Seguir indicações de sites financeiros é uma estratégia lucrativa?

Mestrado em Finanças Empresariais

João Franco Correia

Leiria, março de 2025

escola superior de tecnologia e gestão
instituto politécnico de leiria

Seguir indicações de sites financeiros é uma estratégia lucrativa?

Mestrado em Finanças Empresariais

João Franco Correia

Dissertação realizada sob a orientação da Professora Doutora Elizabete Fernanda Mendes Duarte, Professora da Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Politécnico de Leiria e coorientação da Professora Doutora Maria João da Silva Jorge, Professora da Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Politécnico de Leiria.

Versão corrigida após prova pública de defesa da dissertação.

Leiria, março de 2025

Originalidade e Direitos de Autor

A presente dissertação é original, elaborada unicamente para a obtenção do Mestrado em Finanças Empresariais, tendo sido devidamente citados todos os autores cujos estudos e publicações contribuíram para a elaborar.

Reproduções parciais deste documento serão autorizadas na condição de que seja mencionado o Autor e feita referência ao ciclo de estudos no âmbito do qual o mesmo foi realizado, a saber, Curso de Mestrado em Finanças Empresariais, no ano letivo 2024/2025, da Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Politécnico de Leiria, Portugal, bem assim como à data das provas públicas que visaram a avaliação deste trabalho.

Resumo

Esta investigação analisa a viabilidade de se seguirem indicações de sites financeiros como uma estratégia lucrativa de investimento. Na verdade, com o crescimento do acesso a investimentos financeiros pelo público em geral, manifesta-se a necessidade de avaliar a eficácia das ferramentas oferecidas por sites financeiros.

Para responder à questão central que dá título a esta investigação, foi desenvolvida uma estratégia de investimento baseada em análise técnica, mais especificamente na vertente de identificação de padrões gráficos utilizando uma ferramenta alimentada através de um algoritmo de *Machine Learning*.

A estratégia de investimento foi desenvolvida após uma fase de testes com a ferramenta *AI Real Time Patterns* e baseou-se na identificação de padrões gráficos, com filtros definidos, tanto com base na literatura existente, como pela experiência obtida *à priori*. No total foram negociadas 500 ações, durante o período de 4 de abril a 7 de maio de 2024, maioritariamente, em bolsas norte-americanas

As negociações abrangeram 48 setores diferentes e foram identificados 17 padrões distintos. Das 500 negociações realizadas, 247 resultaram em perdas, cerca de 50,60%, enquanto que as restantes 253 geraram ganhos, cerca de 49,40%. No total, a estratégia apresentou um saldo negativo de 111,89 dólares, sendo que os custos de transação não foram incluídos neste valor.

Apesar da estratégia não ter gerado retornos positivos, a pesquisa cumpriu o objetivo da análise crítica da utilidade das previsões fornecidas por sites financeiros. A análise dos resultados e a discussão dos mesmos revelam algumas limitações do estudo e sugerem a necessidade de ajustes futuros, como, por exemplo, a integração de indicadores técnicos adicionais na filtragem dos padrões identificados.

Palavras-chave: Análise técnica; Padrões gráficos; *Machine Learning*.

Abstract

This investigation examines the viability of following financial website recommendations as a profitable investment strategy. With the increasing accessibility of financial investments to the general public, there emerges a need to evaluate the effectiveness of the tools provided by financial websites.

To address the central question posed by this investigation, an investment strategy was developed based on technical analysis, specifically focusing on the identification of chart patterns using a tool powered by a machine learning algorithm.

The investment strategy was developed following a testing phase using the AI Real Time Patterns tool and was based on the identification of chart patterns, with filters defined based on both existing literature and prior experience. A total of 500 trades were executed between April 4 and May 7, 2024, mostly on U.S. stock exchanges.

The trades covered 48 different sectors, and 17 distinct patterns were identified. Of the 500 trades, 247 resulted in losses (around 50.60%), while the remaining 253 generated gains (approximately 49.40%). Overall, the strategy yielded a negative balance of $111.89, with transaction costs not included in this amount.

Although the strategy did not yield positive returns, the research fulfilled its objective of critically analyzing the utility of the financial forecasts provided by these websites. The examination and discussion of the results reveal certain limitations of the study and suggest the need for future adjustments, such as the integration of additional technical indicators to better filter the identified patterns.

Keywords: Technical analysis; Graphic patterns; *Machine Learning*.

Índice

Originalidade e Direitos de Autor ..... **iii**

Resumo ..... **iv**

Abstract ..... **v**

Lista de Figuras ..... **vii**

Lista de tabelas ..... **viii**

1. Introdução **1**

2. Revisão de Literatura **3**

2.1. Enquadramento Teórico **3**

2.1.1. *Random Walk* e Eficiência de Mercados 3

2.1.2. Teoria Do Prospeto 6

2.1.3. Hipótese *Overreaction* 6

2.1.4. Mercados Adaptativos 7

2.2. A Análise Técnica **8**

2.2.1. O que é a Análise Técnica 8

2.2.2. Teoria de Dow 9

2.2.3. Teoria de Dow na Análise Técnica 14

2.2.4. Padrões Gráficos 15

2.2.5. Indicadores Técnicos 22

2.3. Machine Learning na Análise Técnica **23**

3. Dados e Metodologia **27**

3.1. Fonte de Informação - Site Financeiro **27**

3.2. Estratégia de Investimento **28**

4. Resultados **32**

4.1. Análise dos Padrões Gráficos Identificados **32**

4.2. Análise com Base no *Status* **34**

4.3. Análise com Base nos Ganhos e Perdas **39**

5. Discussão **44**

6. Conclusão **47**

Referências Bibliográficas **48**

Lista de Figuras

Figura 1. Padrão *Three Rising Valleys*. 16

Figura 2. Padrão *Broadening Bottom*. 17

Figura 3. Padrão *Broadening Wedge Ascending* e *Broadening Wedge Descending*. 17

Figura 4. Padrão *Triple Bottom* 18

Figura 5. Padrão *Head-and-Shoulders* Bottom 18

Figura 6. Padrão *Triangle Symmetrical Bottom* e *Triangle Symmetrical Top* 19

Figura 7. Padrão *Triangle Descending* 19

Figura 8. Padrão *Triangle Ascending* 19

Figura 9. Padrão *Cup-and-Handle* 20

Figura 10. Padrão *Rectangle Top* e *Rectangle Bottom* 20

Figura 11. Padrão *Wedge Falling* 21

Figura 12. Padrão *Pennant* 21

Figura 13. Padrão *Flag* 21

Figura 14. Matriz desenvolvida por Royo et al. (2015) Para Identificação de Padrão "Flag" 24

Figura 15. Painel de Filtros 28

Figura 16. Exemplo de Padrão Identificado 29

Lista de tabelas

Tabela 1. Número de Negociações por Bolsa de Valores 32

Tabela 2. Número de Negociações por Setor 33

Tabela 3. Número de Negociações por Padrão Gráfico 34

Tabela 4. Verificação do *"Breakout"* 35

Tabela 5. Número de Negociações por Estado 35

Tabela 6. *Status* por Bolsa de Valores 36

Tabela 7. Estados por Setor (Setores Com Mais de 10 Negociações) 36

Tabela 8. Estados por Padrão Gráfico 38

Tabela 9. Resultado por Bolsa de Valores 39

Tabela 10. Resultado por Setor (Setores Com Mais de 10 Negociações) 39

Tabela 11. Resultado por Padrão Gráfico 40

Tabela 12. Valor Total de Ganhos e Perdas 41

Tabela 13. Correlação *Status* e Resultado 42

1. Introdução

A presente investigação desenvolve-se em torno da seguinte questão: Seguir indicações de sites financeiros é uma estratégia lucrativa? Na procura de resposta para esta questão foi desenvolvida uma estratégia de investimento baseada na escolha de um site financeiro que recorre a análise técnica para efetuar previsões financeiras.

A pertinência deste estudo prende-se com a crescente banalização dos investimentos financeiros. Atualmente, o acesso ao público em geral deste tipo de investimentos encontra-se muito facilitado, abrindo oportunidade aos mais informados, mas também a um público menos informado sobre o funcionamento do mercado financeiro para efetuar investimentos nas mais diversas bolsas de valores.

A abertura dos mercados financeiros a um público com menos literacia financeira, levou ao surgimento de inúmeros sites financeiros que oferecem soluções para a fácil criação de riqueza. Este trabalho constitui uma tentativa de criação de uma estratégia de investimento com base num desses sites, analisando o tipo de informação financeira e, posteriormente os retornos obtidos.

Para a realização desta investigação foram estabelecidos dois objetivos principais, a criação de uma estratégia de investimento suportada pela diferente literatura analisada e a resposta à pergunta mobilizadora que dá título a esta dissertação, através da aplicação da estratégia delineada.

A estratégia está alicerçada na utilização de análise técnica com recurso a diversos autores. No entanto, esta foca-se na identificação de padrões gráficos no preço de determinados ativos financeiros, na sua aquisição e posterior alienação com base nas ordens de venda colocadas *a priori*. Os dados utilizados foram retirados do site financeiros, *TickerOn*, este utiliza *Machine Learning* para efetuar a identificação de padrões gráficos, emitindo informação para que exista uma tomada de decisão de investimento informada.

A dissertação encontra-se dividida em quatro capítulos. No primeiro, procede-se a um enquadramento teórico, através de algumas das teorias financeiras mais prevalentes no âmbito da investigação científica. Ainda no primeiro capítulo, centramo-nos na análise da

Teoria de Dow e de como esta originou a análise técnica, com ênfase nos padrões gráficos. Posteriormente, procede-se à apresentação de conceitos como Inteligência Artificial e *machine learning*. Analisa-se de seguida de que maneira o *machine learning* pode auxiliar no desenvolvimento de estratégias de investimento baseadas na identificação de padrões gráficos nos preços de ativos financeiros. O segundo capítulo diz respeito à Metodologia do Estudo. Aí é apresentada o site financeiro que é objeto de investigação, bem como a estratégia desenvolvida para este estudo. No terceiro capítulo procede-se à apresentação dos resultados.

Por fim, no quarto capítulo discutem-se os resultados anteriormente apresentados, apresentando algumas limitações e refletindo sobre a necessidade de realizar mais estudos nesta área tão específica. Este trabalho termina com a apresentação de reflexões finais, no âmbito das quais se procura descrever sucintamente as principais conclusões.

2. Revisão de Literatura

2.1. Enquadramento Teórico

Não há acordo entre os académicos sobre a possibilidade de se efetuarem previsões sobre a evolução futura dos mercados financeiros, que permitam tomadas de decisão racionalmente sustentadas e seguras, nomeadamente no que diz respeito ao investimento em ativos financeiros.

Com este pano de fundo, neste trabalho pretende-se efetuar a revisão de alguma da mais relevante literatura que historicamente vem enquadrando a discussão sobre o tema.

Ao longo dos dois últimos séculos, foram desenvolvidas teorias no âmbito das finanças que propõem diferentes perspetivas acerca do comportamento dos mercados financeiros, bem como dos diferentes processos de tomada de decisão. Neste âmbito e com importância para esta dissertação destacam-se teorias como a teoria de Random Walk, a Hipótese dos Mercados Eficientes, a Teoria do Prospeto, a Hipótese de Overreaction e, por último, a Hipótese dos mercados adaptáveis.

2.1.1. *Random Walk* e Eficiência de Mercados

Segundo Jovanovic e LeGall (2001), foi no trabalho de Jules Regnault, "*Calcul des Chances et Philosophie de la Bourse*" de 1863, que a Teoria de Random Walk foi inicialmente estudada. No entanto, foi o matemático francês, Louis Bachelier quem, na "Teoria da Especulação" de 1900, definiu as bases em que, atualmente, a teoria está sustentada. Bachelier (1900) afirmou que os movimentos de preço não podem ser previstos com base em dados passados, isto porque, os preços/cotações são definidos através de séries de eventos independentes e imprevisíveis. (Jovanovic & LeGall 2001).

No seguimento do trabalho iniciado por Bachelier (1900), também Malkiel (1973), concluiu a impossibilidade de efetuar a previsão de preços, porque os movimentos nos preços são aleatórios e não deixam qualquer abertura a possíveis previsões corretas. Neste sentido, acrescenta que não é impossível um investidor superar o mercado, mas é altamente improvável, tendo por base a aleatoriedade das flutuações de preço e a impossibilidade de uma previsão correta e contínua de preços, no longo do prazo (Malkiel, 1973).

Esta teoria apresenta-se como umas das principais críticas à análise técnica. Fama (1965), diz-nos que esta perspetiva levanta sérias questões quanto à ineficácia da análise técnica no âmbito da previsão de preços.

Embora o *Random Walk* e a Hipótese de Eficiência de Mercados se encontrem frequentemente interligados na literatura financeira, é importante evidenciar a distinção entre os conceitos. O primeiro postula que as variações nos preços dos ativos são aleatórias e independentes (Malkiel, 2015), enquanto que a segunda afirma que os preços refletem toda a informação disponível (Fama, 1970).

Fama (1970), diz-nos que o mercado de capitais é eficiente se refletir total e corretamente toda a informação disponível, no entanto para se verificar esta eficiência é necessário que certas condições sejam garantidas: (1) não existirem custos de transação; (2) toda a informação tem de estar disponível, sem custos, a todos os participantes do mercado, e, por último, (3) todos os participantes do mercado têm de concordar com as implicações da informação disponível nos preços.

Esta eficiência de mercados foi apresentada em três formas: a fraca, que considera que os preços refletem apenas informação histórica; a semiforte, que considera que os preços não refletem apenas a informação histórica, mas também toda a informação pública disponível e, por último, a forte que considera que os preços não só refletem os dois tipos de informação anteriores, mas também toda a informação privada (Fama, 1970).

A Hipótese dos Mercados Eficientes assume que a tomada de decisão dos investidores é racional e que estes agem com base na maximização da sua utilidade esperada, sendo que o processamento de maneira ótima da informação disponível é efetuado por todos os intervenientes no mercado, facto que se reflete imediatamente nos preços (Aldrighi & Milanez, 2005).

Com a crescente normalização e estudo das finanças comportamentais iniciou-se uma discussão que coloca as finanças comportamentais e a Hipótese dos Mercados Eficientes em polos opostos. Isto porque a utilização de ciências sociais como a psicologia, a sociologia e a antropologia no estudo das finanças veio alterar o paradigma existente. Esta nova área das finanças veio demonstrar que a tomada de decisão dos investidores não é totalmente racional em todas as situações, contradizendo assim, uma das grandes premissas da Hipótese dos Mercados Eficientes (Aldrighi & Milanez, 2005).

No âmbito da Hipótese dos Mercados Eficientes verifica-se a existência de anomalias, isto é, de desvios às regras da hipótese referida anteriormente (Latif et al. 2011). Através do estudo destas anomalias, pode-se concluir que os investidores conseguem bater o mercado e gerar retornos anormais através das análises técnica e fundamental. (Latif et al. 2011).

Existem, assim, segundo Latif et al. (2011) três tipos principais de anomalias: (1) anomalias de calendário, como o *Weekend Effect* (Smirlock & Starks, 1986), *Turn-of-the-Year Effect* (Agrawal & Tandoon, 1994), *January Effect* (Agrawal & Tandoon, 1994) e o *Turn-of-the-Month Effect* (Nosheen et al., 2007); (2) anomalias fundamentais, como o *Value anomaly* (Graham & Dodd, 1934), *Low Price to* Book (Fama, 1991), *High Dividend Yield* (Fama & French, 1988), *Low Price to Earnings* (P/E) (Goodman & Peavy, 1983) e *Neglected Stocks* (De Bondt & Thaler, 1985), e, por último, (3) anomalias técnicas, com as *Moving Averages* (Brock, 1992; Josef, 1992; Lakonishok et al., 1992) e *Trading Range Break* (Brock, 1992; Josef, 1992; Lakonishok et al., 1992).

Quanto às anomalias técnicas, as *Moving Averages* ou Médias Móveis, são uma importante ferramenta utilizada em análise técnica, sendo os sinais de compra e venda gerados através do cruzamento da média de um período maior e da média de um período menor (Brock, 1992; Josef, 1992; Lakonishok et al., 1992).

Já as *Trading Range Break*, são uma técnica baseada nos níveis de resistência e de suporte. Nesta técnica, os sinais de compra e de venda são gerados quando se verifica o rompimento tanto dos níveis de resistência (sinais de compra) como dos níveis de suporte (sinais de venda) (Brock, 1992; Josef, 1992; Lakonishok et al., 1992).

A Hipótese dos Mercados Eficientes defende, ainda, o carácter racional da tomada de decisão dos investidores. Há autores que, no âmbito das finanças comportamentais, documentam a existência, a esse nível, de diversos vieses cognitivos: o excesso de confiança, segundo o qual, um investidor quando é bem sucedido no mercado atribui um crédito excessivo à sua própria habilidade (Gervais & Odean, 2001); o efeito manada, que consiste no seguimento de uma tendência de investimento sem analisar as reais perspetivas do mesmo (Huberman & Regev, 2001); a contabilidade mental, que decorre da tendência para organizar factos e eventos em categorias mentais baseadas em atributos superficiais (Kahneman & Tversky, 1982); a aversão ao arrependimento, em que os investidores tomam decisões de forma a poderem evitar a dor emocional de um resultado desfavorável (Loomes & Sugden, 1982); a ancoragem, em que se atribui demasiada importância a uma determinada informação

(Kahneman & Tversky, 1974); o otimismo, em que as pessoas apresentam um incumprimento sistemático nos prazos para a realização de tarefas previamente planeadas (Griffin et al. 1994) e, por último, a dissonância cognitiva, que se trata do conflito entre as crenças e os comportamentos (Goetzmann & Peles, 1997).

2.1.2. Teoria Do Prospeto

Uma das teorias de finanças comportamentais mais observadas é a Teoria do Prospeto, desenvolvida e apresentada por Kahneman e Tversky (1979), esta demonstra como os indivíduos percecionam os ganhos e as perdas de maneira diferente, considerando que em termos emocionais as perdas tem uma carga superior aos ganhos.

Kahneman e Riepe (1998) propõem uma série de problemas hipotéticos na sua investigação, tais como: (1) Se pudesse enriquecer em 20.000 euros hoje e lhe fossem apresentadas as seguintes opções qual escolheria: (a) ganhar 5.000 euros ou (b) a hipótese, 50%, de ganhar 10.000 euros ou 50% de não ganhar nada e, (2) Se pudesse enriquecer em 30.000 euros hoje e lhe fossem apresentadas as seguintes opções: (a) perder 5.000 euros ou (b) possibilidade, 50%, de perder 10.000 euros e 50% de não perder nada.

As análises dos resultados desta investigação revelaram a opção pela hipótese (a) no problema (1) e a opção pela hipótese (b) no problema (2). Se bem que em ambas as situações seja possível enriquecer garantidamente 25.000 euros, os indivíduos decidiram no problema (2), que diz respeito às perdas assumir a chance de poder perder 10.000 euros ao contrário da posição que assumiram no primeiro problema (Kahneman & Riepe, 1998)

As pessoas são mais sensíveis às perdas do que aos ganhos, demonstrando uma aversão ao risco em cenários de ganhos e uma propensão ao risco em cenários de perdas (Wei, 2023).

2.1.3. Hipótese *Overreaction*

Ainda no âmbito das finanças comportamentais, De Bondt e Thaler (1985) publicam sobre a Hipótese *Overreaction* e comprovam que a reação dos investidores a determinada informação disponível pode ser percecionada de uma maneira exagerada, pelo que, o seu reflexo nos preços vai ser muito superior ao que na verdade deveria ser refletido.

Num estudo recente na bolsa Ho Shi Minh Stock Exchange foram corroboradas as investigações de outros autores, nomeadamente, De Bondt e Thaler (1985), Chopra et al. (1992), Otchere e Chan (2003), Wang et al. (2004), Lobe e Rieks (2011), Musnadi et al.

(2018), e Lerskullawat and Ungphakorn (2019). Os resultados obtidos providenciam uma base sólida para a afirmação de que existe *Overreaction* na Ho Shi Minh Stock Exchange, sendo sugerido que os investidores na Ho Shi Minh Stock Exchange utilizem como estratégia de investimento, técnicas *contrarian*. (Truong et al., 2023).

2.1.4. Mercados Adaptativos

A Hipótese dos Mercados Adaptativos de Lo (2004), decorre da tentativa de conciliação da Hipótese dos Mercados Eficientes com conceitos evolutivos que ditam não só o comportamento individual, como as interações sociais entre indivíduos, isto é, segundo Lo (2004), conceitos como a seleção natural não operam apenas a nível genético, mas também influenciam as normas socioculturais.

A Hipótese dos Mercados Adaptativos baseia-se em três princípios: os indivíduos são motivados pelos seus interesses pessoais; cometem naturalmente erros, e, por último, aprendem e adaptam estratégias com base nos erros cometidos. Como tal, esta teoria defende que os indivíduos são maioritariamente racionais, mas não perfeitamente racionais. Com isto Lo (2004), diz-nos que racionalidade e irracionalidade são termos que coexistem, a irracionalidade advém da aceitação da existência dos vieses cognitivos e do modo como estes podem influenciar o mercado. No entanto esta teoria é considerada por muitos como um passo atrás. Porém, apesar de abstrata, Lo (2004) considera que um dia o casamento entre as teorias evolutivas e as finanças será aceite no seio do mundo académico.

Ramirez et al. (2015) investigaram a Hipótese dos Mercados Adaptativos em oito contratos de futuros em mercadorias agrícolas, aplicando um conjunto de testes não lineares aos retornos dos contratos, encontrando uma dependência serial não linear em todos. Os autores analisaram que a dependência observada ocorria em períodos específicos e não de maneira constante, o que sugere um mercado com capacidade de adaptação ao longo do tempo, em consonância com os princípios da HMA.

Madhavan e Arrawatia (2016) investigaram a eficiência dos mercados financeiros, nomeadamente os *credit default swaps* dos países integrantes no fórum G8, bem como os respetivos títulos de dívida, para isso, identificaram períodos de memória longa e curta nos retornos dos ativos em estudo, evidenciando a existência de flutuações na eficiência. A Hipótese dos Mercados Adaptativos, ao reconhecer a natureza adaptativa dos mercados,

oferece uma explicação mais robusta para as flutuações observadas na eficiência dos *credit default swaps* e nos títulos de dívida dos países integrantes no fórum G8.

2.2.A Análise Técnica

2.2.1. O que é a Análise Técnica

A Análise técnica consiste no estudo dos movimentos de preço históricos dos mais variados produtos financeiros com o objetivo de identificar oportunidades que permitam a obtenção de resultados positivos no futuro.

Existem três premissas sobre as quais a abordagem técnica é baseada: (1) o preço desconta tudo, esta premissa sugere que, todas as informações relevantes para o mercado sejam elas públicas ou privadas, conhecidas ou desconhecidas estão refletidas no preço atual de um determinado ativo; (2) os preços movem-se através de tendências e, por último, (3) a história repete-se, esta última premissa remete-nos para a ideia de que para entender e tentar prever o futuro é necessário estudar o passado (Murphy, 1999).

A análise fundamental concentra-se no apuramento do valor intrínseco de um determinado produto financeiro. Após a determinação do valor intrínseco de um determinado produto financeiro, o mesmo deverá ser comparado com o preço atual e a partir daí, caso o preço atual seja inferior, estamos perante uma oportunidade. Este tipo de análise utiliza indicadores não numéricos como as perspetivas para a economia, o potencial do setor, concorrentes e vantagens competitivas, mas por outro lado, também recorre a indicadores numéricos para efetuar o cálculo do valor intrínseco (Murphy, 1999).

Entre as análises técnica e fundamental, pode-se afirmar que, apesar de ambas tentarem resolver o mesmo problema e chegar ao mesmo objetivo, retornos positivos, a abordagem para o resolver parte de diferentes pressupostos. A análise fundamental estuda a causa dos movimentos de mercado, enquanto que a análise técnica estuda os efeitos do movimento de mercado (Murphy, 1999).

Apesar de algumas diferenças de horizontes temporais, pressupostos, métodos de análise e ferramentas, ambas as abordagens podem ser complementares. Muitos investidores utilizam a análise técnica para identificar sinais de compra ou venda, após terem efetuado previamente uma análise fundamental. (Murphy, 1999)

2.2.2. Teoria de Dow

Charles Dow juntamente com Edward Jones e Charles Bergstresser fundaram a Dow Jones & Company, foi através desta editora financeira que surgiu o aclamado The Wall Street Journal. Charles Dow, enquanto fundador e repórter do The Wall Street Journal, desenvolveu os primeiros índices de mercado, o Dow Jones Transportation Average e, mais tarde, o Dow Jones Industrial Average (Bishop, 1960).

O Dow Jones Transportation Average e o Dow Jones Industrial Average são dos mais antigos índices de mercado e os seus valores, baseando-se na média de cotações das empresas que os integram. Neste caso, no setor dos transportes e da indústria (Bishop, 1960).

Como referido anteriormente, na sua forma mais simples, os índices de mercado surgem como indicadores de desempenho do mercado, que se baseiam na média de preços dos ativos que integram cada índice, replicando assim, o crescimento ou decrescimento de setores específicos, no caso do Dow Jones Transportation Average, ou de o mercado como um todo, no caso do Standard & Poor's 500, que integra quinhentas empresas cotadas em bolsas norte-americanas, qualificadas através do seu tamanho de mercado, liquidez e representatividade industrial (Bishop, 1960).

A Teoria de Dow destaca-se com uma das técnicas de análise mais antigas, podendo, mesmo, ser rastreada desde o final do século XIX. Tem como base a análise das flutuações de preço de ativos financeiros, sendo que Charles Dow identifica como uma das ideias principais, a noção de que os preços refletem toda a informação disponível, e, considera que os movimentos de preço são compostos por três tendências principais (Bishop, 1960).

No entanto, para que a teoria em questão seja aceite, segundo Brown et al. (1998), Robert Rhea afirma ser necessário ter em consideração três premissas.

A primeira refere-se à manipulação. Segundo Brown et al. (1998), tanto Hamilton (1922) como Rhea (1932) assumem que a manipulação de preços é passível de ser praticada, tanto por especuladores, como por especialistas, ou mesmo por qualquer pessoa envolvida nos mercados financeiros. Contudo, das três tendências identificadas por Charles Dow, a tendência primária é a única impossível de sofrer qualquer tipo de manipulação, apenas a tendência secundária ou "swing" e as tendências menores poderão sofrer algum tipo de manipulação, seja por grandes instituições financeiras, por especuladores ou até mesmo por notícias e rumores.

A segunda premissa a ter em consideração é a Hipótese dos Mercados Eficientes, ou seja, os preços das ações e, consequentemente, dos índices de mercado refletem toda a informação disponível, como projeções de lucros, eleições presidenciais, novos produtos, entre outros. Apenas a informação desconhecida não está refletida no preço. Informação inopinada com forte impacto nas tendências secundárias e menores continuará, certamente, a surgir, mas a tendência primária manter-se-á inalterada.

A terceira, e, provavelmente, mais importante premissa a ter em consideração é a de que a Teoria de Dow não é infalível. Segundo Brown et al. (1998), tanto Hamilton (1922) como Rhea (1932) admitem que esta teoria não é uma garantia de superar o mercado.

Após análise das três premissas que servem de base à Teoria de Dow, surgem, dois teoremas relativos a movimentos de mercado pelos quais esta teoria se rege, nomeadamente, através da identificação de três tipologias de movimentos de preço, assim como as tendências do mercado de/em alta ou de/em queda/baixa (Rhea, 1932, citado por Brown et al. 1998).

Segundo Brown et al. (1998) foram identificadas por Charles Dow três tipologias de movimento de preços, os movimentos primários ou tendências primárias, os movimentos secundários ou tendências secundárias e, por último, as flutuações diárias ou tendências menores.

Os movimentos ou tendências primárias tendem a durar entre vários meses a vários anos e mantêm-se inalteradas até que exista um claro momento de reversão, sendo que este momento de reversão poderá ser facilmente confundido com uma tendência secundária. A duração de um movimento primário é impossível de prever (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998).

Os movimentos ou tendências secundárias são movimentos corretivos que ocorrem dentro da tendência primária, duram tipicamente entre três semanas e três meses e levam a correções no mercado. Estes movimentos secundários são necessários para combater a especulação excessiva (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998).

Por fim, existem as flutuações diárias ou tendências menores, geralmente consideradas como flutuações imprevisíveis, que surgem num curto espaço de tempo. São consideradas perigosas e não fiáveis individualmente. Devido à aleatoriedade dos movimentos do dia-a-dia, a previsão das flutuações diárias é bastante limitada. Apesar de, individualmente, as

flutuações diárias não terem valor preditivo, quando agrupadas têm valor em termos de análise de padrões de preço.

Identificou três fases distintas, tanto num mercado de/em alta como num mercado de/em queda/baixa, estas fases relacionam-se com movimentos de mercado, mas também com o fator psicológico do mercado em si (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998).

Um mercado de/em alta é impulsionado por um aumento na procura por produtos financeiros, assim como pelo aumento na especulação dos mesmos e a melhoria das condições de mercado. Deve notar-se que esta tendência de mercado de/em alta é uma tendência primária crescente, no entanto, poderão surgir tendências secundárias opostas.

Posto isto, as três fases da tendência principal de mercado de/em alta são, uma primeira fase de acumulação, que é quase indistinguível da última fase de um mercado em/de queda/baixa (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998). A acumulação é a fase onde os produtos financeiros, nomeadamente, ações, encontrando-se em queda num determinado intervalo, iniciam firmemente o seu crescimento. Por ser quase indistinguível da última fase de um mercado em/de queda/baixa, como referido anteriormente, esta fase é quase impossível de ser prevista.

A segunda fase é marcada por um movimento crescente que apresenta aumentos de preços e de melhoria nas condições de mercado. Por último, a terceira fase é marcada pelo excesso, isto é, devido ao crescimento e confiança excessivos no mercado atingidos na fase anterior, verifica-se uma desmedida especulação e o aparecimento de pressões inflacionárias, que eventualmente levarão à inversão da tendência de mercado, dando início a uma tendência primária de mercado em/de queda/baixa (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998).

Um mercado de/em queda/baixa, ao contrário do referido supra, é marcado pelo declínio das condições de mercado e, consequentemente, pela diminuição da procura por produtos financeiros. No entanto, poderão existir tendências secundárias de mercado contrárias à primária. Numa primeira fase, verifica-se a distribuição, isto é, assim que os investidores mais informados começam a vender as suas posições tendo em consideração a deterioração das condições de mercado, o público em geral, por falta de informação de que o mercado se encontrará em queda, mantém ou até reforça a compra de produtos financeiros (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998).

A segunda fase é marcada pela confirmação de que o mercado efetivamente se encontra em queda, as condições de mercado e as estimativas de resultados começam a diminuir, assim como os lucros e as receitas. Com esta diminuição, a venda em massa de produtos financeiros estende-se ao público em geral, gerando-se uma acentuada tendência de queda do mercado. Numa última fase, a confiança dos investidores, tanto dos mais informados como do público geral, está no mínimo, tornando-se prioritária a alienação de todos os produtos financeiros. Neste contexto, as condições de mercado continuam em queda até que toda a informação disponível esteja refletida nos preços e se possa iniciar um novo ciclo (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998).

O trabalho de Charles Dow apresenta quatro expressões que, em conjunto, podem ser utilizadas para identificar corretamente movimentações no mercado. São elas, a identificação da tendência, os sinais de compra e venda, o volume e os intervalos de negociação (Rhea, 1932, citado por Brown et al. 1998).

A existência de uma tendência primária no mercado pode, segundo Charles Dow, ser reconhecida através da identificação individual de tendências de crescimento ou decrescimento em índices como o *Dow Jones Transportation Average*, ou o *Dow Jones Industrial Average*. No entanto, para confirmar a existência de uma tendência primária de mercado, as tendências individuais dos índices referidos anteriormente têm de se confirmar mutuamente, isto é, se um dos índices atinge um novo preço máximo ou mínimo e o outro seguir a mesma tendência do primeiro, significa que o sinal de compra ou venda da tendência primária foi verificado (Bishop, 1960).

A utilização dos índices referidos supra, parte do pressuposto de que aquando do desenvolvimento desta teoria os caminhos de ferro, sendo o principal meio de transporte de mercadorias, seriam uma parte vital da economia americana, pelo que todo o desenvolvimento económico teria início com a movimentação de matérias-primas (Bishop, 1960).

O volume de transações de um certo produto financeiro serve como um indicador confirmativo das tendências primárias, isto é, aquele volume deverá aumentar ou diminuir mediante a direção da tendência primária, caso isto não se verifique esta poderá não ser válida (Rhea, 1932, citado por Brown et al. 1998).

Os intervalos de negociação foram identificados como delimitados por linhas horizontais que, quando o mercado se encontra estagnado a nível de preços, permitem identificar as fases, já referidas, de acumulação ou de distribuição (Hamilton, 1922, citado por Brown et al. 1998). No entanto é virtualmente impossível definir, efetivamente, qual a fase em que o mercado se encontra, até que uma das linhas horizontais do intervalo seja rompida, se o rompimento for na linha superior estaríamos perante a fase de acumulação; se o se o rompimento for na linha inferior estaríamos perante a fase de distribuição.

Algumas críticas a esta teoria, passam, nomeadamente, pela falta de estudos académicos que comprovem e testem a assertividade dos princípios e teoremas desenvolvidos tanto por Dow como por Hamilton. É também criticada por apenas identificar as tendências de mercado quando as mesmas já se encontram na sua segunda fase, e, por último, pela utilização de índices de confirmação de tendências que se encontram desatualizados perante a atual conjuntura económica mundial.

Resumindo, a Teoria de Dow passa, sobretudo, pela capacidade de identificação de tendências de mercado e, consequentemente, pela tomada de decisão de acordo com o tipo de tendências identificada. No entanto, é de salientar que a premissa de que esta teoria parte não é infalível.

Com recurso a um modelo de previsão de redes neuronais Brown et al. (1998) concluíram que Hamilton obteve retornos positivos superiores em 2% ao retorno do índice *Dow Jones Industrial Average* num período de 27 anos, no início do século XX, isto contrariamente à análise efetuada por Cowles (1934), que levou à criação de algum ceticismo relativamente à Teoria de Dow e aos analistas gráficos.

Posto isto, Pring (2002) considera que a abordagem técnica é na sua essência uma reflexão sobre a ideia de que, os preços se movimentam com base em tendências determinadas por variáveis económicas, políticas e monetárias. Diz-nos, também, que este tipo de análise se baseia, tanto na identificação precoce de tendências como no seu aproveitamento, até que existam evidências que demonstrem uma reversão nas mesmas.

Assim como Malkiel (1981), muitos outros académicos adotaram uma postura tendencialmente negativa perante o que se designa de análise técnica, chegando mesmo a afirmar que esta constituiria um anátema no mundo académico. Contudo, atualmente, segundo Brock et al. (1992), a análise técnica sofreu um renascimento, o que coloca a

Hipótese da Eficiência de Mercados sobre um crescente escrutínio. Atualmente, existem evidências empíricas que demonstram que a análise técnica tem utilidade, assim como, um significativo poder preditivo (Han et al. 2021).

2.2.3. Teoria de Dow na Análise Técnica

Malkiel (1996) argumentou que os mercados são eficientes, tornando impossível a previsão do mercado com base em dados históricos de preço. Contudo Lo e MacKinlay (1998, 1999) conseguiram demonstrar que, até certo nível, o histórico de dados do mercado pode ser utilizado para prever preços futuros.

A análise técnica baseia-se em três princípios basilares que, ao serem devidamente aplicados, podem oferecer uma ferramenta adicional para a tomada de decisões informadas.

Em primeiro lugar, "o preço desconta tudo" é a ideia de que todas informações disponíveis se encontram refletidas no preço, dispensando, assim, a necessidade de uma análise detalhada de cada fator isolado. Este conceito é fundamental, pois sustenta a ideia de que o comportamento do mercado é uma síntese de todas as influências externas, permitindo que o preço em si seja o principal foco de análise (Murphy, 1999).

Em segundo lugar, a identificação de tendências de mercado, sejam elas primárias, secundárias ou flutuações diárias, é essencial para efetuar uma previsão correta do comportamento dos preços. É através da análise de dados históricos que procuraremos verificar em que medida a identificação precoce destas tendências pode proporcionar uma vantagem para o investidor (Murphy, 1999).

Por fim, a ideia de que a história se repete é fundamental para a análise técnica. De acordo com Murphy (1999), esta ideia defende que padrões e comportamentos observados no passado têm tendência para se repetirem no futuro, permitindo que dados passados para prever movimentos futuros dos preços. Também Edwards et al. (2007) argumentam que a análise técnica se baseia na observação de tendências e padrões que se manifestaram anteriormente, assumindo que esses mesmos padrões se repetirão sob condições semelhantes. Pring (2002) destaca que, a psicologia e reações dos intervenientes de mercado em situações semelhantes não variam significativamente, logo, estas contribuem para a repetição de padrões históricos no mercado.

Posto isto, podemos concluir que, a análise técnica estuda a relação entre dados passados, dados presentes e indicadores técnicos na expectativa de conseguir prever os movimentos futuros no preço de um determinado ativo (Murphy, 1999).

Nesta sequência, irão ser analisadas as configurações ou padrões gráficos que os movimentos de preço produzem através da utilização de linhas de tendência e curvas, isto é, com recurso aos dados passados de preço iremos verificar a existência de padrões gráficos e estudar em que medida estes poderão dar ao investidor alguma garantia de previsão de preços futuros.

Neste âmbito, Caginalp e Laurent (1998) foram os primeiros a obter validação estatística de que estas configurações ou padrões de preço poderão ter valor de previsão. Também, Lo et al. (2000) sugerem que, através da análise de dez padrões diferentes, e apesar de não terem sido gerados lucros, existe a possibilidade de este tipo específico de análise adicionar valor no processo de análise financeira, nomeadamente na criação de algoritmos de reconhecimento de padrões para otimizar objetivos específicos.

2.2.4. Padrões Gráficos

Bulkowski (2021), disponibiliza uma extensa literatura, fundamentada estatisticamente, sobre padrões gráficos utilizados em análise técnica. Para compreender a descrição e análise do aparecimento de vários padrões é necessário conhecer alguns elementos presentes nos gráficos, tais como tendências de preço, zonas de suporte e de resistência e tendências de volume. É ainda importante compreender que as nomenclaturas atribuídas a cada padrão dizem respeito à sua representação gráfica (Bulkowski, 2021).

Como referido anteriormente, a tendência de preço é um conceito desenvolvido por Charles Dow. Neste âmbito podemos encontrar três tipos de tendências: de crescimento ou de alta; de decrescimento ou de baixa e, por último, a lateralização de preços. Esta última acontece quando o preço se encontra numa zona delimitada pelas linhas de suporte e de resistência. No entanto nem todos os padrões gráficos têm uma tendência de preço associada à sua formação. Estas tendências de preço são materializadas graficamente através das linhas de preço (Murphy, 1999).

Para além das linhas de tendência de preço, outra ferramenta que podemos encontrar são as zonas de suporte e de resistência. A zona de resistência é criada porque os investidores são propensos à venda de títulos quando o preço dos mesmos atinge um determinado patamar/pico. Esta pressão de vendas por parte dos investidores reflete-se no

estabelecimento de uma linha de resistência que une os diversos picos de preço de um determinado título até que esta seja rompida. Já quanto à zona de suporte, trata-se do fenómeno inverso, pelo que ela é criada devido à pressão exercida pelos investidores devido à propensão para a compra de títulos quando o preço está no seu mínimo, criando assim uma linha de suporte (Murphy, 1999).

As linhas de suporte e de resistência, emitem sinais de compra ou de venda mediante o rompimento das mesmas. Este fenómeno origina tanto sinais de compra quando o preço rompe a linha de resistência, como sinais de venda quando o preço rompe a linha de suporte.

Também o volume de transações, comummente referido apenas como volume, apresenta-se como uma ferramenta preponderante tanto em análise fundamental como em análise técnica. Sendo que, nesta última, esta ferramenta é utilizada para confirmar tendências de preço. Como referido na teoria de Charles Dow, se o volume se encontrar em crescimento durante uma tendência de subida ou descida de preço, a probabilidade desta tendência se manter é elevada, já o contrário também se verifica, a força de uma tendência de preço é tanto menor quanto menor for o volume de transações (Brown et al., 1998).

Posto isto, podemos observar abaixo, alguns dos padrões gráficos, bem como identificar corretamente o seu aparecimento através da literatura disponibilizada por Bulkowski (2021).

(1) *Three Rising Valleys* é um padrão que se verifica quando existe uma tendência de subida de preço. Como o nome indica existem três pontos que se assemelham a vales e que têm de ser identificados, sendo que cada vale tem de se encontrar acima do imediatamente anterior. Este tipo de padrão está identificado como um tipo de formação que ocorre quando existe muita procura após um período de consolidação.

Figura 1
Three Rising Valleys

Fonte: https://tickeron.com

(2) *Broadening Bottom*, segue uma tendência de queda onde as linhas de resistência e suporte assumem o formato de um megafone. A linha de suporte encontra-se em

queda, enquanto a linha de resistência se encontra em subida. A linha de preço tem, obrigatoriamente, que tocar em ambas as linhas, idealmente com cinco ou mais toques.

Figura 2
Padrão *Broadening Bottom*

Fonte: https://tickeron.com

(3) *Broadening Wedge*, não surge correlacionado com uma tendência de preço específica, no entanto está correlacionado com uma tendência de subida no volume. As linhas de resistência e de suporte assumem a forma de um megafone, sendo que, quando megafone segue uma tendência de crescimento estamos perante um *Broadening Wedge Ascending*, já numa tendência de decrescimento falamos de *Broadening Wedge Descending*.

Figura 3
Padrões *Broadening Wedge Ascending* e *Broadening Wedge Descending*

Fonte: https://tickeron.com

(4) *Triple Bottoms*, surge num período de tendência de descida de preço. Contudo após a identificação do primeiro ponto que integra este padrão a tendência mantém-se estável durante os dois pontos seguintes, formando uma linha de suporte horizontal. Este tipo de padrão surge quando a linha de suporte não é rompida.

Figura 4
Padrão *Triple Bottoms*

Fonte: https://tickeron.com

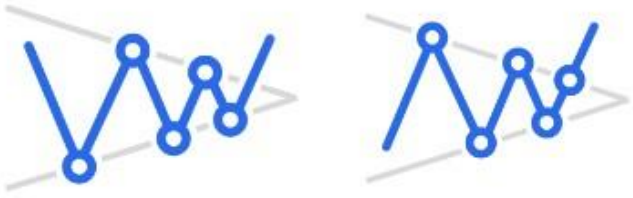
(5) *Head-and-Shoulders Bottom*, à semelhança do padrão *Three Rising Valleys*, este identifica-se através da existência de três pontos/vales, sendo que o primeiro e o terceiro ponto deverão possuir um preço semelhante, enquanto o segundo ponto tem de ter um preço inferior aos anteriormente referidos. Este padrão está conotado com uma tendência de queda de preços.

Figura 5
Padrão *Head-and-Shoulders Bottom*

Fonte: https://tickeron.com

(6) *Triangle Symmetrical*, não está conotado com uma tendência de preço específica, no entanto, de acordo com a origem da linha de preço pode ser chamado de *Bottom* ou *Top*, as linhas de tendência formam um triângulo onde o preço obrigatoriamente tem de tocar. A tendência de volume é de subida.

Figura 6
Padrão *Triangle Symmetrical Bottom* e *Triangle Symmetrical Top*



Fonte: https://tickeron.com

(7) *Triangle Descending*, não segue uma tendência de preço específica, assume um formato triangular em que a linha de suporte é horizontal e a linha de resistência descendente. O rompimento pode surgir em ambas as direções, sendo que o rompimento da linha de resistência acontece em 53% das situações observadas.

Figura 7
Padrão *Triangle Descending*

Fonte: https://tickeron.com

(8) *Triangle Ascending*, não segue uma tendência de preço específica, assume um formato triangular em que a linha de resistência é horizontal e a linha de suporte ascendente. O rompimento pode surgir em ambas as direções, sendo que o rompimento da linha de resistência acontece em 63% das situações observadas.

Figura 8
Padrão *Triangle Ascending*

Fonte: https://tickeron.com

(9) *Cup-and-Handle*, é marcado por uma tendência ascendente até à formação de um semicírculo, seguido de um ligeiro decrescimento na linha de preço. Este formato assemelha-se a uma chávena. A alça da chávena terá, obrigatoriamente, que se encontrar do lado direito do semicírculo.

Figura 9
Padrão *Cup-and-Handle*

Fonte: https://tickeron.com

(10) *Rectangle*, destaca-se pelas linhas de suporte e resistência paralelas, no entanto, de acordo com a origem da linha de preço, pode ser chamado de Rectangle Bottom ou Rectangle Top, está conotado com um decrescimento na tendência de volume.

Figura 10
Padrão *Rectangle Top* e *Rectangle Bottom*

Fonte: https://tickeron.com

(11) *Wedge Falling*, não é antecedido por uma tendência de preço específica, no entanto caracteriza-se por duas descidas e linhas de resistência e suporte convergentes. Dadas as semelhanças gráficas com o *Pennant*, a duração mínima observada para o padrão em questão é de três semanas no mínimo. Apesar do rompimento poder surgir em qualquer direção, apresenta-se maioritariamente através da linha de resistência.

Figura 11
Padrão Wedge Falling

Fonte: https://tickeron.com

(12) *Pennant*, não segue uma tendência de preço específica. O formato é em tudo semelhante com um *Triangle Symmetrical*, sendo que aquilo que os diferencia é a duração do padrão em análise. O *Pennant* tem uma duração de três semanas ou menos. Independentemente da origem da tendência de preço que antecede o padrão, esta é marcada por um crescimento ou decrescimento íngremes.

Figura 12
Padrão *Pennant*

Fonte: https://tickeron.com

(13) *Flag*, não surge correlacionado com uma tendência de preço específica. Assemelha-se ao padrão *Rectangle* referido anteriormente, contudo, o que os diferencia é o facto de o período temporal do primeiro ser mais curto, geralmente três semanas ou menos. É antecedido por uma linha de preço, seja de crescimento ou decrescimento íngreme.

Figura 13
Padrão *Flag*

Fonte: https://tickeron.com

2.2.5. Indicadores Técnicos

Os indicadores técnicos são indicadores matemáticos, calculados através de variáveis como o preço e o volume. São representados graficamente e analisados, sozinhos ou em comparação com o gráfico de preço de um determinado ativo financeiro. Posto isto, quando falamos neste tipo de indicadores, surgem, imediatamente, as médias móveis que são um dos indicadores de utilização mais simples e de mais fácil compreensão para todo o universo de investidores que recorrem à análise técnica como método de análise de mercados financeiros (Murphy, 1999).

As médias móveis apresentam-se como um instrumento de suavização de preços através da criação de um preço médio constante. O objetivo é a mitigação de possíveis movimentos aleatórios e flutuações bruscas na cotação no curto prazo (Murphy, 1999).

Existem diferentes tipos de médias móveis, a média móvel simples é calculada através da média de preços ao longo de um período temporal específico. Já a média móvel exponencial, atribui uma maior importância aos preços mais recentes em análise, mediante uma função de ponderação. Esta maior importância dada aos preços mais recentes é uma tentativa de tornar a média mais sensível a informações mais atuais que possam influenciar preços (Murphy, 1999).

Estes indicadores emitem, tanto sinais de compra como de venda, através da interpretação do cruzamento de médias móveis definidas, uma média para um período mais longo e outra para um mais curto. O cruzamento da média móvel com a cotação, num movimento ascendente emite um sinal de compra, já o movimento oposto, ou seja, o cruzamento da média móvel com a cotação, num movimento descendente, emite um sinal de venda (Murphy, 1999).

Segundo Brock et al. (1992), as médias móveis são dos indicadores com aplicabilidade mais simples. No entanto os resultados obtidos através da correta aplicação demonstram que é possível a obtenção de retornos.

Contudo, Brock et al. (1992) referem que têm de ser tidos em consideração os custos de transação antes da aplicação destes métodos, isto porque numa estratégia com recurso a indicadores de análise técnica são efetuadas muito mais transações que em estratégias de *buy-and-hold*.

Os resultados obtidos por Merlo et al. (2019) através de uma estratégia de lançamento coberto de opções com o apoio de dois indicadores técnicos alcançou um desempenho superior àquele em que as estratégias presentes no mesmo estudo que não possuíam o apoio do mesmo tipo de indicadores. Neste caso, os indicadores utilizados foram a Média Móvel Exponencial e o Índice de Força Relativa. Esta combinação permitiu uma deteção do melhor preço de exercício, assim como, o melhor momento para o lançamento dos contratos para as opções de compra. Os resultados decorrentes da investigação de Merlo et al. (2019), foram consistentes e resultaram da aplicação da estratégia supramencionada ao longo de 10 anos.

De um modo geral, na literatura da década de 90 e início dos anos 2000, os resultados dos estudos concernentes ao retorno obtido através de análise técnica, nomeadamente com recurso a padrões de evolução de preços, são mistos.

2.3.Machine Learning na Análise Técnica

A inteligência artificial é um termo utilizado no seio da ciência computacional e tem como objetivo primário a recriação, através de um sistema computacional, da inteligência humana e das funções cognitivas a ela inerentes. Esta recriação artificial foca-se maioritariamente nas vertentes de resolução de problemas, perceção visual, raciocínio, aprendizagem, tomada de decisão, criatividade, entre outros (Rattan et al. 2022).

Contudo, o conceito de inteligência artificial é frequentemente confundido com o conceito de *Machine Learning*. Este último constitui uma função do primeiro e consiste na tentativa de recriar artificialmente uma das funções cognitivas da inteligência humana referidas anteriormente, nomeadamente, a aprendizagem (Rattan et al., 2022).

O *Machine Learning* assenta fundamentalmente no conceito de análise de dados e tem a capacidade de processar uma vasta quantidade de informação através de algoritmos criados para o efeito. Este é um ramo da inteligência artificial dedicado à aprendizagem autónoma de sistemas computacionais (Rattan et al., 2022).

Por fim, o Deep Learning, trata-se de um subconjunto do Machine Learning que se foca essencialmente na criação de redes neurais artificiais, ou seja, sistemas computacionais com um modo de funcionamento muito semelhante a neurónios que compõem um cérebro humano. As redes neurais através de determinados algoritmos podem reconhecer padrões e

correlações entre dados, assim como, efetuar o processamento, classificação e agrupamento em clusters de grandes quantidades de dados (Rattan et al., 2022).

Importa ressalvar que, através da evolução de algoritmos, do melhor e mais rápido processamento de dados e do desenvolvimento de modelos de *Machine Learning* mais avançados, os sistemas encontram-se num ciclo perpétuo de aprendizagem e evolução. Decorrente desta aprendizagem, começamos a encontrar estudos, como o de Krizhevsky et al. (2017), onde os autores criam e supervisionam a aprendizagem de uma rede neural artificial para classificar cerca de um milhão de imagens em mil classes diferentes obtendo resultados positivos.

Atualmente já se encontram em utilização diversos tipos de modelos de *Machine Learning*, no que diz respeito à identificação de padrões com base no histórico de preços e de alguns indicadores técnicos. Neste sentido, Mokhtari et al. (2021) concluíram que, apesar de o modelo de *Machine Learning* criado conseguir efetuar a previsão de tendências de preço ou do sentimento dos investidores, a eficácia da previsão não é, ainda, suficientemente boa. Acrescentam também que com a melhoria das capacidades computacionais poderão ser construídos modelos de previsão de mercado mais precisos.

Royo et al. (2015) desenvolveram um estudo no qual conseguiram provar que é possível desenvolver uma estratégia de investimento capaz de bater o mercado, o que confronta, como anteriormente referido, a Hipótese de Mercados Eficientes.

Em Royo et al. (2015) a estratégia desenvolvida teve por base a identificação, numa amostra de dados com mais de 90 mil observações nos índices US Dow Jones, DAX e FTSE, de um único padrão gráfico denominado “bandeira”.

Figura 14
Matriz desenvolvida por Royo et al. (2015) Para Identificação de Padrão *Flag*

0	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**
0	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**
0	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**
0	**0**	**0**	**0**	-1	-1	-1	-1	-1	-1
0	**0**	**0**	-1	-2	-2	-2	-2	-2	-2
0	**0**	-1	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3
0	-1	-3	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
0	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
0	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
5	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5

Fonte: Royo et al. (2015).

Os autores utilizaram a matriz da figura 14 para efetuar a identificação do padrão, através de um algoritmo desenvolvido para o efeito que sobrepõe a matriz sobre o gráfico de preços. Na célula presente no canto inferior esquerdo da matriz encontramos o valor 5. É nesta célula que vai ter início a possível existência do padrão. Após a linha de preço atravessar esta célula, a mesma terá de se manter nas células seguintes com o valor 0 para se efetivar a existência do padrão. Caso a linha de preço cruze para uma das células com valor negativo não estamos perante um padrão "*flag*".

Após verificada a existência do padrão referido, os ativos são negociados e são estabelecidas ordens de *Stop Loss* e *Take Profit* para a sua alienação.

Através da estratégia desenvolvida neste projeto, os autores obtiveram retornos positivos nos três índices já anteriormente identificados. No entanto, os autores acrescentam que para futuras investigações os resultados poderão ser melhorados com a utilização de outros indicadores técnicos como médias móveis, indicadores estocásticos e/ou técnicas de convergência/divergência da média móvel.

A matriz referida foi amplamente aplicada noutros estudos académicos onde foram desenvolvidas estratégias com recurso ao reconhecimento de padrões gráficos. Neste âmbito surgem trabalhos como o de Chen e Chen (2016), que efetuaram um estudo com base na criação de três modelos diferentes: o modelo A que recorre a um *template* apenas de indicadores técnicos, o Modelo B que utiliza um *template* baseado em padrões gráficos e, por último, o modelo C que combina os dois anteriores. Estes *templates* são utilizados para calcular o *"fitting value"* através da sobreposição dos mesmos com o gráfico do histórico de

preços. Como resultado, os autores verificaram que o modelo B é o mais rentável entre os testados.

Também Arévalo et al. (2017) desenvolveram uma estratégia de investimento com recurso ao reconhecimento do padrão gráfico "bandeira", através de matrizes. No entanto, para este projeto foram adicionados filtros, tais como, média móvel exponencial bem como foram filtrados os padrões considerados como não relevantes, de maneira a que os detetados e que iriam resultar em negociações possuíssem uma previsão de acerto e de retorno superiores.

Chen et al. (2023) combinam a utilização de Auto-regressão Vetorial para previsão de preços e de uma Rede Neural de Processos Gaussianos para reconhecimento de padrões gráficos. Não sendo o objetivo desta dissertação compreender como este tipo de ferramentas é programado, importa ressalvar, resumidamente, que enquanto a Auto-regressão Vetorial é uma ferramenta idealmente utilizada para modelar relações lineares entre múltiplas séries temporais, daí ser utilizada para previsão de preços, a Rede Neural de Processos Gaussianos é um modelo utilizado para capturar padrões complexos e não lineares, donde a sua utilização para reconhecimento de padrões. Através deste novo modelo, os autores comprovaram a sua eficiência tanto para efetuar a previsão de preços, como para o reconhecimento de padrões em gráficos de velas. Esta proposta de modelo atingiu uma média de acerto de 96,99 %, com um consumo de tempo consideravelmente inferior.

Perante esta contextualização, a literatura analisada lança as bases para a apresentação de uma metodologia robusta, com o intuito de procurar responder à pergunta definida como questão central a responder. O próximo capítulo apresentará o site financeiro selecionado para esta investigação, assim como a estratégia de investimento definida.

3. Dados e Metodologia

3.1. Fonte de Informação - Site Financeiro

Para a realização desta dissertação de mestrado foi necessário selecionar um site financeiro para analisar e responder à questão de investigação da mesma. Para isso, foi selecionada a plataforma *TickerOn*, que foi desenvolvida pela SAS Global, empresa que opera em áreas como Inteligência Artificial, *Data Science*, *Machine Learning*¸ Análise preditiva e Gestão de risco.

No que concerne à plataforma, o seu *core* passa por fornecer informação sobre produtos financeiros, nomeadamente ações, *Exchange Trading Funds* e *Foreign Exchange* com recurso às análises técnica e fundamental.

Das várias ferramentas disponibilizadas para análise de produtos financeiros, selecionámos para este estudo a *AI Real Time Patterns* que através de uma base de dados atualizada em tempo real, utiliza um algoritmo de *Machine Learning* para efetuar a identificação de padrões, também em tempo real.

A ferramenta *AI Real Time Patterns* fornece aos utilizadores um certo nível de liberdade para a definição dos filtros de pesquisa adequados à sua estratégia. Nomeadamente, são disponibilizados filtros como, nível de confiança do padrão, tipos de padrão, período do gráfico, preço-alvo, volume de transações, intervalo de preços dos ativos e capitalização de mercado. Existe, ainda, a possibilidade de selecionar quais os setores do mercado que se pretende analisar.

O algoritmo desenvolvido identifica os pontos-chave para cada padrão gráfico e fornece estatísticas para os mesmos, com o intuito de dar a conhecer aos utilizadores a probabilidade de sucesso de cada padrão. Para além disso, é, também, fornecido um nível de confiança, de modo a demonstrar a fiabilidade de cada padrão. Importa salientar que o nível de confiança é dinâmico, visto que a previsão é feita com dados em tempo real. Em adição ao nível de confiança, são ainda fornecidas informações como o preço atual, o preço-alvo e o preço de *breakout*.

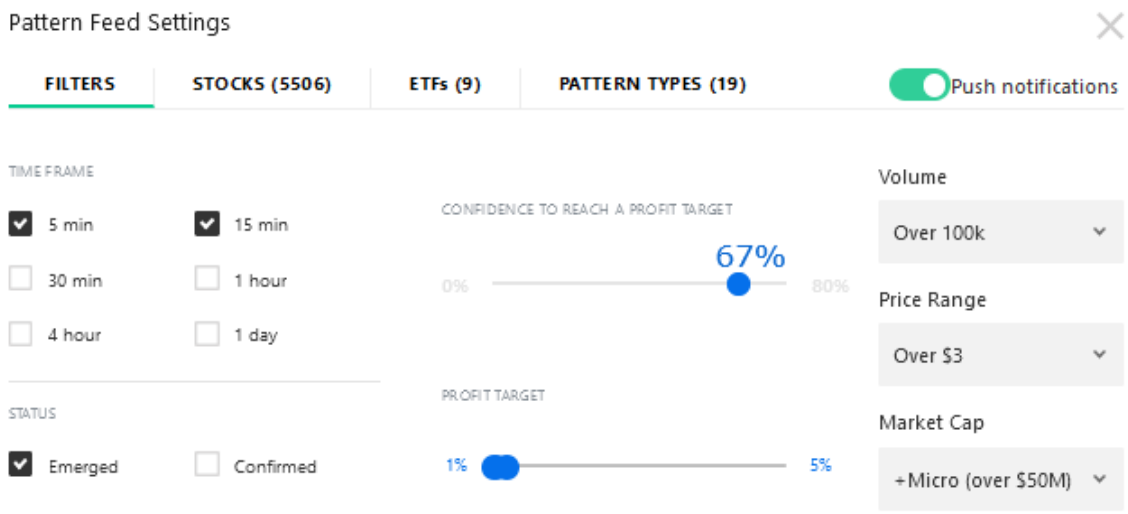
A plataforma *TickerOn* disponibiliza informação e análises detalhadas das seguintes bolsas de valores: New York Stock Exchange; National Association of Securities Dealers;

Automated Quotation System; B3; London Stock Exchange; Euronext; Tokyo Stock Exchange; Shanghai Stock Exchange; Hong Kong Stock Exchange; Toronto Stock Exchange e Australian Securities Exchange.

3.2.Estratégia de Investimento

A estratégia de investimento definida foi desenvolvida após um período inicial de teste à ferramenta *AI Real Time Patterns*. De seguida, foram selecionados os seguintes filtros a utilizar pela ferramenta para identificar os padrões gráficos: (1) o período para o gráfico de 5 ou 15 minutos; (2) o volume de transações diário superior a 100 mil; (3) o valor das ações a serem consideradas superior a 3 dólares; (4) a capitalização de mercado superior a 50 milhões de dólares; (5) o nível de confiança para atingir o preço-alvo de 65% (máximo 80%) e, por último, (6) o preço-alvo entre 1% e 5%. Os filtros estão exibidos na Figura 15.

Figura 15
Painel de Filtros



Fonte: https://tickeron.com

A escolha dos filtros referidos decorre da literatura consultada. O período de gráfico de 5 ou 15 minutos resulta da terceira tipologia de tendências apresentada na Teoria de *Dow*, as flutuações diárias (Brown et al., 1998). A decisão final relativamente a este filtro prende-se com a necessidade de criar uma base de dados com tamanho suficiente para que os resultados pudessem ter validação estatística.

A escolha de um volume de transações superior a 100 mil transações aparece como indicador confirmativo de tendências (Rhea, 1932, citado por Brown et al. 1998). Tanto o valor da ação como a capitalização de mercado foram definidos com base em experiência obtida *a priori* no período de testes.

O nível de confiança foi a única variável de cariz dinâmico. O seu nível inicial foi definido calculando a média de todas as negociações efetuadas no período de testes à plataforma, sendo depois atualizado com base na média dos níveis de confiança de cada negociação, acabando por se manter nos 67%.

Após a seleção dos filtros é disponibilizado um *feed* com todos os padrões que se enquadram na seleção anterior. Cada padrão surge com o já referido nível de confiança. No entanto, à medida que o tempo avança após a identificação do padrão, o nível de confiança sofre atualizações consoante os movimentos de preço, como se pode verificar na Figura 16.

Figura 16
Exemplo de Padrão Identificado

Fonte: https://tickeron.com

Como se analisa na figura 15, foi identificado um padrão *Broadening Wedge Descending* com um nível de confiança inicial de 64%. Porém, em resultado do movimento ascendente de preço, o nível de confiança foi atualizado para 67%. Neste exemplo, pode ainda verificar-se que o preço atual é de 82,85 dólares, o preço de *breakout* de 83,78 dólares e o preço-alvo de 84,20 dólares.

Importa salientar que existem cinco estados diferentes para cada padrão: (1) o "*Emerged"*, quando se manifesta o padrão; (2) o *"Confirmed"*, após romper a linha de resistência; (3) o *"Failed"*, quando não chega a atingir o preço-alvo após rompimento; (4) o *"Succeded"*, quando o preço-alvo é atingido e, por último, (5) o *"Inactive"*, quando não é atingido o rompimento da linha de resistência.

À semelhança de Royo (2015), a identificação do padrão gráfico é apenas uma das fases da estratégia de investimento desenvolvida para este estudo, porquanto existem outros aspetos a ter em consideração, nomeadamente, o estabelecimento de ordens *Stop Loss* e *Take Profit*. Estes tipos de ordens são colocados após a negociação de um título e servem o propósito de limitar as perdas, no caso das ordens *stop loss*, ou limitar os ganhos, no caso das ordens *Take Profit*.

A definição das ordens seguiu um dos parâmetros já referido anteriormente, o preço-alvo. Este é dado num formato percentagem. Ao efetuar a negociação da ação, são calculadas as ordens da seguinte maneira:

$$Stop\ Loss = \text{Preço Compra} * (1 - \text{PreçoAlvo em \%})$$
$$Take\ Profit = \text{Preço Compra} * (1 + \text{PreçoAlvo em \%})$$

A definição de um rácio 1:1 entre risco/recompensa significa que para cada negociação o potencial de perda é igual ao potencial de ganhos. Normalmente seria preferível utilizar um rácio 1:2, 1:3, ou mesmo, 1:4, para maximizar potenciais ganhos.

No entanto, tendo em consideração que as ordens de *Stop Loss* e *Take Profit* são definidas mediante o preço-alvo dado pela ferramenta a cada padrão o rácio definido foi 1:1.

Quanto à alocação de recursos para cada negociação, a mesma fez-se com base no trabalho de Covel (2009), onde o autor refere que cada negociação deverá ser efetuada entre 0,8% até 3% do valor disponível em carteira. Com isto em mente, na estratégia desenvolvida foi definida a utilização de 2% do valor disponível em carteira para efeitos de gestão da mesma.

Deste modo, garantimos que independentemente do número de negociações efetuadas por dia, existiria sempre valor disponível na carteira para negociar, caso surja oportunidade para tal.

Quando falamos de diversificação da carteira, o objetivo é sempre reduzir a exposição a que a nossa carteira possa estar sujeita, caso se verifique alguma situação anómala nos mercados financeiros como um todo ou até mesmo em setores específicos.

Contudo, dadas as especificidades do site financeiro utilizado, o único produto financeiro a ser negociado foram ações, também as bolsas onde as mesmas foram negociadas não estão sobre o controlo do investidor, o que significa que para esta investigação não foi possível reduzir a exposição ao risco.

4. Resultados

4.1. Análise dos Padrões Gráficos Identificados

A aplicação da estratégia, definida no ponto anterior, realizou-se durante o período de 04 de abril a 07 de maio de 2024. Durante este intervalo, foram negociadas um total de 500 ações. As transações ocorreram em diferentes mercados, sendo que 99% da amostra total é composta pela New York Stock Exchange e pelo Nasdaq Stock Market. As restantes negociações, apenas 5 das 500, foram efetuadas na Tel Aviv Stock Exchange, Australian Securities Exchange, Deutsche Boerse AG e OTC Markets. A divisão entre mercados pode ser analisada na Tabela 1.

Tabela 1
Número de Negociações por Bolsa de Valores

Bolsa de Valores	N.º de Negociações
New York Stock Exchange	204
Nasdaq Stock Market	291
Tel Aviv Stock Exchange	1
Australian Securities Exchange	1
Deutsche Boerse AG	1
OTC Markets	2
Total	500

A amostra abrangeu um total de 48 setores, diminuindo assim a exposição da carteira à possibilidade de acontecimentos económicos que afetem as bolsas. Isto porque os setores reagem de forma diferente a diferentes acontecimentos. Esta diversificação, apesar de não ser a ideal, é a possível tendo em consideração a natureza da investigação, nomeadamente a negociação de ações e, na sua quase totalidade, apenas no mercado norte-americano. O número de negociações por Setor consta da Tabela 2.

Tabela 2
Número de Negociações por Setor

Setor	N.º de Negociações	Setor	N.º de Negociações
Aerospace & Defense	10	Insurance	3
Automobiles & Auto Parts	11	Investment Banking & Investment Services	9
Banking Services	20	Leisure Products	5
Beverages	1	Machinery, Equipment & Components	6
Biotechnology & Medical Research	75	Media & Publishing	9
Chemicals	7	Metals & Mining	8
Coal	2	Miscellaneous Educational Service Providers	1
Communications & Networking	8	Multiline Utilities	1
Computers, Phones & Household Electronics	7	Office Equipment	1
Construction & Engineering	3	Oil & Gas	9
Consumer Goods Conglomerates	2	Oil & Gas Related Equipment and Services	7
Containers & Packaging	1	Paper & Forest Products	1
Diversified Retail	19	Passenger Transportation Services	6
Electrical Utilities & IPPs	9	Personal & Household Products & Services	6
Electronic Equipment & Parts	9	Pharmaceuticals	22
Financial Technology (Fintech) & Infrastructure	6	Professional & Commercial Services	12
Food & Drug Retailing	1	Real Estate Operations	3
Food & Tobacco	3	Renewable Energy	16
Freight & Logistics Services	6	Residential & Commercial REIT	14
Healthcare Equipment & Supplies	11	Semiconductors & Semiconductor Equipment	21
Healthcare Providers & Services	10	Software & IT Services	74
Homebuilding & Construction Supplies	1	Specialty Retailers	21
Hotels & Entertainment Services	11	Telecommunications Services	4
Household Goods	2	Textiles & Apparel	6

Foram identificados 17 padrões gráficos diferentes durante a investigação, sendo que padrões como *Broadening Bottom*, *Cup-and-Handle*, *Three Rising Valleys* e *Triangle Ascending* foram os que tiveram maior prevalência na investigação. Os padrões identificados estão exibidos na Tabela 3.

Tabela 3
Número de Negociações por Padrão Gráfico

Padrão Gráfico	Total
Broadening Bottom	48
Broadening Top	4
Broadening Wedge Ascending	3
Broadening Wedge Descending	16
Cup-and-Handle	109
Flag	4
Head-and-Shoulders Bottom	29
Pennant	21
Rectangle Bottom	9
Rectangle Top	3
Three Rising Valleys	76
Triangle Ascending	6
Triangle Descending	82
Triangle Symmetrical Bottom	38
Triangle Symmetrical Top	13
Triple Bottoms	25
Wedge Falling	14

4.2.Análise com Base no *Status*

Importa analisar mais pormenorizadamente os dados recolhidos. Como referido anteriormente, existem *status* que a ferramenta atribui aos padrões gráficos identificados. Esta primeira análise irá incidir apenas sobre a análise dos padrões utilizados.

O *status* "*Breakout*" indica-nos quando o preço rompe a linha de resistência ou a linha de suporte.

Tabela 4
Verificação do *"Breakout"*

Breakout	**N.º de Negociações**	**% de Negociações**	**Tempo Médio de *Breakout***
Atingiu	315	63,00%	5h:14m:26s
Não Atingiu	185	37,00%	N/A

De acordo com a Tabela 4, podemos verificar que 63,00% dos padrões identificados atingiram o rompimento da linha de resistência definida pela ferramenta. Desde a identificação do padrão até ao rompimento da linha de resistência, passaram-se, em média, 5 horas, o que reforça a ideia de a investigação se focar em negociações *intraday*.

Após o rompimento da linha de resistência, apresentam-se três estados relevantes para a nossa análise: o estado *"Succeeded"* ou "*Failed*", que surge apenas após *o "Breakout"* e, por último, o estado *"Inactive"*. Este último apenas surge quando o *"Breakout"* não é atingido.

Tabela 5
Número de Negociações por Estado

Estado	**N.º de Negociações**	**% de Negociações**
Inactive	185	37,00%
Failed	170	34,00%
Succeeded	145	29,00%

Analisando os três estados apresentados na Tabela 5, podemos verificar que 37,00% dos padrões gráficos identificados foram inativados, visto que não existiu o rompimento da linha de resistência. Dos restantes 63,00% de padrões identificados em que se efetivou o rompimento, 34,00% foram não sucedidos no alcance do preço-alvo estabelecido *a priori* e 29,00% bem-sucedidos no alcance do preço-alvo estabelecido.

Tabela 6
Status por Bolsa de Valores

Bolsa	Total	Succeeded	Failed	Inactive
New York Stock Exchange	204	56	73	75
Nasdaq Stock Market	291	88	95	108
Tel Aviv Stock Exchange	1	0	1	0
Australian Securities Exchange	1	0	0	1
Deutsche Boerse AG	1	1	0	0
OTC Markets	2	0	1	1

Após análise da Tabela 6 verificamos que, como referido anteriormente, entre as bolsas de valores mais negociadas (New York Stock Exchange e Nasdaq Stock Market), com cerca de 99,00% da amostra e, por consequência, as mais relevantes para este estudo, apresentam valores bastante semelhantes. As restantes bolsas de valores não se apresentam como relevantes para a análise, dada a escassez de dados que comportam.

No que diz respeito à taxa de sucesso, o Nasdaq Stock Market foi ligeiramente superior, com 32,65% contra os 27,45% da New York Stock Exchange. Quanto à taxa de insucesso, verificou-se o contrário, com a New York Stock Exchange nos 35,78% e o Nasdaq Stock Market com 32,65%. Nota-se, por último, que a taxa de inatividade de ambas as bolsas é equivalente, com o Nasdaq Stock Market com 37,11% e a New York Stock Exchange com 36,76%.

Verifica-se que as bolsas de valores não se apresentam como fator decisivo no que diz respeito ao sucesso ou insucesso dos padrões gráficos identificados pela plataforma.

Tabela 7
Estados por Setor (Setores Com Mais de 10 Negociações)

Setor	Total	Succeeded	Failed	Inactive
Biotechnology & Medical Research	75	27	24	24
Software & IT Services	74	18	34	22
Pharmaceuticals	22	8	6	8

Semiconductors & Semiconductor Equipment	21	5	11	5
Specialty Retailers	21	6	6	9
Banking Services	20	8	3	9
Diversified Retail	19	5	4	10
Renewable Energy	16	2	5	9
Residential & Commercial REIT	14	2	6	6
Professional & Commercial Services	12	1	6	5
Automobiles & Auto Parts	11	5	1	5
Healthcare Equipment & Supplies	11	3	4	4
Hotels & Entertainment Services	11	0	6	5
Aerospace & Defense	10	1	4	5
Healthcare Providers & Services	10	3	2	5

Pode observar-se na Tabela 7 que a ferramenta identificou um número superior de padrões gráficos em setores como Biotechnology & Medical Research e Software & IT Services, com 75 e 74 negociações, respetivamente. Em terceiro lugar surge o setor Pharmaceuticals, com 22 negociações.

O melhor desempenho pertence ao setor com mais negociações, o Biotechnology & Medical Research, com 27 negociações bem-sucedidas (36,00%), 24 negociações falhadas (32,00%) e, também, 24 negociações inativadas (32,00%). Também, o setor Automobiles & Auto Parts apresenta resultados positivos, com 45.45% de taxa de sucesso e, apenas, 9,09% de taxa de insucesso, ainda que com uma taxa de inatividade elevada (45,45%).

Os piores desempenhos nos setores com mais de 10 negociações pertencem a setores como, por exemplo, a Residential & Commercial REIT, com uma taxa de sucesso de 14,29% em 14 negociações, a Aerospace & Defense, com uma taxa de sucesso de 10,00% em 10 negociações, a Renewable Energy, com 12,50% de taxa de sucesso em 16 negociações, e, por último, a Hotels & Entertainment Services, com 0,00% de taxa de sucesso em 11 negociações.

Tabela 8
Estados por Padrão Gráfico

Padrão Gráfico	Total	Succeeded	Failed	Inactive
Broadening Bottom	48	13	14	21
Broadening Top	4	2	1	1
Broadening Wedge Ascending	3	1	2	0
Broadening Wedge Descending	16	7	1	8
Cup-and-Handle	109	28	53	28
Flag	4	1	0	3
Head-and-Shoulders Bottom	29	13	6	10
Pennant	21	6	11	4
Rectangle Bottom	9	3	2	4
Rectangle Top	3	1	1	1
Three Rising Valleys	76	24	30	22
Triangle Ascending	6	1	3	2
Triangle Descending	82	23	15	44
Triangle Symmetrical Bottom	38	9	15	14
Triangle Symmetrical Top	13	4	3	6
Triple Bottoms	25	4	11	10
Wedge Falling	14	5	2	7

No âmbito da análise dos três estados disponibilizados pela ferramenta por padrão gráfico, podemos verificar na Tabela 8 que os padrões com maior prevalência são o *Cup-and-Handle*, o *Triangle Descending* e o *Three Rising Valleys*. Por outro lado, existem padrões com elevadas taxas de inatividade e de insucesso.

Apenas padrões como o *Head-and-Shoulders Bottom* e o *Broadening Wedge Descending* apresentam taxas de sucesso significativamente superiores às taxas de insucesso. No entanto a taxa de inatividade é, também, significativa.

Podemos, então, inferir que, com recurso apenas aos desempenhos de cada negociação na vertente destes três estados, se verifica que as taxas de inatividade, seja por setor ou por padrão gráfico, são elevadas.

A taxa de inatividade não constitui, porém, fator preponderante para a próxima análise. Isto porque esta será feita, apenas, tendo em consideração os "Ganhos" ou "Perdas" para cada negociação.

4.3.Análise com Base nos Ganhos e Perdas

Após analisadas as negociações por status vamos, agora, incidir a nossa análise nos ganhos e perdas de cada negociação. Importa ressalvar que qualquer ganho ou perda foi despoletado pelas ordens de *Stop Loss* e *Take Profit*, colocadas aquando da identificação dos padrões.

Tabela 9
Resultado por Bolsa de Valores

Bolsa	Total	Ganho	Perda
New York Stock Exchange	204	112	92
Nasdaq Stock Market	291	139	152
Tel Aviv Stock Exchange	1	1	0
Australian Securities Exchange	1	0	1
Deutsche Boerse AG	1	1	0
OTC Markets	2	0	2

Quanto à análise dos resultados obtidos por bolsa de valores, podemos verificar na Tabela 9 que nas duas bolsas mais negociadas, NYSE e NASDAQ, obtemos valores ligeiramente diferentes, sendo que na NYSE, 54,9% das negociações resultaram em ganhos e 45,1% em perdas, enquanto que no NASDAQ, 52,2% resultaram em perdas e 47,8% em ganhos.

Tabela 10
Resultado por Setor (Setores Com Mais de 10 Negociações)

Setor	Total	Ganho	Perda
Biotechnology & Medical Research	75	30	45
Software & IT Services	74	35	39
Pharmaceuticals	22	13	9
Semiconductors & Semiconductor Equipment	21	11	10
Specialty Retailers	21	9	12

Banking Services	20	12	8
Diversified Retail	19	9	10
Renewable Energy	16	8	8
Residential & Commercial REIT	14	6	8
Professional & Commercial Services	12	3	9
Automobiles & Auto Parts	11	7	4
Healthcare Equipment & Supplies	11	7	4
Hotels & Entertainment Services	11	6	5
Aerospace & Defense	10	5	5
Healthcare Providers & Services	10	3	7

Quanto aos resultados por setor, verificamos que nos dois setores mais representativos as perdas foram superiores aos ganhos, sendo que o setor *Biotechnology & Medical Research* teve 60,00% de negociações que resultaram em perda. Também no setor *Software & IT Services* 52,70% foram perdas.

Também nos setores compreendidos entre *Pharmaceuticals* (22 negociações) e *Healthcare Providers & Services* (10 negociações) o cenário não foi muito mais positivo, com uma média de 50,66% de perdas e de 49,34% de ganhos. No entanto, podemos verificar que mesmo não se encontrando em terreno positivo, em termos globais pode considerar-se que os resultados por setor se encontram *breakeven*.

Se considerarmos os setores com um volume de negociações inferior a 10, a média de ganhos sobe para os 54,46% e as perdas para decrescem para 45,54%.

Tabela 11
Resultado por Padrão Gráfico

Padrão	Total	Ganho	Perda
Cup-and-Handle	109	49	60
Triangle Descending	82	52	30
Three Rising Valleys	76	41	35
Broadening Bottom	48	27	21
Triangle Symmetrical Bottom	38	18	20

Head-and-Shoulders Bottom	29	15	14
Triple Bottoms	25	9	16
Pennant	21	12	9
Broadening Wedge Descending	16	8	8
Wedge Falling	14	7	7
Triangle Symmetrical Top	13	5	8
Rectangle Bottom	9	1	8
Triangle Ascending	6	2	4
Broadening Top	4	4	0
Flag	4	1	3
Broadening Wedge Ascending	3	1	2
Rectangle Top	3	1	2

Os resultados por padrão gráfico mostram que nos oito padrões identificados com mais de 20 negociações, 62,5% atingiram resultados positivos, sendo que, o padrão *Triangle Descending*, com 82 negociações, sendo o segundo mais negociado, obteve 63,41% de negociações a gerar ganhos. Também o *Three Rising Valleys*, terceiro mais negociado (76 negociações) e o *Broadening Bottom*, quarto mais negociado (48 negociações), alcançaram valores positivos, com 53,95% e 56,95% de negociações positivas, respetivamente.

Tabela 12
Valor Total de Ganhos e Perdas

Resultado	**N.º de Negociações**	**Valor Total**
Ganho	253	$ 10 395,56
Perda	247	$ 10 507,45

Após o término da recolha dos dados para a investigação em curso pudemos verificar que das 500 negociações efetuadas, 247 resultaram em perdas no valor de 10.507,45 dólares, o que perfaz 50,60% do total de negociações efetuadas. As restantes 253 negociações, que representam 49,40% das negociações efetuadas (Figura 12), resultaram em ganhos no valor de 10.395,56 dólares. Isto significa que a nossa investigação apresentou um saldo negativo de 111,89 dólares.

Tabela 13
Correlação *Status* e Resultado

Status	Total	Ganho	Perda
Inactive	185	47	138
Failed	170	83	87
Succeeded	145	123	22

A análise conjunta do número de padrões identificados e respetivo *status* com os resultados obtidos é reveladora, uma vez que pode verificar-se que a verdadeira dicotomia dos resultados obtidos não está entre os *status Succeeded* e *Failed*, mas sim entre *Succeeded* e *Inactive*.

A razão pela qual esta situação se desenvolve desta maneira é porque existe uma divisão entre padrões que atingiram o *breakout* e os que o não atingiram. Isto é, um padrão que pode não ter atingido o *breakout* (rompido a linha de resistência) e, ao ser dado como inativo na plataforma, a ordem de *Stop Loss* não tem sido ativada e até ter gerado ganhos *a posteriori*. Encontram-se nesta situação 47 negociações. Contudo, como se pode verificar na Tabela 13, esta situação não é de todo comum, acontecendo apenas 25,40%.

No caso do *status Failed*, encontramos um número de ganhos e perdas muito semelhante, isto acontece porque após o rompimento da linha de resistência, se o valor descer bruscamente, geralmente descidas associadas à reação dos intervenientes no mercado, o padrão é considerado *Failed*.

No entanto, após o padrão identificado ser dado como *Failed*, mas o seu preço não atinja o valor da ordem de *stop loss* existe a possibilidade de um crescimento do preço e de uma possível ativação da ordem de *take profit*, isto porque os padrões podem ser considerados como *Failed* por não atingirem o preço-alvo num determinado período.

Por último, o *status Succeeded* alcançou ganhos em 123 das 145 negociações, o que é um ponto positivo. No entanto, coloca-se a questão de saber como é possível um padrão que apesar de ter sido considerado *Succeeded,* gerou perdas em 15,17% dos padrões identificados.

Esta situação pode acontecer devido ao valor definido para as ordens de *Stop Loss* colocadas nesta investigação. A ferramenta, quando considera os padrões como *Failed* ou *Succeeded*,

não segue os mesmos princípios definidos na estratégia para a colocação de ordens, ou seja, no caso destas 22 negociações, a ordem de *Stop Loss* foi ativa, mas simultaneamente o *status* não foi considerado como *failed*, posteriormente, o padrão foi considerado *Succeeded*, gerando estes resultados.

5. Discussão

A questão que se colocou como objeto de estudo para esta investigação foi a seguinte: Seguir indicações de sites financeiros, é uma estratégia lucrativa? Para responder a esta pergunta foi desenvolvida uma estratégia de investimento baseada na escolha de um site financeiro que recorria a análise técnica para efetuar previsões.

Esta escolha recaiu sobre um site financeiro que disponibiliza ferramentas com recurso à utilização de inteligência artificial, mais especificamente, *Machine Learning*, onde foi ensinado a um algoritmo para efetuar a identificação de padrões gráficos em tempo real em diversos ativos financeiros.

Com base na escolha da ferramenta descrita, foi delineada uma estratégia de investimento com recurso à seleção dos filtros de pesquisa a utilizar para a identificação dos padrões, assim como, à definição de ordens de *stop loss* e *take profit*. Após a análise pormenorizada dos dados obtidos, concluímos que, seguir as indicações do site financeiro selecionado não foi lucrativo.

Como descrito por Royo et al. (2015) e Arévalo et al. (2017), autores que desenvolveram investigações na área, o desenvolvimento da estratégia de investimento desempenha um papel crucial para os resultados obtidos.

Quando analisados os estudos referidos supra, bem como a nossa investigação, concluímos que os resultados foram díspares. Uma das razões poderá ter a ver com a utilização de apenas um padrão gráfico, nomeadamente, o "*Flag*".

Royo et al. (2015) recorreram à identificação do padrão gráfico *Flag* e, consequente, à colocação de ordens *Stop Loss* e *Take Profit*. Dos estudos com uma temática de investigação mais próxima da tratada na presente dissertação, Royo et al. (2015) foi o estudo em que a estratégia desenvolvida mais se assemelha ao deste estudo. Porém, ao contrário do verificado nesta dissertação, na investigação daqueles autores foram obtidos retornos positivos.

Royo et al. (2015) sugerem que em futuros estudos, os resultados poderiam ser melhorados através da utilização de indicadores técnicos, estocásticos e/ou técnicas de convergência/divergência da média móvel com objetivo de filtrar a quantidade de padrões identificados e, por consequência, obter melhores resultados.

Arévalo et al. (2017) afirmaram que o sucesso da estratégia de Royo et al. (2015) deixa os investidores demasiado dependentes da escolha acertada de combinações das ordens de *Stop Loss* e *Take Profit* para obterem resultados positivos. Posto isto, como primeira proposta Arévalo et al. (2017) desenvolveram na sua estratégia uma ferramenta de atribuição de ordens de forma automática, com o objetivo de não deixar à sorte do investidor a escolha da combinação de ordens correta para gerar ganhos, como referido anteriormente.

Além disso, para desenvolver o método proposto por Royo et al. (2015), aqueles autores recorreram à utilização de indicadores técnicos para filtrar os padrões identificados. O indicador técnico conhecido como média móvel exponencial foi aquele que foi selecionado para confirmar a tendência de crescimento de preço do ativo financeiro onde o padrão tenha sido identificado.

Arévalo et al. (2017) afirmam ter obtido resultados superiores aos de Royo et al. (2015) com menor risco. A abordagem seguida pelos primeiros representa o evoluir das estratégias de investimento, e poderia ser aplicada à metodologia desenvolvida nesta investigação.

Posto isto, e como já foi referido, a estratégia desenvolvida para este estudo não obteve retornos positivos. No entanto, após análise comparativa com os estudos anteriormente referidos, aparecem duas propostas de melhorias para futuras investigações. Primeiro, a utilização de indicadores técnicos confirmativos de tendência para cada padrão identificado no estudo. Esta melhoria poderá diminuir substancialmente a identificação de padrões que não atinjam o rompimento da linha de resistência. São estes cento e oitenta em quinhentas negociações.

Em segundo lugar, os estudos referentes a estratégias de investimento baseadas em identificação de padrões gráficos, focam-se, na sua grande maioria, num único padrão. Na presente investigação foram identificados no total dezassete padrões diferentes. Para uma futura investigação, caso seja utilizada a mesma ferramenta, deverão ser selecionados entre um e três padrões com os melhores resultados obtidos neste estudo, neste caso, o *Triangle Descending*, *Three Rising Valleys* e o *Broadening Bottom*.

Uma situação a ter em consideração, quando se avaliam os resultados da presente investigação, é a exclusão dos custos de transação dos resultados. Cada corretora possui um preçário diferente, sendo que atualmente cada vez mais existem corretoras sem custos de transação associados, facto que não teriam impacto na carteira de um investidor que

aplicasse a estratégia deste estudo. No caso desta investigação, os custos de transação resultantes de quinhentas negociações ascendiam a 14.567,82 dólares, o que tornaria os resultados da investigação bastante negativos quando em comparação com o *breakeven* final entre ganhos e perdas sem os custos de transação considerados.

De salientar que para esta investigação, para a identificação de padrões gráficos no mercado financeiro, a literatura existente é diminuta, pelo que se reconhece que sendo esta uma primeira versão da estratégia de investimento analisada, e tratando-se de um primeiro estudo, existe a necessidade de, em investigações futuras, se proceder a uma revisão da metodologia desenvolvida, eliminando ou reformulando alguns dos itens, como referido anteriormente, bem ainda como de um maior aprofundamento dos resultados encontrados.

6. Conclusão

Para finalizar a apresentação deste trabalho, referir-se-ão, de forma breve, as principais conclusões que serão sistematizadas de acordo com os objetivos propostos no estudo realizado.

A presente investigação permitiu avaliar a viabilidade de se seguirem as indicações de sites financeiros como estratégia lucrativa de investimento, questão, cuja resposta se apresentava como o objetivo central da investigação.

Embora a estratégia desenvolvida, focada na análise técnica, nomeadamente na vertente de identificação e utilização de padrões gráficos para efetuar investimentos financeiros fornecidos por uma ferramenta baseada num algoritmo de *Machine Learning*, não tenha gerado retornos positivos, o objetivo de responder à questão colocada para esta investigação foi cumprido.

A pesquisa efetuada no âmbito da literatura sobre o tema possibilitou aceder ao objetivo de criar uma estratégia robusta e fundamentada e de testar a sua operacionalização. Os resultados obtidos indicam a necessidade de ajustes futuros, mas a investigação cumpriu o propósito de analisar criticamente a utilidade das previsões financeiras oferecidas por sites especializados.

Além disso, esta investigação destaca a complexidade e os desafios inerentes ao desenvolvimento de uma estratégia de investimento baseada apenas em padrões gráficos, sugerindo uma abordagem mais holística, que combine diferentes métodos de análise técnica, nomeadamente, indicadores técnicos, bem como ajustes constantes para ser possível obter retornos positivos consistentes.

A investigação realizada contribuiu ainda para uma melhor compreensão dos limites atuais e potencialidades que as ferramentas de *Machine Learning* podem apresentar na vertente da análise técnica, abrindo caminho para investigações futuras nesta área em constante evolução.

Referências Bibliográficas

Agrawal, A., & Tandon, K. (1994). Anomalies or illusions? Evidence from stock markets in eighteen countries. *Journal of International Money and Finance*, *13*(1), 83–106. https://doi:10.1016/0261-5606(94)90026-4

Aldrighi, D. M., & Milanez, D. Y. (2005). Finança comportamental e a hipótese dos mercados eficientes. *Revista de Economia Contemporânea*, *9*(1), 41-72.

Arévalo, R., García, J., Guijarro, F., & Peris, A. (2017). A dynamic trading rule based on filtered flag pattern recognition for stock market price forecasting. *Expert Systems with Applications*, *81*, 177–192. https://doi:10.1016/j.eswa.2017.03.028

Bengio, Y. (2009). Learning deep architectures for AI. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, *2*(1), 1–127. https://doi.org/10.1561/2200000006

Bishop, G. W. (1960). *Charles H. Dow and the Dow Theory*. Appleton-Century-Crofts.

Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The Journal of Finance*, *47*(5), 1731–1764. https://doi.org/10.2307/2328994

Brown, S. J., Goetzmann, W. N., & Kumar, A. (1998). The Dow theory: William Peter Hamilton's track record reconsidered. *The Journal of Finance*, *53*(4), 1311–1333.

Buehler, R., Griffin, D., & Ross, M. (1994). Exploring the "planning fallacy": Why people underestimate their task completion times. *Journal of Personality and Social Psychology*, *67*(3), 366–381. https://doi.org/10.1037/0022-3514.67.3.366

Bulkowski, T. (2021). Encyclopedia of chart patterns (3 ed.). Wiley.

Caginalp, G., & Laurent, H. (1998). The predictive power of price patterns. *Applied Mathematical Finance*, *5*(3–4), 181–205. https://doi.org/10.1080/135048698334637

Cervelló-Royo, R., et al. (2015). Stock market trading rule based on pattern recognition and technical analysis: Forecasting the DJIA index with intraday data. *Expert Systems with Applications*. *42*(14), 5963-5975. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.03.017

Chen, T., Chen, F. (2016). An intelligent pattern recognition model for supporting investment decisions in stock market. *Information Sciences*, *346-347*, 261–274. https://doi:10.1016/j.ins.2016.01.079

Chen, J. D., Wen, Y., Nanehkaran, Y. A., Suzauddola, M. D., Chen, W. R., & Zhang, D. (2023). Machine learning techniques for stock price prediction and graphic signal recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *121*, 106038. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106038

De Bondt, W. F. M., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact? *The Journal of Finance*, *40*(3), 793-805. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x

Fama, E. F. (1965). The behavior of stock market prices. *Journal of Business*, *38*(1), 34–105. https://doi.org/10.1086/294743

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, *25*(2), 383–417. https://doi.org/10.2307/2325486

Fama, E. F., & French, K. R. (1988). Dividend yields and expected stock returns. *Journal of Financial Economics*, *22*(1), 3–25. https://doi:10.1016/0304-405x(88)90020-7

Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, *46*(5), 1575–1617. https://doi:10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x

Fama, E. F., & French, K. R. (2004). The capital asset pricing model: Theory and evidence. *Journal of Economic Perspectives*, *18*(3), 25–46. https://doi.org/10.1257/0895330042162430

Gervais, S., & Odean, T. (2001). Learning to be Overconfident. *The Review of Financial Studies*, *14*(1), 1–27. https://doi.org/10.1093/rfs/14.1.1

Goetzman, W., & Peles, N. (1997). Cognitive Dissonance and Mutual Fund Investors. *Journal of Financial Research*, *20*, 145-158. http://dx.doi.org/10.1111/j.1475-6803.1997.tb00241.x

Goodman, D. A., & Peavy, J. W., III. (1983). Industry relative price-earnings ratios as indicators of investment returns. *Financial Analysts Journal*, *39*(4), 60-66. https://doi.org/10.2469/faj.v39.n4.60

Graham, B., & Dodd, D. L. (1934). Security analysis: The classic 1934 edition. McGraw-Hill.

Han, Y., Liu, Y., Zhou, G., & Zhu, Y. (2021). *Technical analysis in the stock market: A review*. SSRN. https://doi.org/10.2139/ssrn.3850494

Jovanovic, F., & Le Gall, P. (2001). Does God practice a random walk? The 'financial physics' of a nineteenth-century forerunner, Jules Regnault. *European Journal of the History of Economic Thought*, *8*(3), 332–362. https://doi.org/10.1080/09672560110062960

Kahneman, D., & Tversky, A. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, *185*(4157), 1124-1131. https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, *47*(2), 263–291. https://doi.org/10.2307/1914185

Kahneman, D., & Tversky, A. (1982). The simulation heuristic. In D. Kahneman, P. Slovic, & A. Tversky (Eds.), Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases (pp. 201–208). chapter, Cambridge: Cambridge University Press.

Kahneman, D., & Riepe, M. W. (1998). Aspects of investor psychology. *The Journal of Portfolio Management*, *24*(4), 52-65. https://doi.org/10.3905/jpm.1998.409643

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, *60*(6), 84–90. https://doi.org/10.1145/3065386

Kühl, N., Schemmer, M., Goutier, M., et al. (2022). Artificial intelligence and machine learning. *Electronic Markets*, *32*, 2235–2244. https://doi.org/10.1007/s12525-022-00598-0

Latif, M., Arshad, S., Fatima, M., & Farooq, S. (2011). Market efficiency, market anomalies, causes, evidences, and some behavioral aspects of market anomalies. *Research Journal of Finance and Accounting*, 2(9), 1-13.

Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1998). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*, *1*(1), 41-66. https://doi.org/10.1093/rfs/1.1.41

Lo, A.W. and MacKinlay, A.C. (1999) A Non-Random Walk Down Wall Street. Princeton University Press.

Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2000). Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *The Journal of Finance*, *55*(4), 1705–1765. https://doi.org/10.1111/0022-1082.00265

Lo, A.W. (2004) The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective. *The Journal of Portfolio Management*, *30*, 15-29. https://doi.org/10.3905/jpm.2004.442611

Madhavan, V., & Arrawatia, R. (2016). Relative Efficiency of G8 Sovereign Credit Default Swaps and Bond Scrips: An Adaptive Market Hypothesis Perspective. *Studies in Microeconomics*, *4*(2), 127–150. https://doi:10.1177/2321022216649479

Malkiel, B. G. (1989). Efficient market hypothesis. In: Eatwell, J., Milgate, M., Newman, P. (eds) Finance. The New Palgrave. Palgrave Macmillan, London.

Malkiel, B. G. (2015). A Random Walk Down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing. W. W. Norton & Company.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, *7*(1), 77–91. https://doi.org/10.2307/2975974

Merlo, M. F., Pimenta Júnior, T., Ambrozini, M. A., & Gaio, L. E. (2019). O uso de indicadores de análise técnica e o desempenho da estratégia de lançamento coberto de opções. *Revista Eletrónica de Administração*, *18*(2).

Mokhtari, Sohrab & Yen, Kang & Liu, Jin. (2021). Effectiveness of Artificial Intelligence in Stock Market Prediction based on Machine Learning. *International Journal of Computer Applications*, *183*, 1-8. https://doi:10.5120/ijca2021921347.

Murphy, J. J. (1999). Technical analysis of the financial markets. New York Institute of Finance.

Park, C.-H., & Irwin, S. H. (2007). What do we know about the profitability of technical analysis? *Journal of Economic Surveys*, *21*(4), 786–826. https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.0051

Pring, M. J. (2002). Technical analysis explained. McGraw-Hill.

Puru Rattan, D., Penrice, D. D., & Simonetto, D. A. (2022). Artificial intelligence and machine learning: What you always wanted to know but were afraid to ask. *Gastro Hep Advances*, *1*(1), 70–78. https://doi.org/10.1016/j.gastha.2021.11.001

Ramírez, S. C., Arellano, P. L. C., & Rojas, O. (2015). Adaptive market efficiency of agricultural commodity futures contracts. *Contaduría y Administración*, *60*(2), 389-401. http://dx.doi.org/10.1016/S0186-1042(15)30006-1

Roberts, H. (1967). Statistical versus clinical prediction of the stock market. Unpublished manuscript.

Rhea, R. (1932). The Dow theory. Barron's.

Shiller, R. J. (1999). Human behavior and the efficiency of the financial system. In J. B. Taylor & M. Woodford, Handbook of macroeconomics (Vol. 1, pp. 1305–1340). Elsevier.

Shiller, R. J. (2003). From efficient markets theory to behavioral finance. *Journal of Economic Perspectives*, *17*(1), 83–104. https://doi.org/10.1257/0895330033211649 67

Smirlock, M., & Starks, L. (1986). Day-of-the-week and intraday effects in stock returns. *Journal of Financial Economics*, *17*(1), 197–210. https://doi:10.1016/0304-405x(86)90011-5

Wei, Y. (2023). The prospect theory and the stock market. *Highlights in Business Economics and Management*, *11*, 217-221. https://doi.org/10.54097/hbem.v11i.8101