

---

Análise Técnica ou Buy-and-Hold? Estudo de caso para o índice  
STOXXEUROPE50 e seus constituintes.

**Vítor Hugo Nogueira Madeira**

---

Dissertação

Mestrado em Economia e Administração de Empresas

---

**Orientada por:**

Professor Doutora. Cláudia Alexandra Gonçalves Correia Ribeiro

---

Setembro 2020

## **Agradecimentos**

Antes de prosseguir para o conteúdo desta dissertação, quero agradecer aqueles que contribuíram para que a conclusão desta obra fosse possível.

Um agradecimento muito especial aos meus amigos, que de uma forma ou de outra me ajudaram nesta luta. Um obrigado em especial ao George, Cafeses, Xano, Edu, Toni, Vanessa, Ricardo e Sheldon pois sem vós não seria possível ter finalizado este trabalho.

Como não poderia faltar, agradeço à excelente orientação da Professora Doutora Cláudia Ribeiro, a qual esteve sempre disponível para me ajudar para que nada faltasse neste trabalho.

Por último, quero agradecer aos meus pais por me terem dado a oportunidade e o apoio para completar esta fase de estudos, com este valioso mestrado.

## Resumo

A utilização do preço histórico dos ativos financeiros para previsão do seu preço futuro tem gerado controvérsia entre investidores e académicos ao longo das últimas décadas. Segundo a Hipótese dos Mercados Eficientes, os preços são aleatórios e, consequentemente, imprevisíveis. Por outro lado, a Análise Técnica (AT) baseia-se na premissa de que o mercado segue padrões passíveis de alguma previsibilidade e, por isso, capaz de providenciar oportunidades de investimento rentáveis. Este estudo de caso tem como objetivo perceber se a utilização da AT para suporte de decisões de investimento pode gerar rentabilidades superiores face a uma estratégia de *Buy-and-Hold* (BaH). O estudo incide sobre o índice acionista STOXXEUROPE 50 no horizonte compreendido entre 1 de janeiro de 2016 a 31 de dezembro de 2019. Deste modo, concebemos modelos de negociação constituídos por indicadores técnicos, baseados em regras de AT, e comparámos as suas rentabilidades com uma estratégia de BaH.

Concluimos que os modelos de negociação que recorrem à AT nem sempre geram resultados superiores. No entanto, demonstrámos que a AT é mais eficaz quando é usada para operar diretamente os índices acionistas do que para operar as ações que compõe o índice. Além disso, quando operáramos diretamente as ações a partir dos modelos de negociação, obtemos maior rentabilidade para aquelas que mostraram pior performance com o uso da BaH. A inclusão dos custos de transação na nossa análise reduziu substancialmente as rentabilidades obtidas pela AT.

Esta investigação torna-se relevante pela sua atualidade, pelo facto deste índice não ter sido estudado na literatura e pela comparação de rentabilidades por parte da AT entre as ações e os índices, algo escasso na literatura. As conclusões apresentadas neste estudo poderão ter relevância para quem pretende investir/investigar sobre a AT, pois permite determinar em que situações pode ser mais vantajoso recorrer a esta técnica.

**Palavras chave:** Mercados Financeiros, Mercados Acionistas, EUROSTOXX50, Análise Técnica, RSI & MACD, *Buy-and-Hold*

**Códigos JEL:** G10; G11; G14; G15; G40;

## Abstract

The use of the historical price of financial assets to forecast their future price has generated controversy among investors and academics over the past decades. According to the Efficient Markets Hypothesis, prices are random and therefore unpredictable. On the other hand, Technical Analysis (TA) is based on the premise that the market follows patterns that can be somewhat predictable and therefore provide profitable investment opportunities. This case study aims to understand whether the use of TA to support investment decisions can generate higher returns than a Buy-and-Hold (BaH) strategy. The study focuses on the STOXXEUROPE 50 stock index for the period from 1st January 2016 to 31st December 2019. We have therefore designed trading models consisting of technical indicators, based on TA rules, and compared their profitability with a BaH strategy.

We concluded that trading models that use TA do not always generate superior results. However, we have demonstrated that TA is more effective when it is used to directly operate the stock indexes than to operate the shares that compose the index. Furthermore, when we directly operate the shares with the trading models, we obtain greater profitability for those that have shown the worst performance with the use of BaH. The inclusion of transaction costs in our analysis substantially reduced the returns obtained by TA.

This investigation becomes relevant due to the fact that this index has not been studied in the literature and due to the comparison of profitability by the TA between the stocks and the indexes, something scarce in the literature. The conclusions presented in this study may have relevance for those who intend to invest/investigate in TA, as it makes it possible to determine in which situations it may be more advantageous to use this technique.

**Keywords:** Financial Markets, Stock Markets, EUROSTOXX50, Technical Analysis, RSI & MACD, Buy-and-Hold

**JEL codes:** G10; G11; G14; G15; G40;

# Índice

1. Introdução .....	1
2. Revisão da Literatura.....	3
2.1. Análise Técnica e a sua origem.....	3
2.2. Teoria dos Mercados Eficientes e a Análise Técnica .....	4
2.3. Finanças Comportamentais e a Análise Técnica.....	7
2.4. Críticas à Análise Técnica.....	10
2.5. Estudos semelhantes e a rentabilidade da Análise Técnica .....	10
3. Dados e Metodologia.....	17
3.1. STOXXEUROPE50.....	17
3.2. Representação da Base de Dados.....	18
3.3. Indicadores Técnicos .....	18
3.4. Modelos e Regras de <i>Trading</i> .....	23
3.5. Cálculo dos resultados (Programação) e dimensões da análise.....	25
4. Resultados.....	27
4.1. Assunções do Investidor .....	27
4.2. Estatística Descritiva <i>Stoxx50</i> .....	28
4.3. Resultados dos modelos .....	29
4.4. Efeito dos custos de transação .....	37
5. Conclusão .....	43
6. Referências Bibliográficas.....	47
Anexos.....	50
Anexo A - <i>Leavers and Joiners</i> (Entradas e Saídas do <i>Stoxx50</i> ).....	50
Anexo B - Lista das empresas constituintes do <i>Stoxx50</i> .....	51
Anexo C - Tabela comparativa de comissões para compra de ações (CMVM) .....	52
Anexo D - Código de Programação dos modelos em Python v3.7 .....	53

## Índice de Tabelas

Tabela 1 - Tabela descritiva das cotações diárias do Stoxx50 2016-2019.....	28
Tabela 2 - Variações do Preço Stoxx50 2016-2019.....	29
Tabela 3 - Resultados dos modelos para as ações do Stoxx50.....	30
Tabela 4 - Resultados dos modelos individualizados por ação do Stoxx50.....	32
Tabela 5 - Resultados dos modelos para o benchmark (Stoxx50).....	35
Tabela 6 - Resultados dos modelos para as ações do Stoxx50 incluindo custos de transação .....	38
Tabela 7 - Resultados dos modelos individualizados por ação do Stoxx50 incluindo custos de transação .....	39
Tabela 8 - Resultados dos modelos para o benchmark (Stoxx50) incluindo custos de transação.....	41

## Índice de Figuras

Figura 1 - Gráfico de Velas Japonesas e Padrão Técnico Hammer .....	3
Figura 2 - Prospect Theory .....	8
Figura 3 - Representação gráfica da ação da Unilever, incluindo o indicador RSI .....	21
Figura 4 - Representação gráfica da ação da Nestlé, incluindo o indicador MACD .....	23

## Lista de Siglas, abreviaturas e acrónimos

AT – Análise Técnica
AF – Análise Fundamental
BaH – Buy-and-Hold
BCE – Banco Central Europeu
CAPM – Capital Asset Pricing Model
CMVM – Comissão de Mercados e Valores Mobiliários
DJIA – Dow Jones Industrial Average
EMH – Efficient Market Hypothesis
EMA – Exponential Moving Average
ETF – Exchange Traded Fund
MACD – Moving Average Convergence Divergence
RSI – Relative Strength Index
RW – Random Walks
<i>Stoxx50</i> – STOXXEUROPE 50
WSJ – Wall Street Journal

# 1. Introdução

Na atualidade, são muitos os investidores que recorrem à Análise Técnica (AT) para fazer as suas análises de investimento. A AT é uma ferramenta de previsão da movimentação do preço futuro com recurso a padrões, tendências e indicadores técnicos aplicados aos preços históricos. O objetivo desta estratégia consiste em explorar oportunidades no mercado que providenciem rentabilidades superiores face a uma estratégia de *Buy-and-Hold* (BaH). Por outro lado, muitos investidores utilizam uma estratégia de BaH para investir nos mercados financeiros. Esta consiste num tipo de investimento passivo, no qual o investidor compra um ativo por um período de tempo indeterminado e não tem em consideração as flutuações do preço no curto-prazo.

Park e Irwin (2004) analisaram 95 estudos académicos, dos quais 56 obtiveram uma rentabilidade superior quando operaram a partir da AT. Este resultado gerou controvérsia entre as várias teorias económicas em relação aos mercados financeiros. Segundo a *Efficient Market Hypothesis* (Fama, 1970), os preços dos ativos devem refletir toda a informação disponível. Isso significa que, num mercado eficiente, não é possível obter rentabilidades superiores através da informação contida nos seus preços históricos. No entanto, esta teoria tem vindo a ser contestada empírica e teoricamente, sobretudo pelas Finanças Comportamentais. De facto, o desvio dos preços dos ativos em relação aos seus valores fundamentais demonstra a irracionalidade do mercado (Shiller, 2000). É neste contexto que a AT tenta explorar estas anomalias de mercado. Todavia, enquanto que esta técnica pode providenciar maior rentabilidade, aumenta consideravelmente o risco comparado com uma estratégia de BaH (Hoffmann & Shefrin, 2014).

A eficácia da AT comparativamente a uma estratégia de BaH tem sido estudada aplicando estratégias de negociação (*trading*) com recurso a indicadores técnicos. O RSI (*Relative Strength Index*) e MACD (*Moving Average Convergence Divergence*) fornecem sinais de entrada no mercado, sendo dos mais utilizados pelos investidores e tendo sido estudados extensivamente na literatura (Chong & Ng, 2008; Chong, Ng, & Liew, 2014; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014).

Nessa medida, o nosso estudo tem por objetivo analisar a eventual superioridade de estratégias de negociação baseadas na AT e, em particular, nos indicadores RSI e MACD relativamente à estratégia passiva de BaH, aplicadas ao índice STOXXEUROPE50 (*Stoxx50*) e aos seus constituintes, durante o horizonte temporal de 2016 a 2019 (4 anos de negociação).

Que seja do nosso conhecimento, nenhum estudo foi desenvolvido sobre este índice. Adicionalmente, as suas empresas constituintes são caracterizadas por uma abundante informação disponível, elevada capitalização bolsista e um alto *free-float*, o que justifica ser objeto de análise aprofundada.

A nossa análise divide-se em várias partes: em primeiro lugar, apresentamos o somatório da rentabilidade média dos modelos aplicados a cada ação constituinte da amostra, comparando as rentabilidades entre a AT e a BaH para cada uma das ações. Em segundo lugar, comparamos as rentabilidades entre a AT sobre cada ação com a performance da estratégia BaH aplicada ao *benchmark* (*Stoxx50*) (assumindo a compra do índice no início do horizonte temporal e a sua venda no fim). Por último, aplicaremos os modelos ao índice, executando posições diretamente sobre o *Exchange Traded Fund* (ETF) do *Stoxx50* e, assim, permite-nos comparar a AT com uma estratégia de BaH para o *Stoxx50*. Neste caso, averiguamos se a AT, seguindo os nossos modelos, pode gerar uma melhor performance quando utilizada para operar os índices acionistas em vez dos seus constituintes (ações). Posteriormente, iremos incluir os custos de corretagem, testando o seu impacto nas rentabilidades dos modelos de negociação (Jensen & Benington, 1970).

A dissertação está organizada da seguinte forma: o capítulo 2 desenvolve a revisão da literatura enquadrando o tema, começamos por explicar a sua origem, a controvérsia em torno da AT apresentando as principais teorias antagónicas, a análise às principais críticas apontadas à AT na literatura, o contributo das Finanças Comportamentais para percebermos a irracionalidade do mercado e os principais estudos existentes relevantes para a nossa análise. No capítulo 3 encontra-se a metodologia, onde explicaremos o programa de análise, os indicadores técnicos utilizados, as regras de *trading*, a composição do índice e as motivações da sua escolha. No capítulo 4 descrevemos as assunções do nosso investidor, a estatística descritiva da amostra, os resultados das diferentes análises realizadas e, por último, os resultados obtidos com a inclusão dos custos de transação. No capítulo 5 encontram-se as conclusões do nosso estudo e investigações futuras.



## 2. Revisão da Literatura

### 2.1. Análise Técnica e a sua origem

A Análise Técnica (AT) é uma ferramenta de análise do movimento histórico dos preços dos ativos financeiros, recorrendo ao uso de indicadores técnicos, padrões e tendências para conseguir determinar a movimentação do preço futuro. Deste modo, o objetivo da AT é encontrar oportunidades de negociação (*trading*) na expectativa de explorar rentabilidades acima do mercado, mediante a identificação de momentos ótimos de entrada e de saída do mercado. Nas últimas décadas, a AT ganhou relevância na sustentação de decisões de investimento por parte de *traders* e investidores em todo o mundo (Hsu & Kuan, 2005), no entanto a sua origem remete para tempos mais antigos.

Pode-se dizer que a AT teve origem em diversas partes do globo. No caso da parte oriental, os historiadores pensam que o seu início acontece no Japão no século XVII com a criação do gráfico de velas japonesas (*candlesticks chart*), sendo ainda hoje o gráfico mais utilizado pelos analistas técnicos em todo o mundo (Figura 1). A informação contida neste gráfico ajudava na previsão dos movimentos do preço do arroz (Shimizu, 1986). Esta ferramenta popularizou-se na altura por conter informação adicional em relação a um gráfico de linhas ou barras, alegando prever movimentos psicológicos das massas (Nison, 1991). O gráfico de velas permite assim uma melhor visualização da variação dos preços, o que possibilita a observação de padrões técnicos correlacionáveis com movimentos do preço. Deste modo, os padrões técnicos constituem uma ferramenta básica da AT, como é o caso do padrão “*Hammer*”<sup>1</sup>, que permite identificar uma inversão na tendência no mercado (Figura 1). Esta técnica era apenas usada nos mercados financeiros de países orientais, sendo que a sua partilha com o mundo ocidental aconteceu após 1970 (Nison, 1991).



Figura 1 - Gráfico de Velas Japonesas (*candlestick chart*, esquerda), Padrão Técnico Hammer (direita). Fonte xStation5

<sup>1</sup> Este padrão acontece quando o mercado está numa tendência baixista e observamos uma vela que é composta por um corpo no máximo de um terço de todo o comprimento da vela (Jain & Jain, 2017).

Por outro lado, na parte ocidental foi Charles Henry Dow que introduziu a AT, dando, os seus estudos, origem à mais tarde designada Teoria de Dow. Dow foi o criador do índice bolsista *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) e co-fundador do *Wall Street Journal* (WSJ). O autor defendia que o mercado acionista fornece informação que reflete o estado de uma economia. Dow concluiu que, analisando todo o mercado, é possível determinar a direção de uma tendência e que o mercado se move sempre em tendências. Os seus estudos foram, posteriormente, aprofundados por outros autores como, por exemplo (Hamilton, 1922; Rhea, 1932; Russell, 1961; Schaefer, 1960).

A teoria de Dow divide-se em seis axiomas principais (Rhea, 1932). Um primeiro axioma admite que a movimentação do preço é verificada por uma tendência (altista, baixista ou lateral). Depois de identificada a tendência do ativo, o segundo axioma visa perceber em que fase da tendência o mercado se encontra: acumulação, participação e distribuição. O terceiro axioma assume que o preço já reflete toda a informação disponível pelos participantes do mercado. O quarto, refere serem necessárias duas médias móveis que se suportem uma à outra (Dow criou uma para o ramo industrial e outra para os caminhos de ferro). O quinto, estipula que o volume transacionado deve acompanhar uma inversão na direção da tendência. Por fim, o sexto axioma defende que a tendência permanece até que vários sinais provem que a mesma terminou, como por exemplo o cruzamento das médias móveis numa direção oposta.

Nesse sentido, a AT fornece diversas ferramentas para a interpretação dos preços. No entanto, o recurso a ferramentas de análise como linhas de tendência, *fibonacci retracement*, médias móveis, entre outros, não permite determinar com exatidão a próxima movimentação do preço (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016). De facto, a AT carece de uma análise científica apropriada para comprovar ou negar a sua eficácia.

## **2.2. Teoria dos Mercados Eficientes e a Análise Técnica**

Existem, contudo, outras abordagens ao comportamento dos mercados que defendem a sua completa imprevisibilidade. A teoria mais importante é a *Efficient Market Hypothesis* (EMH) (Fama, 1970), que serviu de ponto de partida para diversos estudos ligados ao comportamento dos preços nos mercados financeiros. A teoria defende que os preços dos ativos já refletem toda a informação disponível e que, nessa medida, os mercados são

considerados eficientes. Portanto, em mercados eficientes, os preços são aleatórios e impossíveis de prever. Mesmo que existam situações onde há desvios no preço, estes são causados por “*noise trading*”, pelo que, a racionalidade dos arbitragistas deverá levar os preços para os seus fundamentais. Assim, apenas uma nova informação causaria um desvio no preço dos ativos, e essa informação seria automaticamente incorporada no preço. Admitindo que existem varias formas de eficiência no mercado, a EMH foi completada uns anos mais tarde por Jensen (1978), assumindo três formas de eficiência:

- **Eficiência Fraca** – sugere que os preços dos ativos refletem toda a informação disponível em relação a acontecimentos passados.
- **Eficiência Semi-forte** – sugere que o preço dos ativos reflete instantaneamente toda a informação pública disponível.
- **Eficiência Forte** – sugere que o preço dos ativos reflete instantaneamente toda a informação disponível publicamente e internamente (*inside information*).

Deste modo, num contexto em que o mercado segue um comportamento puramente aleatório (*Random Walk*, RW) e que os seus agentes são racionais, não é possível prever qual será a próxima movimentação do preço (Jensen, 1978). Os preços dos ativos refletem todas as informações disponíveis, de modo que novas informações serão imediatamente incorporadas no preço, tornando o preço das ações cotadas um valor justo. Portanto, à medida que novos resultados, projetos, notícias vão sendo divulgados de forma aleatória e imprevisível, os preços das ações deverão reagir, também eles, de forma aleatória e imprevisível, sendo impossível bater o mercado consistentemente e retirar rentabilidades acima do mercado (Fama, 1965).

No entanto, existem vários autores críticos em relação à eficiência dos mercados financeiros, pois os seus agentes podem comportar-se de forma irracional e alterarem a movimentação do preço, deixando este de ser aleatório. O mercado é composto por um vasto leque de investidores, sendo que, aqueles que operam de forma irracional são chamados de “*noise players*”. Quando os “*noise players*” alteram o preço do seu valor intrínseco, estes não são imediatamente contrariados pelos arbitragistas como a EMH refere, permanecendo o preço afastado do seu valor fundamental (Black, 1986). Uma arbitragem com aversão ao risco implica, simultaneamente, uma compra a um preço e uma venda num mercado diferente a um preço superior, retirando vantagem da divergência entre os preços (Sharpe, Alexander, & Bailey, 1990). Porém, os arbitragistas estão muitas vezes incapacitados de intervir nos

preços, pois existem restrições impostas pelo mercado, como por exemplo a utilização de *short-selling*. O resultado é uma divergência entre os preços e os seus valores fundamentais (Shiller, 2000).

Adicionalmente, é necessário perceber qual é o tipo de distribuição na variação dos preços ao longo do tempo. A distribuição do preço não segue uma distribuição normal ou gaussiana, sendo que não existe maneira de comprovar que os preços sigam um equilíbrio (Mills, 1927). O facto de ocorrerem *crashes* ou quedas agressivas nos mercados financeiros provam o facto do mercado não seguir uma distribuição normal ou gaussiana. As quedas da “*Black Monday*” ou do *crash* de 2008 são exemplos em que os preços flutuam numa direção de forma rápida, mostrando que os preços não são aleatórios e não seguem uma teoria de RW, pelo menos nestes períodos (Sornette, 2003). As distribuições de preços que ocorreram entre 1962 e 1985 mostram que existem amplitudes que não seguem uma distribuição conhecida, como se os preços tivessem uma “memória”, perdendo a aleatoriedade prevista na EMH (Lo & MacKinlay, 1999).

Isto remete-nos para a *Adaptive Markets Hypothesis* (AMH). Esta teoria afirma que os mercados são adaptativos, admitindo um investidor racional como na EMH e com aversão ao risco, aversão essa, porém, que não é estática. A aversão ao risco depende do comportamento histórico do mercado, mudando e adaptando-se ao longo do tempo (Lo, 2004). Por exemplo, os investidores que experienciaram as grandes quedas de 1987 e de 2008 estariam hoje mais avessos ao risco para as quedas que aconteceram em março de 2020. Mesmo que exista uma boa gestão de risco de forma racional, os parâmetros para o risco não são constantes e têm de ser adaptados. Portanto, os investidores vêm-se forçados a adaptarem-se às circunstâncias do mercado ou poderão não sobreviver. (Lo, 2004)

A EMH é ainda questionada pelo acesso à informação. O facto de assumir que o mercado reflete toda a informação disponível tem graves problemas, pois a informação não está disponível para todos os agentes em simultâneo e a sua interpretação pode ser diferente. Teoricamente, o valor pago por uma ação para um investidor deveria ser aquele preço que considera toda a rentabilidade desse investimento no futuro, ou seja, tem em conta o somatório dos fluxos de caixa futuros, dividendos, risco e a taxa de juro. No entanto, o acesso à informação pelos investidores é desigual, não só em termos de conteúdo, como de qualidade e de rapidez. De facto, existem vários serviços de informação pagos, com diferentes níveis de qualidade, relevância e expediência, os quais proporcionam vantagens diferentes ao universo dos investidores (Grossman & Stiglitz, 1980). Por outras palavras, a

assimetria de informação no mercado é uma realidade, visto que ocorrem situações onde a informação é falsa ou ocultada do mercado e a própria informação disponível não representa a realidade. São inumeráveis os exemplos de casos de fraude de gestão e nas auditorias às contas das empresas que provocaram desvios dos valores fundamentais das ações. Deste modo, não existe nenhum método que consiga prever uma queda no preço dos ativos quando a informação não é verdadeira ou completa (Grossman & Stiglitz, 1980).

Não obstante tudo isto, a maneira como os investidores reagem à informação é diferente, imprecisa, complexa e por vezes tem atrasos. Portanto, a EMH parece estar apoiada em assunções teóricas desconexas da realidade, comprometendo as suas previsões e validade (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016).

### **2.3. Finanças Comportamentais e a Análise Técnica**

Posta em causa a base racional do comportamento dos investidores, as Finanças Comportamentais surgiram como o estudo empírico do comportamento humano aplicado à economia. As Finanças Comportamentais são um tema de estudo mais recente, ligado aos comportamentos dos investidores, à sociologia e à psicologia por detrás de cada tomada de decisão. As decisões dos investidores no mercado dependem de como cada indivíduo processa a informação. A interpretação da informação e a tomada de decisão estão condicionadas pelo enviesamento e pelos limites cognitivos de cada um. Assim, as Finanças Comportamentais e a *neurofinance* estudam os atos irracionais dos investidores, e como estes, podem tomar decisões de forma inconsciente, enquanto estão a operar no mercado.

O processamento da informação no mercado pode ter várias falhas, vejamos: Primeiro, a informação pode ser imprecisa. Segundo, a fonte pode estar a mentir ou incorrer em erros. Terceiro, a informação pode ser complexa e não conseguir ser disseminada instantaneamente no mercado. Quarto, existe um atraso na velocidade da passagem de informação desde o primeiro investidor até ao último, e nesse espaço de tempo, a própria informação pode já ter sido alterada (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016). Mesmo assim, depois da informação ser partilhada, a interpretação da mesma é difícil, derivado das capacidades cognitivas e do enviesamento de cada um, impedindo que os investidores ajam de forma racional (Kahneman & Tversky, 1979). Como a tomada de decisão depende destas imprevisibilidades, a estatística complexa é uma ferramenta importante para a interpretação

da informação e por isso o desenvolvimento tecnológico permitirá uma maior aproximação aos modelos racionais (Cross, 1983).

É neste contexto que as Finanças Comportamentais ganharam relevância no mundo dos mercados financeiros nos anos 80, quando Daniel Kahneman e Amos Tversky formaram uma dupla de investigação em busca de explicação da irracionalidade nos mercados. Dessa busca, surgiu a sua obra *Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases* (1982).

As Finanças Comportamentais, assumem três pilares de comportamentos regulares nos investidores: os agentes não têm sempre um comportamento racional; os desvios ao pressuposto da racionalidade são sistemáticos e muitas vezes coordenados; os arbitragistas (agentes racionais) são limitados por diversos fatores. Estes autores criaram a *Prospect Theory* (Figura 2) que demonstra a função ponderação dos agentes quando operam no mercado (Kahneman & Tversky, 1979).

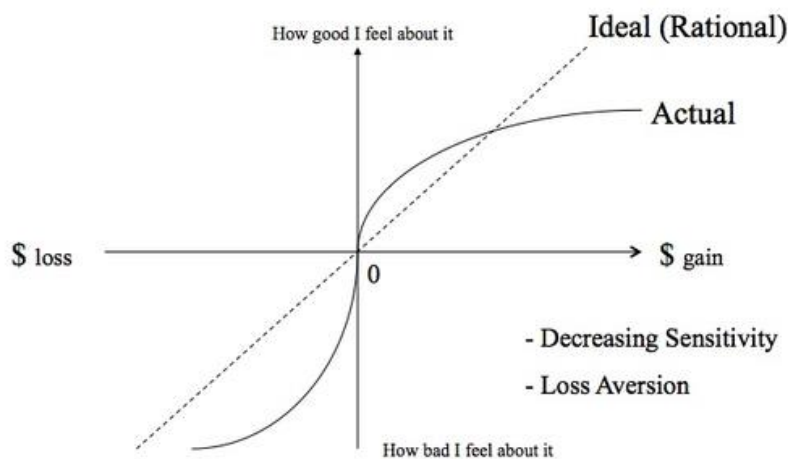


Figura 2 - Prospect Theory (Kahneman & Tversky, 1979)

A partir dos anos 80, os aumentos da volatilidade nos mercados começaram a tornar evidente as anomalias existentes. A brutal volatilidade nos preços das ações não podiam ser explicadas pela EMH (Shiller, 2003). Situações como o efeito janeiro implicam uma alteração no preço sem nenhum fundamento. Assume-se, por isso, que acontecem por comportamentos de “*sunspots*” ou “*animal spirits*” ou mesmo psicologia de massas (Shiller, 2003). O autor, crítico em relação à racionalidade do mercado, ainda refere a constante tendência ascendente encontrada nos índices bolsistas:

*“If one computes for each year since 1871 the present value subsequent to that year of the real dividends paid on the Standard & Poor’s Composite Stock Price Index, discounted by a constant real discount rate equal to the geometric average real return 1871-2002 on the same Standard & Poor Index, one finds that the present value, if plotted through time, behaves remarkably like a stable trend. In contrast,*

*the Standard & Poor's Composite Stock Price Index gyrates wildly up and down around this trend.” (Shiller, 2003)*

As Finanças Comportamentais podem relacionar-se com a AT, pois existem momentos de otimismo, pessimismo e especulação que, de uma forma evidente, fazem desviar o preço do ativo para valores fora da Análise Fundamental (AF). A AF consiste em analisar o preço do mercado com base em indicadores fundamentais como: o PIB, a taxa de juro, a inflação, os resultados das empresas, etc. (Poterba & Summers, 1988). Existem momentos em que o mercado se comporta de forma irracional, como acontece com ações de empresas que não pagam dividendos. Todavia, nestes casos, as expectativas relativamente aos dividendos e preço futuro provocam um desvio da cotação em relação ao seu valor fundamental. Estes comportamentos, normalmente, geram quedas agressivas no preço dos ativos (correções de mercado) em momentos futuros, levando muitas vezes ao rebentamento de bolhas especulativas (Shiller, 2003).

Nos mercados financeiros, o campo psicológico tem um peso importante. Vejamos um ato irracional comum: investidores individuais facilmente fecham posições ganhadoras e aguentam as posições perdedoras, confirmando o padrão psicológico do efeito disposição (Odean, 1998). Isso é explicado pela *Myopic Loss Aversion*, onde os investidores têm uma maior sensibilidade às perdas do que aos ganhos, como se as perdas tivessem, em média, um peso duas vezes superior aos ganhos efetuados (Thaler, Tversky, Kahneman, & Schwartz, 1997). Muitas das grandes movimentações nos preços dos ativos são geradas por ruído (*noise trading*), ou seja, os preços reagem, não só baseados nos fundamentos, mas também a outro tipo de informações, muitas vezes sem qualquer correlação com o valor intrínseco dos ativos, sendo claramente especulação (Long, Shleifer, Summers, & Waldmann, 1987). Os exemplos característicos que podem desviar o preço podem ser derivados de: AT pura, aconselhamento de corretores, crenças irracionais, etc.

Na atualidade, o desenvolvimento tecnológico e a redução dos custos de transação facilitaram o acesso aos mercados financeiros, levando a um excesso de *trading* (Schwert, 2001). O resultado é um desvio dos preços dos ativos, salientando a irracionalidade do mercado. Este efeito para além de não poder ser explicado por fatores fundamentais, ainda retira uma parcela dos lucros do investidor em taxas e comissões, como também origina *performances* abaixo dos *benchmarks* (Barberis & Thaler, 2002). Por fim, todos os fatores mencionados ao longo deste ponto provam que vivemos num mercado financeiro onde os preços não refletem sempre o valor intrínseco dos ativos.

## 2.4. Críticas à Análise Técnica

Como já foi mencionado anteriormente, o comportamento dos preços nem sempre é gerado por decisões racionais do mercado, pois o mercado poderá ter divergências entre os seus preços e os seus fundamentais derivado de notícias, rumores e forças especulativas. No entanto, estes impulsos especulativos acabam por ser corrigidos, gerando enormes perdas para quem usa a AT (Poterba & Summers, 1988). Os principais argumentos que contrariam a AT são as teorias: RW, EMH e *Capital Asset Pricing Model* (CAPM). Assim, o uso da AT pode ser considerado uma crença, pois, assumindo que os preços são aleatórios, não existem padrões técnicos, e usá-la não seria muito diferente de astrologia (Malkiel, 2003). Alguns autores afirmam que o mercado bolsista está correlacionado com a AT no curto-prazo, mas no longo-prazo o mercado segue a direção da AF, não conseguindo rejeitar a hipótese que o mercado no longo prazo segue uma teoria de RW (Fama, 1965). Kirkpatrick e Dahlquist (2016) referem que os sinais gerados pela AT (compra e venda) não conseguem ser antecipados em relação a uma alteração da tendência no mercado. Adicionalmente, a alteração de uma tendência não é facilmente reconhecida, o que pode gerar um sinal falso de compra ou de venda, resultando mais uma vez em perdas para o investidor. Os investidores que se focam apenas na AT, aguentam os seus portfolios que têm maiores níveis de rentabilidade, mas expõem-se a níveis de risco superiores, conseguindo rentabilidades inferiores no longo-prazo (Hoffmann & Shefrin, 2014). Por último, a AT não consegue dar uma previsão do retorno sobre o investimento a médio/longo prazo, uma vez que os padrões técnicos gerados pela AT podem sofrer alterações derivadas de movimentações repentinas causadas pela AF. Estes fenómenos alteram a formação dos padrões técnicos e impedem a perceção dos potenciais ganhos por parte do investidor (Schrimpf, 2009).

## 2.5. Estudos semelhantes e a rentabilidade da Análise Técnica

Depois de realçarmos as teorias mais relevantes da movimentação dos preços, os problemas existentes nos mercados financeiros e as limitações da AT, torna-se agora indispensável analisar outros estudos que visam testar a rentabilidade da AT em oposição a uma estratégia de BaH. Estes estudos procuram encontrar pontos ótimos de entrada no mercado com base em modelos de AT, na tentativa de gerar rentabilidades acima de uma



estratégia de BaH, no horizonte temporal estudado. Para a formação dos modelos de negociação, os estudos recorrem a regras de negociação (*trading*) auxiliadas pelos indicadores técnicos. Portanto este ponto passa por mostrar os estudos relevantes em relação à rentabilidade da AT, estratégias de negociação que vão de encontro à nossa metodologia, algumas teorias complementares e por último, rentabilidades inferiores apresentadas pela AT.

A lucratividade da AT não é só realçada nos mercados acionistas, mas também noutros mercados. Segundo Irwin e Park (2007), os quais conduziram uma revisão que incluiu 92 estudos académicos sobre a rentabilidade da AT após 1986 até 2004, 56 dos artigos chegaram a conclusões em que o uso AT proporciona uma rentabilidade superior em relação a uma estratégia de BaH. Ainda assim, os autores notaram que 24 estudos chegaram a conclusões negativas sobre a lucratividade da AT em comparação com uma estratégia de BaH. Este estudo reveste-se de especial importância, já que é um dos melhores exemplos de compilação alargada para comparar as rentabilidades da AT com uma estratégia de BaH. Portanto, existem evidências que apontam no sentido da AT poder ser um instrumento útil para analisar os mercados. Contudo, as limitações metodológicas (nomeadamente a nível da qualidade, obtenção de amostras enviesadas, a não inclusão dos custos de transação, problemas de data *snooping* e uma seleção *ex-post*) poderão condicionar a validade das conclusões (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016).

Brock, Lakonishok, e Lebaron (1992) desenvolveram outra análise onde concluíram que os primeiros estudos referentes à AT foram inúteis e obtiveram resultados precipitados. Na sua análise, utilizam indicadores técnicos como médias móveis de vários períodos e negociação em *breakout* (indicadores alternativos aos utilizados neste trabalho) para posições no mercado de dez dias no índice bolsista dos EUA (DJIA) desde 1897 até 1986. As suas conclusões referem que a volatilidade do mercado é bastante superior em alturas de *Bear Market* (situação onde a tendência de mercado é decrescente alcançando mínimos inferiores e máximos inferiores) do que em períodos de *Bull Market* (situação onde a tendência de mercado é crescente atingindo máximos superiores e mínimos superiores). Portanto, as rentabilidades geradas pela AT podem ser superiores quando o mercado se encontra em tendência baixista (*Bear Market*). Os seus resultados demonstraram lucros significativos para as regras aplicadas para ambas as tendências. Tal como os autores, utilizámos a mesma escala temporal (dez dias de negociação) que nos permite a comparação dos resultados com a literatura mais relevante na área. Por último, os investigadores referem que as taxas de

corretagem deverão ser sempre consideradas nas técnicas de negociação, o qual tivemos em consideração.

No caso de Chong *et al.* (2014) encontraram resultados positivos recorrendo à AT em comparação com uma estratégia de BaH. Os autores usam os indicadores técnicos: RSI (*Relative Strength Index*) e MACD (*Moving Average Convergence Divergence*), que são os utilizados no nosso estudo. Estes indicadores são o ponto de partida para criar as regras de negociação (*trading*). Os indicadores técnicos informam-nos sobre a variação do preço em função da qual é possível aproveitar oportunidades de entrada no mercado, antecipando as futuras movimentações do preço dos ativos. As circunstâncias em que se utilizam os indicadores definem as regras de negociação. Os autores afirmam que os mercados de Itália (MCGI), Canada (TSX), EUA (DJIA), respeitam as suas regras de negociação porque os seus modelos alcançaram rentabilidades superiores aos índices, tendo em conta os custos de transação. Já no caso do índice do Japão (NIKKEI225), os seus resultados apresentam rentabilidades inferiores em relação a uma estratégia de BaH, no qual concluíram que o mercado segue uma teoria de RW.

Outro estudo relacionado (Chong & Ng, 2008), baseou-se em dados de 60 anos para o índice do Reino Unido (FT30), encontrando uma rentabilidade acima do *benchmark*<sup>2</sup> não incluindo os custos de transação. O estudo usa novamente o RSI e o MACD que geraram anualmente rentabilidades superiores em 4.48% e 5.75%, respetivamente. Os autores encontram que as rentabilidades provenientes dos modelos diferem no sinal na abertura da posição, uma vez que resultados obtidos por posições de compra e posições de *short-selling* distinguem-se entre indicadores. No caso do RSI, a rentabilidade gerada é bastante superior em períodos de *Bull Market* (0.779% comparado com 0.127% em *Bear Market*). Para o MACD, a rentabilidade é superior em *Bear Market*, alcançando um valor de 1.375% para posições de *short-selling*, superior ao valor das posições de compra (0.679%). Consideraram-se estes aspetos no desenvolvimento da dissertação para se entender a eficácia dos nossos modelos. Estas conclusões são também congruentes com o estudo de Mohd Nor e Wickremasinghe (2014), que aplicaram a mesma metodologia ao índice bolsista da Austrália (XAO), onde concluem que os investidores devem recorrer à AT em situações que o mercado tem uma eficiência fraca.

---

<sup>2</sup> Nesta dissertação, o termo “*benchmark*” identifica-se com o próprio índice, visto que a rentabilidade obtida é sempre comparada com uma estratégia de BaH para o índice. No nosso caso em particular será o STOXXEUROPE50.

Chandrashekar (2005) focou-se em perceber o impacto da capitalização bolsista nas rentabilidades geradas pelos modelos regidos pela AT. Usando uma média móvel diária (DMA) nos índices americanos (NASDAQ e NYSE) entre 1963 a 2002, o autor chegou à conclusão que empresas mais pequenas (compreendidas até ao percentil 10) e menos acompanhadas pelos investidores (que têm menos informação disponível) retornam resultados médios superiores ao recorrer à AT. Neste caso, a rentabilidade média obtida foi de 1.7% por mês comparativamente a uma estratégia de BaH para empresas com menor capitalização bolsista, tendo em conta os custos de transação. Já para empresas com elevada capitalização bolsista, os resultados não foram significativos.

Há claramente comportamentos no mercado que não são racionais. Garzarelli, Cristelli, Pompa, Zaccaria e Pietronero (2014) analisaram os movimentos do preço para 9 ações do FT30, com uma escala temporal em segundos. Basearam-se num padrão técnico de suportes e resistências que, de um modo geral, são valores históricos (como, por exemplo, anteriores mínimos e máximos) que condicionam o comportamento da movimentação do preço e podem funcionar como limites de referência. Normalmente, quando o preço se aproxima desses valores, reage de forma contrária à tendência, como se de uma “barreira” se tratasse. Os autores sugerem que, nestes casos, o mercado reage instantaneamente, como se “tivesse memória”. Não existe uma razão fundamental que justifique estes movimentos, mas manifestam-se porque a conduta dos investidores depende da sua expectativa pela repetição. Assim, este comportamento da movimentação do preço, depende da ação de cada investidor ser coordenada com a dos restantes. Os autores interpretam estas reações do mercado como *self-fulfilling prophecy*, isto sugere que quando a maioria dos investidores respeita os mesmos padrões, o mercado pode ter uma certa previsibilidade. O mesmo poderá acontecer na escolha dos parâmetros dos indicadores técnicos utilizados pelos investidores para tomarem as suas decisões.

Por outro lado, há vários estudos que encontraram rentabilidades negativas para a AT, quando comparada com uma estratégia de BaH. Van Horne e Parker (1967) testaram um sistema de médias móveis com vários períodos para o NYSE, entre 1960-1966, chegando à conclusão de que a AT não consegue gerar lucros superiores aos conseguidos através de uma estratégia de BaH. Outros investigadores avaliaram a teoria de RW, com a utilização de médias móveis para o NYSE, entre 1926-1966. O seu estudo permitiu concluir que a AT sujeita os investidores a um maior nível de risco e não assegura lucros superiores em relação

a uma estratégia de BaH, quando os custos de transação são considerados (Jensen & Benington, 1970).

Por último, a comparação entre a rentabilidade utilizando a AT e uma estratégia de BaH para negociar as ações que compõe o índice, não é algo frequente de se observar na literatura. Marshall, Young e Qian (2009) estudaram o efeito de determinadas características das ações, como a capitalização bolsista, o volume, o setor da indústria e os resultados económicos, aplicando regras de negociação para os índices NYSE e NASDAQ, de 1990 a 2004. Os indicadores utilizados para criar as regras de negociação foram as médias móveis e negociação por *breakout*. A amostra final continha 1065 ações, 866 cotadas na NYSE e 199 na NASDAQ. Os resultados foram executados assumindo investimentos aos preços de fecho no dia do sinal e na abertura do dia seguinte (tais parâmetros foram utilizados na nossa investigação). O estudo concluiu que o número de empresas com rentabilidades estatisticamente significativas é pequeno para todas as regras de negociação em todos os períodos nos dois mercados. As regras de negociação retornaram, em média, resultados com rentabilidades superiores a 2.8% para ações do NYSE e 3% para ações do NASDAQ. Após essa primeira conclusão, os autores estudam em maior detalhe as ações que se revelaram mais rentáveis, com enfoque para a capitalização bolsista e o volume. Os resultados, para todas as regras de negociação, indicam que ações de menor capitalização bolsista e menor volume têm maior probabilidade de gerar rentabilidades positivas estatisticamente significativas do que ações de maior tamanho e maior volume. A análise por setor de indústria mostrou que o número de ações significativamente positivas foi distribuído aleatoriamente pelos diferentes setores, não existindo um vínculo entre o setor de uma empresa e a sua rentabilidade da AT. Por fim, os autores testaram as ações que se revelaram rentáveis em termos de resultados económicos, concluindo que, mesmo após os custos de transação, as regras de negociação geram uma rentabilidade superior a uma estratégia de BaH, sendo que quanto maior for o período de negociação maior pode ser a rentabilidade.

Em suma, vários estudos comprovam que a rentabilidade gerada a partir da AT pode ser superior a uma estratégia de BaH. Os mercados tornam-se mais voláteis e ineficientes em períodos de *Bear Market*, sendo que a AT pode maximizar os seus lucros nestes momentos mais atípicos do mercado. Existem indicadores técnicos que parecem comprovar maior rentabilidade quando usados para posições de compra e outros para posições de *short-selling*. O facto de os índices mencionados anteriormente serem bastante diferentes entre si demonstra que a variação na cotação pode ser influenciada pelas características das ações

subjacentes, como também o potencial da AT para operar em diferentes ativos. Note-se que os horizontes temporais definidos para o estudo, o índice acionista escolhido e a inclusão dos custos de transação, têm impacto direto na rentabilidade da AT. Contudo, há autores que sugerem que a AT não é eficaz para prever o comportamento dos mercados, isso motivamos a tentar perceber se o facto da maioria dos investidores respeitarem as mesmas regras de negociação pode resultar numa técnica lucrativa de investimento.

Deste modo, o nosso estudo comporta-se de forma semelhante a alguns apresentados anteriormente (Chong & Ng, 2008; Chong *et al.* 2014; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014), pois recorreremos aos indicadores técnicos RSI e MACD para criar as regras de *trading* e construir os nossos modelos de negociação, por forma a compararmos a rentabilidade das nossas estratégias com a rentabilidade de uma estratégia de BaH. Assim, a escolha destes indicadores para a formação dos nossos modelos, resulta da popularidade dos mesmos entre os investidores e investigadores, o que nos permite comparar facilmente os resultados e testar o efeito da *self-fulfilling prophecy*. O índice escolhido foi o STOXXEUROPE50 (*Stoxx50*) que será apresentado em detalhe no capítulo 3. Note-se que até à data da escrita deste documento, não encontramos qualquer publicação sustentada neste índice. Além disso, as suas altas capitalizações bolsistas, os seus níveis superiores de volume, um *free-float*<sup>3</sup> alargado e uma abastada informação disponível foram fortes razões para a sua seleção. A nossa comparação de rentabilidade está dividida em várias componentes, nomeadamente: em primeiro, apresentamos o somatório da rentabilidade média dos modelos aplicados a cada ação constituinte da amostra, comparando as rentabilidades entre a AT e a BaH para cada uma das ações. Em segundo lugar, comparamos as rentabilidades entre a AT sobre cada ação com a performance da estratégia BaH aplicada ao *benchmark* (*Stoxx50*). Por último, aplicaremos os modelos ao índice, executando posições diretamente sobre o *Exchange Traded Fund* (ETF) do *Stoxx50* e, assim, permite-nos comparar a AT com uma estratégia de BaH para o *Stoxx50*. Por isso considerámos que, no contexto da literatura disponível, este trabalho apresenta-se como uma alternativa relevante para o estudo de comparação da rentabilidade da AT com uma estratégia de BaH. Na escolha do horizonte temporal deste trabalho, compreendido entre 2016 e 2019, reconheceu-se como particularmente interessante assegurar a sua atualidade, na medida em que compreende vários acontecimentos relevantes

---

<sup>3</sup> O *free-float* representa a quantidade de ações que estão disponíveis para negociação, pois uma parte pode estar sob a posse de Governos, Instituições Financeiras, Trabalhadores, etc. que não têm intenção de negociar as ações no mercado.

para os mercados financeiros, tais como: a eleição de Donald Trump para presidente dos EUA, uma política monetária permanente por parte do Banco Central Europeu (BCE) com recurso à compra de ativos, as constantes descidas nas taxas de juro a nível mundial e a saída do Reino Unido da União Europeia (Brexit). Fatores como estes aumentam a volatilidade nos mercados financeiros, o que pode promover a eficácia da AT, tal como refere a literatura (Brock *et al.*, 1992). Por último, o tempo de negociação para as entradas e saídas no mercado também é algo relevante e debatido na literatura, pelo que decidimos escolher negociações de dez dias em conformidade com os autores (Chong & Ng, 2008; Marshall *et al.* 2009).

### 3. Dados e Metodologia

#### 3.1. STOXXEUROPE50

O índice STOXXEUROPE50 (*Stoxx50*), caso de estudo deste trabalho, trata-se de um índice bolsista composto pelas 50 maiores empresas em termos de capitalização bolsista, representando os líderes dos setores mais importantes na Europa. Este índice é selecionado a partir do índice STOXXEUROPE 600 Index, e foi criado no dia 31 de dezembro de 1991. Este índice é calculado da seguinte forma (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016):

$$Stoxx50_t = \frac{\sum P_t Q_t}{\sum P_b Q_b} \times \text{Valor inicial do Índice} \quad (1)$$

Onde:

$Stoxx50_t$  = Capitalização bolsista ponderada do índice no dia t

$P_t$  = Preço de fecho das ações no dia t;

$Q_t$  = Número de ações disponíveis em circulação no final do dia t;

$P_b$  = Preço de abertura das ações no dia t;

$Q_b$  = Número de ações disponíveis em circulação no início do dia t;

Note-se que o peso de cada ação na cotação do índice não é igual para cada uma das ações, pois a capitalização bolsista e o *free-float* por ação influenciam a cotação do mesmo. O facto de a cotação ser calculada desta maneira tem implicações nos nossos resultados, uma vez que podemos ter elevadas rentabilidades em certas ações, mas que por terem um *free-float* mais pequeno ou uma capitalização bolsista inferior resultam num menor impacto para a cotação do índice, e vice-versa.

O Índice foi criado e comercializado pelo *Deutsche Börse Group* através de um ETF. As empresas encontram-se espalhadas por vários países, tais como: Suíça, Holanda, França, Alemanha, Reino Unido, Dinamarca, Espanha, Bélgica e Itália. Os setores de atividade das mesmas são: Alimentação e Bebidas, Cuidados de Saúde, Bancos, Tecnologia, Bens de consumo, Químicos, Combustíveis, Seguros, Bens industriais, Energia, Tabaco, Exploração

Mineira, Construção Civil, Media, Telecomunicações e Indústria Automóvel (STOXX, 2020). A lista das empresas pode ser consultada no Anexo B.

### **3.2. Representação da Base de Dados**

A nossa base de dados é constituída pelo preço de fecho diário das empresas integrantes do índice bolsista STOXXEUROPE50 e a própria cotação do índice no período de 1 de janeiro de 2016 a 31 de dezembro de 2019, um total de quatro anos de negociação. Como foi descrito no ponto (3.1), o índice representa as 50 empresas com maior relevância nos índices bolsistas europeus. No entanto, o tempo definido para o nosso estudo obrigamos a excluir todas as empresas que tenham entrado ou saído depois de 1 de janeiro de 2016, restando apenas 40 empresas (como é sintetizado no Anexo A a partir da tabela de entradas e saídas dos constituintes do índice *Stoxx50* no período de 2016 a 2019). Posteriormente, a nossa base de dados é constituída pelos valores diários dos indicadores RSI e MACD referentes às empresas estudadas e ao *Stoxx50*. Toda a base de dados é proveniente da *Thomson Reuters Datastream*. A lista de empresas consideradas para o nosso estudo encontra-se no Anexo B e estão ordenadas por ordem alfabética:

Das 40 empresas constituídas no Anexo B, nenhuma outra foi excluída. Contudo, o número de observações para cada empresa pode diferir em função do país em que se encontram, uma vez que os dias de negociação não são iguais para todas as empresas. Note-se que as bolsas europeias não têm o mesmo dia de abertura, têm feriados diferentes e não encerram no mesmo dia. Portanto é necessário excluir da amostra as observações em que o preço fica inalterado derivado a esses fatores. Porém, estes ajustes na amostra não influenciam os nossos resultados.

### **3.3. Indicadores Técnicos**

Como foi mencionado ao longo desta dissertação, o nosso estudo baseia-se nos indicadores técnicos RSI e MACD. Estes indicadores permitiram-nos conceber regras de *trading* para vários modelos de negociação. Assim, com base nos indicadores saberemos quando entrar no mercado, criando os nossos sinais de compra e de *short-selling*. Apesar de serem indicadores muito utilizados desde a década de 80, ainda hoje são ferramentas de



análise úteis para os investidores. No entanto, a seu estudo no meio académico é ainda limitado (Chong *et al.*, 2014; Wilder, 1978). Além disto, a combinação de ambos os indicadores num modelo único é uma novidade (modelo C).

- **RSI (*Relative Strength Index*)**

O RSI é um dos indicadores técnicos mais utilizados em todo mundo. O indicador calcula um valor em índice (de 0 a 100) que serve para medir a força do preço, ou seja, relaciona a média da variação do preço nos dias em que o mercado fechou positivo com a média da variação do preço nos dias em que o mercado fechou negativo, ao longo de um período determinado (no nosso caso, corresponde a uma escala temporal diária e um período de 14, ou seja, 14 dias). A fórmula que permite o seu cálculo é dada pela equação (7).

Um valor de 100 para este indicador implica que o preço está em valorização contínua, o que significaria a situação hipotética da oferta ser quase inexistente, enquanto que um valor de 0 significa o contrário, uma desvalorização contínua, onde não haveria compradores no mercado. Assim, surgiram os valores críticos para este indicador, nomeadamente, um valor acima de 70, que significa estarmos perante um mercado em sobrecompra, e valores abaixo de 30, que demonstram um mercado em sobrevenda. A literatura refere a correspondência entre o valor do indicador e os seus pontos críticos pode indicar uma inversão de tendência (Wilder, 1978). A este método dá-se o nome de *touch* e utiliza-se na identificação dos valores críticos, por forma a operar no mercado quando este se encontra em sobrecompra ou sobrevenda, como pode ser observado na Figura 3 (Wong, Manzur, & Chew, 2003). Para o nosso estudo, o objetivo da utilização deste indicador foi conseguir antecipar uma mudança na direção da tendência do ativo (*counter-trend indicator*) e, assim, originar sinais de entrada no mercado para aproveitar as valorizações/desvalorizações futuras do preço. Porém, a variação do preço pode ser interpretada de inúmeras formas pelo investidor, quando opta por outros métodos para se servir do RSI. Normalmente, este indicador funciona melhor quando o mercado não tem uma tendência definida e, por isso, não se recorreu o RSI enquanto indicador da tendência (Wilder, 1978).

Torna-se agora relevante explicar os parâmetros do indicador: a escala temporal e o período. No nosso caso particular iremos usar uma escala temporal diária, o que significa que o indicador apenas se baseia no preço de fecho de cada dia. O período usado será de 14

(valor *standard*), o que significa que o seu cálculo é baseado na deslocação do preço dos últimos 14 dias. Para períodos superiores, o indicador atinge os valores críticos com uma menor frequência, o que possibilita encontrar melhores pontos de entrada para as posições no mercado. Se o período for reduzido, o indicador alcança mais facilmente os valores críticos, mas é mais sensível à movimentação do preço, podendo gerar sinais de entrada influenciados por *noise trading*. A escolha de um período *standard* está relacionada com a coordenação com a maioria dos investidores na tentativa de garantir uma melhor performance do indicador (Garzarelli *et al.*, 2014) e para facilitar a comparação dos nossos resultados com outras investigações.

Para o cálculo do  $RSI_{t,p}$ , dado a escala temporal  $t$  e um período  $p$ , usando a cotação de fecho  $C_i$ , referente à observação  $i$ , com a cotação máxima do dia,  $U_i$ , e a mínima cotação do dia  $D_i$ , para cada observação  $i$  do período selecionado. O valor expresso será um índice entre o 0 e 100. O seu cálculo começa por definir o índice  $I_{t,p} = \{i : t - p \leq i \leq t\}$  seguido pela definição do preço mais alto e pelo preço mais baixo, tal como:

$$U_i = \begin{cases} C_i - C_{i-1} & \text{se } C_i > C_{i-1} \\ 0 & \text{outro valor} \end{cases} \quad (2)$$

$$D_i = \begin{cases} C_{i-1} - C_i & \text{se } C_{i-1} > C_i \\ 0 & \text{outro valor} \end{cases} \quad (3)$$

Para qualquer  $i \in I_{t,p}$ . A próxima fase é definir:

$$\overline{U_{t,p}} = \text{Média do } U_i, i \in I_{t,p} \quad (4)$$

$$\overline{D_{t,p}} = \text{Média do } D_i, i \in I_{t,p} \quad (5)$$

E assim conseguimos determinar a Força Relativa ( $RS_{t,p}$ ) por:

$$RS_{t,p} = \frac{\overline{U_{t,p}}}{\overline{D_{t,p}}} \quad (6)$$

A fórmula que permite o cálculo do  $RSI_{t,p}$  em índice apresenta-se na seguinte equação:

$$RSI_{t,p} = 100 - \frac{100}{1 + RS_{t,p}} \quad (7)$$



Figura 3 - Representação gráfica da ação da Unilever, incluindo o indicador RSI, a roxo, e os pontos “touch” assinalados a amarelo, segundo os parâmetros  $t$  (dia) e  $p$  (14). Fonte: Thomson Reuters DataStream.

- **MACD (*Moving Average Convergence Divergence*)**

Tal como RSI, o MACD é um dos indicadores mais populares usados pelos investidores, que o consideram como indicador de tendência. Este indicador é construído com base em 2 médias móveis exponenciais (EMA – *exponential moving average*), uma mais longa e uma mais curta. O comprimento das EMAs refere-se ao período analisado e quanto menor for o comprimento de determinada EMA, maior será a sua sensibilidade à variação do preço (e vice-versa). O cálculo do MACD é feito a partir da diferença entre as duas EMAs (à curta subtrai-se a longa), resultando numa nova EMA: a *MACD line* representada pela equação (9), que gera valores que oscilam entre positivos e negativos. A *Signal line* representada pela equação (10) é uma EMA auxiliar com que a *MACD line* se compara, tratando-se de uma necessariamente mais curta, como mostra a Figura 4 (Appel, 2005).

As 3 EMAs partilham a escala temporal (diária), mas distinguem-se pelo período que se identifica com o comprimento de cada uma. Tradicionalmente, os períodos utilizados são uma EMA de 12 períodos e uma de 26 que servem de cálculo para a *MACD line*, e uma de 9

períodos que serve para a *Signal line*. Estes períodos são os utilizados nesta dissertação para, tal como no outro indicador, tentar assegurar o melhor desempenho do MACD, como também para compararmos os nossos resultados com os estudos empíricos. Repetidamente, os períodos podem ser ajustados conforme a análise do investidor e a volatilidade do mercado.

Para um valor positivo na *MACD line*, o preço médio dos últimos 12 períodos supera o preço médio dos últimos 26 períodos. O contrário pode ser dito no caso de a diferença ser negativa. A interpretação pode ser feita da seguinte forma: quando a *MACD line* está acima linha da *Signal line*, a tendência é positiva e para o contrário a tendência é negativa. Nos nossos modelos de negociação, o cruzamento entre a *MACD line* e a *Signal line* gera um sinal de entrada. Se o valor da *MACD line* é superior ao valor da *Signal line*, quando ocorre o cruzamento entre as linhas, o sinal é de compra. Quando o valor da *MACD line* é inferior ao da *Signal line* no seu cruzamento, então corresponde a um sinal de *short-selling* (Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014).

O cálculo do MACD é dado por:

Onde a  $EMA_t$  é a média móvel exponencial no tempo  $t$ . O  $k$ , o  $d$  e o  $s$  são os respetivos comprimentos da *EMA*, o  $C_t$  é o valor da cotação de fecho da ação no tempo  $t$ . O  $n$  será igual ao número de observações definidas pela *EMA*, que neste caso será igual ao período definido  $(k, d, s)$ .

O cálculo matemático das médias móveis exponenciais é dado por:

$$EMA_t = \left[ \frac{2}{n} \times (C_t - EMA_{t-1}) \right] + EMA_{t-1} \quad (8)$$

$$MACD\ line_{k,d} = \sum_{i=1}^n (EMA_k - EMA_d) \quad (9)$$

$$Signal\ line = EMA_s \quad (10)$$

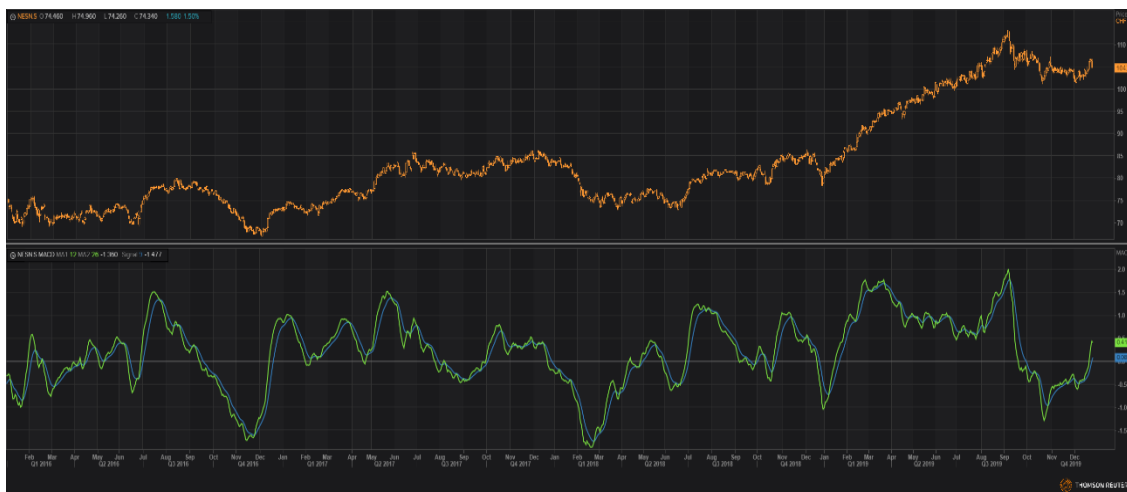


Figura 4 - Representação gráfica da ação da Nestlé, incluindo o indicador MACD. A linha verde representa a MACD line e a linha azul representa a Signal Line, segundo os parâmetros:  $k=12$ ,  $d=26$ ,  $s=9$ . Fonte: Thomson Reuters DataStream.

### 3.4. Modelos e Regras de *Trading*

Como foi explicado ao longo da dissertação, o objetivo é criar modelos de negociação usando os indicadores RSI e MACD respeitando regras de *trading* para compararmos as suas rentabilidades com uma estratégia de BaH. Foram definidos três modelos. Nos modelos A e B, os indicadores são usados de forma individual, respeitando algumas regras de *trading*. O modelo C, que é da nossa autoria foi construído a partir da combinação dos dois primeiros modelos, com o objetivo de perceber se, quando usados em simultâneo, se adequam de melhor forma à compreensão do movimento do preço. Então, podemos definir os modelos da seguinte forma:

- No modelo A, o indicador utilizado será o RSI. Iremos utilizar as regras *standard*, RSI (14,30,70). Isto significa que iremos usar um RSI calculado com base no fecho dos últimos 14 dias. Para valores de fecho no RSI iguais ou inferiores a 30, será dado como um sinal de ordem de compra (*buy signal*) ao mercado, na abertura da sessão de negociação seguinte. Para valores de fecho no RSI iguais ou superiores a 70, será dado como um sinal de ordem de *short-selling* (*sell signal*) ao mercado na abertura da sessão de negociação seguinte. No momento que a ordem é executada, a mesma vai permanecer no mercado por 10 dias de negociação. Durante o período de negociação, iremos ignorar todos os sinais gerados pelos indicadores em momentos posteriores. No final dos 10 dias de negociação a posição será encerrada ao preço

de abertura do mercado do dia seguinte, independentemente do seu preço (Brock *et al.*, 1992).

- No modelo B iremos utilizar o indicador MACD para as regras *standard MACD* (12,26,9). Então iremos utilizar uma EMA de 12 períodos e uma EMA de 26 períodos para calcular a *MACD line* e usaremos uma EMA de 9 períodos para calcular a *Signal Line*. Sempre que ocorre um cruzamento entre a *MACD line* e a *Signal line*, gera-se um sinal de entrada. Se o valor da *MACD line* é superior ao valor da *Signal line* então o sinal é de compra. Assim, é executada uma ordem de compra ao preço da abertura da sessão bolsista seguinte. Se o valor da *MACD line* é inferior ao valor da *Signal line*, executa-se uma ordem de *short-selling* ao preço da abertura, no início da sessão de negociação seguinte. No momento que a ordem é executada, a mesma vai permanecer no mercado por um período de 10 dias de negociação. Durante o período de negociação, iremos ignorar todos os sinais gerados pelos indicadores em momentos posteriores. No final dos 10 dias de negociação a posição será encerrada ao preço de abertura do mercado do dia seguinte, independentemente do seu preço (Brock *et al.*, 1992).
- No modelo C, o objetivo é usar ambos os modelos anteriores combinados em simultâneo. Deste modo, um *buy signal* resulta de um valor do RSI igual ou inferior a 30 e de um valor da *MACD line* superior à *signal line*. No caso contrário, um *sell signal* resulta de um valor do RSI igual ou superior a 70 e de um valor da *MACD line* inferior ao valor da *signal line*. Neste modelo, não é necessário o cruzamento entre a *MACD line* e a *signal line*. No momento que a ordem é executada, a mesma vai permanecer no mercado por 10 dias de negociação. Durante o período de negociação, iremos ignorar todos os sinais gerados pelos indicadores em momentos posteriores. No final dos 10 dias de negociação a posição será encerrada ao preço de abertura do mercado do dia seguinte independentemente do seu resultado.

Representação matemática dos modelos:

**Modelo A** ( $t$ : dias ;  $p$ : 14) :

$$\begin{cases} RSI_{t,p} \geq 70, \text{sell signal} \\ RSI_{t,p} \leq 30, \text{buy signal} \end{cases} \quad (11)$$

**Modelo B** ( $k$ : 12;  $d$ : 26;  $s$ : 9) :

$$\begin{cases} MACD Line_{k,d} < Signal Line_s, \text{sell signal} \\ MACD Line_{k,d} > Signal Line_s, \text{buy signal} \end{cases} \vee MACD Line_{k,d} \cap Signal Line_s \quad (12)$$

**Modelo C** ( $t$ : dias ;  $p$ : 14 ;  $k$ : 12 ;  $d$ : 26 ;  $s$ : 9)

$$\begin{cases} RSI_{t,p} \geq 70 \wedge MACD Line_{k,d} > Signal Line_s, \text{sell signal} \\ RSI_{t,p} \leq 30 \wedge MACD Line_{k,d} < Signal Line_s, \text{buy signal} \end{cases} \quad (13)$$

### 3.5. Cálculo dos resultados (Programação) e dimensões da análise

Depois de apresentarmos a base de dados, os modelos de *trading*, os indicadores técnicos e as regras para operar no mercado, pretendemos agora mostrar como calcular as rentabilidades dos nossos modelos, para, de seguida, compará-los com uma estratégia de BaH.

Criámos um programa original, com recurso à programação em *Python (Spyder Anaconda3)*, que procede a uma leitura de todos os dados históricos do preço e dos indicadores em relação às ações do *Stoxx50* e do próprio índice *Stoxx50*, durante o nosso horizonte temporal definido (fornecidos pela *Thomson Reuters DataStream*). De seguida, aplicamos os nossos modelos de *trading* usando as regras apresentadas no ponto (3.4), simulando as posições no mercado. Depois de executar os nossos modelos, o *software* procede

à compilação dos resultados de todas as posições executadas, por forma a determinar as suas rentabilidades (calculadas a partir da equação (14)). O código de programação pode ser consultado no Anexo D. O programa fornece-nos, detalhadamente, todas as posições executadas em relação ao preço de entrada e saída no mercado, determinando-se o número exato de posições colocadas, a rentabilidade das posições de compra, a rentabilidade das posições de *short-selling*, a frequência relativa das posições que terminaram com rentabilidades positivas e as rentabilidades dos modelos.

Cálculo da rentabilidade em percentagem:

$$\frac{P_2 - P_1}{P_1} \times 100 \quad (14)$$

$P_2$  = Preço final, no encerramento da posição

$P_1$  = Preço inicial, na abertura da posição

Para chegarmos aos resultados dos nossos modelos, o programa executa, numa primeira fase, o somatório de todas as posições que foram realizadas no mercado a partir dos nossos *buy signal* e dos *sell signal*. De seguida, é calculada a média de todos os somatórios das rentabilidades das posições, o que permite determinar a rentabilidade média dos nossos modelos. Este cálculo divide-se de duas maneiras: na primeira, a rentabilidade dos nossos modelos é calculada operando diretamente as ações que compõe o índice, na segunda, calculamos a rentabilidade dos nossos modelos operando diretamente índice sob a forma de ETF. Posteriormente iremos proceder ao mesmo cálculo, mas neste caso com a inclusão dos custos de transação. Por fim, procederemos à comparação das rentabilidades com uma estratégia de BaH.



## 4. Resultados

### 4.1. Assunções do Investidor

Tal como para definir os nossos modelos tivemos que recorrer a regras de *trading*, aqui também é necessário especificar o tipo de investidor que irá assumir os modelos. Assim, definimos as suas assunções para podermos mostrar o nosso estudo de forma empírica.

- a) O nosso tipo de investidor é amante do risco, como tal recorre a posições de *short-selling*. Desta forma, o investidor compra as ações quando o modelo produz um *buy signal* e recorre a *short-selling* quando o modelo produz um *sell signal*.
- b) O nosso investidor não é *daytrader*, ou seja, permanece no mercado por mais do que um dia de negociação. Tal como foi descrito no ponto (3.4), no momento que é produzido um sinal, o nosso investidor irá abrir uma posição na abertura do mercado do dia seguinte e permanecerá com a posição aberta por 10 dias. Decorridos os 10 dias, o nosso investidor irá liquidar a posição ao preço de abertura do mercado do dia seguinte.
- c) Quando é colocada uma posição no mercado, para uma ação específica ou para o índice, não será possível abrir uma outra posição no mesmo ativo, enquanto não tenha decorrido o tempo definido de liquidação da posição. Portanto, todos os sinais posteriores serão ignorados.
- d) As cotações dos preços das ações não são fornecidas por corretoras, mas sim pela base de dados da *Thompson Reuters Datastream*.
- e) A comparação dos nossos modelos é com uma estratégia de BaH. Nesta estratégia (BaH), assumimos que o investidor faz uma compra (*buy*), para cada ação ou índice ao preço de abertura do mercado no primeiro dia da nossa amostra, e a venda da posição (*sell*) acontece ao preço de fecho do último dia da nossa amostra. Durante este tempo de aproximadamente 4 anos não haverá qualquer alteração no portfolio, tirando o facto do preço das ações ou do índice flutuar naturalmente com o mercado.
- f) Decorridos os 4 anos, o nosso investidor não poderá deter qualquer posição no mercado, sendo obrigado a liquidar todas as suas posições.

- g) O nosso investidor não tem definidos modelos de risco. Assim, não existem ordens pendentes de máximo de perdas (*stop-loss*) ou máximo de ganhos (*take-profit*), respeitando os sinais gerados pelo programa e as regras de negociação de cada modelo.
- h) O nosso estudo tem em consideração os custos de transação, tal como foi mencionado anteriormente, pois os mesmos têm impacto na rentabilidade das nossas estratégias. Para sabermos os custos de corretagem, utilizámos as principais corretoras e bancos certificados pela CMVM que operam em Portugal. Assumimos que cada posição no mercado terá um valor aproximado de 10.000€. Os preços foram calculados para o montante do investimento a realizar e encontram-se no Anexo C. Neste caso, usámos um custo de transação de 0,12% para cada posição colocada no mercado, sendo esse o mais reduzido.
- i) No caso de não se cumprirem as suposições mencionadas anteriormente, o modelo fica incapacitado de operar, como acontece nos últimos dias do nosso horizonte temporal, por não incorporar os 10 dias de negociação mínimos.

## 4.2. Estatística Descritiva *Stoxx50*

Neste ponto, pretendemos mostrar as estatísticas descritivas relevantes para o nosso estudo. Em primeiro lugar, descrevemos na Tabela 1 as características do preço de fecho do *Stoxx50* desde o dia 1 de janeiro de 2016 até 31 dezembro de 2019. Em segundo lugar descrevemos na Tabela 2 as variações em percentagem do preço de fecho do *Stoxx50* durante o nosso horizonte temporal.

*Tabela 1 - Tabela descritiva das cotações diárias do Stoxx50 2016-2019*

Cotações do <i>Stoxx50</i> 2016-2019	
Nº dias	1025
Início (Open)	3091.11
Fim (Close)	3403.03
Max	3447.4
Min	2556.96
Média	3038.6
Desvio-Padrão	159.82

A amostra totalizou 1025 observações (Nº dias), representando os 4 anos de negociação da análise. No início do estudo, o índice cotava a 3091.11 e finalizou a cotar nos 3403.03, resultando numa variação positiva de 311.92 (10.09%). O valor mais alto registado durante o horizonte temporal foi de 3447.4 e o valor mais baixo a que o índice esteve a cotar foi os 2556.96. A cotação média foi de 3038.6, demonstrando que durante o nosso horizonte temporal, o índice esteve bastante tempo a cotar abaixo do seu preço inicial. O desvio-padrão foi de 159.82.

*Tabela 2 - Variações da cotação do Stoxx50 2016-2019*

Variações do Preço do Stoxx50 2016-2019	
Max	11.53%
Min	-17.28%
Varição Relativa	10.09%
Média	0.00984%
Desvio Padrão	0.7579%

Durante o decorrer dos 4 anos, a cotação do índice foi variando, atingindo um máximo de 11.53% acima do seu ponto inicial e um mínimo de 17.28% abaixo do seu ponto inicial, finalizando 10.09% mais valioso. Note-se que este último valor representa o resultado da estratégia de BaH ao Stoxx50. A rentabilidade média diária atingiu um valor aproximado de 0.01% e o desvio-padrão foi de aproximadamente 0.76%.

### 4.3. Resultados dos modelos

Depois de termos olhado para as variações no preço do índice que caracteriza a amostra como uma estratégia de BaH ao Stoxx50, apresentamos os resultados da aplicação dos modelos de negociação em estudo. Em primeiro, apresentamos o somatório da rentabilidade média dos modelos aplicados a cada ação constituinte da amostra, nomeadamente a comparação entre a AT e uma estratégia de BaH para cada uma das 40 ações. Em segundo, aplicamos novamente os modelos de negociação para cada uma das ações separadamente com o objetivo de compararmos a rentabilidade da AT versus uma estratégia de BaH para o Stoxx50 (assume que compra o Índice no início da amostra e vende no fim da amostra), por forma a ter um termo de comparação com o próprio *benchmark*. Por último, aplicaremos os modelos ao índice Stoxx50, executando compras e vendas

diretamente sobre o ETF do índice<sup>4</sup> e assim comparando a AT com uma estratégia de BaH para o *Stoxx50*. Os custos de corretagem serão considerados no ponto (4.4).

- **Análise Técnica versus Buy-and-Hold por ação**

Na seguinte Tabela 3 podem ser observados os resultados médios dos 3 modelos não incluindo os custos de transação:

Tabela 3 - Resultados dos modelos para as ações do *Stoxx50*

Modelos	N(Buy) <sup>1</sup>	N(Sell) <sup>1</sup>	Buy <sup>2</sup>	Sell <sup>2</sup>	Buy>0 <sup>3</sup>	Sell>0 <sup>3</sup>	Buy-Sell <sup>4</sup>
Modelo A	953	1143	0.1443	-0.0316	0.553	0.508	0.1759
Modelo B	959	965	0.0365	0.0153	0.542	0.485	0.0212
Modelo C	71	142	0.0217	0.0007	0.648	0.514	0.0210
BaH	40	-	0.1935	-	-	-	0.1935

<sup>1</sup>As colunas de “N(Buy)” e “N(Sell)” representam o número de sinais que decorreram de todo o período analisado e no qual foi colocado uma posição no mercado.

<sup>2</sup>As colunas intituladas de “Buy” e “Sell” correspondem à média do somatório das rentabilidades geradas pelos nossos modelos com todas as posições colocadas no mercado, estes criados pelos nossos sinais. Note-se que na coluna “Sell”, um resultado médio negativo representa um lucro, já que recorrendo ao *short-selling* o objetivo é lucrar com a desvalorização dos ativos.

<sup>3</sup>As colunas “Buy>0” e “Sell>0” representam a porção de todas as posições colocadas no mercado que geraram uma rentabilidade positiva.

<sup>4</sup>A coluna “Buy-Sell” representa a rentabilidade total média para sinais de compra e sinais de *short-selling*, sendo o resultado mais importante para definir a rentabilidade dos nossos modelos.

Em relação ao número de sinais gerados, os nossos modelos apresentam diferenças. No caso do modelo A, que foi aquele que obteve mais sinais de entrada, o número de entradas no mercado em compra foi de 953 e entradas em *short-selling* de 1143, dando um total de 2096 posições. 55.3% e 50.8% das posições de compra e de *short-selling* deram origem a rentabilidades positivas, respetivamente. No caso do modelo B, o número de entradas no mercado em compra foi de 959 e entradas em *short-selling* foi de 965, dando um total de 1924 posições. 54.2% e 48.5% das posições de compra e de *short-selling* deram origem a rentabilidades positivas, respetivamente. No caso do modelo C, o número de entradas no mercado foi muito inferior, dado os requisitos mais apertados de entrada. Assim, o número de entradas no mercado em compra foram de 71 e entradas em *short-selling* foram de 142,

---

<sup>4</sup> Dado que não é possível operar diretamente os índices, neste caso teremos que operar o índice sob a forma de ETF. Um ETF é um tipo de título que envolve outros títulos, neste caso ações, que normalmente segue um índice de referência, neste caso o *Stoxx50*. Estes títulos são geridos por uma instituição financeira, e são transacionados e cotados em bolsa, de forma semelhante às ações.

dando um total de apenas 213 posições. 64.8% e 51.4% das posições de compra e de *short-selling* deram origem a rentabilidades positivas, respetivamente.

Quando damos enfoque ao somatório dos resultados médios por ação para os nossos modelos notamos que: o modelo A, foi aquele que conseguiu gerar uma rentabilidade por ação superior, no caso de posições de compra a rentabilidade média foi de 14.43% e para posições usando *short-selling* foi de 3.16%, dando origem a uma rentabilidade média total de 17.59%. O modelo B demonstrou resultados fracos, pois a sua rentabilidade média das ações foi de apenas 2.12%, com um resultado positivo para posições de compra em 3.65% e um resultado negativo de 1.53% para posições de *short-selling*. O modelo C, também gerou resultados bastante baixos, pois a sua rentabilidade média das ações foi de apenas 2.10%, com um resultado positivo para posições de compra de 2.17% e um prejuízo médio de 0.07% quando recorrendo ao *short-selling*.

Quando olhamos para os resultados da coluna “Buy-Sell”, percebemos que os 3 modelos conseguiram obter rentabilidades médias positivas. No entanto, é necessário recordar que utilizando uma estratégia de BaH e investindo de forma igualitária nas 40 ações que compõe o índice, obteríamos uma rentabilidade média de 19.35%. Portanto, nenhum dos nossos modelos consegue retornar uma rentabilidade superior em comparação com uma estratégia de BaH por ação. Em relação aos resultados obtidos em comparação com a literatura apresentada observámos que as rentabilidades dos nossos modelos quando executados sobre as ações individualmente, não conseguem superar uma estratégia de BaH, tal não acontece na literatura (Marshall *et al.*, 2009). As regras de negociação e os indicadores utilizados não se demonstraram eficazes para investir em ações de forma individual ou no índice em questão (Jensen & Benington, 1970) (Van Horne & Parker, 1967). Por outro lado, este mercado parece apresentar características de eficiência, já que não foi possível atingir rentabilidades superiores a uma estratégia de BaH (Fama, 1970).

Agora que já analisámos os resultados dos nossos modelos e fizemos uma comparação com uma estratégia de BaH por ação, vamos olhar em pormenor para os resultados individuais de cada uma das ações. A Tabela 4 apresenta as rentabilidades ao longo dos quatro anos amostrais dos modelos de negociação em comparação com os da estratégia de BaH para cada uma das ações que compõe a nossa amostra, note-se que os valores a negrito representam que a AT conseguiu superar a rentabilidade de uma estratégia de BaH.

Tabela 4 - Resultados dos modelos individualizados por ação do *Stoxx50*

<b>Ticket</b>	<b>Modelo A<sup>1</sup></b>	<b>Modelo B<sup>1</sup></b>	<b>Modelo C<sup>1</sup></b>	<b>BaH<sup>2</sup></b>
ABBN.S	-26.00%	23.00%	0.68%	30.12%
ABI.BR	<b>-11.00%</b>	<b>-12.00%</b>	<b>-0.36%</b>	-36.44%
AIRP.PA	12.00%	-39.00%	-14.00%	51.26%
ALVG.DE	<b>43.00%</b>	-5.80%	-1.70%	33.54%
AXAF.PA	<b>55.00%</b>	-77.00%	<b>15.00%</b>	-0.48%
AZN.L	-5.70%	-22.00%	11.00%	64.78%
BASFn.DE	0.13%	<b>41.00%</b>	-11.00%	-4.77%
BATS.L	<b>59.00%</b>	-68.00%	<b>5.40%</b>	-14.31%
BAYGn.DE	<b>57.00%</b>	-25.00%	<b>6.30%</b>	-36.11%
BNPP.PA	-0.03%	<b>40.00%</b>	<b>5.20%</b>	1.15%
BP.L	-2.00%	8.50%	1.10%	33.22%
DAIGn.DE	<b>49.00%</b>	<b>36.00%</b>	-10.00%	-36.36%
DGEL	7.60%	-18.00%	2.60%	72.39%
DTEGn.DE	<b>25.00%</b>	<b>12.00%</b>	<b>0.00%</b>	-12.70%
ENIMI	<b>9.80%</b>	<b>46.00%</b>	<b>8.00%</b>	0.33%
GSK.L	27.00%	<b>39.00%</b>	2.30%	31.42%
HSBAL	-12.00%	-16.00%	-7.50%	10.39%
INGA.AS	3.80%	<b>45.00%</b>	5.10%	-14.15%
ISP.MI	<b>50.00%</b>	<b>84.00%</b>	<b>20.00%</b>	-23.95%
LLOY.L	<b>-13.00%</b>	-23.00%	<b>-9.00%</b>	-13.17%
LVMH.PA	-22.00%	-32.00%	-12.00%	185.85%
NESN.S	-0.86%	-11.00%	4.50%	40.55%
NG.L	<b>12.00%</b>	<b>14.00%</b>	<b>5.00%</b>	0.37%
NOVN.S	<b>51.00%</b>	-12.00%	5.30%	19.77%
NOVOb.CO	<b>50.00%</b>	<b>36.00%</b>	<b>2.40%</b>	-3.31%
PRUL	<b>59.00%</b>	<b>32.00%</b>	11.00%	11.67%
RB.L	<b>67.00%</b>	<b>29.00%</b>	<b>0.26%</b>	-2.42%
RDSa.AS	-49.00%	-4.90%	-6.60%	24.03%
RIO.L	-7.20%	0.22%	10.00%	130.22%
ROG.S	<b>27.00%</b>	<b>24.00%</b>	11.00%	13.60%
SAN.MC	<b>9.90%</b>	<b>55.00%</b>	<b>16.00%</b>	-14.92%
SAPG.DE	46.00%	-47.00%	3.80%	63.97%
SASY.PA	<b>38.00%</b>	-24.00%	7.50%	14.02%
SCHN.PA	0.98%	-0.25%	1.80%	74.09%
SIEGn.DE	7.20%	-53.00%	2.10%	29.66%
TOTF.PA	<b>45.00%</b>	11.00%	-3.80%	19.23%
UBSG.S	<b>50.00%</b>	<b>-8.40%</b>	<b>-0.67%</b>	-37.37%
ULVRL	-13.00%	-2.90%	-2.30%	48.66%
VOD.L	<b>-12.00%</b>	<b>-2.60%</b>	<b>-2.30%</b>	-33.59%
ZURN.S	16.00%	13.00%	1.70%	53.68%
<b>Média<sup>3</sup></b>	17.59%	2.12%	2.10%	19.35%
<b><i>Stoxx50</i></b> <b>(Benchmark)<sup>4</sup></b>	—	—	—	10.09%

<sup>1</sup>As colunas “Modelo A, B, C” representam a rentabilidade do somatório de todas as posições geradas pelos sinais para a ação em linha.

<sup>2</sup>A coluna “BaH” representa a rentabilidade das ações seguindo uma estratégia de BaH.

<sup>3</sup>A linha “Média” representa os nossos resultados observados na Tabela 3, ou seja a coluna “Buy-Sell”.

<sup>4</sup>A linha “*Stoxx50*” representa a variação relativa da cotação do *Stoxx50* durante 2016-2019, tal como apresentado na Tabela 2 e que simboliza uma estratégia de BaH para o índice.

Olhando para a Tabela 4, conseguimos perceber que claramente o modelo A supera os outros em termos de rentabilidade, tal como já tinha sido descrito na Tabela 3. Deste modo, iremos considerar o modelo A para uma análise mais detalhada.

O modelo A conseguiu gerar uma rentabilidade superior por ação em relação ao BaH em 22 das 40 ações, sendo que a sua rentabilidade média ficou um pouco abaixo do BaH, nomeadamente 17.59% comparado com os 19.35%. No entanto, quando comparamos a rentabilidade do modelo A com o *benchmark* (*Stoxx50* com uma estratégia de BaH), obtemos uma rentabilidade superior, nomeadamente de 17.59% comparado com 10.09%.

Os resultados detalhados do modelo A mostram-nos a capacidade de superar uma estratégia de BaH **para todas as ações que tiveram uma *performance* negativa durante o período selecionado**. Nomeadamente, os casos mais relevantes são:

- UBSG.S (UBS Group AG) que obteve uma *performance* negativa em 37.37% durante o período estudado, enquanto que o nosso modelo A conseguiu gerar uma rentabilidade positiva de 50%.
- DAIGN.DE (Daimler AG) que obteve uma *performance* negativa em 36.36% durante o período estudado, enquanto que o nosso modelo A conseguiu gerar uma rentabilidade positiva de 49%.
- BAYGN.DE (Bayer AG) que obteve uma *performance* negativa em 36.11% durante o período estudado, enquanto que o nosso modelo A conseguiu gerar uma rentabilidade positiva de 57%.

Contudo, há outro resultado surpreendente, como o facto do **modelo A gerar uma rentabilidade inferior à da estratégia de BaH para todas as empresas que registaram uma rentabilidade superior a 40%**. Nestes casos, as rentabilidades são discrepantes, vejamos:

- a LVMH.PA (LOUIS VUITTON) que foi a empresa que obteve a maior valorização decorrido o nosso tempo de negociação, sendo que uma estratégia de BaH conseguiu gerar uma rentabilidade de 185.85%, ao passo que o nosso modelo A resultaria num prejuízo de 22%.
- a RIO.L (RIO TINTO) que foi a segunda empresa que obteve a maior valorização decorrido o nosso tempo de negociação, sendo que uma

estratégia de BaH conseguiu gerar uma rentabilidade de 130.22%, ao passo que o nosso modelo A gerou uma rentabilidade negativa em 7.20%.

- a SCHN.PA (Schneider Electric) que foi a terceira empresa que obteve a maior valorização decorrido o nosso tempo de negociação, sendo que uma estratégia de BaH conseguiu gerar uma rentabilidade de 74.09%, ao passo que o nosso modelo A gerou uma rentabilidade negativa em 0.98%.

Como foi explicado no ponto (4.2), as variações do preço do *Stoxx50* terminaram com uma variação positiva de 10.09%. No entanto, é preciso notar que a ponderação de cada ação no preço do índice varia em função da capitalização bolsista e da quantidade de ações disponíveis para negociação, tal como foi explicado no ponto (3.1). Assim, quando comparamos a rentabilidade dos nossos modelos com uma estratégia de BaH por ação, a rentabilidade média do BaH alcança um valor de 19.35% que é muito superior comparado com o BaH do *benchmark* (10.09%). Isto demonstra que as empresas com maior capitalização bolsista obtiveram em média uma rentabilidade inferior, quando comparadas com as rentabilidades de empresas com menor capitalização bolsista. **Portanto, o nosso modelo A consegue superar uma estratégia de BaH ao *benchmark*, mas não consegue gerar uma rentabilidade superior quando comparado com uma estratégia de BaH por ação.**

Em relação aos modelos B e C, ambos ficaram, em termos médios (Tabela 3 e 4), muito abaixo da rentabilidade da estratégia de BaH por ação. No caso do modelo B, conseguiu gerar-se uma rentabilidade superior face ao BaH por ação em 18 das 40 ações, mas com uma rentabilidade média de apenas 2.12%. No caso do modelo C, o resultado é idêntico, pois apenas conseguiu gerar uma rentabilidade superior ao BaH por ação em 17 das 40 ações com uma média acumulada de rentabilidade de apenas 2.1%. Quando comparamos as rentabilidades destes modelos com uma estratégia de BaH face ao *benchmark*, o resultado é semelhante, pois os modelos demonstraram rentabilidades bastante inferiores. Como tal, perde a relevância analisar em detalhe os modelos B e C.

Em conclusão, podemos admitir que todos os nossos modelos demonstram resultados inferiores quando comparados com uma estratégia de BaH por ação, quando consideramos investir simultaneamente em todas as ações constituintes do índice. No entanto, os modelos revelaram proporcionar melhores *performances* em investimentos individuais num número significativo de ações, quando estas apresentaram rentabilidades negativas durante o período



em análise indo de encontro com a literatura (Brock *et al.*, 1992). Ainda assim, o modelo A consegue gerar uma rentabilidade média superior face a uma estratégia de BaH para o *benchmark*, não tendo em conta os custos de transação, salientando a eficácia do modelo A numa ótica de investimento para o *benchmark* (Chong & Ng, 2008). Adicionalmente, para o modelo B e C, as suas rentabilidades médias são positivas, mas ficaram claramente abaixo da rentabilidade de uma estratégia de BaH para o *benchmark* e para uma estratégia de BaH por ação estando de acordo com a literatura (Van Horne & Parker, 1967). O modelo C foi aquele que obteve uma taxa de acerto nas suas posições com melhor *performance* (55.8%). No entanto, dado o número reduzido de posições, a sua rentabilidade total acabou por ser reduzida.

- **Análise Técnica versus BaH ao Benchmark (*Stoxx50*)**

Tal como foi mencionado ao longo deste ponto, aqui aplicámos os nossos modelos para analisar a rentabilidade da AT em relação à rentabilidade de uma estratégia de BaH ao *Stoxx50*, sem incluir os custos de transação. Na Tabela 5 encontramos os resultados do somatório das rentabilidades da aplicação dos modelos de negociação ao ETF sobre o *benchmark*.

Tabela 5 - Resultados dos modelos para o *benchmark* (*Stoxx50*)

Modelos	N(Buy) <sup>1</sup>	N(Sell) <sup>1</sup>	Buy <sup>2</sup>	Sell <sup>2</sup>	Buy>0 <sup>3</sup>	Sell>0 <sup>3</sup>	Buy-Sell <sup>4</sup>
Modelo A	24	30	0.2746	-0.1098	0.708	0.400	0.384
Modelo B	24	24	-0.0209	0.0740	0.506	0.457	0.028
Modelo C	0	7	0.0176	0.0097	0.577	0.493	0.035
BaH	1	-	0.109	-	-	-	0.109

1,2,3,4 – Ver Tabela 3

Recordamos que a rentabilidade do *benchmark* com uma posição de compra (*buy*) no dia 1 de janeiro de 2016 e fechando a mesma posição (*sell*) em 31 de dezembro de 2019 resultaria num ganho aproximado de 10.09% (BaH).

Depois de aplicarmos os nossos modelos, conseguimos perceber que o número sinais para posições de compra e para posições recorrendo ao *short-selling*, caíram substancialmente, já que, neste caso, apenas existe um ativo a ser negociado em comparação com os resultados anteriores em que os sinais eram gerados para as 40 ações do *Stoxx50*. Vejamos: O modelo

A gerou 54 posições no mercado, sendo que 24 foram de compra e 30 recorreram ao *short-selling*. Para posições de compra, 70.08% tiveram um resultado positivo, para posições de *short-selling* apenas 40% obtiveram um resultado positivo. Em relação ao modelo B, este gerou 48 posições no mercado, com igual número de sinais de compra e de *short-selling* (24). Para posições de compra, 50% obtiveram um resultado positivo e para o *short-selling* apenas obtiveram um resultado positivo em 45.8% das posições. Por último, o modelo C gerou apenas 7 posições no mercado, sendo que todas elas foram com recurso ao *short-selling*, com uma taxa positiva de apenas 42.9%.

Em relação às rentabilidades, constatamos que: O modelo A superou claramente a rentabilidade do *Stoxx50* usando uma estratégia de BaH, atingindo uma rentabilidade total de 27.46%, para posições de compra 7.08% e para posições de *short-selling*, totalizando com uma rentabilidade positiva de 38.4%. O modelo B não conseguiu ultrapassar a rentabilidade do *Stoxx50* usando uma estratégia de BaH, visto que gerou resultados negativos para posições de compra em 6% e conseguiu um resultado positivo para posições de *short-selling* de 8.8%, no entanto a sua rentabilidade total foi de apenas 2.8%. O modelo C, tal como o modelo B, não conseguiu gerar uma rentabilidade superior face ao *benchmark*. Não conseguiu gerar qualquer sinal de entrada para posições de compra e para posições recorrendo ao *short-selling* atingiu uma rentabilidade positiva de 3.5%, ficando aquém da rentabilidade do *benchmark*.

Em conclusão, todos os modelos apresentaram rentabilidades positivas, mas apenas o modelo A conseguiu superar rentabilidade de uma estratégia de BaH para o *Stoxx50* (atingindo os 38.4% em comparação com os 10.09%), não tendo em consideração os custos de transação. Este resultado vai de encontro com a literatura, já que utilizando os mesmos indicadores e operando diretamente os índices sobre ETFs seria possível obter rentabilidades superiores face a uma estratégia de BaH (Chong & Ng, 2008; Chong *et al.*, 2014; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014). É de notar que todos os nossos modelos conseguiram uma rentabilidade positiva quando recorreram ao *short-selling*, o que denota a eficácia em períodos de “*Bear Market*” (Brock *et al.*, 1992). O modelo A atingiu uma elevada taxa de posições lucrativas para compras, que finalizou nos 70%.

#### 4.4. Efeito dos custos de transação

Depois de obtermos os resultados dos nossos modelos sem incluir os custos de transação para cada posição que colocamos no mercado, tornou-se necessário incluir os custos de transação nos nossos modelos, já que o recurso à AT aumenta o número de posições colocadas no mercado, tendo um impacto direto nas rentabilidades líquidas (Jensen & Benington, 1970).

As comissões consideradas têm por referência o preçário comparativo para a compra de ações disponibilizado pela CMVM (Comissão de Mercado de Valores Mobiliários), a sua consulta encontra-se no Anexo C. Deste modo, a análise será a mesma que foi realizada no ponto anterior, mas será aplicado um custo de 0.12% por cada transação que é executada no mercado, ou seja, por cada *buy signal* e *sell signal*. O valor considerado para estas comissões é o menor na lista apresentada no Anexo C. A inclusão dos custos de transação reduziu as rentabilidades dos nossos modelos, sendo que esse efeito é tanto maior quanto maior foi o número de posições geradas pelos modelos de negociação.

- **Análise Técnica versus Buy-and-Hold por ação**

À semelhança da análise realizada no ponto (4.3), aqui comparámos a rentabilidade dos nossos modelos de duas formas: na primeira comparámos a rentabilidade com uma estratégia de BaH para cada uma das ações que compõe a nossa amostra e, na segunda, comparámos a rentabilidade com uma estratégia de BaH ao *Stoxx50*. Os pressupostos serão iguais aos apresentados anteriormente com a exceção dos custos de transação por operação. Note-se que o número de sinais gerados pelos diferentes modelos de negociação são exatamente os mesmos, na medida em que as regras a eles subjacentes não são dependentes dos custos de transação.

A Tabela 6 mostra os resultados dos nossos modelos incluindo os custos de transação:

Tabela 6 - Resultados dos modelos para as ações do Stoxx50 incluindo custos de transação

Modelos	N(Buy) <sup>1</sup>	N(Sell) <sup>1</sup>	Buy <sup>2</sup>	Sell <sup>2</sup>	Buy>0 <sup>3</sup>	Sell>0 <sup>3</sup>	Buy-Sell <sup>4</sup>
Modelo A	953	1143	0.0864	0.0360	0.526	0.483	0.0504
Modelo B	959	965	-0.0209	0.0740	0.506	0.457	-0.0949
Modelo C	71	142	0.0176	0.0097	0.577	0.493	0.0079
BaH	40	-	0.1935	-	-	-	0.1935

1,2,3,4 – Ver Tabela 3

Se compararmos os nossos resultados, incluindo os custos de transação, com os apresentados na secção anterior, percebemos facilmente que o impacto na rentabilidade média caiu abruptamente:

Repare-se que no modelo A, os resultados mostram uma rentabilidade média para posições de compra de 8.64% comparando com os resultados anteriores de 14.43%. Já no caso das posições recorrendo ao *short-selling* a rentabilidade média foi negativa em 3.6% comparando com os 3.16% positivos. Na totalidade a rentabilidade média do modelo A foi de 5.04%, tendo um resultado muito inferior com o apresentado anteriormente (17.59%). Em relação à quantidade de posições que foram lucrativas, os resultados também desceram substancialmente. No caso dos *buy signal*, houve uma queda de 55.3% para 52.6% e para os *sell signal* a percentagem de posições positivas desceu dos 50.8% para os 48.3%. Em relação ao modelo B, os resultados mostram uma rentabilidade média negativa para *buy signal* de 2.09%, comparativamente aos resultados anteriores, de 3.65% positivos. Já no caso dos *sell signal* a rentabilidade média foi negativa em 7.4% comparando com os 1.53% negativos. Na totalidade, a rentabilidade média do modelo B foi negativa em 9.49%, tendo um resultado bastante inferior com a secção anterior (2.12% positivo). Em relação à quantidade de posições positivas no mercado, os resultados também sofreram um declínio. No caso dos *buy signal*, houve uma queda de 54.2% para 50.6% e, para os *sell signal*, a percentagem de posições positivas desceu dos 48.5% para os 45.7%. No caso do modelo C, que foi aquele que sofreu menos alterações, fruto do baixo número de sinais gerados, os resultados mostram uma rentabilidade média positiva para *buy signal* de 1.76% comparando com os resultados anteriores de 2.17% positivos. Já no caso dos *sell signal*, a rentabilidade média foi negativa em 0.97% comparando com os 0.07% negativos. Na totalidade a rentabilidade média do modelo C foi positiva em 0.79%, tendo um resultado substancialmente inferior comparando com o

estudo anterior (2.10% positivo). Em relação à quantidade de posições positivas no mercado, os resultados também desceram substancialmente. No caso dos *buy signal*, houve uma queda de 64.8% para 57.7% e para os *sell signal* a percentagem de posições positivas desceu dos 51.4% para os 49.3%.

Em conclusão, todos os modelos sofreram negativamente com a imposição dos custos de transação, tendo impacto nos resultados. O modelo A foi aquele que se revelou mais rentável, como já tinha sido verificado anteriormente. Em simultâneo, o modelo A foi aquele que mais sofreu negativamente com a imposição dos custos de corretagem já que era aquele que tinha maior número de sinais gerados. O modelo C, devido ao seu baixo número de sinais gerados foi aquele que menos sentiu a imposição dos custos de transação. Todos os modelos tiveram uma rentabilidade média inferior a uma estratégia de BaH por ação. Estes resultados demonstram que a AT gera níveis de risco superiores, poderá não assegurar rentabilidades superiores em relação a uma estratégia de BaH quando são incluídos os custos de transação (Jensen & Benington, 1970).

Tal como no ponto anterior, onde apresentámos as rentabilidades individuais por empresa, aqui seguimos o mesmo modelo a partir da Tabela 7.

*Tabela 7 - Resultados dos modelos individualizados por ação do Stoxx50 incluindo custos de transação*

<b>Ticket</b>	<b>Modelo A<sup>1</sup></b>	<b>Modelo B<sup>1</sup></b>	<b>Modelo C<sup>1</sup></b>	<b>BaH<sup>2</sup></b>
ABBN.S	-40.00%	12.00%	-1.50%	30.12%
ABI.BR	<b>-24.00%</b>	<b>-23.00%</b>	<b>-1.80%</b>	-36.44%
AIRP.PA	-0.02%	-51.00%	-15.00%	51.26%
ALVG.DE	29.00%	-17.00%	-3.90%	33.54%
AXAF.PA	<b>41.00%</b>	-89.00%	<b>13.00%</b>	-0.48%
AZN.L	-19.00%	-32.00%	9.20%	64.78%
BASFn.DE	-12.00%	<b>29.00%</b>	-12.00%	-4.77%
BATS.L	<b>46.00%</b>	-80.00%	<b>3.70%</b>	-14.31%
BAYGn.DE	<b>45.00%</b>	-35.00%	<b>4.70%</b>	-36.11%
BNPP.PA	-13.00%	<b>28.00%</b>	<b>3.80%</b>	1.15%
BP.L	-13.00%	-2.70%	0.17%	33.22%
DAIGn.DE	<b>35.00%</b>	<b>24.00%</b>	<b>-12.00%</b>	-36.36%
DGE.L	-4.20%	-29.00%	0.88%	72.39%
DTEGn.DE	<b>13.00%</b>	<b>0.96%</b>	<b>0.00%</b>	-12.70%
ENI.MI	-3.90%	<b>34.00%</b>	<b>7.10%</b>	0.33%
GSK.L	15.00%	27.00%	1.10%	31.42%
HSBAL	-24.00%	-29.00%	-8.50%	10.39%
INGA.AS	<b>-9.70%</b>	<b>34.00%</b>	<b>3.90%</b>	-14.15%
ISP.MI	<b>37.00%</b>	<b>73.00%</b>	<b>18.00%</b>	-23.95%
LLOY.L	-24.00%	-34.00%	<b>-9.50%</b>	-13.17%
LVMH.PA	-34.00%	-43.00%	-14.00%	185.85%
NESN.S	-12.00%	-22.00%	3.00%	40.55%

NG.L	-0.07%	<b>2.20%</b>	<b>4.10%</b>	0.37%
NOVN.S	<b>39.00%</b>	-25.00%	4.30%	19.77%
NOVOb.CO	<b>37.00%</b>	<b>25.00%</b>	<b>0.94%</b>	-3.31%
PRU.L	<b>47.00%</b>	<b>20.00%</b>	10.00%	11.67%
RBL	<b>54.00%</b>	<b>17.00%</b>	<b>0.02%</b>	-2.42%
RDSa.AS	-61.00%	-16.00%	-8.00%	24.03%
RIO.L	-21.00%	-12.00%	9.40%	130.22%
ROG.S	<b>14.00%</b>	12.00%	9.60%	13.60%
SAN.MC	<b>-1.30%</b>	<b>42.00%</b>	<b>15.00%</b>	-14.92%
SAPG.DE	34.00%	-59.00%	1.60%	63.97%
SASY.PA	<b>25.00%</b>	-36.00%	5.90%	14.02%
SCHN.PA	-11.00%	-13.00%	0.57%	74.09%
SIEGn.DE	-5.20%	-65.00%	0.40%	29.66%
TOTF.PA	<b>32.00%</b>	-0.96%	-4.30%	19.23%
UBSG.S	<b>36.00%</b>	<b>-19.00%</b>	<b>-1.20%</b>	-37.37%
ULVR.L	-26.00%	-14.00%	-3.80%	48.66%
VOD.L	<b>-24.00%</b>	<b>-14.00%</b>	<b>-3.50%</b>	-33.59%
ZURN.S	4.80%	0.75%	0.23%	53.68%
<b>Média<sup>3</sup></b>	5.04%	-9.49%	0.79%	19.35%
<b>Stoxx50 (Benchmark)<sup>4</sup></b>	—	—	—	10.09%

1,2,3,4 – Ver Tabela 4

Como podemos constatar, todas as rentabilidades foram afetadas negativamente. O modelo A conseguiu gerar uma rentabilidade superior face a uma estratégia de BaH por ação em 18 das 40 ações. No entanto, a rentabilidade média do modelo A não conseguiu superar a rentabilidade média de uma estratégia de BaH por ação, pois para o modelo A, a mesma foi de 5.04% que comparada com uma estratégia de BaH por ação foi de 19.35%. Quando comparamos o modelo com a rentabilidade do *benchmark*, a sua rentabilidade também é inferior aos 10.09%. No caso do modelo B, conseguiu gerar uma rentabilidade superior em 15 das 40 ações para uma estratégia de BaH por ação, mas obteve uma rentabilidade média negativa de 9.49%. Quando comparamos o modelo com rentabilidade do *benchmark*, o desfecho é o mesmo. Para o modelo C, o resultado é idêntico ao anterior, pois apenas conseguiu gerar uma rentabilidade superior em 17 das 40 ações para uma estratégia de BaH por ação com uma média acumulada de rentabilidade de apenas 0.79%. Em comparação com uma estratégia de BaH para o *benchmark* o resultado é novamente inferior. Por fim, dadas as baixas rentabilidades e a semelhança com o analisado na secção anterior, perde a relevância analisar em detalhe as ações que compõem o índice.

Em conclusão, quando incluímos os custos de transação, todos os modelos sofreram um impacto negativo nas suas rentabilidades. O modelo A e C, continuam a registar rentabilidades positivas. Já o modelo B, quando incluímos os custos de corretagem,

apresentou uma rentabilidade negativa. Em relação aos resultados, nenhum dos nossos modelos obteve uma rentabilidade superior em comparação com uma estratégia de BaH para cada ação ou em relação ao *Stoxx50*, indo de encontro com a literatura (Van Horne & Parker, 1967). O facto de algumas ações conseguirem mostrar rentabilidades superiores face a uma estratégia de BaH pode ser relevante perceber as características das ações, por forma a conseguir entender se as suas características podem ter impacto na rentabilidade da AT, tal como os autores desenvolveram (Chandrashekar, 2005; Marshall *et al.*, 2009).

- **Análise Técnica versus BaH ao Benchmark (*Stoxx50*)**

Neste ponto analisámos apenas a rentabilidade dos nossos modelos em relação a uma estratégia de BaH para o *Stoxx50*, mas agora foram incluídos os custos de transação. O método é o mesmo que foi utilizado no ponto (4.3). Na Tabela 8 encontramos os resultados do somatório das rentabilidades da aplicação dos modelos de negociação ao ETF sobre o *benchmark*.

Tabela 8 - Resultados dos modelos para o benchmark (*Stoxx50*) incluindo custos de transação

Modelos	N(Buy) <sup>1</sup>	N(Sell) <sup>1</sup>	Buy <sup>2</sup>	Sell <sup>2</sup>	Buy>0 <sup>3</sup>	Sell>0 <sup>3</sup>	Buy-Sell <sup>4</sup>
Modelo A	24	30	0.2170	-0.0340	0.625	0.367	0.251
Modelo B	24	24	-0.118	0.0310	0.458	0.417	-0.087
Modelo C	0	7	-	-0.018	-	0.429	0.018
BaH	1	-	0.1090	-	-	-	0.109

1,2,3,4 – Ver Tabela 3

Recordamos que a rentabilidade do *benchmark*, utilizando uma estratégia de BaH, foi de aproximadamente 10.09%. Tal como já foi anunciado, os sinais de entrada para esta análise foram bastante menores, já que neste caso apenas existe um ativo a ser negociado em comparação com a análise anterior, em que os sinais eram gerados para as 40 ações do *Stoxx50*. Adicionalmente, o número de sinais gerados para compra e recorrendo ao *short-selling* não sofreram alterações, sendo que a adição de custos de transação não tem impacto na tomada de decisão para abrir uma nova posição no mercado.

Em relação aos resultados obtidos, à semelhança dos resultados anteriores, houve uma forte diminuição nas rentabilidades dos modelos quando são incorporados os custos de transação. Assim, o modelo A gerou 54 posições no mercado, sendo que 24 foram de compra e 30 recorreram ao *short-selling*. Para posições de compra, houve uma diminuição da percentagem de posições com rentabilidade positiva, descendo dos 70.08% para os 62.5%, e

para posições de *short-selling* a queda foi de 40% para os 36.7%. Em relação ao modelo B, o mesmo acontece, este gerou 48 posições no mercado, com igual número de sinais de compra e de *short-selling* (24). Para posições de compra, os números também desceram, houve uma diminuição de 50% para os 45.8% e para o *short-selling* os resultados desceram de 45.8% para 41.7% das posições. Por último, o modelo C gerou apenas 7 posições no mercado, sendo que todas elas foram de *short-selling*, com uma taxa de acerto de apenas 42.9% não sofrendo qualquer impacto em relação ao resultado apresentado anteriormente.

No que toca às rentabilidades dos modelos, o modelo A foi novamente aquele que apresentou melhores resultados, superando a rentabilidade do *Stoxx50*, usando uma estratégia de BaH. A rentabilidade alcançada para posições de compra foi de 21.7% e para posições de *short-selling* foi de 3.4%, totalizando com uma rentabilidade positiva de 25.1%. O modelo B foi aquele que mostrou piores resultados, terminando com uma rentabilidade negativa de 8.7%. Deste modo, não conseguiu ultrapassar a rentabilidade do *Stoxx50* usando uma estratégia de BaH e para posições de compra o resultado obtido foi negativo em 11.8% e para posições de *short-selling* o resultado obtido foi positivo, em apenas 3.1%. O modelo C, não conseguiu gerar uma rentabilidade superior face a uma estratégia de BaH para o *Stoxx50*. Não conseguiu gerar qualquer sinal de entrada para posições de compra, e para posições recorrendo ao *short-selling* atingiu uma rentabilidade positiva de 1.8%, ficando assim abaixo da rentabilidade do *benchmark*.

Em suma, a inclusão dos custos de transação provocou uma queda acentuada na rentabilidade dos nossos modelos, pois todas as posições executadas no mercado sofreram um custo. Adicionalmente, a percentagem de posições positivas também foi menor com a exceção do modelo C. Assim, apenas o modelo A conseguiu superar a rentabilidade de uma estratégia de BaH quando operando o índice sob a forma de ETF, tendo em consideração os custos de transação. Estes resultados estão de acordo com a literatura, já que AT pode retornar rentabilidades superiores quando utilizada para operar diretamente os índices sobre a forma de ETFs do que quando utilizada para operar as ações de forma individual (Brock *et al.*, 1992; Chong & Ng, 2008). O modelo A mostrou-se eficaz superando uma estratégia de BaH incluindo os custos de transação obtendo resultados semelhantes com os outros autores (Brock *et al.*, 1992; Chong *et al.*, 2014; Irwin & Park, 2007; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014). Porém, o modelo C conseguiu gerar uma rentabilidade positiva, já o modelo B gerou uma rentabilidade negativa quando incorporados os custos de transação (Jensen & Benington, 1970).



## 5. Conclusão

O objetivo desta dissertação é perceber se, utilizando uma estratégia de investimento que recorre à AT, seremos capazes de obter rentabilidades superiores face a uma estratégia de BaH. Para realizar esta comparação, criámos três modelos baseados em regras de negociação que são conduzidas por indicadores técnicos, nomeadamente o RSI e o MACD. Desta forma, aplicámos os nossos modelos de negociação ao índice STOXXEUROPE50 de 2016 a 2019, totalizando um período de quatro anos de negociação. A nossa amostra inclui ainda dados referentes a 40 empresas constituintes do índice para o período analisado, tendo sido excluídas 10 empresas pelo facto de não fazerem parte da constituição do índice no horizonte temporal estudado.

O estudo foi desenvolvido com base em diversas análises: a primeira que visa testar a rentabilidade dos modelos operando diretamente as ações, a segunda em que comparámos rentabilidades entre a AT sobre cada ação e o *benchmark* (*Stoxx50*) e, por último, uma em que testámos a rentabilidade quando operamos diretamente o índice sob a forma de ETF. Adicionalmente, incorporámos os custos de transação para perceber o impacto dos mesmos nas rentabilidades dos modelos em ambas as análises.

Esta investigação torna-se relevante pela sua atualidade, pelo facto deste índice de elevada representatividade nos mercados europeus não ter até ao momento sido objeto de análise na literatura e, em termos metodológicos, por efetuar a comparação de rentabilidades das estratégias de negociação baseadas na AT entre as ações e os índices, algo escasso na literatura e que permite entender o potencial da AT nos diferentes ativos. Assim, estas conclusões tornam-se importantes para investigadores e investidores que pretendam entender a eficácia na utilização da AT em comparação com uma estratégia de BaH e a sua incidência nos diferentes ativos, como também para realizar possíveis investimentos nos mercados acionistas.

Os resultados encontrados para as rentabilidades obtidas dos nossos modelos diferem bastante entre si. No entanto, o modelo A claramente se sobressaiu em termos de rentabilidade face aos demais. Este modelo recorreu ao indicador técnico RSI para operar no mercado, gerando uma rentabilidade superior face a uma estratégia de BaH quando operando o índice sobre a forma de ETF para o *Stoxx50*, obtendo uma rentabilidade de 38.4%, comparando com os 10.9% obtidos por uma estratégia de BaH, sendo que quando incluímos os custos de transação a sua rentabilidade desceu substancialmente, ainda que

superior a uma estratégia de BaH (25.1% vs 10.9%), indo de encontro à literatura (Chong & Ng, 2008; Chong *et al.*, 2014; Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014).

Adicionalmente, quando analisamos a rentabilidade do modelo A face a uma estratégia de BaH para cada uma das ações que compõe o índice, o modelo gerou 2096 entradas no mercado, totalizando uma rentabilidade superior por ação em 22 das 40 ações, sendo que a sua rentabilidade média ficou um pouco abaixo do BaH, nomeadamente 17.59% comparado com os 19.35%. No entanto, quando comparamos a rentabilidade do modelo A com o *benchmark* (*Stoxx50*), obtemos uma rentabilidade superior, nomeadamente de 17.59% comparado com 10.09%. Ainda assim, é de notar que o modelo conseguiu gerar rentabilidades superiores face a uma estratégia de BaH para todas as ações que tiveram uma performance negativa, estando de acordo com outros autores, uma vez que períodos com uma tendência baixista aumentam o potencial da AT (Brock *et al.*, 1992). Já no caso das empresas que obtiveram melhores *performances* seguindo a BaH, os nossos modelos ficaram muito atrás nas suas rentabilidades. Quando incorporámos os custos de transação, o modelo apenas consegue gerar uma rentabilidade superior em 18 das 40 ações e as suas rentabilidades deixam de conseguir superar uma estratégia de BaH, obtendo uma rentabilidade média de 5.04% comparado com os 19.35% das ações e os 10.09% do *benchmark* obtidos pela BaH. Esta queda brusca nas rentabilidades é realçada pelo impacto negativo dos custos de transação quando existe excesso de *trading* (Jensen & Benington, 1970), visto que o modelo executou 2096 posições no mercado durante os quatro. Importa ainda salientar que o facto de incluirmos os custos de transação nos nossos modelos retrata os testes de forma realista, mas reduziu drasticamente as rentabilidades por eles obtidas (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016). Apesar do modelo A conseguir superar em algumas análises uma estratégia de BaH, não conseguiu fazê-lo sempre. O facto do modelo A ter sido aquele que mostrou maior rentabilidade enquadra-se com o tipo de indicador utilizado (RSI), já que este indicador tem maior potencial para operar em tendência de “*Bull Market*” (Chong & Ng, 2008).

O modelo C, original neste estudo, não demonstrou resultados positivos, levando-nos a admitir que os dois indicadores técnicos, quando executados em simultâneo, não providenciam melhores resultados, já que reduzem o número de sinais de entrada, fruto dos parâmetros mais apertados. Realça-se ainda que os modelos B e C não conseguiram obter rentabilidades acima de uma estratégia de BaH para todas as análises. Isto demonstra que os mercados não são de fácil previsão e que, mesmo recorrendo à AT, nem sempre é possível

gerar rentabilidades superiores ao mercado, seguindo em conformidade com a literatura (Fama, 1965).

Ainda assim, dado que o nosso modelo A conseguiu superar em algumas circunstâncias a rentabilidade de uma estratégia de BaH, pode cogitar-se que a AT tenha alguma utilidade na previsão da movimentação do preço de alguns ativos (Kirkpatrick & Dahlquist, 2016). Além disso, os mercados bolsistas cumpriram efetivamente a tendência de subida, tal como tem sido discutido ao longo dos anos (Shiller, 2000), realçando a previsibilidade e a irracionalidade que pode existir nesses mercados (Barberis & Thaler, 2002), como também um nível de eficiência fraco (Mohd Nor & Wickremasinghe, 2014).

Esta dissertação contribui para a investigação do tema em relação à controvérsia entre uma estratégia de investimento sustentada pela AT em relação a uma estratégia de BaH e realça a eficácia da AT quando a mesma é utilizada para operar os índices bolsistas em vez das suas ações. Além disso, acrescenta uma análise que nunca tinha sido feita para o índice estudado e deixa à disposição do meio académico um programa em *Python* que pode ajudar a comunidade a fazer outros estudos de forma rápida e simples.

É importante realçar que o nosso estudo se baseou numa comparação simples da rentabilidade da AT em comparação com uma estratégia de BaH num período histórico concreto e, por isso, a sua interpretação deve ser feita com cuidado e parcimónia. Efetivamente, na ausência de uma análise estatística adequada aos nossos dados, não podemos inferir com confiança que qualquer dos resultados representa uma diferença significativa. No máximo, podemos dizer que teria acontecido assim para um investidor que seguisse os nossos modelos de *trading* no período em causa. Este estudo representa o primeiro passo de processamento, organização e análise preliminar dos dados. A análise estatística adequada é o passo que se seguirá naturalmente por forma a conseguir fazer inferências válidas. Habitualmente, os retornos sobre os investimentos não seguem distribuições conhecidas (Sornette, 2003), pelo que é comum na literatura recorrer a *bootstrapping* para formar uma distribuição das rentabilidades e proceder aos testes comparativos (Brock *et al.*, 1992). Esta análise poderá dar lugar a investigação futura.

As linhas de investigação futura seriam: adicionar técnicas de *Stop-Loss* nas posições, já que o facto de concebermos resultados muito negativos para as empresas que retornaram maior rentabilidade para uma estratégia de BaH, realçam a falta de uma gestão de risco (Hoffmann & Shefrin, 2014). A possibilidade de alterar a escala temporal de duração das nossas posições no mercado, pois adaptaríamos a nossa estratégia em função da volatilidade

do mercado (Lo, 2004) e reduzimos os nossos custos de transação por excesso de *trading* (Schwert, 2001). Por último, estudar em detalhe as características das ações, tais como: o volume transacionado e a capitalização bolsista (Marshall *et al.*, 2009) ajudar-nos-iam a perceber se existem características que podem influenciar a rentabilidade da AT quando utilizada para operar as ações diretamente, campo ainda pouco estudado pela literatura.

## 6. Referências Bibliográficas

- Appel, G. (2005). *Technical Analysis: Power Tools for Active Investors*. Pearson.
- Barberis, N., & Thaler, R. (2002). A Survey of Behavioral Finance. *Advances in Behavioral Finance*, 2.
- Black, F. (1986). Noise. *Journal of Finance*, 41(3), 529-543.
- Brock, W., Lakonishok, J., & Lebaron, B. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *Journal of Finance*, 47(5), 1731-1764.
- Chandrashekar, S. (2005). Simple Technical Trading Strategies: Returns, Risk and Size. *SSRN Electronic Journal*.
- Chong, T., & Ng, W.-K. (2008). Technical analysis and the London stock exchange: Testing the MACD and RSI rules using the FT30. *Applied Economics Letters*, 15, 1111-1114.
- Chong, T., Ng, W.-K., & Liew, V. (2014). Revisiting the Performance of MACD and RSI Oscillators. *Journal of Risk and Financial Management*, 7, 1-12.
- Cross, J. G. (1983). *A Theory of Adaptive Economic Behavior*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Fama, E. (1965). The Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business*, 38(1), 34-105.
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25, 383-417.
- Garzarelli, F., Cristelli, M., Pompa, G., Zaccaria, A., & Pietronero, L. (2014). Memory effects in stock price dynamics: evidences of technical trading. *Scientific Reports*, 4(1), 4487.
- Grossman, S., & Stiglitz, J. (1980). On THE Impossibility of Informationally Efficient Markets. *American Economic Review*, 70, 393-408.
- Hamilton, W. P. (1922). *The Stock Market Barometer: A Study of Its Forecast Value Based on Charles H. Dow's Theory of the Price Movement. With an Analysis of the Market and Its History Since 1897*.
- Hoffmann, A., & Shefrin, H. (2014). Technical Analysis and Individual Investors. *SSRN Electronic Journal*.
- Hsu, P.-H., & Kuan, C.-M. (2005). Re-Examining the Profitability of Technical Analysis with White's Reality Check and Hansen's SPA Test. *SSRN Electronic Journal*.
- Irwin, S., & Park, C.-H. (2007). What do we know about profitability of technical analysis. *Journal of Economic Surveys*, 21, 786-826.
- Jain, A., & Jain, A. (2017). Comprehending Candlestick Dissolution 3(2), 19-26.
- Jensen, M. (1978). Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency. *Journal of Financial Economics*, 6, 95-101.
- Jensen, M., & Benington, G. (1970). Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence. *The Journal of Finance*, 25(2), 469-482.

- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291.
- Kirkpatrick, C., & Dahlquist, J. (2016). *Technical Analysis: The Complete Resource for Financial Market Technicians* (Third ed.): Pearson Education.
- Lo, A. (2004). The Adaptive Markets Hypothesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective.
- Lo, A., & MacKinlay, C. (1999). *A Non-Random Walk Down Wall Street*: Princeton University Press.
- Long, J., Shleifer, A., Summers, L., & Waldmann, R. (1987). The Economic Consequences of Noise Traders. *Journal of Political Economy*, 98.
- Malkiel, B. (2003). The Efficient Market Hypothesis and Its Critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17, 59-82.
- Marshall, B., Young, M., & Qian, S. (2009). Is technical analysis profitable on US stocks with certain size, liquidity or industry characteristics? *Applied Financial Economics*, 19, 1213-1221.
- Mills, F. C. (1927). Introduction to "The Behavior of Prices". In *The Behavior of Prices* (pp. 31-36): National Bureau of Economic Research, Inc.
- Mohd Nor, S., & Wickremasinghe, G. (2014). The profitability of MACD and RSI trading rules in the Australian stock market. *Investment Management and Financial Innovations*, 11, 194-199.
- Nison, S. (1991). *Japanese candlestick charting techniques : a contemporary guide to ancient investment techniques of the Far East*.
- Odean, T. (1998). Are Investors Reluctant to Realize Their Losses? *Journal of Finance*, 53, 1775-1798.
- Park, C.-H., & Irwin, S. (2004). The Profitability of Technical Analysis: A Review. *SSRN Electronic Journal*.
- Poterba, J., & Summers, L. (1988). Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications. *Journal of Financial Economics*, 22, 27-59.
- Rhea, R. (1932). *The Dow Theory: An Explanation of Its Development and an Attempt to Define Its Usefulness as an Aid in Speculation*.
- Russell, R. (1961). *The Dow Theory Today*.
- Schaefer, E. G. (1960). *How I Helped More Than 10,000 Investors to Profit in Stocks*.
- Schrumpf, A. (2009). International Stock Return Predictability Under Model Uncertainty. *Journal of International Money and Finance*, 29, 1256-1282.
- Schwert, G. (2001). Stock volatility in the new millennium: How wacky is NASDAQ. *Journal of Monetary Economics*, 49, 3-26.
- Sharpe, W., Alexander, G., & Bailey, J. (1990). *Investments, William F. Sharpe, Gordon J. Alexander, Fourth Edition: Instructor's Manual*: Prentice Hall.

- Shiller, R. (2000). *Irrational exuberance*. Princeton, N.J. : Princeton University Press, [2000].
- Shiller, R. (2003). From Efficient Market Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17, 83-104.
- Shimizu, S. (1986). *The Japanese Chart of Charts*. Tokyo.
- Sornette, D. (2003). Critical Market Crashes. *Physics Reports*, 378.
- STOXX. (2020). Stoxx Index Methodology guide (Portfolio Based Indices). In
- Thaler, R., Tversky, A., Kahneman, D., & Schwartz, A. (1997). The Effect of Myopia and Loss Aversion on Risk Taking: An Experimental Test. *The Quarterly Journal of Economics*, 112, 647-661.
- Van Home, J., & Parker, G. (1967). The Random-Walk Theory: An Empirical Test. *Financial Analysts Journal*, 23(6), 87-92.
- Wilder, W. (1978). *New concepts in technical trading systems*. Greensboro (N.C.).
- Wong, W.-K., Manzur, M., & Chew, B.-K. (2003). How Rewarding Is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market. *Applied Financial Economics*, 13, 543-551.

## Anexos

### Anexo A - *Leavers and Joiners* (Entradas e Saídas do *Stoxx50* 2016-2019)

Entrada/Saída	Empresa	Ticket	Data de Entrada/Saída
-	M&G	MNG.L	22-10-2019
+	M&G	MNG.L	21-10-2019
-	BBVA	BBVA.MC	23-09-2019
+	Enel	ENELMI	23-09-2019
-	Glencore	GLEN.L	23-09-2019
+	Iberdrola	IBE.MC	23-09-2019
+	Relx	RELL	23-09-2019
-	Telefonica	TEF.MC	23-09-2019
-	Unilever	UNc.AS	01-07-2019
+	Unilever	UNA.AS	01-07-2019
-	Alcon	ALCC.S	10-04-2019
+	Alcon	ALCC.S	09-04-2019
-	Barclays	BARC.L	24-12-2018
+	Linde Pu	LINI.DE	24-12-2018
-	Imperial Brands	IMBL	24-09-2018
+	Safran	SAF.PA	24-09-2018
+	Airbus NL	AIR.PA	18-09-2017
-	BT Group	BT.L	18-09-2017
+	Glencore	GLEN.L	31-05-2017
-	Syngenta CH	SYNN.S	31-05-2017
-	Cmpne Financiere	CFR.S	19-09-2016
+	Syngenta CH	SYNN.S	19-09-2016
+	ASML Holding	ASML.AS	08-08-2016
-	Credit Suisse Gp	CSGN.S	08-08-2016
-	Deutsche Bank	DBKGn.DE	08-08-2016
+	Vinci	SGEF.PA	08-08-2016
-	BG Grp	BG.L	15-02-2016
+	L'Oreal	OREP.PA	15-02-2016



**Anexo B - Lista das empresas constituintes do *Stoxx50* que integraram todo o período de análise (1/1/16 a 31/12/19)**

<b>Empresa</b>	<b>Origem</b>	<b>Ticket</b>	<b>Nº de Observações</b>
AB INBEV	Bélgica	ABI.BR	1022
ABB LTD	Suíça	ABBN.S	1003
AIR LIQUIDE	França	AIRP.PA	1022
ALLIANZ SE	Alemanha	ALVG.DE	1009
ASTRAZENECA	Reino Unido	AZN.L	1011
AXA	França	AXAF.PA	1022
BANCO SANTANDER	Espanha	SAN.MC	1022
BASF SE	Alemanha	BASFn.DE	1009
BAYER N AG	Alemanha	BAYGn.DE	1009
BNP PARIBAS	França	BNPP.PA	1022
BP	Reino Unido	BP.L	1011
BRIT AM TOBACCO	Reino Unido	BATS.L	1011
DAIMLER AG N	Alemanha	DAIGn.DE	1009
DIAGEO	Reino Unido	DGE.L	1011
DT TELEKOM N	Alemanha	DTEGn.DE	1009
ENI	Itália	ENI.MI	1014
GLAXOSMITHKLINE	Reino Unido	GSK.L	1011
HSBC HOLDINGS	Reino Unido	HSBA.L	1011
ING GROEP	Holanda	INGA.AS	1022
INTESA SANPAOLO	Itália	ISP.MI	1014
L.V.M.H.	França	LVMH.PA	1022
LLOYDS BANK GROUP	Reino Unido	LLOY.L	1011
NATIONAL GRID	Reino Unido	NG.L	1011
NESTLE SA	Suíça	NESN.S	1003
NOVARTIS	Suíça	NOVN.S	1003
NOVO NORDISK BANK	Dinamarca	NOVOB.CO	999
PRUDENTIAL	Reino Unido	PRU.L	1011
RECKITT BNCSR	Reino Unido	RB.L	1011
RIO TINTO	Reino Unido	RIO.L	1011
ROCHE HOLDING	Suíça	ROG.S	1003
ROYAL DUTCH SHELL	Holanda	RDSa.AS	1022
SANOFI	França	SASY.PA	1022
SAP SE	Alemanha	SAPG.DE	1009
SCHNEIDER ELECTRIC	França	SCHN.PA	1022
SIEMENS	Alemanha	SIEGn.DE	1009
TOTAL	França	TOTF.PA	1022
UBS GROUP	Suíça	UBSG.S	1003
Unilever PLC	Reino Unido	ULVR.L	1011
VODAFONE GROUP	Reino Unido	VOD.L	1011
ZURICH INSURANCE	Suíça	ZURN.S	1003

**Anexo C - Tabela comparativa de comissões para compra de ações (CMVM)**

<b>Intermediário Financeiro</b>	<b>Taxa Mínima</b>	<b>Custo Mínimo</b>
Banco ActivoBank, SA	0.344%	17,29 €
Banco BPI, SA	0.260%	26,00 €
Banco Comercial Português, SA	0.156%	15,60 €
Banco de Investimento Global, SA	0.155%	15,55 €
Banco Invest, SA	2.600%	13,00 €
Banco L.J. Carregosa, SA	2.912%	14,56 €
Banco Santander Totta, SA	0.260%	15,60 €
Bankinter, S.A. - Sucursal em Portugal	0.208%	15,60 €
BEST - Banco Electrónico de Serviço Total, SA	0.260%	12,48 €
Bison Bank, SA	0.260%	26,00 €
Biz Valor - Sociedade Corretora, SA	0.250%	25,00 €
Caixa - Banco de Investimento, SA	0.208%	14,56 €
Caixa Central - Caixa Central de Crédito Agrícola Mútuo, Crl	4.160%	20,80 €
Caixa Económica Montepio Geral, Caixa Económica Bancária, SA	0.260%	10,40 €
Caixa Geral de Depósitos, SA	0.208%	15,60 €
Dif Broker - Sociedade Financeira de Corretagem, SA	0.200%	12,00 €
Golden Broker - Sociedade Corretora, SA	0.364%	12,48 €
Hawkclaw Capital Advisors, Lda	35.000%	50,00 €
Montepio Investimento, SA	1.288%	16,10 €
Novo Banco dos Açores, SA	0.260%	26,00 €
NOVO BANCO, SA	0.260%	26,00 €
<b>X-Trade Brokers Dom Maklerski S.A. - Sucursal em Portugal</b>	<b>0.120%</b>	<b>4,99 €</b>

## Anexo D - Código de Programação dos modelos em Python v3.7

```
1  """
2  Vitor Madeira Thesis
3  """
4  import pandas
5  import numpy as np
6  from matplotlib import pyplot as plt
7  import os
8  import glob
9
10 path = "Nova DataBase"
11
12 actions = glob.glob(os.path.join(path, "*.xlsx"))
13 print_positions=False
14 methods = "rsi", "macd", "macd_always", "both", "both20"
15 crit_level1 = 30
16 crit_level2 = 70
17 from pandas.io.excel import ExcelWriter
18
19
20 def get_data(file):
21     action_name = os.path.basename(file)[-5:]
22     if action_name == "STOXX50":
23         action_name = "."+action_name
24     # ler o excel
25     data = pandas.read_excel(file)
26     # sacar as colunas com este nome (usar data.keys() para ver o nome as colunas)
27     dates = data["Date"].to_list()
28     price_close = data["Close({})".format(action_name)].to_list()
29     price_open = data["Open({})".format(action_name)].to_list()
30     rsis = data["RSI({})".format(action_name)].to_list()
31     macds = data["MACD({})".format(action_name)].to_list()
32     macd_signal_line = data["MACD Signal Line({})".format(action_name)].to_list()
33     volume = data["VOL({})".format(action_name)].to_list()
34     # ordenar do mais antigo para o mais recente
35     indexes = sorted(range(len(dates)), key=lambda k: dates[k])
36     dates = [dates[i] for i in indexes]
37     rsis = [rsis[i] for i in indexes]
38     price_close = [price_close[i] for i in indexes]
39     price_open = [price_open[i] for i in indexes]
40     volume = [volume[i] for i in indexes]
41     macds = [macds[i] for i in indexes]
42     macd_signal_line = [macd_signal_line[i] for i in indexes]
43
44     l1 = [price_close[i] == price_close[i+1] for i in range(len(price_close)-1)]
45     l2 = [volume[i] == volume[i+1] for i in range(len(volume)-1)]
46
47     # Filter duplicates
48     to_filter = np.logical_and(l1, l2)
49
50     taken = 0
51     repetitive = False
52     for i, v in enumerate(to_filter):
53         if v and repetitive:
54             dates.pop(i-taken)
55             rsis.pop(i-taken)
56             price_close.pop(i-taken)
57             price_open.pop(i-taken)
58             volume.pop(i-taken)
59             macds.pop(i-taken)
60             macd_signal_line.pop(i-taken)
61             taken+=1
62         if v:
63             repetitive = True
64         else:
65             repetitive = False
66     return dates, rsis, price_close, price_open, volume, macds, macd_signal_line
67
68
69 day_interval_bs = 10
70 # Assume que rsis e open_price na mesma posição são da mesma data
71 def make_positions_rsi(dates, rsis, open_prices):
72     curr_pos = "empty" # "empty", "buy", "sell"
73     price = 0
74     n_days = 0
75     day = None
76     order = None
77     trades = []
78
79     for date, rsi, open_price in zip(dates, rsis, open_prices):
80         if order is None:
81             # check if I should buy or sell or nothing
82             if curr_pos == "empty":
83                 if rsi < crit_level1:
84                     order = "buy"
85                 elif rsi > crit_level2:
86                     order = "sell"
87             else:
88                 n_days += 1
89                 if n_days == day_interval_bs:
90                     trades.append([str(day), str(date), curr_pos, price, open_price])
91                     n_days = 0
92                     curr_pos = "empty"
93         else:
94             if order == "buy":
95                 order = None
96                 curr_pos = "buy"
97                 price = open_price
98                 day = date
99
100         if order == "sell":
```

```

100     if order == "sell":
101         order = None
102         curr_pos = "sell"
103         price = open_price
104         day = date
105
106     return trades
107
108 def make_positions_macd(dates, macds, macd_signal_line, open_prices, always=False):
109     curr_pos = "empty" # "empty", "buy", "sell"
110     price = 0
111     n_days = 0
112     # macd is currently <mode> macd_signal_line
113     mode = "under" if macds[0] < macd_signal_line[0] else "over"
114     day = None
115     order = None
116     trades = []
117
118     for date, macd, signal, open_price in zip(dates, macds, macd_signal_line, open_prices):
119         if order is None:
120             # check if I should buy or sell or nothing
121             if curr_pos == "empty":
122                 if not always:
123                     if mode == "under" and macd > signal:
124                         order = "buy"
125                     if mode == "over" and macd < signal:
126                         order = "sell"
127                 if always:
128                     if macd > signal:
129                         order = "buy"
130                     if macd < signal:
131                         order = "sell"
132                 else:
133                     n_days += 1
134                     if n_days == day_interval_bs:
135                         trades.append([str(day), str(date), curr_pos, price, open_price])
136                         n_days = 0
137                         curr_pos = "empty"
138             else:
139                 if order == "buy":
140                     order = None
141                     curr_pos = "buy"
142                     price = open_price
143                     day = date
144                 if order == "sell":
145                     order = None
146                     curr_pos = "sell"
147                     price = open_price
148                     day = date
149                 if macd < signal:
150                     if macd < signal:
151                         mode = "under"
152                     elif macd > signal:
153                         mode = "over"
154
155     return trades
156
157 def make_positions_both(dates, rsis, macds, macd_signal_line, open_prices, delay=None):
158     if delay=None:
159         delay = day_interval_bs
160     curr_pos = "empty" # "empty", "buy", "sell"
161     price = 0
162     n_days = 0
163     # macd is currently <mode> macd_signal_line
164     day = None
165     order = None
166     trades = []
167
168     for date, rsi, macd, signal, open_price in zip(dates, rsis, macds, macd_signal_line, open_prices):
169         if order is None:
170             # check if I should buy or sell or nothing
171             if curr_pos == "empty":
172                 if macd > signal and rsi < crit_level1:
173                     order = "buy"
174                 if macd < signal and rsi > crit_level2:
175                     order = "sell"
176             else:
177                 n_days += 1
178                 if n_days == day_interval_bs:
179                     trades.append([str(day), str(date), curr_pos, price, open_price])
180                     n_days = 0
181                     curr_pos = "empty"
182             else:
183                 if order == "buy":
184                     order = None
185                     curr_pos = "buy"
186                     price = open_price
187                     day = date
188                 if order == "sell":
189                     order = None
190                     curr_pos = "sell"
191                     price = open_price
192                     day = date
193
194     return trades
195
196
197 if __name__ == "__main__":
198     all_files = list()
199     for method in methods:
200         output_file = "results {}.csv".format(method)

```

```

200     output_file = "results_{}.csv".format(method)
201     all_files.append(output_file)
202     with open(output_file, "w") as output:
203         string = "Action, Total Profit, N Buys, N Sells, Buy Profit, Sell Profit\n"
204         print(string)
205         output.write(string)
206         for action in actions:
207             action = os.path.basename(action)
208             file = os.path.join(path, action)
209
210             dates, rsi, price_close, price_open, volume, macds, macd_signal_line = get_data(file)
211             init_date = dates[0]
212             t = [(x-init_date).days for x in dates]
213
214             if method == "rsi":
215                 positions = make_positions_rsi(dates, rsi, price_open)
216             elif method == "macd":
217                 positions = make_positions_macd(dates, macds, macd_signal_line, price_open)
218             elif method == "macd_always":
219                 positions = make_positions_macd(dates, macds, macd_signal_line, price_open, always=True)
220             elif method == "both":
221                 positions = make_positions_both(dates, rsi, macds, macd_signal_line, price_open)
222             elif method == "both20":
223                 positions = make_positions_both(dates, rsi, macds, macd_signal_line, price_open, delay=20)
224
225             file_name = "positions_{}.xlsx".format(method, action)
226             pandas.DataFrame(positions).to_excel(file_name, header=False, index=False)
227
228             total_profit = 0.0
229             for i, p in enumerate(positions):
230                 profit = (p[4] - p[3]) / p[3]
231                 if p[2] == "sell":
232                     profit *= -1
233                 total_profit += profit
234                 if print_positions:
235                     print(i+1, "-", *p, profit)
236
237             n_buys = len([i for i in positions if i[2] == "buy"])
238             n_sells = len([i for i in positions if i[2] == "sell"])
239
240
241             buy_profit = 0.0
242             for i, p in enumerate(positions):
243                 if p[2] == "buy":
244                     profit = (p[4] - p[3]) / p[3]
245                 if p[2] == "sell":
246                     profit *= -1
247                 buy_profit += profit
248                 if print_positions:
249                     print(i+1, "-", *p, profit)
250
251             sell_profit = 0.0
252             for i, p in enumerate(positions):
253                 if p[2] == "sell":
254                     profit = (p[4] - p[3]) / p[3]
255                 if p[2] == "sell":
256                     profit *= -1
257                 sell_profit += profit
258                 if print_positions:
259                     print(i+1, "-", *p, profit)
260             string = "{};{:2};{};{:2};{:2}\n".format(action, total_profit, n_buys, n_sells, buy_profit, sell_profit)
261             print(string)
262             output.write(string)
263
264     with ExcelWriter('my_excel.xlsx') as ew:
265         for csv_file in all_files:
266             pandas.read_csv(csv_file).to_excel(ew, sheet_name=csv_file)
267

```