il servizio di *co-location*<sup>14</sup> fornito dalle trading venue ha permesso di ridurre drasticamente i tempi di latenza delle negoziazioni. La possibilità per i trader di poter ricorrere alla *co-location* per ridurre drasticamente il lasso di tempo che intercorre dall'immissione dell'ordine alla sua esecuzione, con il risultato di vedersi eseguiti a livelli di prezzo migliori, ha spinto gli HFTs a cimentarsi in questa pratica permettendo un'espansione della propria attività. Le modalità di accesso al mercato per i trader differiscono in base all'eventuale contratto di membership presente con il mercato. Si definisce un *accesso diretto* quando il soggetto è registrato come membro, svolgendo un ruolo di intermediazione, negoziazione per conto terzi, nel caso di un broker, oppure negoziando per conto proprio nel caso di un dealer. L'accesso è di tipo indiretto quando il trader si avvale dei servizi di un broker per la negoziazione dei propri ordini. Alcuni broker offrono ai propri clienti il servizio di *Direct Electronic Access*<sup>15</sup> che permette di accedere direttamente alle negoziazioni senza passare tramite l'intermediazione di un soggetto terzo. La Regulations NMS negli stati uniti e la direttiva Mifid del comitato di Basilea hanno definito nuove strutture commissionali portando le trading venue ad aumentare il proprio livello di competizione sia per quanto riguarda la riduzione delle commissioni di

---

<sup>14</sup> Consiste nel permettere agli istituti finanziari partecipanti alle contrattazioni di posizionare i propri server all'interno delle strutture stesse dei mercati.

<sup>15</sup> Il servizio di DEA può avvenire attraverso il Direct Market Access (DMA) o con lo Sponsored Access (SA).

negoziiazione sia per la riduzione della Latency. L'effetto principale negli anni è stata una diminuzione del *tick size*<sup>16</sup> e delle commissioni. Ciò ha portato ad un inevitabile incremento dei volumi di negoziazione fungendo da ulteriore driver per l'utilizzo di metodologie di High Frequency Trading. La maggior parte delle strategie di trading non hanno bisogno di essere implementate con l'HFT in quanto ne verrebbe a meno la loro natura, come nel caso delle strategie trend-following. Solo alcune di esse risultano essere adatte ad un utilizzo di frequenze elevate. Naturalmente sistemi basati su frequenze di questo genere hanno la necessità di ricevere dati con aggiornamenti frequenti, quindi possiamo escludere che alla base di tali strategie vi possano essere logiche di analisi fondamentale in quanto i dati di bilancio presentano nuove informazioni con tempi biblici rispetto a quelli di cui stiamo discutendo in questo paragrafo<sup>17</sup>. Le posizioni saranno prese sulla base delle variazioni di prezzo e quindi sulla base dei dati presenti sul book di negoziazione. Le principali strategie utilizzabili con l'HFT sono per natura quelle che prevedono un arbitraggio sul medesimo strumento finanziario ricercando un profitto certo senza correre alcun rischio, sfruttando le differenze di prezzo quando presenti<sup>18</sup>. L'arbitraggio può essere di tipo statistico quando vengono individuate delle evidenze statistiche sulla serie storica dei prezzi di un determinato titolo ed il prezzo

---

<sup>16</sup> La variazione minima di prezzo di uno strumento finanziario.

<sup>17</sup> Ad eccezione di strategie basate sulle news release, come nel caso delle trimestrali.

<sup>18</sup> Jonathan Brogaard, Terrence Hendershott e Ryan Riordan, 2014, *High-Frequency Trading and Price Discovery*.

dello stesso si discostasse da tali relazioni statistiche. In quel momento si verificherebbe una possibilità di arbitraggio statistico. Un'altra tipologia possibile è l'arbitraggio da latenza per il quale le condizioni ottimali si verificano quando, come nel caso precedentemente citato in assenza di un NBBO, si dovessero creare delle inefficienze di mercato a causa della negoziazione dello stesso sottostante in due trading venue distinti a due prezzi differenti. Un campo nel quale sistemi di High Frequency trading non hanno rivali è il trading sulle news release. Durante tutto l'anno vi sono una molteplicità di appuntamenti ed occasioni nei quali gli stati, le autorità di vigilanza, gli osservatori economici e le società quotate stesse rilasciano documenti economici quali bilanci o outlook report il cui contenuto informativo è in grado di cambiare drasticamente le carte in tavola degli investitori<sup>19</sup>. In queste situazioni i trader che saranno in grado di muoversi più velocemente avranno la possibilità di posizionarsi sul mercato prima di tutti senza rischiare di perdere il “treno dei vincenti”.

Le maggiori preoccupazioni riguardanti l'High Frequency Trading riguardano gli effetti che una sua larga diffusione potrebbe portare ai mercati borsistici sia da un punto di vista della qualità, andandone a minare liquidità e volatilità, sia per quanto riguarda il rischio del sistema finanziario, generalmente inteso come rischio sistemico. Istituzioni finanziarie che siano in grado di spostare grandi quantità di

---

<sup>19</sup> Alessandro La Scalia, 2010, *Earning season*.

liquidità nella frazione di secondi potrebbero danneggiare drasticamente l'equilibrio di mercato innescando ripercussioni a catena fino ad interessare l'economia reale. Nella futura direttiva europea MiFID<sup>20</sup> è prevista l'introduzione di un aggiornamento con lo scopo di obbligare gli High Frequency Trader a registrarsi come imprese di investimento rendendo pubblici gli algoritmi che si celano dietro le loro strategie, fornendo garanzie sull'attendibilità dei software utilizzati<sup>21</sup>. Nell'attesa, Consob ha chiesto a Borsa Italiana di adottare una misura nazionale<sup>22</sup> basata su un semplice meccanismo di penali per gli operatori che superino certe soglie di "ineseguito". Uno dei principali danni causati dall'HFT è quello della asimmetria informativa che consiste nella selezione avversa subita dagli operatori che fungono da controparti di questi trader. Eventi più dannosi rispetto al rischio di selezione avversa sono i Flash crash. Improvvise e violente impennate o discese di prezzo apparentemente inspiegabili con i fondamentali del sottostante o con le evidenze statistiche derivante dalla serie storica dei prezzi<sup>23</sup>. Movimenti del genere vengono spesso causati da algoritmi che spostano grosse quantità di liquidità in un brevissimo lasso di tempo con il risultato di destabilizzare in maniera violenta l'equilibrio di mercato. Un movimento del genere registrato di recente risale al 5 febbraio 2018 quando Il Dow Jones dopo aver ceduto nel giro di

---

<sup>20</sup> Markets in Financial Instruments Directive.

<sup>21</sup> Albert J. Menkveld, 2013, *High frequency trading and the new market makers*.

<sup>22</sup> Come già fatto negli Stati Uniti da Nyse e Nasdaq ed in Europa da Euronext.

<sup>23</sup> Andrei Kirilenko e altri, 2017, *The Flash Crash: High-Frequency Trading in an Electronic Market*.

pochissimi minuti oltre mille punti, sempre in uno spazio brevissimo di tempo, ha recuperato oltre la metà delle perdite. Il paniere americano delle blue chip non aveva mai registrato una perdita intraday di così tanti punti durante una singola seduta.

### **1.3 Requisiti, struttura e progettazione di un Trading System**

Esistono una molteplicità di approcci di analisi nel mondo della speculazione finanziaria, con le rispettive metodologie operative, ma quando parliamo di Trading Algoritmico la base dalla quale si parte è sempre l'implementazione di un trading system. Un trading system può essere definito come un insieme di *trading rules*<sup>24</sup>, che, se combinate tra loro e ripetute in maniera sistematica, ci permettono di rendere automatica l'attività di trading. Rendendo l'attività di trading meccanica si esclude completamente la discrezionalità (in realtà i trading system possono anche essere utilizzati solo a supporto di una operatività di tipo discrezionale, ma non è il caso di cui ci occuperemo). Quando questo sistema di regole di trading viene codificato in un linguaggio di programmazione tramite un software, creando un algoritmo, allora si può parlare di Algo Trading. Il flusso operativo di un Trading System parte dal recupero dei dati di mercato<sup>25</sup> per poi elaborarli in base all'algoritmo implementato in un programma di backtest o di esecuzione automatizzata. Il

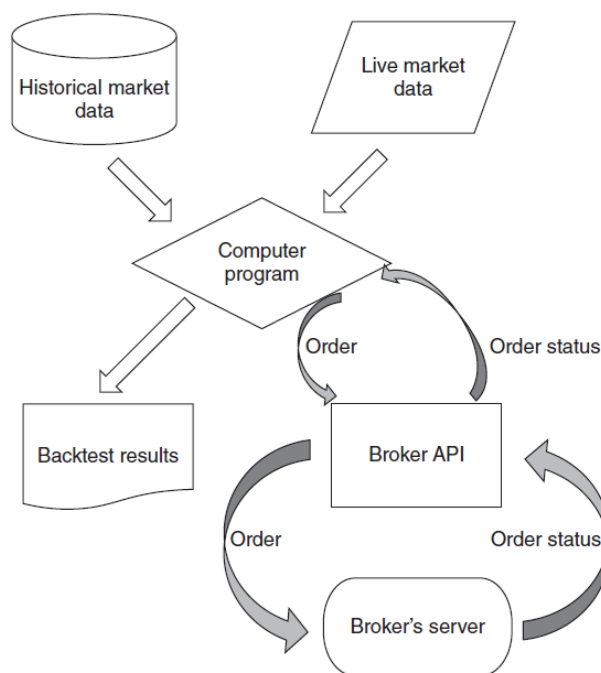
---

<sup>24</sup> Segnali per le decisioni di acquisto o vendita di strumenti finanziari, definiti grazie alle evidenze statistiche presenti nelle serie storiche dei prezzi.

<sup>25</sup> Dati storici o live, dipende se siamo ancora in fase di testing della strategia o se siamo già nella fase di messa a mercato.

programma invia gli ordini al broker tramite un'API<sup>26</sup> e riceve le notifiche sullo stato dell'ordine dal broker.

Figura 1.1 Diagramma del flusso operativo di un Trading System



### 1.3.1 Requisiti fondamentali

Prima di procedere all'implementazione di un Trading System è necessario avere chiaro quali siano le caratteristiche<sup>27</sup> dalle quali non si può prescindere per ottenere un risultato soddisfacente. L'attributo principale è indiscutibilmente la

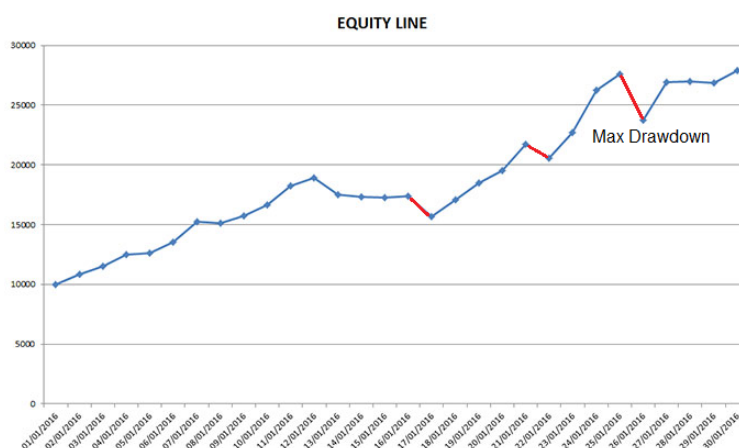
<sup>26</sup> Application Programming Interface (API), termine con il quale, in informatica, si indica un insieme di procedure atte all'espletamento di un dato compito.

<sup>27</sup> Profitabilità, stabilità dell'equity line, robustezza e persistenza.



*profitabilità*. In quanto senza di essa verrebbe a meno la prima ratio per la quale si dovrebbe fare trading. Nei report di un TS, sia dopo il backtest sui dati storici che nel report dopo un'operatività live, l'equity line<sup>28</sup> deve essere positiva, crescente. Il grafico dell'Equity Line ci mostrerà l'andamento dei guadagni e ci permetterà di capire in modo semplice e intuitivo la costanza e l'affidabilità del sistema di trading. La *stabilità dell'Equity Line* viene utilizzata come indice di qualità per la valutazione del sistema. La linea generata dal grafico deve essere il più costante possibile e non deve contenere all'interno grossi picchi negativi, definiti *Drawdown*<sup>29</sup>. Infatti, la stabilità di un sistema di trading è una delle caratteristiche che distinguono i sistemi vincenti da quelli perdenti.

Figura 1.2 Massimo Drawdown nell'Equity Line



<sup>28</sup> L'Equity Line è un grafico con la curva dei profitti e delle perdite realizzate dal Trading System nel periodo di riferimento. Si tratta di un grafico che ci mostrerà il trend dei guadagni e ci permetterà di capire in modo semplice e intuitivo la costanza e l'affidabilità del sistema di trading.

<sup>29</sup> I Drawdown sono i crolli all'interno del grafico dell'equity line. Calcolare la frequenza delle perdite e il valore massimo della singola perdita può essere un buon indicatore per capire l'affidabilità del sistema.

Nel caso si ottenga un'Equity Line positiva ma si riscontrino delle importanti fasi di Drawdown, per poter migliorare la regolarità dell'equity finale, si può lavorare sul *Position Sizing*. Ovvero sul ridimensionamento della posizione, in modo da andare a diminuire il tempo di esposizione a mercato per quelle operazioni che risultino essere protagoniste di tali perdite, quando possibile. Una volta terminato il lavoro di programmazione è necessario capire se un trading system genera risultati positivi senza dipendere da un insieme limitato di parametri, quindi se ha probabilità di essere profittevole anche nel futuro. Ovvero dobbiamo capire se un trading system è *robusto*. Uno dei metodi più utilizzati è il Sample in e Sample out. Questo metodo consiste nel dividere la serie storica in due, o più sezioni, programmare il sistema solo osservando una di esse (in sample) e poi verificare se applicando il trading system alla seconda parte della serie storica (out of sample) i risultati in termini statistici non cambino, o per lo meno non subiscano variazioni importanti. In caso positivo il sistema potrà definirsi robusto. Un altro metodo per capire se un sistema è robusto consiste nell'applicare lo stesso algoritmo a strumenti finanziari diversi<sup>30</sup>. Il sample in e out of sample è una tecnica statica di backtesting ed ottimizzazione. E' possibile preservarne i vantaggi anche in tecniche dinamiche come la Walk-forward Analysis<sup>31</sup>, che approfondiremo nel

---

<sup>30</sup> Possibilmente che abbiano caratteristiche non troppo diverse, è impensabile che un trading system che risulti profittevole sui mercati obbligazionari poi possa risultare profittevole anche su mercati volatili come quelli delle commodities.

<sup>31</sup> Tecnica di statistica inferenziale che cerca di individuare un fenomeno sulla base dei risultati campionari, scartando momentaneamente la parte più recente del campione per studiare la parte iniziale, al fine di fare

paragrafo riguardante il testing e l'ottimizzazione. Legato al concetto di robustezza troviamo la *persistenza* di un trading system. Con persistenza si intende la capacità di un sistema di mantenere invariate nel tempo, quindi anche nel sample out, le metriche risultanti dal report del backtest.

### 1.3.2 Struttura di un Trading System

Le componenti fondamentali della struttura di un trading system sono le regole di ingresso e di uscita (*trading rules*), la gestione della posizione (*position management*)<sup>32</sup> e la gestione di portafoglio (*money management*)<sup>33</sup>. Le logiche che un trading system può seguire per la definizione delle *trading rules* sono molteplici, ma si suddividono in due macrocategorie: l'analisi dei dati fondamentali di bilancio, Analisi Fondamentale; e l'analisi dei prezzi di mercato, Analisi Tecnica.

Gli analisti fondamentali sostengono che il valore intrinseco dell'azienda sia stimabile con un attento studio dei bilanci e che quando questo differisca dal prezzo battuto sul mercato allora vi siano possibilità di guadagno prima che il gap fra i due valori venga colmato. Questo tipo di analisi mostra diverse criticità:

---

previsioni da verificare poi nella parte scartata: quanto più i valori previsti del fenomeno, basandosi sulla prima parte del campione, sono simili a quelli che si riscontrano nella seconda parte del campione, migliore è la capacità del modello di prevedere il fenomeno. Il tutto fatto per finestre temporali mobili.

<sup>32</sup> Consiste nella gestione del rischio e del profitto specifico di ogni singola operazione.

<sup>33</sup> Consiste nella gestione del rischio di ogni posizione in termini di esposizione di liquidità in un'ottica di gestione di portafoglio.

· i dati fondamentali sono prevalentemente statici, si aggiornano annualmente o trimestralmente.

· si possono presentare problemi di veridicità dei bilanci, nonostante i recenti sviluppi normativi il falso in bilancio o valutazioni molto generose nei confronti di immobilizzazione immateriali come brevetti e marchi sono frequenti e potrebbero inficiare una corretta valutazione dell'azienda.

· la situazione prospettica non è presente nei bilanci, riscontrabile solo nell'outlook del management sul quale si basano le aspettative degli investitori, queste aspettative possiamo valutarle dal movimento del prezzo.

Le fondamenta dell'Analisi Tecnica si basano sulla convinzione che il passato si ripeta e che, quindi, esistano schemi ciclici nello spazio e nel tempo<sup>34</sup>. Il presupposto è che i comportamenti umani siano ricorsivi e che per la psicologia delle masse l'istinto della folla faccia ripetere le tendenze all'infinito. Quindi, assumendo che i prezzi si muovano seguendo tendenze, e che esse continuino nel tempo fino a che non accada qualcosa che alteri l'equilibrio tra domanda e offerta, possiamo dedurre che si possa sfruttare il tempo, più o meno lungo, necessario perché i prezzi si aggiustino al nuovo dataset informativo. La letteratura in merito ha definito i tre fondamenti logici dell'analisi tecnica:

---

<sup>34</sup> Andrew Lo ,Harry Mamaysky, Jiang Wang, 2002, *Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation*.

- il mercato sconta tutto, le aspettative degli investitori sono già scontate nel prezzo, il quale ci fornisce tutta l'informazione possibile.
- i prezzi si muovono dentro un trend, si parte da questa premessa e si considera che è più facile che un trend abbia un andamento continuo piuttosto che una brusca inversione, da qui il concetto di inerzia del prezzo di uno strumento finanziario.
- la storia si ripete, quindi lo studio della psicologia delle masse è fondamentale. La critica principale che viene mossa nei confronti dell'analisi tecnica riguarda il fattore di autoalimentazione, ovvero il fatto che nei riscontri in cui è evidente la capacità previsionale dell'analisi tecnica si sia assistito ad una mera autorealizzazione delle aspettative degli operatori<sup>35</sup>.

Nel processo di individuazione delle trading rules ottimali per un trading system si parte sempre dall'utilizzo di indicatori algoritmici<sup>36</sup> che ci permettano di individuare se siamo in una fase di tendenza o di congestione. Il mercato, infatti si può trovare solo in due stati di natura: in trend (ribassista o rialzista) o in laterale. Il *position management* (risk management e profit management) consiste in tutte quelle tecniche volte alla gestione del rischio, in termini di perdita massima sopportabile (definita dall'avversione al rischio del trader che ha implementato il

---

<sup>35</sup> Michael Jensen e George Benington, 1970, *Random walks and technical theories: some additional evidence*.

<sup>36</sup> Tra i più famosi ed utilizzati possiamo citare: -il momentum (definisce il trend in atto basandosi su opportune differenze (o rapporti) di prezzi, il calcolo del momentum è quindi la differenza tra l'ultimo prezzo e l'omologo di x periodi precedenti:  $\mu_t = P_t - P_{t-x}$ ); -la media mobile; -Rate of Change (ROC); -Relative Strength Index (RSI); -Rate of Change (ROC).

modello), e del profitto di una posizione a mercato. Strumenti operativi come take profit<sup>37</sup>, stop loss<sup>38</sup> e trailing stop<sup>39</sup> permettono di gestire le metriche di risk-reward ottenibili dal backtesting del trading system andando a migliorare la regolarità dell'equity line. Mentre con il position management ci concentriamo sulle caratteristiche di profitto e rischio della singola operazione, con il *money management* ci occupiamo della gestione del nostro capitale totale, sia in termini di capitale utilizzato per singola operazione, definito *position sizing*, che in termini di capitale utilizzato per ogni trading system nel caso avessimo costruito un portafoglio di trading system.

### 1.3.3 Testing e ottimizzazione

La differenza chiave tra un trading discrezionale ed un trading algoritmo basato su un preciso set di regole è la possibilità di effettuare un backtest sulla serie storica e nel caso ottimizzarne i parametri per migliorare le metriche del test in termini di performance. Prima di iniziare il test dobbiamo decidere quali siano gli indicatori di performance da utilizzare per la valutazione (*evaluation method*). L'indicatore di performance più comune utilizzato per confrontare differenti strategie è lo

*Sharpe ratio*. 
$$SR^{40} = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p}$$

---

<sup>37</sup> Livello di uscita dall'operazione in caso di profitto, obiettivo di profitto per l'operazione.

<sup>38</sup> Livello di uscita dall'operazione in caso di perdita, massima perdita sopportabile.

<sup>39</sup> Un tipo di ordine di chiusura in stop, che segue automaticamente il movimento del mercato.

<sup>40</sup>  $r_p$  è il rendimento del portafoglio,  $\sigma_p$  la sua deviazione standard (o volatilità), e  $r_f$  denota il tasso d'interesse privo di rischio.

Lo Sharpe Ratio misura il rendimento in eccesso per unità di deviazione standard in una strategia di trading. Maggiore è il rapporto di Sharpe, maggiore è il rendimento che l'investitore ottiene per unità di rischio. Più basso è il rapporto di Sharpe, maggiore è il rischio che un investitore sta assumendo per ottenere rendimenti aggiuntivi. Il secondo step prevede la scelta della serie storica da utilizzare per il backtest e l'ottimizzazione. Sia il campione di serie storica oggetto dell'ottimizzazione che quello oggetto del successivo test devono avere un'ampiezza tale da restituire risultati statisticamente significativi. Una metodologia idonea a determinare ciò consiste nel calcolare lo *Standard Error*.

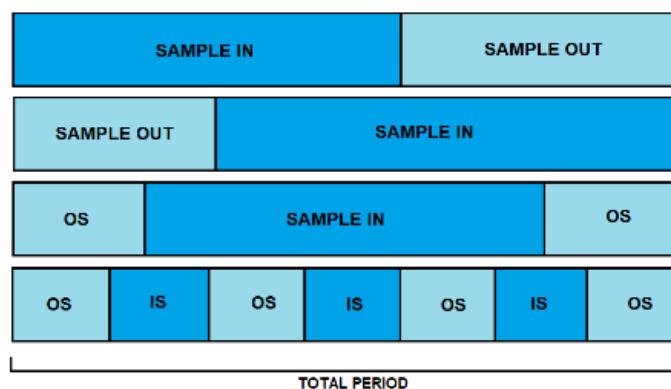
$$Standard\ Error = \frac{1}{\sqrt{N + 1}}$$

Lo standard error permette di determinare il grado di affidabilità dei risultati di un test. Per esempio il suo valore viene sottratto alla media delle operazioni in profitto per determinarne un valore più prudente. Naturalmente lo standard error diminuirà all'aumentare dei dati utilizzati.

Quando siamo in fase di ottimizzazione ed andiamo alla ricerca dei migliori parametri, o trading rules, che ci possano dare la migliore performance per il nostro trading system è necessario non eccedere con la loro quantità in quanto potrebbero adattarsi troppo alla serie storica. Si potrebbe cadere nel *Data-*

*Snooping Bias*<sup>41</sup>, inteso anche come *overfitting*, ovvero quando un modello statistico complesso si adatta e si lega troppo ai dati osservati a causa del numero eccessivo di parametri rispetto al numero di osservazioni. Questo potrebbe produrre un trading system le cui performance sono troppo legate ad una determinata serie storica caratterizzata da una particolare fase di mercato mettendo a rischio la robustezza del trading system nel caso in cui in futuro di presentino fasi di mercato non contemplate dalla serie storica oggetto dell'ottimizzazione. Quindi adattare eccessivamente un trading system ai dati oggetto dell'ottimizzazione va a minare le capacità predittive del modello. La metodologia più comune, già citata nel paragrafo precedente, è il Sample in e Sample out.

Figura 1.3 Metodo del Sample in e Sample out

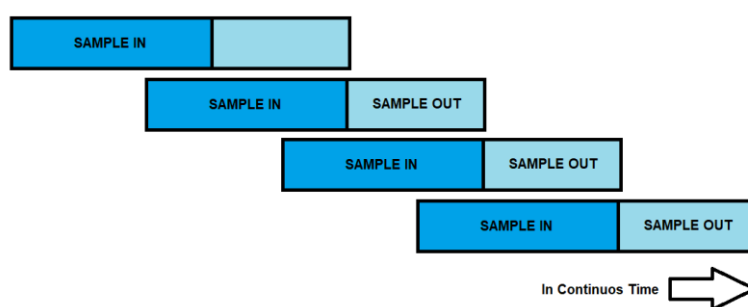


<sup>41</sup> Ryan Sullivan, Allan Timmermann e Halbert White, 2002, Data-Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap.



A differenza della metodologia Sample In Sample Out, che è statica, la Walk-forward Analysis è una tecnica dinamica. La WFA consiste nell'effettuare una segmentazione periodica della serie storica presa in considerazione, in coppie di in sample ed out of sample che si susseguono nel tempo, slittando di volta in volta per un'ampiezza definita dalle finestre temporali che prendiamo in considerazione<sup>42</sup>. In questo modo avviene una naturale variazione dei parametri da ottimizzare di periodo in periodo.

Figura 1.4 Walk-Forward Analysis



Vi sono differenti metodologie di ottimizzazione. Costruendo un trading system tecnico con un metodo di ottimizzazione tradizionale non faremo altro che individuare alcuni indicatori tecnici e tramite uno studio di funzione basato sulla ricerca di massimi e minimi andremo ad individuare quale possa essere la migliore combinazione dei parametri assumibili dagli indicatori in termini di

---

<sup>42</sup> Possiamo decidere che il rapporto Out of Sample-In Sample sia 1 mese-1 settimana, come 24h- 6h, solitamente viene rispettato il rapporto 1 a 4 anche se in svariati casi le finestre temporali più adeguate possono essere molto differenti.

massima performance su una determinata serie storica. Gli algoritmi utilizzati per l'ottimizzazione di funzione sono, solitamente, limitati alla risoluzione di funzioni che hanno particolari caratteristiche come continuità, differenziabilità e convessità. Le tradizionali tecniche di ricerca di massimi e minimi, come vettori gradienti e matrici hessiane, si basano su particolari caratteristiche del problema di ottimizzazione preso in considerazione. Quindi, l'utilizzo di metodologie tradizionali per l'ottimizzazione si porta dietro il grave problema del data snooping, ovvero vi è un eccessivo adattamento delle trading rules alla serie storica analizzata. Un'ottimizzazione standard equivale a considerare tutti gli individui perfettamente razionali e con le medesime informazioni, quindi con aspettative omogenee. Se, invece, vogliamo costruire un trading system tecnico basandoci sui postulati di soggetti a razionalità limitata e con aspettative eterogenee ci concentreremo su di un'ottimizzazione di tipo genetico, l'intero capitolo 4 è dedicato allo sviluppo di un trading system ottimizzato con algoritmo genetico. Nel successivo capitolo affronteremo un percorso che ci porterà dai postulati dell'efficienza dei mercati con soggetti a razionalità illimitata, tipico, appunto, degli algoritmi di ottimizzazione standard, agli sviluppi di nuove teorie contrastanti ed additive rispetto ai postulati canonici dell'economia finanziaria.

## 2 DALLA TEORIA DEI MERCATI EFFICIENTI ALLA FINANZA COMPORTAMENTALE

### 2.1 La teoria dei mercati efficienti

La teoria dei mercati efficienti (EMH) è il pilastro fondamentale sul quale si basano tutti i principali modelli economici in ambito finanziario, sviluppati nella seconda parte del ventesimo secolo. La moderna teoria di portafoglio, basata sull'ipotesi di media-varianza<sup>43</sup>, e la valutazione dei rendimenti attesi, effettuati attraverso i modelli del CAPM<sup>44</sup> e dell'APT<sup>45</sup>, implicano il rispetto dell'EMH. I primi sviluppi sono dovuti a Samuelson<sup>46</sup> e Mandelbrot che teorizzarono come, in mercati competitivi con investitori razionali e neutrali al rischio, i rendimenti siano imprevedibili ed i prezzi seguano una martingala<sup>47</sup>. La formalizzazione più completa fu proposta da Eugene Fama<sup>48</sup> quando la teoria e le evidenze a sostegno dell'EMH erano oramai consolidate. Nella definizione di Fama un mercato si può dire efficiente quando i prezzi riflettono completamente tutte le informazioni disponibili per cui non sono possibili ulteriori operazioni di arbitraggio<sup>49</sup>. La

---

<sup>43</sup> Harry Markowitz, 1959, *Portfolio selection: efficient diversification of investments*.

<sup>44</sup> William Sharpe, 1964, *Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk*.

<sup>45</sup> Stephen Ross, 1976, *The arbitrage theory of capital pricing*.

<sup>46</sup> Paul Samuelson, 1965, *Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly*.

<sup>47</sup> un processo stocastico indicizzato da un parametro  $t$ , solitamente il tempo, il cui esempio più noto, in tempo continuo, è il moto browniano.

<sup>48</sup> Eugene Fama, 1970, *Efficient capital markets: A review of theory and empirical work*.

<sup>49</sup> La definizione di Fama si basava sull'efficienza informativa mentre nel 1984 Tobin propose una definizione di mercati efficienti distinguendo tra quattro categorie di efficienza: un'efficienza informativa, valutativa, di completezza e funzionale.

concorrenza presente nel mercato garantisce un costante livello di equilibrio dei rendimenti delle attività, e quindi eguaglianza tra domanda e offerta. Ciò è reso possibile grazie alla differente natura degli agenti economici che popolano i mercati finanziari. I soggetti principali sono gli investitori razionali che ponderano correttamente le proprie decisioni di investimento valutando i titoli per il loro valore fondamentale<sup>50</sup>. Qualora vi siano dei soggetti che operano in modo irrazionale, le loro strategie di investimento, inefficienti, seguirebbero dei percorsi casuali (Random walk) che non hanno alcuna correlazione tra di loro annullandosi in media senza influenzare il prezzo di equilibrio. Nel caso in cui il comportamento di questi operatori irrazionali consistesse nel mettere in atto delle strategie con una correlazione tale da comportare una reale modifica dei prezzi, interverrebbero quei soggetti, definiti arbitraggisti<sup>51</sup>, la cui operatività annullerebbe ogni scostamento da quello che è il valore fondamentale dei prezzi. La velocità con la quale le nuove informazioni vengono incorporate nei prezzi è fondamentale per determinare l'efficienza del mercato. Il processo di trasmissione delle informazioni nei prezzi non è sempre lineare ed immediato, è quindi possibile definire tre tipi di efficienza informativa: in forma debole; semi-forte; forte.

---

<sup>50</sup> il valore attuale netto dei flussi di cassa futuri attesi, considerando profitto atteso, rischio e tasso di sconto.

<sup>51</sup> Operatori che traggono profitto da situazioni di incoerenza nel sistema dei prezzi nel caso di esistenza di prezzi diversi per un unico bene su differenti mercati. L'arbitraggista compra il bene sul mercato dove il prezzo è più basso e lo rivende in quello dove è più alto, lucrando la differenza e generando così una tendenza al riequilibrio dei prezzi.

1. Efficienza in forma debole: i prezzi osservati sul mercato riflettono tutta l'informazione contenuta nella serie storica dei prezzi; non è possibile formulare una strategia di trading con un rendimento atteso superiore a quello del benchmark di riferimento basandosi solo sull'informazione contenuta nella serie storica dei prezzi;

2. Efficienza in forma semi-forte: i prezzi di mercato riflettono non solo l'informazione contenuta nella serie storica dei prezzi, ma anche qualunque altra informazione pubblica; non è possibile battere il mercato basandosi solo sull'informazione di pubblico dominio;

3. Efficienza in forma forte: i prezzi di mercato riflettono, oltre a quanto visto prima, qualunque informazione privata; non vi sono possibilità di guadagno neanche se si è in possesso di una qualsiasi informazione privilegiata.

L'ipotesi di mercati efficienti è coerente con l'assunzione che i prezzi azionari seguano un processo random walk. Come sosteneva Malkiel se i prezzi seguono un andamento casuale allora è impossibile effettuare un extra-profitto:

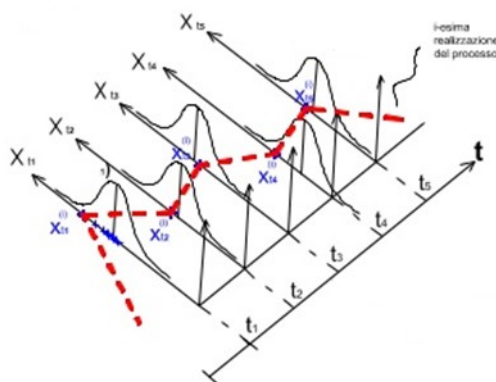
“... Se i prezzi seguono una random walk, una scimmia bendata che tira freccette su un elenco di titoli potrebbe creare un portafoglio che ha prestazioni analoghe a quelle di un portafoglio costruito da esperti ...”<sup>52</sup>.

---

<sup>52</sup> Burton Malkiel, 1973, *A Random Walk Down Wall Street: The Time-tested Strategy for Successful Investing*.

Il tentativo degli accademici di modellizzare la realtà dei mercati finanziari precedentemente descritto trova riscontro nell'utilizzo dei processi stocastici per rappresentare le serie storiche finanziarie. Per spiegare quale sia il processo generatore di una serie storica finanziaria si cercano evidenze statistiche che ne definiscano il comportamento.

Figura 2.1 rappresentazione grafica di un processo stocastico



Come abbiamo sostenuto in precedenza è corretto assumere che i prezzi azionari, nell'ipotesi di mercati efficienti, seguano un processo random walk. Il quale può essere descritto come:

$$p_{t+1} = p_t + \varepsilon_t$$

con  $\varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2)$  ovvero una sequenza di disturbi casuali indipendenti ed identicamente distribuiti con media zero e varianza uguale, con la caratteristica di non essere stazionario in covarianza e dunque, in ogni istante il prezzo atteso per

l'istante successivo coincide con il prezzo attuale. I processi stocastici presi in considerazione per modellizzare un random walk sono i processi stocastici markoviani. In un processo stocastico di Markov la determinazione del prezzo futuro dipende solo dal prezzo immediatamente precedente e non dalla serie storica dei prezzi, coerente con l'efficienza dei mercati in forma debole. Quindi i valori passati della variabile presa in considerazione sono irrilevanti per prevedere il futuro. Processi di questo tipo possono essere descritti per mezzo dell'enunciazione della proprietà di Markov, o condizione di "assenza di memoria", che può essere scritta come:

$$P(x_{1t_1}, x_{2t_2}, Y_{1T_1}) = P(x_{1t_1} | x_{2t_2}) * P(x_{2t_2} | Y_{1T_1}) * P(Y_{1T_1})^{53}$$

Quindi il fatto che il tempo futuro dipenda solo dal tempo presente e non dalla serie dei tempi passati rende questa tipologia di processi stocastici adatti a modellizzare le teorie che si basano sull'efficienza dei mercati. Sono numerosi i lavori svolti per testare l'attendibilità del modello "random walk" come processo generatore dei prezzi delle attività finanziarie. Alcuni ricercatori come LeRoy<sup>54</sup> e Lucas<sup>55</sup> sostenevano che non vi fosse bisogno strettamente di un random walk per ottenere comunque un'efficienza di mercato. Infatti in anni di pubblicazioni finanziarie sono

---

<sup>53</sup> la probabilità congiunta è il prodotto delle singole probabilità condizionate, ed in particolare condizionate non a tutti i tempi precedenti ma solo all'istante più recente  $P(A \cap B) = P(A | B) * P(B)$ .

<sup>54</sup> Stephen LeRoy, 1973, *Risk Aversion and the Martingale Property of Stock Prices*.

<sup>55</sup> Robert Lucas, 1978, *Asset Prices in an Exchange Economy*.

stati sviluppati una molteplicità di modelli, sotto diverse ipotesi, con il tentativo di ricercare il corretto processo stocastico generatore della serie storica.

Figura 2.2 i processi stocastici caratterizzanti le serie storiche finanziarie

Stochastic process	Description	Applicability to real markets	Notes
diffusion process	satisfies the diffusion equation	poor	Regnault (1863) and Osborne (1959) discovered that price deviation is proportional to the square root of time, but the nonstationarity found by Kendall (1953), Houthakker (1961) and Osborne (1962) compromises the significance of the process.
Gaussian process	increments normally distributed	poor	Financial markets exhibit leptokurtosis (Mitchell (1915, 1921), Olivier (1926), Mills (1927), Osborne (1959), Larson (1960), Alexander (1961)).
Lévy process	stationary independent increments	poor	Kendall (1953), Houthakker (1961) and Osborne (1962) found nonstationarities in markets in the form of positive autocorrelation in the variance of returns.
Markov process	memoryless	poor	Kendall (1953), Houthakker (1961) and Osborne (1962) found positive autocorrelation in the variance of returns.
martingale	zero expected return	submartingale: good for stock market	Bachelier (1900) and Samuelson (1965) recognised the importance of the martingale in relation to an efficient market. Whilst Cox and Ross (1976), Lucas (1978) and Harrison and Kreps (1979) pointed out that in practice investors are risk averse, so (presumably as compensation for the time value of money and systematic risk) they demand a positive expected return. In a long-only market like a stock market this implies that the price of a stock follows a submartingale (a martingale being a special case when investors are risk-neutral).
random walk	discrete version of Brownian motion	poor	LeRoy (1973) and (especially) Lucas (1978) pointed out that a random walk is neither necessary nor sufficient for an efficient market.
Wiener process/Brownian motion	continuous-time, Gaussian independent increments	poor	Bachelier (1900) developed the mathematics of Brownian motion and used it to model financial markets. Note that Brownian motion is a diffusion process, a Gaussian process, a Lévy process, a Markov process and a martingale. On the one hand this makes it a very strong condition (and therefore the least realistic), on the other hand it makes it a very important 'generic' stochastic process and is therefore used extensively for modelling financial markets (for example, see Black and Scholes (1973)).

A questo punto è importante precisare che, anche se vi è una corretta diffusione delle informazioni, le decisioni di soggetti razionali correttamente informati potrebbero differire nelle tempistiche portando ad un processo di adeguamento dei prezzi distribuito in un lasso temporale più o meno lungo, o di certo non immediato. Definito questo concetto è plausibile pensare che sistematiche deviazioni dall'efficienza possano persistere per lunghi periodi. L'assunzione di un processo generatore dei dati di tipo random walk è più stringente dell'ipotesi di efficienza dei mercati, nella quale non si afferma l'indipendenza tra variazioni di prezzo, ma si limita ad asserire che l'informazione disponibile sia pienamente riflessa nei prezzi. Campbell, Lo e MacKinlay<sup>56</sup> propongono un processo con assunzioni meno

<sup>56</sup> J. Campbell, A. Lo e C. MacKinlay, 1997, *The econometrics of financial markets*.



rigide, ovvero un random walk a rendimenti indipendenti in cui si ammette la possibilità di avere rendimenti indipendenti ma non identicamente distribuiti caratterizzato da eteroschedasticità<sup>57</sup>.

Attualmente, l'evidenza empirica sembrerebbe tuttavia indicare che i mercati spesso non sono efficienti, neanche in forma debole. Sistematiche e persistenti deviazioni dall'efficienza possono persistere per lunghi periodi. Una molteplicità di studi e ricerche basati sulla metodologia delle serie storiche hanno portato all'evidenza che semplici trading rules possono fornire competitive edge<sup>58</sup>. La collaborazione tra finanza e altre scienze sociali come nel caso della finanza comportamentale potrebbero avvicinarci maggiormente ad una più profonda conoscenza dei mercati finanziari rendendoci consci delle possibilità di un extra rendimento che si celano dietro all'incapacità della teoria dei mercati efficienti di spiegare fenomeni irrazionali come le bolle speculative<sup>59</sup>. Andrew W. Lo e A. Craig MacKinlay nel loro articolo del 1988 testano l'ipotesi di random walk dei rendimenti settimanali del mercato azionario confrontando la varianza stimata da dati campionati a differenti frequenze con un periodo di campionamento che va dal 1962 al 1985 il

---

<sup>57</sup> un campione di variabili casuali è eteroschedastico se al suo interno esistono sotto-popolazioni con diverse varianze.

<sup>58</sup> Bessembinder and Chan, 1995, *The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets*.

William Brock e altri, 1992, *Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns*.

Chaudhuri and Wu, 2002, *Mean reversion in stock prices: Evidence from emerging markets*.

Eugene Fama and Kenneth R. French, 1988, *Dividend yield and expected stock returns*.

Fernandez Rodriguez e altri, 1999, *Technical analysis in the Madrid stock exchange*.

Gary Gang Tian e altri, 2002, *Market efficiency and the returns to simple technical trading rules: new evidence from U.S. equity market and Chinese equity markets*.

<sup>59</sup> Robert J. Shiller, 2003, *From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance*.

cui risultato finale è il respingimento del modello random walk per l'intero periodo di campionamento<sup>60</sup>. Nella maggior parte di queste ricerche nell'impostazione dei parametri e nella definizione delle trading rules è stato ignorato il problema di ottimizzazione dei parametri esponendosi alla critica di *data dredging*<sup>61</sup>, o più comunemente *data snooping*, che si verifica quando un insieme di dati viene utilizzato per più volte ai fini della selezione di un modello. Un test di questo tipo viene effettuato prestando attenzione solo ai dati che ritornano con risultati significativi. Ciò potrebbe portare a commettere errori quando la decisione viene presa sulla base di un campione che contiene solo i sopravvissuti. Cosa che non succederebbe nel caso in cui, invece, venga dichiarata una singola ipotesi prima dell'analisi conducendo un singolo test. Una tecnica efficace per ovviare a questo problema è la Walk-forward Analysis. Consiste nell'ottimizzare la strategia di trading utilizzando i dati presenti in una precisa finestra temporale della serie storica presa in considerazione mentre il resto dei dati viene riservato per il test di messa a mercato del sistema<sup>62</sup>.

---

<sup>60</sup> Andrew W. Lo e A. Craig MacKinlay, 1988, *Stock Market Prices do not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification*.

<sup>61</sup> Conosciuto anche come data snooping consiste nell'uso improprio dell'analisi dei dati per trovare schemi che possono essere presentati come statisticamente significativi quando in realtà non esiste un reale effetto di base.

<sup>62</sup> La Walk-Forward Analysis permette di superare il problema dell'overfitting, eccessivo adattamento delle trading rules alla serie storica, sviluppando la strategia su una parte della serie (IS), e poi testarla sul restante (OOS).

Parallelamente al problema di stima dei prezzi o dei rendimenti futuri, che appare quindi ben lontano dall'essere esaurito e dal presentare una soluzione unanimemente condivisa, si è consolidato lo studio di una corretta gestione di portafoglio. Partendo dalla teoria del portafoglio di Markowitz sono stati sviluppati molteplici modelli con forti applicazioni operative. I risultati di una corretta gestione ed ottimizzazione di portafoglio dipendono dall'accuratezza delle previsioni econometriche. Molte delle metodologie di ottimizzazione necessitano almeno della stima dei rendimenti attesi delle attività finanziarie che compongono il paniere considerato. Quindi possiamo definire che una limitata capacità predittiva di queste variabili mina alla radice il risultato economico della tecnica di selezione, essendo il fondamento su cui definire una qualunque strategia di gestione attiva di portafoglio.

La difficoltà dell'ipotesi di random walk dei prezzi azionari e la difficoltà di individuare modelli econometrici che riescano a spiegare la natura e l'evoluzione dei prezzi in maniera accurata ha portato alla costante ricerca di un set di regole di trading. Ovvero una gestione attiva degli investimenti come i portafogli tattici, che possa portare a performance superiori di quelle ottenibili con una strategia passiva di tipo "Buy & Hold", assumendo che, come mostrarono Grossman e Stiglitz, sia impossibile per il mercato avere un'efficienza informativa perfetta dal momento

che le informazioni sono costose e non accessibili a tutti<sup>63</sup>. Sempre Malkiel nel 2005 mostra come i gestori degli investimenti professionali, sia negli Stati Uniti che all'estero, non sovraperformino i loro benchmark di riferimento fornendo la prova che prezzi di mercato sembrano riflettere tutte le informazioni disponibili<sup>64</sup>. Risulta chiara, anche davanti a evidenze che provano inefficienze, come l'effetto gennaio<sup>65</sup>, l'esistenza di pattern stagionali nei rendimenti<sup>66</sup> e l'effetto Halloween<sup>67</sup>, la posizione degli accademici sostenitori dell'efficienza dei mercati. E' importante citare come campana fuori dal coro Nassim Taleb il quale sostiene che il tentativo effettuato dagli accademici di modellizzare la realtà possa portare ad un divario importante tra ciò che si sa realmente e ciò che si crede di sapere, definendo questo concetto come la "piega platonica"<sup>Δ</sup>:

"...Quando la nostra mente è popolata da idee e costrutti netti, privilegiamo questi ultimi a scapito di oggetti meno eleganti, dotati di strutture più confuse e meno duttili. La platonicità è ciò che ci fa credere di comprendere più di quanto comprendiamo effettivamente..."<sup>68</sup>.

---

<sup>63</sup> Sanford Grossman e Joseph Stiglitz, 1980, *On the Impossibility of Informationally Efficient Markets*.

<sup>64</sup> Burton Malkiel, 2005, *Reflections on the Efficient Market Hypothesis: 30 Years Later*.

<sup>65</sup> Rozeff M., Kinney W., 1976, *Capital market seasonality: the case of stock returns*.

<sup>66</sup> Lakonishok J., Smidt S., 1988, *Are Seasonal Anomalies Real? A Ninety-year Perspective*.

<sup>67</sup> Jacobsen B., Boumans, 2002, *The Halloween indicator. Sell in may and Go Away. Another Puzzle*.

<sup>68</sup> Nassim Taleb, 2007, *The Black Swan*.

## 2.2 La nascita della Finanza Comportamentale

Di fronte ad evidenze empiriche che dimostrano la fallacia di alcuni assiomi sui quali si basa l'economia finanziaria tradizionale il mondo accademico si è spinto alla ricerca di nuove metodologie per lo studio dei mercati finanziari. La finanza comportamentale trova le sue radici proprio partendo da tali evidenze. Questa nuova disciplina cerca di trovare una spiegazione a tutte le anomalie presenti nel mercato considerando diversi aspetti comportamentali degli operatori economici<sup>69</sup>. I primi studi risalgono a partire dalla metà degli anni Settanta con i lavori di Daniel Kahneman e Amos Tversky, considerati i principali fautori della finanza comportamentale. Per vedere l'affermazione di tale disciplina è stato necessario attendere diversi decenni, fino al conferimento di alcuni premi nobel<sup>70</sup>, per le importanti innovazioni che trovavano una forte resistenza in ambito accademico a causa degli equilibri intellettuali sui quali si cullava tutta la cultura economica. Gli economisti si erano adattati all'idea che i loro modelli fossero imprecisi e che le loro predizioni contenessero errori. Nei modelli statistici ed econometrici utilizzati, infatti, il problema è regolato con la semplice aggiunta del termine di errore nell'equazione. La principale critica dei comportamentisti nei confronti degli efficientisti si basa sull'idea che il comportamento dei soggetti ipotizzato dai

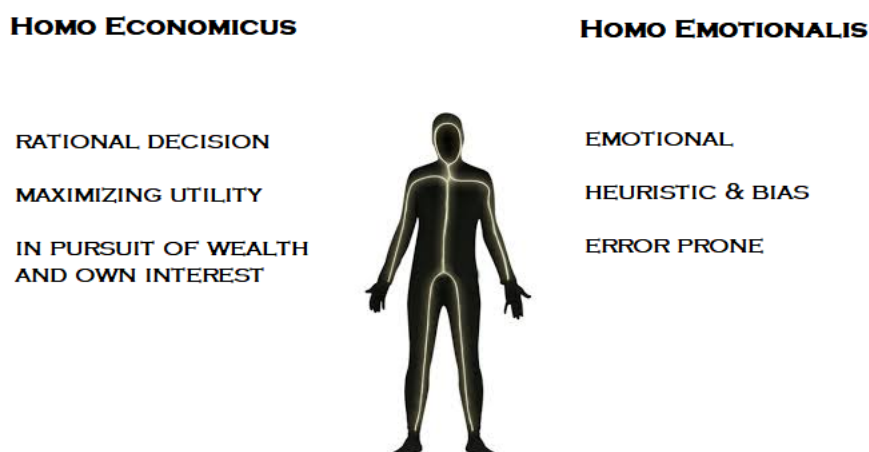
---

<sup>69</sup> Spiegando le inefficienze del mercato come la stagionalità individuandone come causa il comportamento umano come fecero Werner De Bondt e Richard Thaler in "*Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality*" (1987).

<sup>70</sup> Dall'assegnazione del Premio Nobel per l'Economia allo psicologo Daniel Kahneman nel 2002 a quello assegnato al professore di economia dell'università di Chicago Richard Thaler nel 2017.

modelli economici tradizionali si discosti fortemente da quella che è la realtà fattuale generando una quantità di predizioni sbagliate.

Figura 2.3 Homo Economicus vs. Homo Emotionalis



L'Homo Economicus, l'individuo che ha popolato per anni i modelli economici, è un soggetto perfettamente razionale capace di scegliere sempre la miglior combinazione di beni per la propria dotazione<sup>71</sup>. Da qui nasce il tentativo della finanza comportamentale di fornire una visione più realistica sostituendo l'Homo Economicus con individui razionali ma fallibili, che fanno scelte errate causate dal narrow framing<sup>72</sup>, e dotati di comportamenti adattivi. Si vuole emulare il reale comportamento dell'homo sapiens che spesso risulta irrazionale ed è soggetto ad una molteplicità di bias a causa della sua natura emotiva. John Maynard Keynes già

---

<sup>71</sup> Da qui il concetto di ottimizzazione vincolata che troviamo in svariati modelli economici, passando dalla microeconomia alla teoria di gestione del portafoglio.

<sup>72</sup> Si parla di inquadratura stretta quando l'investitore prende le sue decisioni senza considerare il contesto nella sua globalità.

Nicholas Barberis, Ming Huang, Richard H. Thaler, 2006, *Individual Preferences, Monetary Gambles, and Stock Market Participation: A Case for Narrow Framing*.

nel 1936 intuiva che le emozioni, da lui definite *animal spirits*<sup>73</sup>, avessero un ruolo importante nella formazione delle decisioni individuali, soprattutto nelle decisioni di investimento. Le evidenze empiriche che minavano le basi a sostegno dell'efficienza dei mercati avevano portato ad un punto di non ritorno in cui era necessaria una presa di coscienza da parte di tutto il mondo accademico. De Bondt e Thaler presentarono nel 1985 presso l'assemblea annuale dell'American Finance Association (AFA) un articolo<sup>74</sup> in cui tentarono di spiegare il perché alcune azioni che vanno bene per diversi anni consecutivi vengono qualificate come “buone società” implicando il fatto che continueranno a crescere rapidamente mentre, viceversa, altre società che sottoperformano per lunghi periodi acquisiscono una cattiva reputazione presso gli investitori. Il risultato è la previsione di una regressione alla media per quelle società che si discostano dal loro valore intrinseco per lunghi periodi andando a minare la componente principale dell'EMH in cui si afferma che i prezzi delle azioni rappresentano il valore intrinseco della società in ogni istante, non permettendo l'idea che i prezzi si possano discostare da esso. De Bondt e Thaler presero tutte le azioni del NYSE creando un ranking ordinato in base ad un periodo di tempo, sufficientemente lungo da permettere il radicarsi di eccessi valutativi (3 o 5 anni), di sovraperformance o sottoperformance. L'ipotesi era che se gli investitori avessero provocato un rialzo o un ribasso abbastanza

---

<sup>73</sup> John Maynard Keynes, 1936, *The General Theory of Employment, Interest and Money*.

<sup>74</sup> Werner De Bondt e Richard Thaler, 1985, *Does the Stock Market Overreact?*.

importante e consolidato nel tempo tale da spingere alcune azioni agli estremi superiori e inferiori del ranking creato, allora probabilmente stavano reagendo in maniera eccessiva. I risultati di tale ricerca hanno confermato a pieno la loro ipotesi. Una delle principali assunzioni dell'EMH consiste nel fatto che battere il mercato è impossibile in quanto è un gioco a somma zero<sup>75</sup>. Quindi l'ipotesi di mercati efficienti sarebbe conciliabile con tali evidenze se i modelli di rischio e rendimento come il CAPM<sup>76</sup> rispondessero alle sovraeccessioni degli investitori associando beta elevati alle azioni perdenti, definendole maggiormente rischiose, e beta bassi alle azioni vincenti, considerandole meno rischiose. Le ricerche di Thaler hanno mostrato un pattern inverso: il beta medio delle azioni vincenti era 1,37 mentre quello delle perdenti era 1,03<sup>77</sup>. Prima di De Bondt e Thaler fu Robert Shiller nel 1981 a porre i riflettori sull'eccessiva volatilità riscontrabile sui mercati azionari e di come queste importanti variazioni di prezzo non corrispondessero repentinamente, ed a volte neanche tardivamente, a variazioni dei fondamentali aziendali come variazioni dei dividendi. Shiller arrivò alla conclusione che la maggior parte della volatilità presente nei mercati azionari rimane senza spiegazione<sup>78</sup>. Non esiste ancora una definizione univoca di finanza

---

<sup>75</sup> Uno zero sum game, non esistono pasti gratis.

<sup>76</sup> In cui la misura della rischiosità di un'azione, definita beta, consiste nella sua correlazione con il resto del mercato, un'azione con un beta uguale a 1 ha reazioni identiche al mercato, un'azione con un beta uguale a 2 reagisce ai movimenti del mercato raddoppiandone l'effetto.

<sup>77</sup> Perfino Fama, assieme a French constatarono successivamente tali evidenze superando il CAPM con *The CAPM is Wanted, Dead or Alive*, (1996) e *A five-factor asset pricing model* (2015).

<sup>78</sup> Robert Shiller, 1981, *Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends?*



comportamentale ma possiamo sinteticamente affermare che si tratta di quella scienza che studia il funzionamento dei mercati finanziari concentrandosi sulle decisioni di investimento prese dagli individui ed atenzionando con priorità assoluta la loro componente psicologica. Shleifer la definì come l'applicazione della psicologia al comportamento finanziario<sup>79</sup>.

Un tentativo di codificare il comportamento umano davanti a problemi decisionali lo troviamo nella teoria delle decisioni in condizioni di incertezza, un ramo della matematica applicata. Il matematico Daniel Bernoulli fu il precursore dell'idea di avversione al rischio. Nel 1738 propone, come soluzione del famoso paradosso di San Pietroburgo, l'introduzione di una funzione di utilità postulando che il benessere degli individui cresce quando aumenta la loro ricchezza, ma ad un tasso decrescente<sup>80</sup>. La trattazione completa della teoria formale del processo decisionale in situazioni di rischio, nota come la *teoria dell'utilità attesa*, risale al 1944 con la sua pubblicazione da parte di Von Neumann e Morgenstern.

Una importante alternativa alla teoria dell'utilità attesa è la *Prospect Theory*<sup>81</sup> proposta dai due psicologi Kahneman e Tversky. Come abbiamo precedentemente affermato i modelli economici standard considerano dei tratti non realistici del comportamento umano: razionalità illimitata, forza di volontà illimitata ed egoismo

---

<sup>79</sup> Shleifer, Andrei, 2000, *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioral Finance*.

<sup>80</sup> Una funzione che abbia queste proprietà è la funzione logaritmo, infatti Bernoulli giustificò l'introduzione di questa funzione di utilità asserendo che: "La felicità morale è uguale al logaritmo della felicità materiale".

<sup>81</sup> Daniel Kahneman e Amos Tversky, 1979, *Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk*.

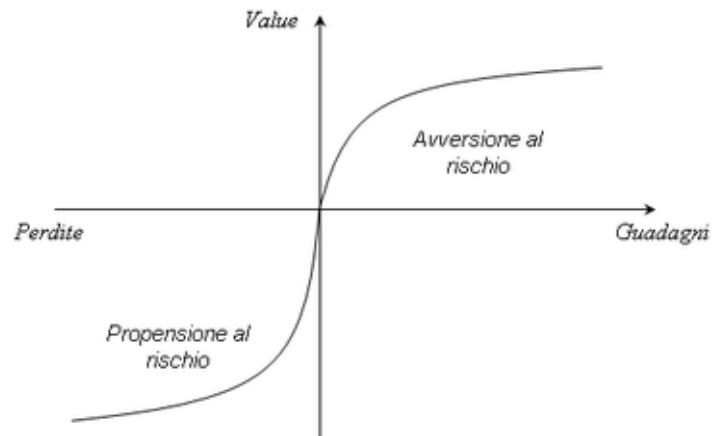
illimitato. Alla luce di ciò l'obiettivo di tale teoria è quello di costruire modelli economici descrittivi<sup>82</sup> che ritraggano fedelmente il comportamento umano. La Prospect Theory è un esempio perfetto di teoria economica comportamentale in quanto le sue componenti chiave incorporano importanti caratteristiche della psicologia cognitiva. La funzione di utilità proposta presenta tre caratteristiche fondamentali:

1. E' definita sulle variazioni di ricchezza piuttosto che sui livelli di ricchezza incorporando il concetto di adattamento.
2. La funzione di perdita è più ripida della funzione di guadagno a causa dell'avversione alla perdita (le persone sono più sensibili alle diminuzioni del loro benessere che agli aumenti).
3. Sia la funzione di guadagno che quella di perdita mostrano una diminuzione della sensibilità (la funzione di guadagno è concava, la funzione di perdita convessa).

---

<sup>82</sup> Non normative come solitamente è il punto di partenza in campo economico.

Figura 2.4 La funzione del valore



Questo nuovo modello decisionale permette di dimostrare come gli uomini in certe situazioni violino sistematicamente gli assiomi dell'utilità attesa. In particolare si riscontra che, di fronte a delle scelte rischiose, il comportamento degli individui non è razionale. E' differente a seconda che questi si trovino di fronte ad una perdita o a un guadagno, infatti la funzione proposta presenta un punto di flesso che determina il cambiamento di convessità. Kahneman e Tversky con la loro teoria contribuirono a mostrare l'esistenza di importanti effetti che contrastano con i principi della teoria tradizionale:

-*endowment effect*, si parla di *effetto dotazione* quando si tende a valutare molto di più un oggetto in nostro possesso rispetto al medesimo bene che invece dovremmo acquistare.

-*framing effect*, l'effetto inquadramento consiste nell'errata percezione del soggetto in fase decisionale quando non considera la globalità di un problema nel suo insieme ma viene distratto dal contesto all'interno del quale viene proposto.

Una importante critica alla teoria dell'utilità attesa e all'idea che il processo di scelta avvenga in modo perfettamente razionale consiste nel fenomeno dell'inversione delle preferenze<sup>83</sup>. L'idea di base è che gli individui sappiano che cosa gli piace e che siano coerenti con sé stessi, cosa che non sempre avviene perché spesso gli individui non hanno preferenze ben definite, e se le hanno sono mutevoli nel tempo ed in base al contesto. Quindi non sempre le persone hanno delle preferenze ben definite ed ordinabili.

Per dimostrare le loro intuizioni, Kahnemann e Tversky, hanno condotto svariati esperimenti per comprendere come gli individui decidano in condizioni di incertezza arrivando alla conclusione che gli esseri umani hanno sviluppato nei millenni delle dinamiche comportamentali adattandosi all'ambiente circostante, facendo collezione delle esperienze, sviluppando regole empiriche. Gli esseri umani dispongono di tempo e capacità mentali in quantità limitate, di conseguenza per giungere a formulare dei giudizi usano semplici regole pratiche, le *euristiche*<sup>84</sup>. Esse costituiscono dei “filtri cognitivi” che semplificano il processo di scelta sulla base delle informazioni che i soggetti hanno a disposizione. Sono cioè delle regole e

---

<sup>83</sup> Sarah Lichtenstein e Paul Slovic, 1973, *Response-induced reversals of preference in gambling: An extended replication in Las Vegas*.

<sup>84</sup> Daniel Kahnemann e Amos Tversky, 1974, *Judgment under uncertainty: Heuristic and biases*.

delle condotte operative che vengono utilizzate per risolvere dei problemi complessi in modo semplice. L'utilizzo di queste scorciatoie cognitive nelle decisioni di investimento porta gli individui a compiere errori prevedibili, sistematici. Le principali distorsioni che si verificano nelle fasi del processo di giudizio sono: l'*euristica della rappresentatività*, che consiste nella semplificazione dovuta all'associazione di un evento ad esperienze passate o da quanto questo risulta simile ad una certa classe di eventi indipendentemente dalla frequenza oggettiva e dall'ampiezza del campione; l'*euristica della disponibilità*, che viene spesso impiegata quando viene chiesto agli individui di valutare la frequenza di una classe o la plausibilità di uno sviluppo particolare ed il risultato è che risulta più semplice ricordare molti eventi rispetto a ricordare eventi rari, inoltre è più semplice ricordare situazioni verosimili e frequenti rispetto a quelle inverosimili; e l'*euristica dell'ancoraggio*, in questo caso quando i soggetti sviluppano le loro aspettative partono da un punto di riferimento che ritengono importante, soggettivamente, ad esempio nella previsione numerica quando è disponibile un valore rilevante. Un'altra regola comportamentale che non possiamo non citare in quanto ritrova ampia applicazione nello spiegare il comportamento di una massa di individui sui mercati finanziari è l'*Herding Behaviour*<sup>85</sup>. Consiste nell'effetto gregge e descrive situazioni in cui un gruppo di individui reagisce

---

<sup>85</sup> Baddeley, Pillas, Christopoulos, Schultz e Tobler, 2007, *Herding and Social Pressure in Trading Tasks: A Behavioural Analysis*.

coerentemente, senza che ci sia alcun coordinamento tra i singoli individui. Il termine vuole descrivere il comportamento degli investitori nei mercati finanziari, come nel caso delle bolle speculative, paragonandoli, per il comportamento autonomo ma coordinato che mettono in atto, ad animali all'interno del gregge o dello stormo, i quali decidono in autonomia ma seguendo schemi ben precisi. Nella storia dell'uomo le euristiche hanno sempre funto da salvagenti aiutando l'essere umano a fare tesoro degli eventi passati aumentandone il bagaglio esperienziale. La complessità e l'iper connessione che permea il nostro contesto, all'interno del quale ci ritroviamo a prendere delle decisioni, hanno aumentato le possibilità di distorsione da parte delle euristiche rispetto al loro reale obiettivo, portandoci a commettere gravi errori di valutazione in maniera automatica, le cosiddette trappole comportamentali. Gli esempi più importanti di bias cognitivi sono l'*overconfidence* e l'*underconfidence* (che causano overreaction e underreaction), l'*hindsight*<sup>86</sup> e l'illusione di controllo<sup>87</sup>.

---

<sup>86</sup> Consiste nel sovrastimare le possibilità di aver potuto prevedere un evento appena accaduto, detto anche bias del "senno di poi".

<sup>87</sup> Quando gli individui sopravvalutano le proprie abilità e capacità.

### 2.3 Adaptive Market Hypothesis

Abbiamo discusso di una molteplicità di ricerche ed evidenze empiriche in netto contrasto con la versione random walk dell'EMH. Di conseguenza, sono state postulate varie ipotesi alternative all'efficienza di mercato. Nel presente trattato approfondiremo una teoria in un'ottica evoluzionistica in cui è centrale la capacità di adattamento degli individui e la rappresentazione di questa attitudine nei modelli economici. Andrew W. Lo nel 2004 pubblicò un articolo sul *Journal of Portfolio Management*<sup>88</sup> in cui propose un nuovo framework con il tentativo di riconciliare l'efficienza del mercato con le ipotesi, e le critiche, dei comportamentisti applicando i principi di evoluzione, adattamento e selezione naturale alle interazioni finanziarie. Principi scaturiti da qualche recente ricerca nell'ambito delle neuroscienze cognitive che ha portato a rivitalizzare l'intersezione tra psicologia ed economia<sup>89</sup>. Nell'ipotesi dei mercati adattivi (AMH) gli investitori, razionali ma fallibili, imparano e si adattano ai mutevoli ambienti economici. Ciò implica che i mercati non sono sempre efficienti, ma di solito sono competitivi e adattivi, variando il loro grado di efficienza nel tempo in base all'ambiente e ai cambiamenti delle aspettative e delle preferenze degli investitori. Quindi ciò che i

---

<sup>88</sup>Andrew W. Lo, 2004, *The Adaptive Market Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective*.

<sup>89</sup> Cosmides, Leda e Tooby John, 1995, *From function to structure: The role of evolutionary biology and computational theories in cognitive neuroscience*.

Aron Barbey, Frank Krueger e Jordan Grafman, 2009, *An evolutionarily adaptive neural architecture for social reasoning*.

David Raichlen e Gene Alexander, 2017, *Adaptive Capacity: An Evolutionary Neuroscience Model Linking Exercise, Cognition, and Brain Health*.

comportamentisti citano come controesempi alla razionalità economica<sup>90</sup>, sono, infatti, coerenti con un modello evolutivo di individui che si adattano, tramite euristiche, ad un ambiente in continuo cambiamento. Per capire come sia possibile la conciliazione tra l'EMH e le critiche comportamentali è necessario fare una breve digressione e considerare quali possano essere le origini di tale conflitto. E' necessario comprendere che sebbene l'economia e la psicologia siano entrambe scienze sociali, interessate al comportamento umano, vi sono fra esse differenze fondamentali negli aspetti culturali e sociologici che sono particolarmente profonde. Le principali caratteristiche della psicologia si possono sintetizzare come segue:

- La Psicologia è basata su osservazioni e sperimentazioni.
- L'analisi empirica dà vita a nuove teorie.
- Ci sono una molteplicità di teorie e filoni di pensiero diversi sul comportamento umano.
- E' possibile la convivenza di differenti teorie volte a spiegare il medesimo fenomeno.

Le caratteristiche principali, in sintesi, dell'economia:

- L'Economia è basata principalmente su teorie ed astrazioni.
- Nuove teorie spingono ad attuare analisi empiriche.

---

<sup>90</sup> L'avversione alla perdita, l'overconfidence, l'overreaction, il mental accounting e altri pregiudizi comportamentali.



- Per quanto riguarda il comportamento degli individui ci sono poche teorie.
- E' difficile la convivenza tra teorie che siano agli antipodi, è necessaria una convergenza tra di esse.

Mentre la grande maggioranza degli psicologi accademici conduce esperimenti e poi sulla base dei risultati propone spiegazioni teoriche, le principali riviste scientifiche economiche pubblicano ancora solo una piccola parte di ricerche sperimentali e la maggior parte di esse è costituita comunque da studi empirici fra i più tradizionali. L'origine dei limiti formali della teoria economica può essere fatta risalire ai risultati pubblicati da Paul A. Samuelson, nel 1947<sup>91</sup>. Egli propose una struttura matematica formale per l'analisi economica applicabile a contesti differenti, apparentemente non correlati fra loro. Samuelson sosteneva che se vi fossero state importanti analogie nelle caratteristiche centrali di varie teorie, ciò avrebbe implicato l'esistenza di una teoria generale che avrebbe fatto da base per quelle caratteristiche centrali. Secondo questa posizione, economia e fisica potrebbero condividere gli stessi teoremi matematici formali. La maggior parte della letteratura economica successiva ha seguito l'impostazione di Samuelson nel tentativo di dedurre implicazioni da alcuni postulati come la massimizzazione dell'utilità attesa, l'assenza di arbitraggio, o l'uguaglianza tra domanda e offerta. In

---

<sup>91</sup> Paul A. Samuelson, 1947, *Foundations of Economics Analysis*.

effetti, la più recente pietra miliare, le aspettative razionali, sulla quale si basano gran parte degli sviluppi teorici successivi, si poggia su di un singolo postulato.

Questo bias culturale in economia, noto anche come *physics envy*, è la principale fonte della controversia tra sostenitori e critici dell'EMH. Creare dei modelli che spieghino dei fenomeni di tipo economico vuol dire considerare al loro interno interazioni fra individui umani, i cui comportamenti, soggetti ad euristiche e bias, sono difficilmente prevedibili al contrario di oggetti inanimati che rispondo a leggi fisiche. Quindi risulta chiaro che un metodo deduttivo, tipico delle discipline scientifiche come fisica e matematica, non può essere sempre adeguato per effettuare un indagine di tipo economico. Una nuova promettente sintesi in grado di mettere d'accordo efficientisti e comportamentisti proviene dalle recenti scoperte nel campo delle neuroscienze cognitive<sup>92</sup> dove applicando i principi di evoluzione, adattamento e selezione naturale alle interazioni finanziarie è possibile sviluppare dei modelli economici più verosimili. Il neuroscienziato Paul Donald MacLean durante la fine degli anni Novanta sviluppò il modello del *Triune Brain*<sup>93</sup>.

Un modello della struttura e dell'evoluzione dell'encefalo con il quale si sostiene che il cervello umano, sia il risultato di un processo evuzionistico: inizialmente esistono solo funzioni di sopravvivenza, poi emergono gli aspetti comportamentali

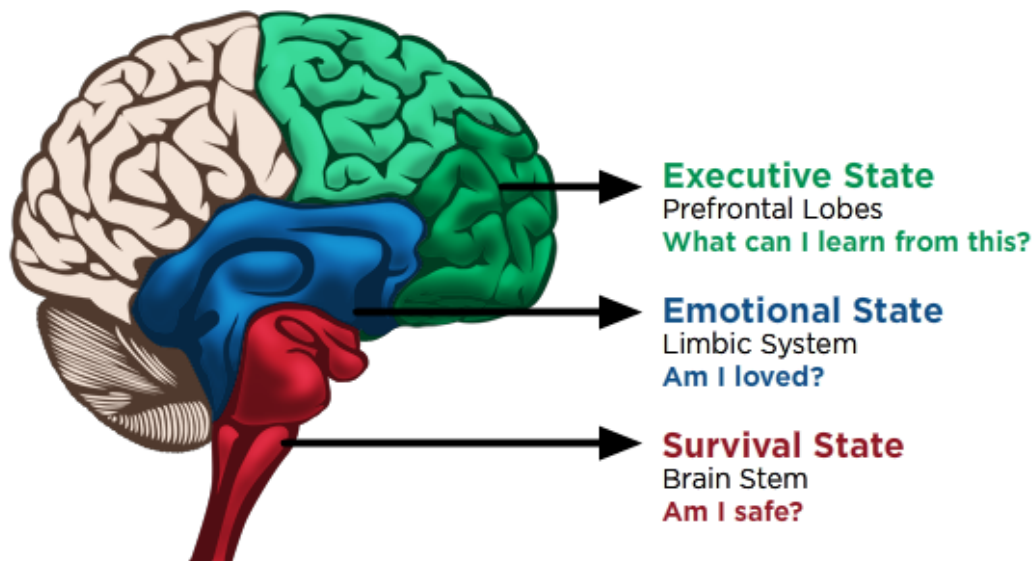
---

<sup>92</sup> La neuroscienza cognitiva è un ramo delle neuroscienze, sviluppatosi all'inizio degli anni Ottanta, che si occupa dell'analisi delle basi cerebrali del pensiero con lo scopo di mettere in luce i cambiamenti anatomici del cervello associati a mutamenti di matrice evolutiva.

<sup>93</sup> Paul D. MacLean, 1990, *The triune brain in evolution. Role in paleocerebral functions*.

dovuti alle interazioni sociali tra individui ed infine si sviluppano le capacità cognitive e intellettive proprie dell'essere umano<sup>94</sup>.

Figura 2.5 The Triune Brain



Le diverse funzioni espletate relativamente dalle tre aree cerebrali del triune brain model possono essere interpretate dal punto di vista delle teorie evoluzionistiche. Ogni singola componente dell'encefalo umano può essere considerata come il risultato di un lungo processo di adattamento evolutivo messo in atto dall'individuo (e dalla specie, a cui appartiene) per sopravvivere in determinate situazioni. I concetti evoluzionistici sono apparsi in un certo numero di pubblicazioni economiche e finanziarie. La letteratura sui modelli Agent-Based<sup>95</sup>, in cui le

---

<sup>94</sup> Secondo MacLean vi sono tre formazioni anatomiche distinguibili in R-complex (si occupa dei bisogni e degli istinti innati nell'uomo), nel sistema limbico (dove agisce l'emotività dell'individuo) ed infine nel Neocortex (la sede degli operatori specifici che caratterizzano l'essere umano).

<sup>95</sup> W.B. Arthur, 1993, *On designing economic agents that behave like human agents*.

interazioni fra gli agenti vengono simulate da software programmati appositamente per replicare euristiche e bias degli individui, dipende fortemente dalle dinamiche evolutive. Alcuni autori proposero alternative rispetto all'EMH che si rifacevano a logiche Darwiniane<sup>96</sup>, quindi possiamo dire che i tempi erano adeguati per proporre un'alternativa all'EMH basata su logiche evoluzionistiche. Contrariamente al postulato neoclassico per il quale gli individui massimizzano l'utilità attesa ed hanno aspettative razionali, una prospettiva evolutiva fa affermazioni considerevolmente più modeste, osservando gli individui come organismi che si sono sviluppati, attraverso generazioni di selezione naturale, per massimizzare la sopravvivenza dei loro geni<sup>97</sup>. Questa prospettiva implica che il comportamento non è necessariamente intrinseco ed esogeno, ma si evolve anche secondo le logiche della selezione naturale e dipende in particolar modo dall'ambiente attraverso il quale la selezione avviene. Cioè, la selezione naturale opera non solo sul materiale genetico, ma anche su norme sociali e culturali. Per rendere operativa questa prospettiva all'interno di un contesto economico, è necessario considerare l'idea di "razionalità limitata". In altre parole, gli individui sono limitati nel loro grado di razionalità, che è in netto contrasto con le aspettative razionali in cui gli individui hanno illimitata razionalità. A questo punto ci si chiede cosa determini il punto in cui un individuo smette di ottimizzare e raggiunge una soluzione soddisfacente. Se

---

<sup>96</sup> Niederhofer, 1997, *The Ecology of Markets*.

<sup>97</sup> Richard Dawkins, 1976, *The Selfish Gene*.

tale punto è determinabile dal consueto calcolo dei costi-benefici questo presuppone che sia nota la soluzione ottimale e potendolo determinare ci si ritrova di nuovo nell'ipotesi di razionalità illimitata. Una prospettiva evolutiva potrebbe fornire una soluzione a tale quesito. Infatti, la risposta adeguata alla domanda su come gli individui determinano il punto in cui ritenersi soddisfatti è questo: tali punti sono determinati in maniera non analitica, ma attraverso prove ed errori e quindi tramite la selezione naturale. Gli individui fanno le scelte in base alle proprie esperienze passate ed imparano ricevendo feedback positivi o negativi in base ai risultati. Senza feedback non imparano. In questo modo gli individui, sviluppando le euristiche, saranno in grado di risolvere le varie sfide economiche. Se l'ambiente di riferimento rimane stabile allora le euristiche si adatteranno con lo scopo di produrre soluzioni approssimativamente ottimali per gli individui. Se, invece, il contesto cambia allora non dovremmo sorprenderci se l'euristica che si è sviluppata sulla base esperienziale del vecchio ambiente non è necessariamente adatta al nuovo. In questo caso l'euristica non adatta al nuovo ambiente produrrà dei bias comportamentali. Un esempio importante sono la paura e l'avidità, considerate dai comportamentisti fra le principali cause distorsive del pensiero razionale, le quali sono il prodotto di forze evolutive volte ad aumentare la probabilità di sopravvivenza<sup>98</sup>. l'emozione è un potente adattamento che migliora sensibilmente

---

<sup>98</sup> A Bechara, H Damasio, AR Damasio, 2000, *Emotion, decision making and the orbitofrontal cortex*.

l'efficienza con cui gli animali imparano dal loro ambiente e dal loro passato. Ricerche recenti nelle neuroscienze cognitive riguardanti i processi decisionali di soggetti economici suggeriscono un importante collegamento tra la razionalità e le emozioni durante il processo decisionale arrivando ad implicare che i due non sono antitetici, ma in realtà complementari<sup>99</sup>. Appurato che le risposte emotive sono un fattore significativo per quanto riguarda la corretta e veloce elaborazione dei rischi finanziari, è corretto asserire che sia necessario per i Trader comprendere e gestire consciamente le proprie emozioni. Il forte grado di competitività dei mercati finanziari globali ed i profitti straordinari che si accumulano nei “*fittest*” Trader suggeriscono che la selezione Darwiniana è costantemente al lavoro per determinare coloro i quali saranno i Trader di successo. Mentre i Trader perdenti verranno eliminati dalla popolazione degli individui che albergano sui mercati. Attraverso l’*Evolutionary Learning* possiamo capire meglio le apparenti contraddizioni tra l’EMH e la presenza e persistenza di comportamenti erronei degli individui. In particolare, l’AMH può essere vista come una nuova versione di EMH, derivata da principi evolutivi.

---

<sup>99</sup> Baba Shiv, George Loewenstein, Antoine Bechara, Hanna Damasio, Antonio R. Damasio, 2005, *Investment behavior and the negative side of emotion*.

Le implicazioni concrete che possiamo definire con l'AMH come derivazione dell'EMH sono:

- La relazione esistente tra rischio e rendimento non è stabile ma varia nel tempo. Questa relazione dipende dalle preferenze dei differenti individui che popolano il mercato e da altri aspetti istituzionali come tassazione e legislazione. Il risultato è che l'*equity risk premium* è sia *time-varying* che *path-dependent*<sup>100</sup>.

- In contrapposizione con l'EMH le opportunità di arbitraggio sono previste. Si ritiene che senza tali opportunità non ci sarebbe alcun incentivo a raccogliere informazioni e l'importante aspetto di ricerca dei prezzi di mercato verrebbe a mancare<sup>101</sup>.

- Le strategie di trading e di investimento performano in determinate condizioni di mercato e smettono di funzionare sotto altre condizioni, contrariamente con quanto sostenuto dall'EMH per cui non vi dovrebbe essere alcuna finestra temporale che permetta un qualche tipo di profittabilità per strategie che differiscano dal "*buy & hold*", l'AMH implica che a causa del comportamento mutevole e adattivo dei mercati queste finestre temporali, in cui sono possibili extra-profitti, esistano.

L'intento principale dell'AMH è quello di spostare l'attenzione dell'economia finanziaria dalle scienze fisiche alle scienze biologiche.

---

<sup>100</sup> Jessica Watcher, 2013, *Can Time-Varying Risk of Rare Disasters Explain Aggregate Stock Market Volatility?*

<sup>101</sup> Sanford Grossman e Joseph Stiglitz, 1980, *On the Impossibility of Informationally Efficient Markets*.

Possiamo concludere sostenendo che se gli investitori operassero sempre in modo razionale con il risultato della stabilità del mercato allora la teoria dell'EMH risulterebbe esauriente. Sulle evidenze empiriche che hanno mostrato mercati con eccessiva volatilità ed in seguito alle più recenti scoperte nel campo delle neuroscienze cognitive, Andrew W. Lo, nel tentativo di conciliare economia e psicologia, ha elaborato l'AMH. Questa nuova teoria, che vuole porsi come alternativa all'EMH, poggia le sue fondamenta sulle teorie evoluzionistiche di stampo Darwiniano ritenendo i mercati come un luogo in cui si può assistere ad un processo evolutivo. Le diverse specie di operatori effettuano azioni competitive volte alla sopravvivenza e all'adattamento nel tentativo di vincere le forze della selezione naturale e come risultato modificando l'intero «ecosistema» finanziario. Sia le teorie alla base della finanza comportamentale che i postulati ideati da Andrew Lo trovano la loro naturale applicazione in modelli quantitativi come gli Agent-Based Model. Modelli con lo scopo di rappresentare il comportamento degli investitori nella maniera più veritiera possibile, sul filone delle prima citate teorie comportamentali, considerando la complessità delle interazioni dei soggetti economici e la fallibilità del ragionamento umano.



### 3 COMPLEX ADAPTIVE SYSTEM ED EVOLUTIONARY LEARNING

#### 3.1 Agent-Based Model per i Complex Adaptive System

L'aumento delle capacità di elaborazione di potenti microcomputer e la disponibilità di enormi quantità di dati economici sono state la base della rapida ascesa del campo dell'economia computazionale<sup>102</sup>. Queste nuove condizioni hanno permesso di ridurre il tempo e la potenza necessaria per il calcolo di particolari algoritmi che presentano una complessità elevata. Come abbiamo dedotto dai capitoli precedenti, creare dei modelli che spieghino dei fenomeni di tipo economico vuol dire considerare al loro interno interazioni fra individui umani, i cui comportamenti, soggetti ad euristiche e bias, sono difficilmente prevedibili. Nel tentativo di rappresentare tale contesto con modelli economici è nata la disciplina degli Agent-Based Model in cui modelli basati sull'Evolutionary Learning modellizzano il comportamento degli operatori economici con logiche evolutive. Infatti, nell'approccio ABM, i modelli economici sono costruiti con metodo induttivo (bottom-up, studiano esperienze sensibili per arrivare ad una definizione generale ed universale), al contrario di quelli standard costruiti con metodo deduttivo (top-down, che parte da assiomi e postulati per ricavare

---

<sup>102</sup> Una scienza computazionale è un qualsiasi ramo delle scienze matematiche, fisiche, chimiche e naturali che utilizza le potenze di calcolo dei più recenti calcolatori al fine di risolvere problemi inaccessibili per i tempi e le modalità di calcolo umani.

dimostrazioni e spiegare fenomeni). Gli ABM sono una classe di modelli computazionali finalizzati a rappresentare un ambiente economico come un sistema evolutivo complesso popolato da un determinato numero di agenti autonomi ed interattivi al fine di valutare i loro effetti sul sistema nel suo complesso <sup>103</sup>. La capacità di elaborare dati in modelli popolati da agenti a razionalità limitata ed eterogenei fra loro rendono questo strumento idoneo allo studio del comportamento degli investitori nei mercati finanziari. I tradizionali modelli di asset pricing, con investitori omogenei fra loro, valutano il valore delle attività considerando i payoff attesi scontati e si basano sull'ipotesi che i prezzi seguano una martingala. Vale a dire che l'aspettativa odierna del prezzo del periodo successivo  $E_t [P_{t+1}]$  equivale esattamente al prezzo attuale  $P_t$ . Nel mondo reale gli investitori non hanno tutti accesso alle stesse informazioni, basti pensare alle informazioni private in possesso solo di alcuni. Oppure non hanno una corretta visione di insieme, a causa di bias come il narrow framing, e giungono a conclusioni divergenti anche se sono in possesso di tutte le informazioni pubbliche. Quindi è lecito considerare dei soggetti con aspettative eterogenee<sup>104</sup>. Ma se consideriamo investitori eterogenei non possiamo usare una logica deduttiva per formulare le loro aspettative sui payoff futuri. Le aspettative di individui perfettamente razionali non possono essere rappresentate correttamente in modelli analitici di asset pricing considerando una

---

<sup>103</sup> Norman Ehrentreich, 2002, *The Santa Fe Artificial Stock Market Re-Examined - Suggested Corrections*.

<sup>104</sup> Jiang Wang, 1996, *The term structure of interest rates in a pure exchange economy with heterogeneous investors*.

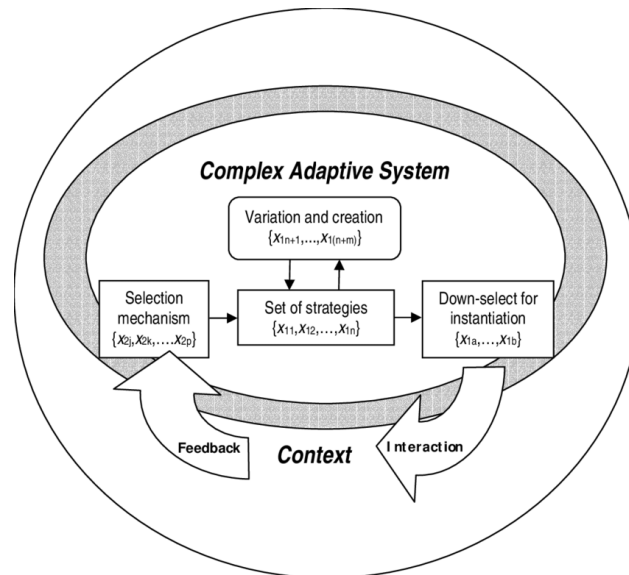
molteplicità di investitori eterogenei. Una supposizione alla base dell'ipotesi di aspettative razionali è che esse siano stime imparziali del reale processo stocastico sottostante. Tuttavia, se l'acquisizione di informazioni è costosa, gli agenti adegueranno lentamente le loro aspettative ai cambiamenti del contesto economico. Durante questo processo di adeguamento, le loro aspettative saranno sistematicamente in errore e ciò sembra violare la definizione di aspettative razionali. In realtà i modelli con aspettative razionali, come il modello proposto da Lucas<sup>105</sup>, presuppongono che gli agenti apprendano le modifiche di un processo stocastico all'inizio del periodo successivo. Mentre la durata di questo periodo non è mai definita esplicitamente, è implicitamente inteso come il tempo necessario per far sì che l'apprendimento completo si sia verificato. Quindi, se l'intento degli economisti è quello di analizzare come avvengano i fenomeni di adeguamento di breve periodo prima del raggiungimento delle aspettative di equilibrio all'interno di un fenomeno a più lungo periodo, dovranno, allora, prendere in considerazione dei modelli evolutivi dell'economia. Questo carattere evolutivo dell'economia composto da molti agenti indipendenti e interattivi è stato descritto come Adaptive Non-linear Network (ANN), un termine che è stato ampiamente sostituito dalla nozione di Complex Adaptive System (CAS)<sup>106</sup>.

---

<sup>105</sup> Robert Lucas, 1983, *Econometric policy evaluation: A critique*.

<sup>106</sup> John H. Holland, 2018, *The Economy As An Evolving Complex System, Chapter 7 - The Global Economy as an Adaptive Process*.

Figura 3.1 Complex Adaptive System



Le origini di questo concetto multidisciplinare sono da ricercare nella matematica e nelle scienze naturali. Tuttavia, quando si tenta di identificare le proprietà distintive di sistemi adattivi complessi, ci si rende conto che non esiste un accordo comune per la definizione di complessità. Sebbene le componenti di questi sistemi siano spesso considerate omogenee, nelle interazioni sociali o economiche - consumatori, investitori, aziende, organizzazioni private o governative - non lo sono. Contrariamente alle particelle elementari in fisica, gli agenti economici hanno preferenze ed un libero arbitrio. Gli agenti economici mettono in atto un processo decisionale che aumenta il grado di complessità del sistema considerato. Molti sistemi economici possono essere classificati come sistemi adattivi complessi.

Holland e Miller ne fornirono una definizione (CAS)<sup>107</sup>. Un sistema si può considerare CAS se:

- Consiste in una rete di agenti eterogenei (processi, elementi) che interagiscono tra loro;
- Ha un comportamento dinamico e non esiste un'entità globale che controlli le interazioni dei singoli agente. Quindi nel caso in cui non ci sia un meccanismo di controllo centralizzato gli agenti competono tra loro e coordinano le loro azioni in maniera autonoma.
- Il suo comportamento aggregato può essere descritto senza una conoscenza dettagliata del comportamento dei singoli agenti.

A causa di questa crescente complessità risulta difficile l'applicazione dei metodi analitici tradizionali. Mentre, al contrario, la modellazione basata sull'interazione tra agenti è ora diventata uno strumento importante per lo studio dei CAS. I recenti progressi nelle tecniche di modellizzazione computerizzata e nella disciplina del machine learning offrono nuove possibilità. Gli *Artificial Adaptive Agent(AAA)*<sup>108</sup> possono essere definiti e possono essere testati in un'ampia varietà di mondi artificiali in grado di evolversi per periodi di tempo prolungati. I complessi sistemi adattivi risultanti possono essere esaminati sia dal punto di vista computazionale che analitico, offrendo nuovi modi di sperimentare e teorizzare sugli AAA. Esiste

---

<sup>107</sup> John Holland e John Miller, 1991, *Artificial Adaptive Agent in Economic Theory*.

<sup>108</sup> Gli individui che popolano i CAS vengono definiti da Holland e Miller come Artificial Adaptive Agent.

una vasta gamma di algoritmi idonei ad esplorare i modelli popolati da AAA, come i sistemi di classificazione, gli algoritmi genetici, le reti neurali ed i meccanismi di apprendimento per rinforzo. Tutte queste tecniche, però, presentano un problema per l'analisi. Per la scelta della tecnica più adeguata è necessario capire quanto siano sensibili i risultati al netto di una corretta rappresentazione dell'agente adattivo.

### **3.2 Razionalità limitata e apprendimento in economia**

La sfida dei *Complex Adaptive System* consiste nel tentativo di attenuare i postulati della razionalità illimitata tradizionalmente usati nella teoria economica. Di solito, c'è solo un modo per essere completamente razionali, ma ci sono molti modi per essere meno razionali. La razionalità limitata è difficile da rappresentare in quanto sono di difficile determinazione eventuali punti di ottimo in assenza di funzioni obiettivo precise e senza preferenze ordinabili. Quindi, è importante definire un costrutto teorico con agenti che abbiano comportamenti robusti<sup>109</sup> che saranno poi rappresentati tramite algoritmi. Sostituire agenti economici perfettamente razionali con individui a razionalità limitata implica la necessità di un'attività di apprendimento da parte degli stessi.

Un'altra ragione per dotare gli agenti di capacità di apprendimento consiste nella necessità di ottenere un output unico quando siamo in presenza di un modello che

---

<sup>109</sup> Anche se ci si allontana dal concetto di razionalità illimitata, per riuscire a modellizzare la realtà tramite algoritmi, è necessario individuare dei comportamenti precisi e ben delineati da far mettere in atto agli individui (comportamenti robusti).

presenta equilibri multipli. Non essere perfettamente razionali non significa essere completamente irrazionali. Gli individui agiscono in base alle conoscenze che hanno acquisito nel tempo ed in base alle abilità di cui sono dotati. Essi hanno, quindi, la possibilità di scoprire gradualmente una linea di condotta ottimale o almeno soddisfacente. Kimble definì l'apprendimento come "Un cambiamento definitivo nel comportamento potenziale di un individuo che si verifica a seguito di un attività pratica ripetuta un numero sufficiente di volte"<sup>110</sup>. Quindi l'apprendimento è un processo che avviene tramite il principio del rinforzo, ovvero sulla restituzione di feedback, come premi o punizioni, associati a determinate azioni. Nella realtà gli economisti non sono tanto interessati agli studi del comportamento e del processo di apprendimento tanto quanto agli effetti che essi hanno nel produrre un output nelle decisioni economiche. Brenner considerava questa definizione di apprendimento troppo restrittiva all'interno di un contesto economico. Mentre, come esseri umani, condividiamo questo semplice modo di apprendere con gli animali, in aggiunta siamo anche in grado di riflettere sulle nostre azioni e sulle loro conseguenze. La letteratura psicologica lo definisce come apprendimento cognitivo<sup>111</sup>. Pertanto, la definizione di apprendimento di Brenner<sup>112</sup> include anche "qualsiasi elaborazione cognitiva o non cognitiva dell'esperienza che porti a un cambiamento diretto o latente nel comportamento

---

<sup>110</sup> Gregory A. Kimble, 1967, *Foundations of Conditioning and Learning*.

<sup>111</sup> Anthony G. Greenwald, 1968, *Cognitive Learning, Cognitive Response to Persuasion, and Attitude Change*.

<sup>112</sup> Thomas Brenner, 1999, *Modelling Learning in Economics*.

economico”. I modelli per l’apprendimento possono essere suddivisi in due macrocategorie principali.

Le prime modellizzazioni per l’apprendimento in economia sono partite da un approccio normativo come nel *Bayesian learning*<sup>113</sup> o nel *least-square learning*<sup>114</sup>, che hanno dominato principalmente in ambito macroeconomico. Questi modelli *rationaly-based* partono dall’assunzione che gli individui si comportino in maniera ottimale, prendendo inizialmente la miglior decisione possibile al netto dei vincoli e, in secondo luogo, aggiornando le proprie opinioni simultaneamente alla disponibilità di nuove evidenze. In contrapposizione abbiamo I modelli *Biological-inspired* come gli algoritmi evuzionistici, la programmazione genetica e le reti neurali impiegati principalmente dagli economisti sperimentali che propendono all’utilizzo di Agent-Based Model. L’evoluzione, solitamente, viene identificata come una semplice trasmissione di informazione con adattamento alle nuove circostanze. John Holland<sup>115</sup>, in maniera più esplicativa, definì l’adattamento evolutivo come “ogni processo in cui una struttura viene modificata progressivamente con il risultato di ottenere una performance migliore”. Mentre queste strutture adattive possono essere di natura completamente differente come

---

<sup>113</sup> Nel caso dell’apprendimento bayesiano, gli individui partono con una serie di ipotesi nel periodo iniziale e man mano che raccolgono nuove evidenze nei periodi successivi, aggiornano le probabilità soggettive che avevano inizialmente associato a ciascuna ipotesi di partenza.

<sup>114</sup> Il metodo dei minimi quadrati è una tecnica di ottimizzazione (o regressione) che permette di trovare una funzione, rappresentata da una curva ottima (o curva di regressione), che si avvicini il più possibile ad un insieme di dati (tipicamente punti del piano).

<sup>115</sup> John H. Holland, 1962, *Outline for a Logical Theory of Adaptive Systems*.



le molecole, il cervello umano, o trading rules, il processo di adattamento è un principio universale applicabile ad ognuno di questi campi così eterogenei tra loro. Poiché le teorie dell'apprendimento riguardano il modo in cui le regole di decisione del comportamento vengono modificate, gli algoritmi evolutivi sono stati pensati per descrivere i processi di apprendimento individuali e collettivi. I modelli basati su algoritmi evolutivi come gli algoritmi genetici sono stati inizialmente ideati per simulare il processo evolutivo naturale, in modo da creare specie di individui che si adattassero correttamente ai cambiamenti dell'ambiente circostante. Successivamente, poi, utilizzati anche per ottimizzare i trading system basati su analisi tecnica.

### **3.3 Metodi Metaeuristici di ottimizzazione**

Quando si parla di ottimizzazione metaeuristica, in matematica ed informatica, ci si riferisce ad algoritmi progettati per risolvere un problema più velocemente, nel caso in cui i metodi classici siano troppo lenti nel calcolo, in caso di elevata complessità computazionale, o per trovare una soluzione approssimata, nel caso in cui i metodi classici falliscano nel trovare una soluzione esatta.

Gli algoritmi utilizzati per l'ottimizzazione di funzione sono, solitamente, limitati alla risoluzione di funzioni che hanno particolari caratteristiche come continuità, differenziabilità e convessità. Le tradizionali tecniche di ricerca di massimi e minimi, come vettori gradienti e matrici hessiane, si basano su particolari

caratteristiche del problema di ottimizzazione preso in considerazione. Quindi, l'utilizzo di metodologie tradizionali per l'ottimizzazione si porta dietro il grave problema del data snooping, ovvero vi è un eccessivo adattamento delle trading rules alla serie storica analizzata. Un'ottimizzazione standard equivale a considerare tutti gli individui perfettamente razionali e con le medesime informazioni, quindi con aspettative omogenee (cosa non realistica perché gli individui non sono perfettamente razionali e spesso si assiste ad un processo lento di adeguamento delle aspettative, che quindi risultano essere sistematicamente in errore). Quando il problema e/o il contesto della soluzione non renda possibile applicare tecniche di soluzione esatte, a causa di dimensioni e complessità elevate dello stesso, diventa necessario fornire delle "buone" soluzioni ammissibili in tempi di calcolo "ragionevoli"<sup>116</sup>. L'unica strada percorribile è quella che consiste nel cercare soluzioni di tipo euristico. Un algoritmo euristico (o, semplicemente, un'euristica) deve essere in grado di produrre una soluzione in tempo relativamente breve<sup>117</sup>. Mentre chiaramente è possibile progettare euristiche specifiche per qualunque problema di ottimizzazione combinatoria, negli ultimi anni hanno acquisito importanza via via maggiore alcuni approcci euristici di tipo generale, detti metaeuristiche. La struttura e l'idea di fondo di ciascuna metaeuristica sono sostanzialmente fissate, ma la realizzazione delle varie componenti dell'algoritmo

---

<sup>116</sup> E' necessario un trade-off tra tempestività e correttezza.

<sup>117</sup> Christian Blum e Andrea Roli, 2003, *Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison*.

dipende dai singoli problemi. Spesso peraltro queste metaeuristiche traggono ispirazione (se non legittimazione) da alcune analogie con la natura fisica.

Solitamente la determinazione di buone soluzioni approssimate è quello che basta nelle applicazioni reali (soprattutto se riferite a problemi di grandi dimensioni), ciò è essenzialmente dovuto ad una serie di fattori:

- molti dei parametri in gioco nelle applicazioni reali sono delle stime che possono essere soggette a errore, per cui non vale la pena di aspettare troppo tempo per avere una soluzione il cui valore (o la cui ammissibilità) è di valutazione incerta;
- in alcuni casi si è interessati ad avere una possibile soluzione per il problema in esame al fine di valutare velocemente degli scenari di lavoro (contesti operativi, integrazione di algoritmi di ottimizzazione in Sistemi di Supporto alle Decisioni interattivi);
- spesso si lavora in tempo reale, per cui si vuole avere una "buona" soluzione ammissibile in tempi molto ridotti (secondi - o frazioni - di tempo di calcolo);

Questi aspetti spiegano perchè, nelle applicazioni reali, sia così diffuso il ricorso a metodi che permettono di trovare delle "buone" soluzioni senza garantire la loro ottimalità ma garantendo un tempo di calcolo relativamente breve, metodi che, appunto, prendono il nome di metodi euristici.

Quindi, volendo costruire un trading system tecnico basandoci sui postulati di soggetti a razionalità limitata e con aspettative eterogenee ci concentreremo su di un'ottimizzazione metaeuristica. La bounded rationality è di difficile

rappresentazione in modelli matematici in quanto non sono determinabili punti di ottimo senza obiettivi precisi e senza preferenze ordinate.

Esistono delle metaeuristiche che si basano su una popolazione di soluzioni, ossia un insieme di più soluzioni, e, ad ogni iterazione, combinano tra loro queste soluzioni per ottenere una nuova popolazione. L'idea è quella che, attraverso opportuni operatori di ricombinazione, si possano ottenere delle soluzioni migliori rispetto a quelle correnti. Questi metodi si dicono population based e, in molti casi, sono ispirati da meccanismi naturali, presupponendo una tendenza della natura a organizzarsi in strutture "ottimizzate".

Gli Algoritmi Genetici rientrano pienamente in questa categoria, dal momento che essi sono in grado di compiere una efficiente ricerca anche quando tutta la conoscenza a priori è limitata alla sola procedura di valutazione che misura la qualità di ogni punto dello spazio di ricerca (misura data, ad esempio, dal valore della funzione obiettivo). Questa caratteristica conferisce a tali algoritmi una grande robustezza, ovvero una grande versatilità che li rende applicabili a diversi problemi, al contrario dei metodi convenzionali che, in genere, non trovano altra applicazione che quella relativa al problema per cui sono stati ideati.

Gli Algoritmi Genetici integrano l'abilità di semplici rappresentazioni (ad esempio stringhe di bit) a codificare strutture molto complicate con la potenza esibita da semplici trasformazioni (che agiscono su tali rappresentazioni) nel migliorare queste strutture. Questo miglioramento è l'obiettivo primario dell'ottimizzazione.

Infatti, sotto l'azione di certe trasformazioni genetiche, si registrano miglioramenti, o, se si vuole, evoluzioni delle rappresentazioni in modo da imitare il processo di evoluzione di popolazioni di organismi viventi.

### **3.4 Algoritmo Genetico**

Un algoritmo genetico ha lo scopo di risolvere problemi di ottimizzazione. L'aggettivo "genetico", ispirato al principio della selezione naturale ed evoluzione biologica teorizzato nel 1859 da Charles Darwin, deriva dal fatto che, al pari del modello evolutivo darwiniano che trova spiegazioni nella branca della biologia detta genetica, gli GA attuano dei meccanismi concettualmente simili a quelli dei processi biochimici scoperti da questa scienza. Infatti, Possiamo rappresentare le connessioni tra biologia e comportamento umano tramite analogie. A questo punto è lecito chiedersi come utilizzare modelli simili in un contesto di trading algoritmico in cui il nostro fine ultimo è la costruzione di un trading system, un insieme di trading rules, che sia profittevole nel tempo, ovvero robusto. Nell'atto della costruzione di un trading system il Trader decide quali siano le proprie trading rules sulla base della propria propensione al rischio e delle aspettative che ha derivanti dalle informazioni a sua disposizione. Periodicamente effettua un check dei risultati ed eventualmente modifica i parametri delle proprie trading rules nel caso di errori evidenti o di mutazioni nelle nuove aspettative che si va a creare, quindi, adattandosi alle mutevoli condizioni dell'ambiente esterno. Considerare un

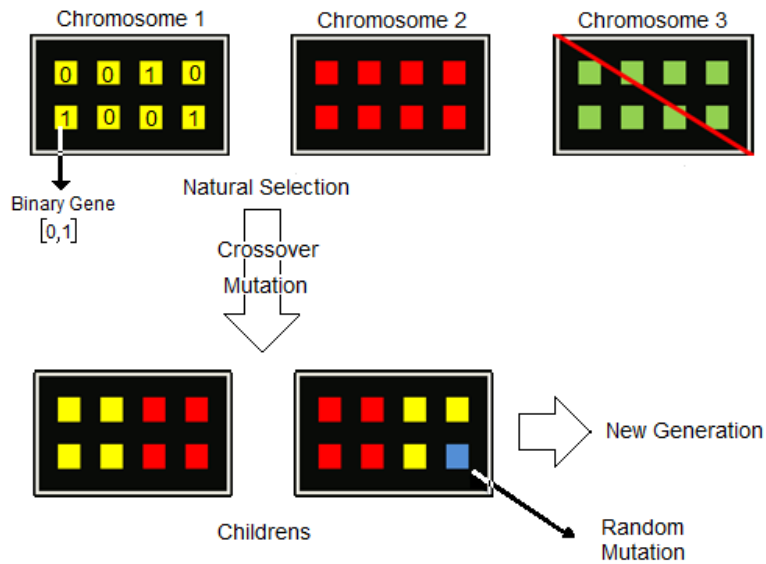
mercato finanziario come una popolazione di trader con razionalità limitata, aspettative eterogenee e comportamenti adattivi ci permette di utilizzare un algoritmo genetico per simulare il comportamento degli operatori all'interno del mercato stesso. Gli algoritmi utilizzati per l'ottimizzazione di funzione sono, solitamente, limitati alla risoluzione di funzioni che hanno particolari caratteristiche come continuità, differenziabilità e convessità. Le tradizionali tecniche di ricerca di massimi e minimi, come vettori gradienti e matrici hessiane, si basano su particolari caratteristiche del problema di ottimizzazione preso in considerazione. Rimangono fuori dalle capacità risolutive di questi metodi molte funzioni che non presentano queste caratteristiche, ma, anzi, sono multi-modali, discontinue e non differenziabili. Per ottimizzare queste funzioni e trovare eventuali punti di massimo e/o minimo vengono utilizzati metodi di campionamento stocastico, o regole di decisione stocastiche invece che un insieme di regole decisionali di tipo deterministico. Gli algoritmi genetici (GA), un metodo di campionamento stocastico volto alla risoluzione di questi problemi, furono sviluppati da John Holland durante gli anni Settanta<sup>118</sup>. In un algoritmo genetico, essendo un ottimizzatore iterativo di tipo stocastico basato sui concetti Darwiniani di selezione naturale e di evoluzione biologica, un insieme di potenziali soluzioni viene fatto “evolvere” verso una soluzione globale ottimale. L'evoluzione (ottimizzazione) è

---

<sup>118</sup> John Holland, 1975, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*.

il risultato di un insieme di processi di selezione che nel tempo tendono a scartare configurazioni meno adatte al problema da risolvere. Per rendere più chiara la logica sottostante possiamo utilizzare anche il paradigma generazionale di stampo biologico genitore-figlio. L'algoritmo genetico seleziona a caso gli individui dalla popolazione attuale e li usa come genitori per produrre i bambini per la generazione successiva. Nelle generazioni successive, la popolazione si "evolve" verso una soluzione ottimale. L'elemento principale di un GA è la *popolazione* costituita da differenti individui genetici che vengono definiti *cromosomi*, o *genotipi*. Ogni genotipo è costituito da un determinato numero di *geni*, la posizione *i*-esima del gene all'interno del cromosoma è detto *locus*.

Figura 3.3 Schema operativo GA



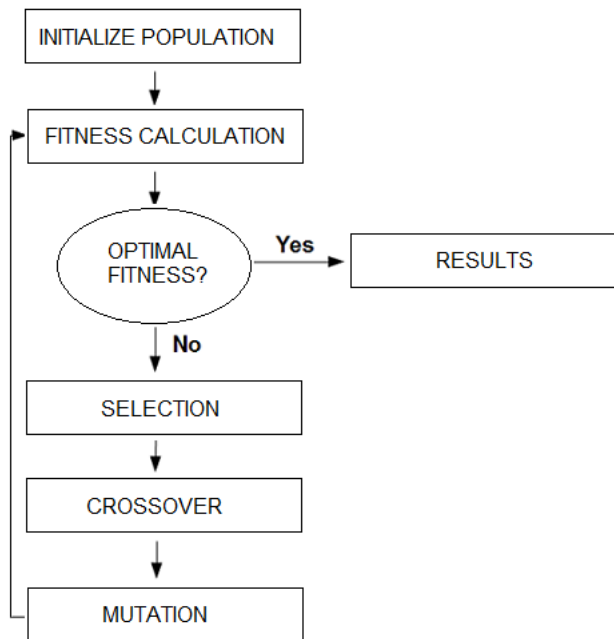
Questi geni sono tipicamente *binary gene*, ovvero presentano una cardinalità<sup>119</sup> di ordine secondo potendo assumere solo due modalità [0,1]. Solitamente nei GA tutti i geni hanno la medesima cardinalità e possono assumere le stesse modalità. Dal momento che un GA deve lavorare su una popolazione di diversi individui genetici, in ogni step vengono create simultaneamente diverse nuove soluzioni e successivamente testate in base alle loro performance. Esistono diverse tipologie e

<sup>119</sup> Per cardinalità di un gene si intende il numero di modalità che può assumere.



varianti di GA, ma la maggior parte di esse discendono dalla formulazione originaria proposta da Holland.

Figura 3.4 Struttura base GA<sup>120</sup>



Un GA tradizionale è costituito da popolazioni che non si sovrappongono, nel senso che la generazione di figli creata attraverso la riproduzione selettiva, la mutazione ed il crossover, sostituirà completamente la generazione genitrice. La probabilità di selezionare un individuo genetico, cromosoma o genotipo, da riprodurre nella generazione successiva è proporzionale alla sua idoneità relativa, fitness. Quando abbiamo un problema di ottimizzazione da risolvere vuol dire che dobbiamo trovare la migliore combinazione dei parametri che abbiamo preso in considerazione.

---

<sup>120</sup> Norman Ehrentreich, 2007, p.37, cap.4.4 *Biologically Inspired Learning Models, Agent-Based Modelling*.

### 3.4.1 Definizione della popolazione e dei suoi individui genetici

La *popolazione* è costituita da *individui genetici*. Ciascun individuo è determinato da una combinazione dei valori dei parametri reali da ottimizzare.

$$\underline{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k] \quad \lambda_i = i\text{-esimo valore del parametro considerato}$$

Ogni parametro reale da ottimizzare è codificato in maniera binaria e, come precedentemente specificato, prende il nome di *gene*.

$$B(\lambda_k) \rightarrow [0,1]$$

La sequenza dei geni del singolo individuo, definito *cromosoma*, è costituito da una stringa di numeri (combinazioni delle due modalità assumibili dai geni, 1 e 0) che rappresenta quindi la codifica di una possibile soluzione del problema da risolvere.

$$p_n = [B(\lambda_1), B(\lambda_2), \dots, B(\lambda_k)]$$

Questa rappresentazione binaria richiede una costante codifica e decodifica delle variabili prese in considerazione. Per esprimere meglio il concetto presentiamo un esempio di decodifica di un cromosoma. Consideriamo una variabile che può assumere valori in un determinato intervallo [ $D^{\min} = -10$ ,  $D^{\max} = 10$ ]. Consideriamo un cromosoma con una lunghezza  $L$  di 16 bit:

$$S_i = (0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1\ 1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 1)$$

Una trasformazione diretta nel Sistema decimale di un codice binario risulterebbe un valore numerico di:

$$B(S_i) = 0+2^1+2^2+0+2^4+0+2^6+0+2^8+2^9+2^{10}+2^{11}+0+0+2^{14}+2^{15} = 53078$$

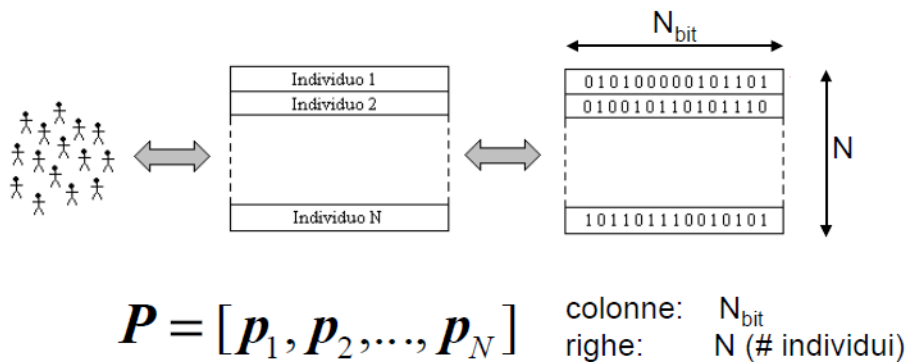
Il valore numerico decimale dell'i-esimo cromosoma è determinato come

$$V(S_i) = D^{\min} + (D^{\max} - D^{\min}) / (2^L - 1) \times B(S_i)$$

$$V(S_i) = -10 + 20 / 65535 \times 53078 = 6,19$$

Per aumentare la precisione numerica è necessario una stringa di bit sufficientemente lunga<sup>121</sup>. Quindi la popolazione è costituita da un insieme di individui (alcune possibili configurazioni nello spazio dei parametri) codificati sotto forma di cromosomi.

Figura 3.5 Popolazione GA



<sup>121</sup> La grandezza campionata è rappresentata da un intervallo di appartenenza. Tale intervallo deve essere trasformato in un numero. Il passaggio a valore numerico viene detto codifica.

### 3.4.2 Il processo di valutazione e selezione

Definita la popolazione  $P^{(i)}$  ed i suoi componenti è importante considerare correttamente la funzione obiettivo  $f: A_x \rightarrow \mathbb{R}$  ed il suo campo di definizione. Nel processo di valutazione viene associato un indicatore a ciascun individuo (set di parametri) in base alla performance ottenuta in termini di risoluzione del problema, definito *fitness*<sup>122</sup> o idoneità relativa. Dipende dai valori reali dei parametri che costituiscono il singolo individuo. Solitamente la Fitness totale è definita come una media pesata delle fitness associate alle varie grandezze osservabili.

Figura 3.6 Total Fitness Function

$$F_p = F(\mathbf{p}_n) = \sum_{j=1}^J w_j F_j[g_j(\lambda_n)]$$

Set dei parametri dell'individuo  $n$ -mo

Pesi  $\sum_{j=1}^J w_j = 1$        $j$ -ma grandezza osservabile dell'individuo  $n$ -mo

### 3.4.3 Il processo di evoluzione

Ora può aver inizio il *processo di evoluzione iterativo* che permette, tramite una sequenza di operatori (crossover e mutation), di selezionare i migliori componenti che parteciperanno alla riproduzione andando poi a modificare il patrimonio genetico degli individui della popolazione. Viene, quindi, costruita una nuova

<sup>122</sup> Thomas Riechmann, 2001, *Genetic algorithm learning and evolutionary games*.

popolazione  $P^{(i+1)}$  costituita da  $N_{(i+1)} < N_{(i)}$  individui provenienti dalla popolazione  $P^{(i)}$ , ( $P^{(i)} \rightarrow P^{(i+1)}$ ).

Vi sono diversi criteri di selezione basati sul valore della fitness di ciascun individuo ma, prima di tutto, la selezione degli individui per la riproduzione può essere divisa in due diversi passaggi. Inizialmente un algoritmo di selezione assegna a ciascun individuo il valore atteso della prole. La distribuzione dei valori attesi della prole potrebbe essere visualizzata come una "ruota della fortuna" in cui l'algoritmo di selezione determina la dimensione della sezione assegnata a ciascun individuo. I due algoritmi di campionamento più usati sono la roulette (RW) e il campionamento universale caotico (SUS). In una seconda fase, un algoritmo di selezione sceglie un numero intero di discendenza effettiva per ciascun genitore. Esistono numerosi schemi di selezione. Uno dei più popolari Consiste in una selezione su base proporzionale<sup>123</sup> in cui la probabilità di selezione di un individuo è proporzionale alla sua fitness.

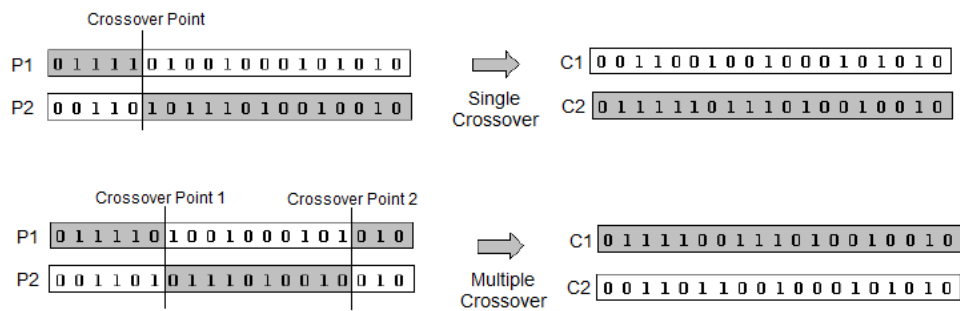
Il *crossover* è un operatore genetico che consiste nello scambio di materiale genetico tra due genitori, infatti è spesso chiamato operatore di riproduzione. Selezionando due cromosomi dal pool di accoppiamento con valori di fitness elevati come genitori, il materiale genetico di entrambi i cromosomi viene

---

<sup>123</sup> John H. Holland, 1975, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*.

scambiato per creare due nuovi figli. Nei GA canonici, la prole sostituisce i genitori e viene utilizzato un unico punto di incrocio.

Figura 3.7 Crossover



L'operatore genetico *mutation* si riferisce alla creazione di un nuovo individuo genetico partendo solo da un genitore tramite una spontanea mutazione aleatoria.

Figura 3.8 Mutation



Al contrario del crossover, la mutazione è in grado di introdurre degli elementi non esistenti in precedenza, in maniera completamente randomica. Ovvero vengono selezionati in maniera casuale alcuni bit dell'individuo genitore e vengono sostituiti, sempre randomicamente, dell'individuo figlio. Dopo

l'intervento degli operatori genetici e conservando i migliori elementi della popolazione precedente otteniamo la popolazione (i+1), ( $P(i) \rightarrow P(i+1)$ ).

Tutto questo processo di valutazione, selezione ed evoluzione nell'ambito del trading algoritmo non fa altro che simulare il comportamento dei Traders all'interno di un mercato finanziario. Traders che, nell'individuare le migliori trading rules per il proprio trading system partono da livelli informativi e capacità cognitive differenti, costituiranno un insieme eterogeneo di strategie (processo di valutazione). Molte delle quali risulteranno fallimentari (processo di selezione) sbattendo fuori dal mercato i soggetti meno idonei e meno competitivi costringendoli ad adattarsi e a sviluppare nuove strategie, o modificare le vecchie, per poter sopravvivere ancora sui mercati (processo di evoluzione). Al netto di queste assunzioni possiamo asserire che un algoritmo genetico risulta uno strumento idoneo per simulare il comportamento degli operatori all'interno del mercato.

## 4 OTTIMIZZAZIONE DI UN TRADING SYSTEM CON ALGORITMO GENETICO IN MATLAB®

Nella ricerca delle migliori trading rules per implementare un trading system che possa avere i requisiti ideali, descritti nel primo capitolo, è fondamentale la fase di ottimizzazione. Nel primo capitolo abbiamo approfondito le varie problematiche riguardanti il *data snooping* e l'*overfitting* che possiamo riscontrare in fase di *backtesting* e di ottimizzazione. Nel presente capitolo ottimizzeremo un trading system avvalendoci di un algoritmo genetico (GA). Un GA è un sofisticato metodo di ricerca che sostituisce l'ottimizzazione standard. Risulta particolarmente prezioso quando il numero di variabili è grande tanto da rendere impraticabile un test di tutte le combinazioni. Permette di attuare un processo di selezione e combinazione casuale con il fine di trovare il miglior insieme di regole di trading, i criteri statistici standard vengono utilizzati nel processo di selezione per qualificare i risultati. Costruendo un trading system tecnico con un metodo di ottimizzazione tradizionale non faremo altro che individuare alcuni indicatori tecnici e tramite uno studio di funzione basato sulla ricerca di massimi e minimi andremo ad individuare quale possa essere la migliore combinazione dei parametri assumibili dagli indicatori in termini di massima performance su una determinata serie storica (tralasciamo per ora il discorso del data snooping ed eventuali walk forward analysis). Gli algoritmi utilizzati per l'ottimizzazione di funzione sono, solitamente, limitati alla risoluzione di funzioni che hanno particolari caratteristiche come continuità, differenziabilità e



convessità. Le tradizionali tecniche di ricerca di massimi e minimi, come vettori gradienti e matrici hessiane, si basano su particolari caratteristiche del problema di ottimizzazione preso in considerazione. Quindi, l'utilizzo di metodologie tradizionali per l'ottimizzazione si porta dietro il grave problema del data snooping, ovvero vi è un eccessivo adattamento delle trading rules alla serie storica analizzata. Un'ottimizzazione standard equivale a considerare tutti gli individui perfettamente razionali e con le medesime informazioni, quindi con aspettative omogenee. Se, invece, vogliamo costruire un trading system tecnico basandoci sui postulati di soggetti a razionalità limitata e con aspettative eterogenee descritti nei capitoli precedenti, dobbiamo andare a scegliere inizialmente un determinato numero di indicatori tecnici ai quali assegnamo un determinato range di parametri assumibili. Ad esempio, consideriamo semplici indicatori tecnici come una media mobile a breve alla quale daremo un range di valori che va da 2 a 100 periodi. Una media mobile a lungo termine, da 100 a 300 periodi. Un RSI da 5 a 50 periodi (eventualmente si potrebbero inserire come parametri da modificare anche i livelli di ipervenduto ed ipercomprato). A questo punto abbiamo creato un insieme di 3 elementi che combinati tra loro per i possibili parametri assumibili all'interno del range assegnatogli daranno vita ad un importante numero di combinazioni possibili. Immaginiamo che la nostra popolazione di operatori finanziari sia costituita da traders con differenti aspettative ed un differente livello di accesso alle informazioni. Ogni individuo (nel gergo dei GA, genotipo, cromosoma o individuo

genetico), ogni Trader, all'interno del proprio trading system andrà a considerare un preciso parametro per ognuno dei tre elementi considerati. Quindi tutti gli individui avranno un proprio trading system caratterizzato da almeno un parametro differente tra quelli disponibili.

Per l'ottimizzazione di un trading system ogni cromosoma<sup>124</sup> rappresenta una potenziale soluzione, un insieme di trading rules, di parametri. Ogni parametro facente parte del cromosoma, detto gene, rappresenta un valore specifico assumibile dalla regola di trading specifica che occupa quella locazione nella sequenza di bit che forma il cromosoma.

Ad esempio, il cromosoma 1 potrebbe essere una regola di acquisto sulla forza:

Se la media mobile a 10 giorni è minore della chiusura di ieri e un RSI è maggiore di 50 allora avremo un segnale buy.

Il cromosoma 2 potrebbe essere una regola di acquisto sulla debolezza:

Se la media esponenziale a 20 giorni è inferiore al minimo di ieri e un RSI è inferiore a 50, allora sempre segnale buy.

Allora avremo:

CROMOSOMA 1: SMA,10,<,C,[0],&,RSI,>,50

CROMOSOMA 2: EMA,20,<,L,[1],&,RSI,<,50

---

<sup>124</sup> Individuo genetico, genotipo ovvero un singolo trading system che rappresenta la strategia di un singolo Trader.

In questo caso avremo due cromosomi, due individui genetici che rappresentano la nostra combinazione di trading rules, composti da 9 geni rispettivamente. Ogni gene cambiato consiste nella considerazione di una differente trading rules che andrebbe a modificare la strategia finale. Lo scopo dell'ottimizzazione con algoritmo genetico di un trading system è quello di trovare la migliore combinazione di trading rules, infatti il GA combinerà i geni degli individui che passino i criteri di fitness (tramite *crossover* e *mutation*), scartando i geni e gli individui che risultano essere meno promettenti. Una volta individuati con chiarezza quali siano i geni e i cromosomi che andranno a caratterizzare le possibili combinazioni che daranno vita al nostro trading system possiamo considerare quale possa essere il criterio decisionale che ci permetta di valutare il *fitness* di ogni individuo. Il criterio di fitness più comunemente utilizzato è lo *Sharpe ratio*. Definita la popolazione ed il criterio decisionale possiamo passare ad implementare la nostra strategia avvalendoci dei *tools* di MATLAB<sup>125</sup>, famoso software di programmazione matematica.

Una ottimizzazione tradizionale, volta alla ricerca delle migliori trading rules, si basa sull'idea che i migliori parametri risultanti dall'ottimizzazione siano quelli scelti con aspettative omogenee per tutti gli investitori che, con razionalità illimitata, abbiano fatto calcoli corretti per massimizzare il proprio profitto. Con

---

<sup>125</sup> MATLAB©: Matrix Laboratory.

una ottimizzazione con logiche evolutive, invece, si considerano gli investitori con aspettative eterogenee che, partendo da aspettative diverse a causa di livelli informativi differenti, attraverso l'apprendimento, e quindi adattandosi, considerando anche elementi di casualità, ricercheranno comunque la massimizzazione del profitto. Vedremo quale possa essere il vantaggio di utilizzare una metodologia di ottimizzazione basata su GA rispetto ad una tradizionale ottimizzazione di TS in termine di performance totale. L'obiettivo principale che ci deve guidare nella ricerca delle trading rules è il volere individuare le due fasi principali di mercato: tendenza e lateralità. Quando il mercato ha forza, e la mantiene con l'inerzia, e quando invece presenta debolezza, ovvero le due forze di mercato rappresentate da compratori e venditori si compensano tra loro.

Per individuare le fasi di mercato ci viene in aiuto l'Analisi Tecnica con due indicatori algoritmici<sup>126</sup> fra i più comuni. La media mobile ed il Relative Strenght Index. Nelle applicazioni finanziarie una media mobile semplice (SMA) è la media dei precedenti n periodi. Le medie mobili semplici si costruiscono sommando i dati di chiusura per un periodo variabile a propria scelta dividendo il risultato ottenuto per il numero di giorni considerati.

$$SMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \qquad SMA(9) = \frac{x_1+x_2+\dots+x_9}{9}$$

---

<sup>126</sup> Gli indicatori sono degli algoritmi di calcolo di varia complessità impiegati per dare una visione più nitida della situazione di mercato evidenziando determinate fasi come la velocità della tendenza, la volatilità e la forza dell'accelerazione.

Le media mobile ponderata (WMA) si calcola assegnando un peso maggiore ai dati più recenti con una ponderazione aritmetica.

$$WMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad WMA(9) = \frac{w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_9 \cdot x_9}{9}$$

Una media mobile esponenziale (EMA), invece, applica coefficienti di ponderazione assegnati secondo un valore progressivo esponenziale. La ponderazione per ogni dato più vecchio diminuisce in modo esponenziale, senza mai raggiungere lo zero. Per calcolare l'EMA si prendono in considerazione due valori, la Media Aritmetica ed il Coefficiente Alpha<sup>127</sup>. Una volta che si hanno questi valori si procede con la formula:

$$EMA = (\text{Close} - \text{EMA precedente}) \times (\text{Alpha} + \text{EMA precedente})$$

L'EMA ha una maggiore agilità e reagisce più rapidamente ai cambiamenti del sentiment generale di mercato e all'azione dei prezzi, mentre la SMA reagisce più lentamente, permettendo anche di sviare l'attenzione sui falsi segnali.

L'RSI è il famoso indicatore sviluppato da John Welles Wilder nel 1978 ed utilizzato per individuare le fasi di ipervenduto/ipercomprato di un titolo. Il *Relative Strenght Index* è un indicatore di *momentum*, misura la velocità di movimento dei prezzi ed oscilla su una scala da 0 a 100. Per la creazione di questo oscillatore è necessario stabilire un solo parametro, il numero di periodi che si vuole considerare. La formula è la seguente:

---

<sup>127</sup> Dato da  $2/(n+1)$ , dove n è il numero dei periodi.

$$RSI = 100 * \frac{U}{U+D} ; \text{ dove:}$$

U = media delle differenze di chiusura al rialzo di X giorni

D = media del valore assoluto delle differenze di chiusura al ribasso di X giorni

Quindi con la media mobile andiamo a ricercare la tendenza di mercato, quando esiste, e con l'RSI andiamo a cercare la forza, quando presente, del prezzo.

La comodità dell'utilizzare un software come *Matlab*, oltre che nella potenza di calcolo, è la vasta libreria opensource messa a disposizione dalla community di utilizzatori<sup>128</sup>. Senza avere necessariamente importanti skills da un punto di vista della programmazione informatica possiamo comunque utilizzare una molteplicità di funzioni predefinite già disponibili. Ciò limiterà sicuramente la nostra libertà decisionale in termini di scelta dei parametri tecnici, ma velocizzerà il nostro processo. Definiamo quindi la nostra strategia di trading ricercando le migliori combinazioni di parametri degli strumenti tecnici scelti, RSI e EMA.

Come data set prendiamo in considerazione i prezzi dei primi tre mesi del 2019 (01.01.2019-01.04.2019) del maggior indice azionario statunitense, lo Standard&Poors500, con una frequenza di rilevazione dei prezzi ogni 10 minuti<sup>129</sup>.

Creiamo il Relative Strength Index.

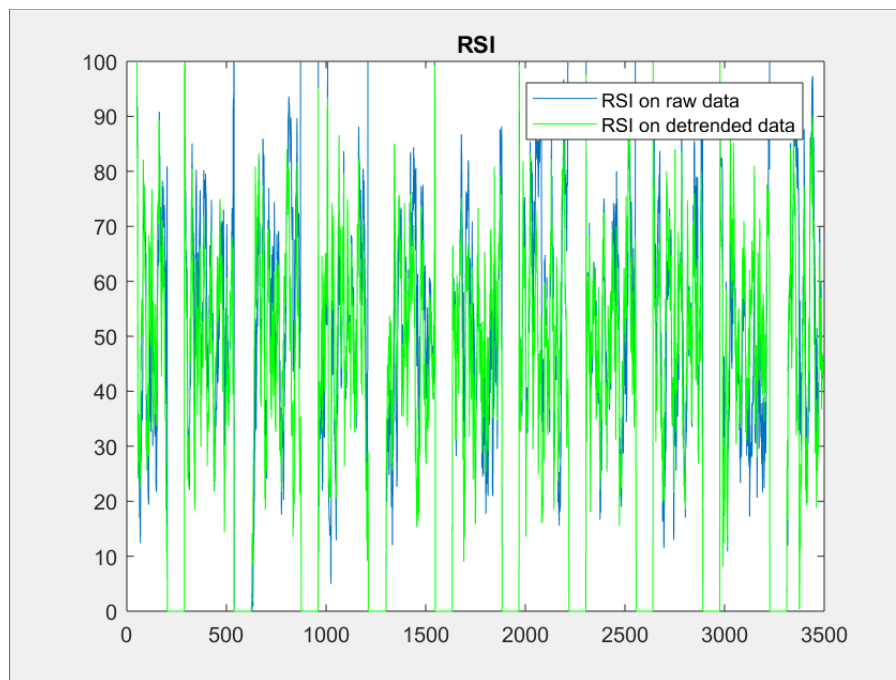
Figura 4.1 Relative Strength Index per l'indice SP500

---

<sup>128</sup> Stuart Kozola, 2010, *Algorithmic Trading with MATLAB*.

Stuart Kozola, 2012, *Automated Trading with MATLAB*.

<sup>129</sup> Rilevazioni del prezzo ogni 10 minuti per tre mesi ci permettono di considerare un campione di 13098 osservazioni, quindi più che soddisfacente da un punto di vista statistico.

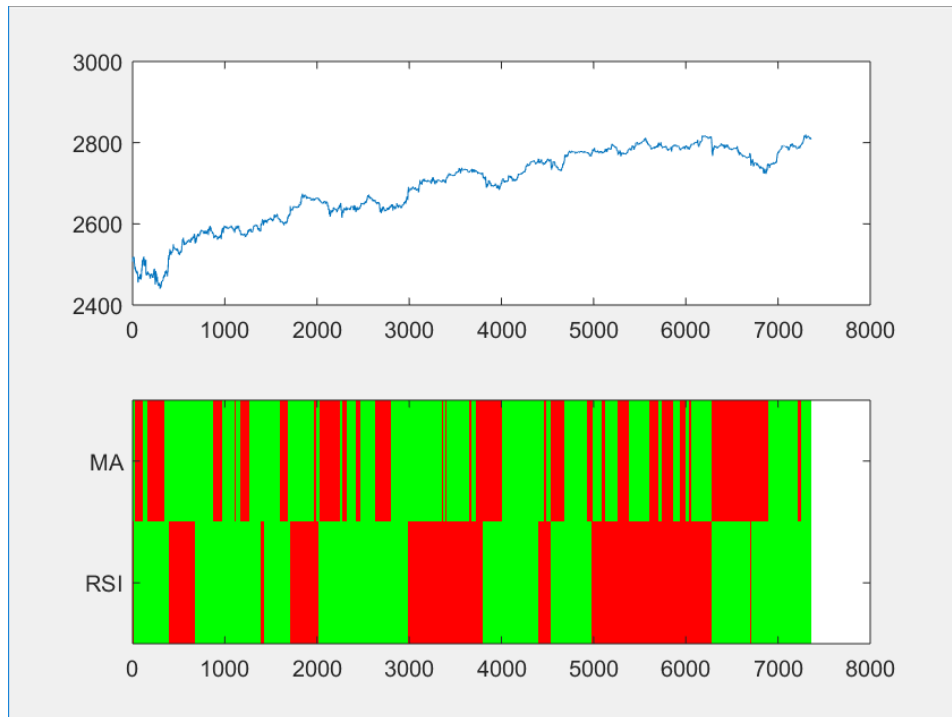


Le trading rules riguardanti il nostro Relative Strength Index consistono in segnali di acquisto in zona di ipervenduto e di vendita in zona di ipercomprato. Ora possiamo procedere a combinare i segnali operativi forniti da due medie mobili, leading e lagging<sup>130</sup>, con i segnali del RSI.

---

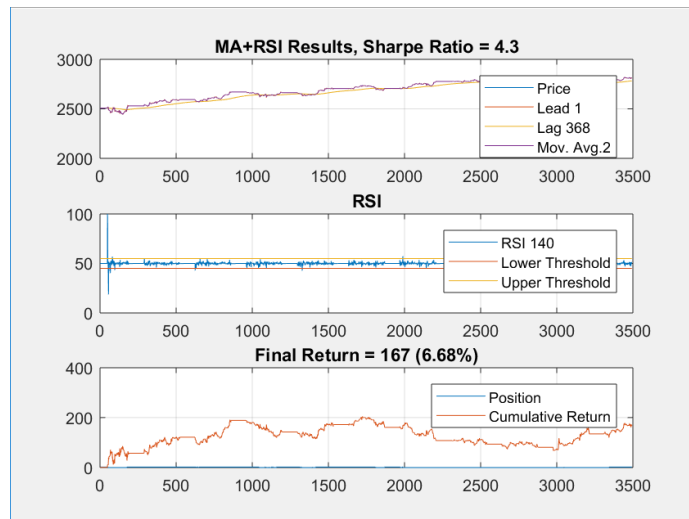
<sup>130</sup> Due medie mobili esponenziali, una a breve ed una a medio-lungo termine.

Figura 4.2 Segnali operativi di medie mobili e RSI

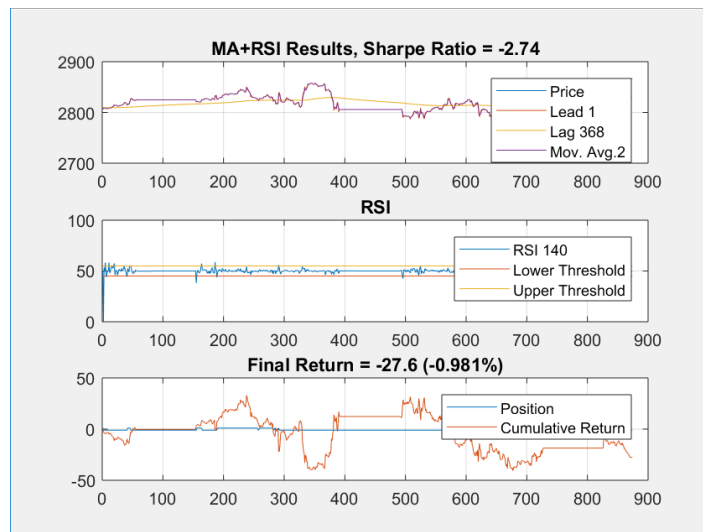


Per l'ottimizzazione abbiamo diviso la serie storica in due campioni, il sample in (80%) ed il sample out (20%). In prima istanza procediamo con l'ottimizzazione standard sulla serie storica *Sample In*.



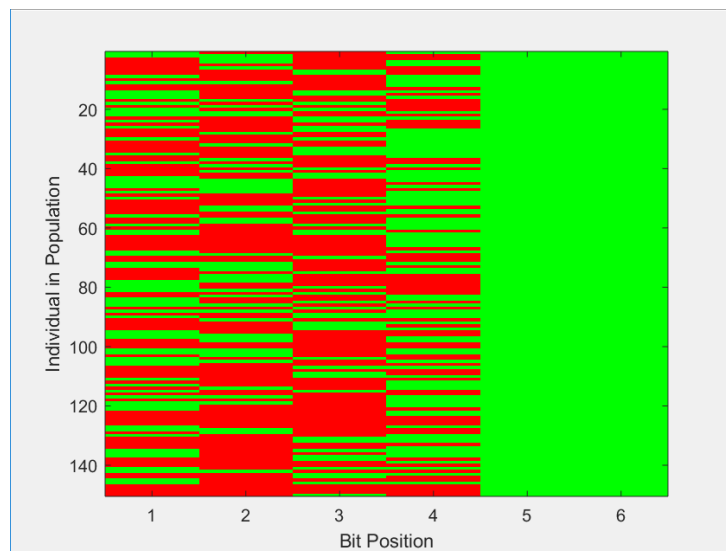


A seguire il testing della strategia ottimizzata in maniera standard, sul sample in, sulla serie storica adibita al *Sample Out*.



Come possiamo notare il test sulla serie storica conservata come campione per il Sample Out ci ha fornito un risultato molto distante da quello ottenuto sulla serie storica Sample In sulla quale è avvenuta l'ottimizzazione. Questo ci permette di concludere che un'ottimizzazione standard ci può portare ad adattare troppo le

nostre trading rules alla serie storica oggetto dell'ottimizzazione fornendoci poi un trading system non performante in altre situazioni di mercato<sup>131</sup>, e quindi poco robusto. Procediamo ad ottimizzare lo stesso trading system<sup>132</sup>, costruito nelle pagine precedenti, con l'ausilio di un *algoritmo genetico*. Prima di avviare l'ottimizzazione, ma dopo aver definito gli indicatori oggetto del trading system ed i relativi segnali operativi<sup>133</sup>, generiamo una popolazione di individui genetici.



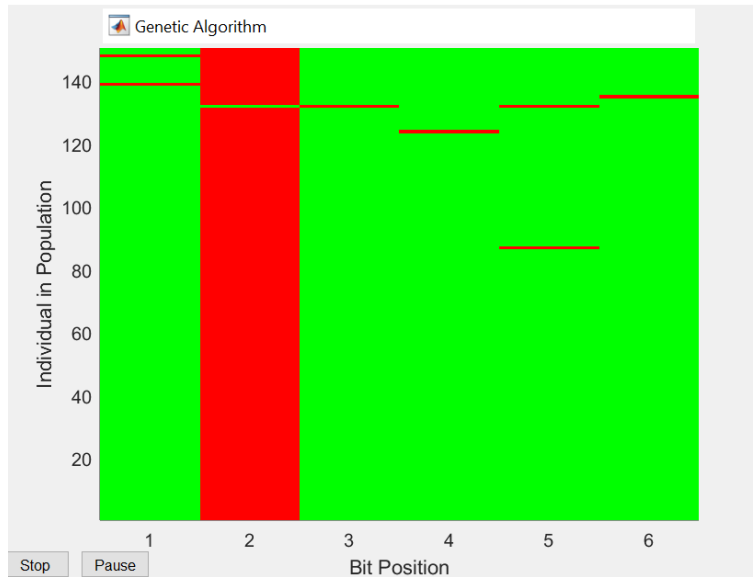
Una volta ottenuta la nostra popolazione possiamo far partire il processo di selezione dell'algoritmo genetico.

---

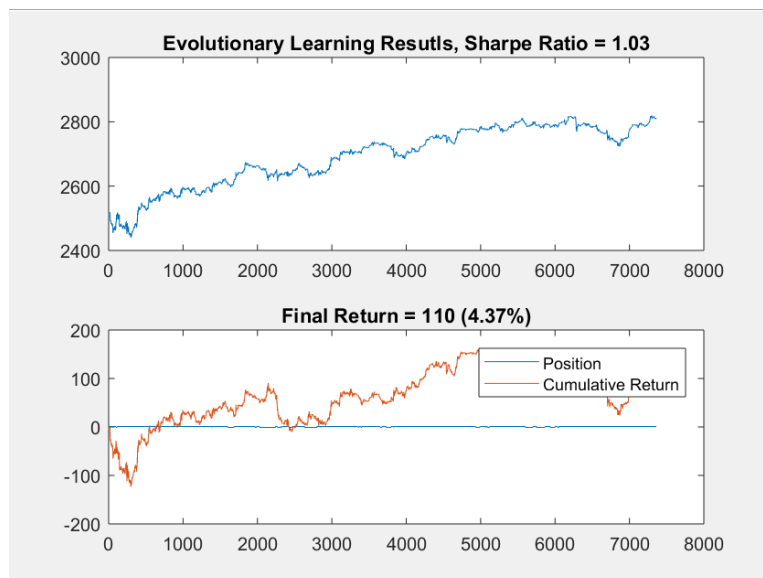
<sup>131</sup> Data Snooping Bias.

<sup>132</sup> Sempre una combinazione di due medie mobili, una leading e una lagging, ed un RSI su un data set che va dal 01.01.2019 al 01.04.2019 dello Standard&Poors500, con una frequenza di rilevazione dei prezzi ogni 10 minuti.

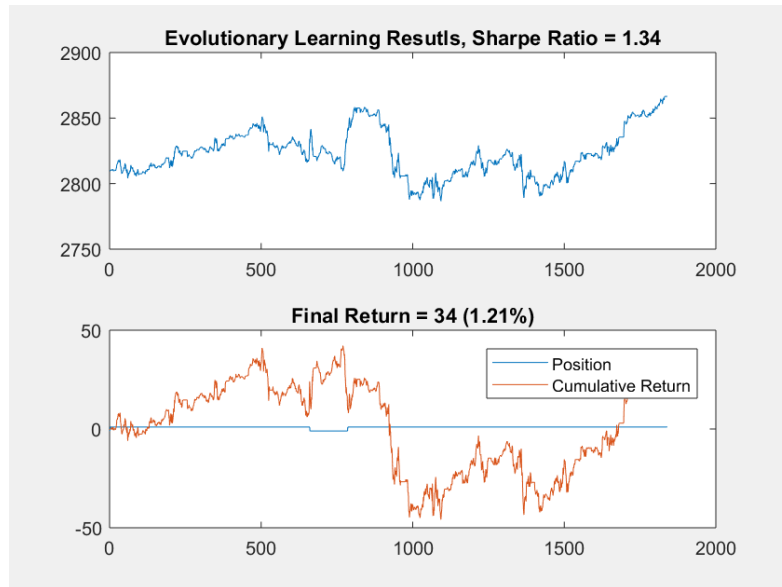
<sup>133</sup> Buy in ipervenduto e sell in ipercomprato per il RSI (30-70), Buy quando la media leading incrocia dal basso verso l'alto la media lagging e Sell quando la media lagging incrocia dall'alto verso il basso la media lagging.



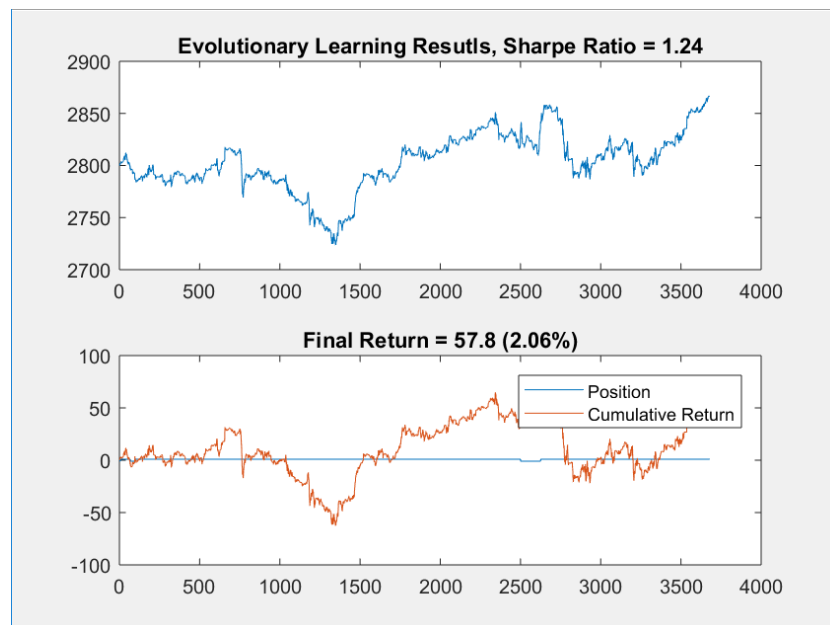
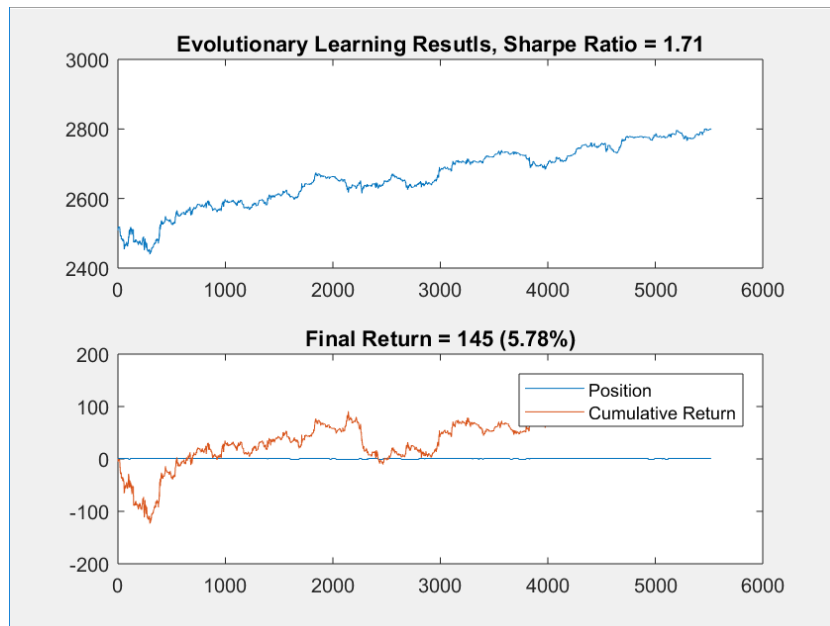
Anche in questo caso per l'ottimizzazione abbiamo diviso la serie storica in due campioni, il sample in (80%) ed il sample out (20%). I risultati del sample in:



I risultati del sample out:



Notiamo che a differenza dell'ottimizzazione standard il nostro sistema non presenta una drastica variazione dei rendimenti, rimanendo sempre in positivo, passando da un 4.37% del sample in ad un 1.21% del sample out. Dobbiamo sottolineare che la performance di 1.21% è inerente ad un periodo temporale che ha un quarto dell'ampiezza di quello su cui abbiamo ottimizzato ottenendo il 4.37%, quindi suddividendo la performance per quattro ( $4.37/4=1.0925\%$ ) otteniamo un valore molto vicino a quello ottenuto in una seconda fase di testing. Se volessimo stressare ulteriormente il sistema potremmo ridurre la lunghezza della serie storica adibita al sample in ed allungare quella per il sample out. I risultati per un sample in-sample out 60-40 sono i seguenti:



Notiamo che, sebbene abbiamo accorciato la serie storica sulla quale abbiamo adattato i parametri, il sistema risulta essere ancora più robusto con rendimenti più

elevati sul sample out<sup>134</sup>. Per ricapitolare un sample in-sample out 80-20 ci ha restituito un 4.37% ed un 1.21%, mentre un sample in-sample out 60-40 ci ha restituito un 5.78% ed un 2.06%<sup>135</sup>.

Possiamo concludere sostenendo che un'ottimizzazione di tipo genetico basato su logiche di evolutionary learning ci ha restituito un sistema di trading più robusto, e quindi in grado di resistere meglio a situazioni di mercato differenti.

---

<sup>134</sup> la performance di 2.06% è inerente ad un periodo temporale che ha un terzo dell'ampiezza di quello su cui abbiamo ottimizzato ottenendo il 5.78%, quindi suddivideremo la performance per tre ( $5.78/3=1.927\%$ )

<sup>135</sup> Sono stati testati anche sampling differenti sempre con ottimi risultati: (70-30) 3.85%-3.23%; (65-35) 3.81%-3.24%.

## BIBLIOGRAFIA

- A Bechara, H. D. (2000). Emotion, decision making and the orbitofrontal cortex. *Cerebral Cortex*, 295–307.
- Andrea Roli, C. B. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 268-308.
- Andrei A. Kirilenko, A. S. (2017). The Flash Crash: High-Frequency Trading in an Electronic Market. *Journal of Finance*.
- Andrew W. Lo, H. M. (2002). Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, 1705-1765.
- Aron Barbey, F. K. (2009). An evolutionarily adaptive neural architecture for social reasoning. *US National Library of Medicine* .
- Arthur, W. (1993). On designing economic agents that behave like human agents. *Journal of Evolutionary Economics*, 1-22.
- Baba Shiv, G. L. (2005). Investment behavior and the negative side of emotion. *Psychological Science*.
- Baddeley, P. C. (2007). Herding and Social Pressure in Trading Tasks: A Behavioural Analysis. *Cambridge Working Papers in Economics (CWPE)*.
- Brenner, T. (1998). Can evolutionary algorithms describe learning processes? *Journal of Evolutionary Economics*, 271–283.
- Cosmides Leda, T. J. (1995). From function to structure: The role of evolutionary biology and computational theories in cognitive neuroscience. In M. Gazzaniga, *The Cognitive Neurosciences* (p. 1199-1209). Cambridge: MIT Press.
- Daniel Kahneman, A. T. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk. *Econometrica*, 263-292.

- Daniel Kahnemann, A. T. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristic and biases. *Science*, 1124-1131.
- David Raichlen, G. A. (2017). Adaptive Capacity: An Evolutionary Neuroscience Model Linking Exercise, Cognition, and Brain Health. *Us National Library of Medicine*.
- Dawkins, R. (1976). *The Selfish Gene*. OXFORD LANDMARK SCIENCE: Oxford.
- Ehrentreich, N. (2002). The Santa Fe Artificial Stock Market Re-Examined - Suggested Corrections. *Computational Economics*, 22.
- Ehrentreich, N. (2002). The Santa Fe Artificial Stock Market Re-Examined - Suggested Corrections. *SSRN Electronic Journal*.
- Ehrentreich, N. (2007). Biologically Inspired Learning Models . In N. Ehrentreich, *Agent-Based Modelling*. (p. p.37, cap.4.4 ).
- Eric Renault, N. T. (1996). OPTION HEDGING AND IMPLIED VOLATILITIES IN A STOCHASTIC VOLATILITY MODEL. *Mathematical Finance*, 279-302.
- Eugene F. Fama, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model . *Journal of Financial Economics*.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 383-417.
- Fernando Fernández-Rodríguez, S. S.-R.-F. (1999). Technical analysis in the Madrid stock exchange. *FEDEA*.
- FRENCH, E. F. (1996). The CAPM is Wanted, Dead or Alive,(1996). *The Journal of Finance*, 1947-1958.
- Gary Gang Tian, G. H. (2002). *Market efficiency and the returns to simple technical trading rules: new evidence from U.S. equity market and chinese equity market*.



- George A. Benington, M. C. (2002). Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence. *Journal of Finance*, 469-482.
- Greenwald, A. G. (1968). Cognitive Learning, Cognitive Response to Persuasion, and Attitude Change. In A. G. Greenwald, *Psychological foundations of attitudes* (p. 147-168). New York: Academic Press INC.
- Hendrik Bessembinder, Kalok Chan. (1995). The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 257-284.
- Hobson, D. (1998). Robust hedging of the lookback option. *Finance and Stochastics*, 329-347.
- Hodgson, G. (1993). Economics and Evolution - Bringing Life Back. In G. Hodgson, *Economics and Evolution - Bringing Life Back*. Ann Arbor: Economics, Cognition, and Society. University.
- Hodgson, G. (1993). *Economics and Evolution - Bringing Life Back into Economics*. Michigan: Michigan.
- Holland, J. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. In J. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (p. 126-172). Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- Holland, J. H. (1962). Outline for a Logical Theory of Adaptive Systems. *Journal of the ACM (JACM)*, 297-314 .
- Holland, J. H. (1962). Outline for a Logical Theory of Adaptive Systems. *Journal of the ACM (JACM)*, 297-314.
- Holland, J. H. (2018). The Global Economy as an Adaptive Process. In J. H. Holland, *The Economy As An Evolving Complex System* (p. Chapter 7 ).
- Jegadeesh Narasimhan, S. T. (2011). Momentum. *Annual Review of Financial Economics*, 493-509.
- John Y. Campbell, A. W. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton: Princeton University Press.

- Jonathan Brogaard, T. H. (2014). High-Frequency Trading and Price Discovery. *The Review of Financial Studies*, 2267–2306.
- K Chaudhuri, Y. W. (2003). Mean reversion in stock prices: evidence from emerging markets. *Managerial Finance*.
- Keynes, J. M. (2013). *TEORIA GENERALE DELL'OCCUPAZIONE, DELL'INTERESSE E DELLA MONETA*. Novara: UTET.
- Kimble, G. A. (1967). Foundations of Conditioning and Learning. In G. A. Kimble. New York: Appleton Century Crofts.
- Kimble, G. A. (1967,). *Foundations of Conditioning and Learning*. Appleton-Century-Crofts.
- LeBARON, W. B. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 1731-1764.
- LeRoy, S. (1973). Risk Aversion and the Martingale Property of Stock Prices. *International Economic Review*, 436-446.
- Linda Tesar, I. W. (1995). Home bias and high turnover. *Journal of International Money and Finance*, 467-492.
- Lo, A. W. (2004). The Adaptive Market Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective. *Journal of Portfolio Management*, Forthcoming.
- Lucas, R. (1983). Econometric policy evaluation: A critique. . *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*.
- MacLean, P. D. (1990). The triune brain in evolution. Role in paleocerebral functions. *Science*.
- Malkiel, B. G. (1999). *A random walk down Wall Street*. Norton.
- Markowitz, H. M. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investment. *The Journal of Finance*, 305-314.
- Markus Glaser, M. W. (2007). Overconfidence and Trading Volume. *The Geneva Risk and Insurance Review*, 1-36.

- Menkveld, A. J. (2013). High Frequency Trading and the New-Market Makers. *Journal of Financial Markets*, vol.16.
- Miller, J. H. (1991). Artificial Adaptive Agent in Economic Theory. *American Economic Review*, 365-371.
- NICHOLAS BARBERIS, M. H. (2006). Individual Preferences, Monetary Gambles, and Stock Market. *American Economic Review*.
- R.French, E. F. (1988). Dividend yields and expected stock returns. *Journal of Finance*, 3-25.
- Riechmann, T. (2001). Genetic algorithm learning and evolutionary learning. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 1019–1037.
- Robert E. Lucas, J. (1978). Asset Prices in an Exchange Economy. *Econometrica*, 1429-1445.
- Ross, S. A. (1976). The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 341-360.
- Salmon, S. H. (2004). Market stress and herding. *Journal of Empirical Finance*, 585-616.
- Samuelson, P. A. (1947). *Foundations of Economics Analysis*. Harvard Economic Studies.
- Samuelson, P. A. (1965). Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*, 41.
- Sarah Lichtenstein, P. S. (1973). Response-induced reversals of preference in gambling: An extended replication in Las Vegas. *Journal of Experimental Psychology*.
- Scalia, A. L. (2010). *Earning Season*. Cinisello Balsamo (MI): Trading Library Srl.
- Schweizer, M. (1992). Option hedging for semimartingales. *Stochastic Processes and their Applications*, 339-363.

- Seasonality, F. E. (1986). Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality. *The Journal of Finance*, 557-581 .
- Sharpe, W. F. (1964). CAPITAL ASSET PRICES: A THEORY OF MARKET EQUILIBRIUM UNDER CONDITIONS OF RISK\*. *The Journal of Finance*, 425-442.
- Shiller, R. J. (1980). Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends? *The National Bureau of Economics Research*.
- Shiller, R. J. (2003). From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *JOURNAL OF ECONOMIC PERSPECTIVES*, 83-104.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioral Finance*. Clarendon Lectures in Economics.
- Stiglitz, S. G. (1980). On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. *The American Economic Review*, 393-408.
- Thaler, W. F. (1985). Does the Stock Market Overreact? *The Journal of Finance*, 793-805.
- Thomas Brenner. (1999). *Modelling Learning in Economics*. . Edward Elgar publishing.
- Wang, J. (1996). The term structure of interest rates in a pure exchange economy with heterogeneous investors. *Journal of Financial Economics*, 75-110.
- Watcher, J. (2013). Can Time-Varying Risk of Rare Disasters Explain Aggregate Stock Market Volatility? *The Journal of Finance*.
- White, R. S. (2002). Data-Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap. *The Journal of Finance*, 1647-1691.

## **FIGURE**

Figura 1.1 Diagramma del flusso operativo di un Trading System

Figura 1.2 Massimo Drawdown nell'Equity Line

Figura 1.3 Metodo del Sample in e Sample out

Figura 1.4 Walk-Forward Analysis

Figura 2.1 rappresentazione grafica di un processo stocastico

Figura 2.2 i processi stocastici caratterizzanti le serie storiche finanziarie

Figura 2.3 Homo Economicus vs. Homo Emotionalis

Figura 2.4 La funzione del valore

Figura 2.5 The Triune Brain

Figura 3.1 Complex Adaptive System

Figura 3.2 Evolution Algorithms

Figura 3.3 Schema operativo GA

Figura 3.4 Struttura base GA

Figura 3.5 Popolazione GA

Figura 3.6 Total Fitness Function

Figura 3.7 Crossover

Figura 3.8 Mutation

Figura 4.1 Relative Strenght Index per l'indice SP500

Figura 4.2 Segnali operativi di medie mobili e RSI

## APPENDICE

### CODICE MATLAB PER UN TRADING SYSTEM CON OTTIMIZZAZIONE STANDARD

```
%DATA
data=xlsread('SP500-10M.xlsx');
testPts = floor(0.8*length(data(:,1)));
step = 3; % 30 minute interval
Close = data(1:step:testPts,1);
CloseV = data(testPts+1:step:end,1);
annualScaling = sqrt(250*60*11/step);
cost = 0.01;

%RSI ON TIME SERIES
rs = rsindex(Close,14);
plot(rs), title('RSI')

%RSI ON DETREND SERIES
rs2 = rsindex(Close-movavg1(Close,30,30),14);
hold on
plot(rs2,'g')
legend('RSI on raw data','RSI on detrended data')
hold off

%RSI trading strategy.
%Note that the TRADING SIGNAL is generated
%when the RSI value is above/below the upper/lower
%threshold. We'll use a 65 threshld (for the upper,
%the lower is 1-0.65 = 35).
rsi(Close,[15*20,20],65,annualScaling,cost)

%RSI performance
%Find the best performing set of parameters.
%BACKTEST AND OPTIMIZATION ON SAMPLE IN
range = {1:300,1:300,55}; % replace 55 by this to do the sweep
50:5:100};
rsfun = @(x) rsiFun(x,Close,annualScaling,cost);
tic
[~,param] = parameterSweep(rsfun,range);
toc
rsi(Close,param(1:2),param(3),annualScaling,cost)

%TEST ON SAMPLE OUT (validation set)
rsi(CloseV,param(1:2),param(3),annualScaling,cost)
```

```

%MA + RSI
%Put the moving average together with the RSI.
N = 9; M = 21; % from previous calibration
[sr,rr,shr] = rsi(Close,param(1:2),param(3),annualScaling,cost);
[sl,rl,shl,lead,lag] = leadlag(Close,N,M,annualScaling,cost);

s = (sr+sl)/2;
r = [0; s(1:end-1).*diff(Close)-abs(diff(s))*cost/2];
sh = annualScaling*sharpe(r,0);

figure
ax(1) = subplot(2,1,1);
plot([Close,lead,lag]); grid on
legend('Close', ['Lead ', num2str(N)], ['Lag ', num2str(M)], 'Location', 'Best')
title(['MA+RSI Results, Annual Sharpe Ratio = ', num2str(sh,3)])
ax(2) = subplot(2,1,2);
plot([s,cumsum(r)]); grid on
legend('Position', 'Cumulative Return', 'Location', 'Best')
title(['Final Return = ', num2str(sum(r),3), ' (' , num2str(sum(r)/Close(1)*100,3), '%) '])
linkaxes(ax, 'x')

%MA+RSI model
%The model in a single function call.

mars(Close,N,M,param(1:2),param(3),annualScaling,cost)

%BACKTEST AND OPTIMIZATION ON SAMPLE IN

range = {1:10, 350:400, 2:10, 100:10:140, 55};
fun = @(x) marsiFun(x,Close,annualScaling,cost);

tic
[maxSharpe,param,sh] = parameterSweep(fun,range);
toc

param

mars(Close,param(1),param(2),param(3:4),param(5),annualScaling,cost)

%TEST ON SAMPLE OUT (validation set)
mars(CloseV,param(1),param(2),param(3:4),param(5),annualScaling,cost)

```

## CODICE MATLAB PER UN TRADING SYSTEM OTTIMIZZATO CON ALGORITMO GENETICO

```
%DATA
data=xlsread('SP500-10M.xlsx');
testPts = floor(0.8*length(data(:,1)));
step = 3; % 30 minute interval
Close = data(1:step:testPts,1);
CloseV = data(testPts+1:step:end,1);
annualScaling = sqrt(250*60*11/step);
cost = 0.01;
addpath('gaFiles')

%Replicate the MA+RSI approach using evolutionary learning
%First gather the indicator signals for the training set
N = 50; M = 100; thresh = 55; P = 2; Q = 110;
sma = leadlag(Close,N,M,annualScaling,cost);
srs = rsi(Close,[P,Q],thresh,annualScaling,cost);
mars(Close,N,M,[P,Q],thresh,annualScaling,cost)

signals = [sma srs];
names = {'MA','RSI'};

%Trading signals
figure
ax(1) = subplot(2,1,1); plot(Close);
ax(2) = subplot(2,1,2); imagesc(signals')
cmap = colormap([1 0 0; 0 0 1; 0 1 0]);
set(gca,'YTick',1:length(names),'YTickLabel',names);
linkaxes(ax,'x');

%Generate initial population
close all
I = size(signals,2);
pop = initializePopulation(I);
imagesc(pop)
xlabel('Bit Position'); ylabel('Individual in Population')
colormap([1 0 0; 0 1 0]); set(gca,'XTick',1:size(pop,2))

%Fitness Function
%Objective is to find a target bitstring (minimum value of -Sharpe
Ratio)
type fitness
```



```

%Objective function definition as a function handle (the
optimization solvers need a function as an input, this is how to
define them)
obj = @(pop) fitness(pop,signals,Close,annualScaling,cost)

%Evaluate objective for initial population
obj(pop)

%Solve With Genetic Algorithm
%OPEN gaFiles BEFORE RUN
%Find best trading rule and maximum Sharpe ratio (min -Sharpe
ratio)

options =
gaoptimset('Display','iter','PopulationType','bitstring',...
    'PopulationSize',size(pop,1),...
    'InitialPopulation',pop,...
    'CrossoverFcn', @crossover,...
    'MutationFcn', @mutation,...
    'PlotFcns', @plotRules,...
    'Vectorized','on');

[best,minSh] = ga(obj,size(pop,2),[],[],[],[],[],[],[],options)

%Evaluate Best Performer
s = tradeSignal(best,signals);
s = (s*2-1); % scale to +/-1
r = [0; s(1:end-1).*diff(Close)-abs(diff(s))*cost/2];
sh = annualScaling*sharpe(r,0);

% Plot results
figure
ax(1) = subplot(2,1,1);
plot(Close)
title(['Evolutionary Learning Results, Sharpe Ratio = ',
num2str(sh,3)])
ax(2) = subplot(2,1,2);
plot([s,cumsum(r)])
legend('Position','Cumulative Return')
title(['Final Return = ',num2str(sum(r),3), ...
' (' ,num2str(sum(r)/Close(1)*100,3), '%) '])
linkaxes(ax,'x');

%TEST ON SAMPLE OUT (validation set)
%Check validation set
sma = leadlag(CloseV,N,M,annualScaling,cost);
srs = rsi(CloseV,[P Q],thresh,annualScaling,cost);

```

```

marsi(CloseV,N,M,[P Q],thresh,annualScaling,cost)

signals = [sma srs];
s = tradeSignal(best,signals);
s = (s*2-1); % scale to +/-1
r = [0; s(1:end-1).*diff(CloseV)-abs(diff(s))*cost/2];
sh = annualScaling*sharpe(r,0);

% Plot results
figure
ax(1) = subplot(2,1,1);
plot(CloseV)
title(['Evolutionary Learning Results, Sharpe Ratio = ',num2str(sh,3)])
ax(2) = subplot(2,1,2);
plot([s,cumsum(r)])
legend('Position','Cumulative Return')
title(['Final Return = ',num2str(sum(r),3), ' ... ',num2str(sum(r)/CloseV(1)*100,3),'%'])
linkaxes(ax,'x');

```