



Instituto Universitário de Lisboa

Departamento de Ciências e Tecnologias da Informação

**ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DO MERCADO DE ACÇÕES UTILIZANDO
TÉCNICAS DE *DATA MINING***

Pedro Miguel Perfeito

Tese submetida como requisito parcial para obtenção do grau de

Mestre em Sistemas Integrados de Apoio à Decisão

Orientador:

Professor Doutor Orlando Belo, Professor Associado

Universidade do Minho

Co-orientadora:

Prof. Dra. Maria José Trigueiros, Professor Associado

ISCTE-IUL

Outubro, 2009

Agradecimentos

A toda a minha família, em especial aos meus pais, Rui e Helena, que sempre lutaram e acreditaram em mim desde o meu primeiro dia de vida em 2 de Abril de 1977. À Joana, minha namorada, companheira e amiga, que foi sem dúvida alguma a minha maior força para chegar até aqui.

Ao meu orientador, Dr. Orlando Belo, por toda a sua amizade, disponibilidade e apoio demonstrado. Foi sem dúvida a minha referência ao longo de todo o mestrado, sendo daquelas raras pessoas que é capaz de manter uma pessoa motivada e bem orientada do primeiro ao último dia.

A todos os meus colegas e professores de mestrado, em especial à Dra. Maria José Trigueiros pelas palavras e mensagens mágicas que me foi dando ao longo de todo o mestrado... sem dúvida uma referência a nível nacional.

Aos professores Dr. Bruce James Vanstone (*“Bonds University”* - Austrália) e ao Dr. Prof. Terence Chong (*“Chinese University”* – China) por toda a disponibilidade e apoio quase em tempo real através de e-mail. São dos poucos professores de economia que investem diariamente nos mercados financeiros tirando partido de todas as suas investigações realizadas sobre os mesmos.

A todos os amigos e colegas de trabalho na Caixa Geral de Depósitos que directa ou indirectamente deram a sua contribuição, em especial ao Dr. Joaquim Nogueira e Dra. Helena Espírito Santo que se mostraram sempre prestáveis e compreensivos relativamente às minhas ausências forçadas. À Dra. Mariana Patinha e Dr. António Melo por todo o carinho e amizade sempre demonstrada ao longo destes últimos anos.

A todos aqueles que acreditaram na minha dedicação, no meu esforço, no meu trabalho e na minha paixão pelo mundo fantástico do *“Business Intelligence”*. Obrigado pelo crescimento profissional e intelectual que me proporcionaram, posso realmente dizer que valeu a pena!

Resumo

No actual contexto económico, o valor da informação assume cada vez mais importância nos hábitos e costumes de cada cidadão. Cotações do barril do petróleo, taxas euribor, índices accionistas, taxa de inflação, entre outros, chegam-nos diariamente às nossas casas através da comunicação social. O seu estudo assume cada vez mais importância, principalmente pela necessidade em identificar o seu impacto no nosso quotidiano.

A aplicação de técnicas de *Data Mining* (DM) na tentativa de prever o movimento do Mercado de Acções, nunca foi um assunto muito bem aceite, principalmente pelos economistas e pelo mundo académico. É uma área de elevada complexidade, e o facto de a mesma envolver dinheiro, implica que a sua investigação, principalmente bem sucedida, não seja tornada pública. Contudo, estas técnicas existem e são cada vez mais utilizadas, não só nos mercados financeiros, como praticamente em todos os outros sectores de actividade.

Esta dissertação começa por fazer uma abordagem ao complexo mundo do mercado de acções, numa tentativa de o desmistificar um pouco. Posteriormente, e com base em regras de investimento normalmente aplicadas pelos investidores profissionais, é apresentado um modelo de uma rede neuronal artificial, que prevê numa base diária, a decisão de comprar, manter ou vender um determinado activo, sendo a mesma, suportada por um sistema de apoio à decisão para a monitorização e análise da evolução das decisões tomadas.

Palavras-chave: Sistema de Apoio à Decisão, *Data Mining*, *Knowledge Discovery in Data*, Business Intelligence, ETL, Data Warehousing.

Abstract

In the current economic environment, the value of information is increasingly important in the habits and customs of each citizen. Prices per barrel of oil, Euribor rates, equity indexes, inflation rate, among others, arrive everyday at our homes through the media. Their study is increasingly important, especially by the need to identify their impact on our daily quotidian.

The application of *Data Mining* (DM) techniques, in an attempt to predict the movement of the stock market, has never been a very well accepted, mainly by economists and the academic world. It is an area of high complexity, and the fact that it involves money, mean that their research, especially successful, is not made public. However, these techniques exist, and are increasingly used not only in financial markets, but also in practically all other activity sectors.

This dissertation begins by making an approach to the complex world of the stock market, in an attempt to demystify it a little. Subsequently, based on investment rules normally applied by practitioners, it's presented a model of an artificial neural network, which provides in a daily basis, the decision to buy, hold or sell a particular asset, supported by a decision support system to monitor and analyze the evolution of the made decisions.

Keywords: *Decision Support Systems, Data Mining, Knowledge Discovery in Data, Business Intelligence, ETL, Data Warehousing*

Índice

Agradecimentos.....	I
Resumo	II
Abstract.....	III
Índice	IV
Índice de Tabelas	VI
Índice de Figuras	VII
Lista de Siglas e Acrónimos	IX
1. Introdução	2
1.1. Enquadramento e Motivação do problema.....	2
1.2. O Problema	4
1.3. Objectivos da dissertação.....	4
1.4. Organização da dissertação	5
1.5. Metodologia.....	6
2. Desmistificação do Mercado de Acções.....	8
2.1. O Mercado de Acções.....	8
2.2. Os movimentos no mercado de acções	11
2.3. Factores que influenciam uma decisão	15
2.4. Previsão: Facto ou Ficção?	19
2.5. O Investidor	24
3. <i>Data Mining</i> e sua Aplicação ao Mercado de Acções	27
3.1. Evolução até ao <i>Data Mining</i>	28
3.2. Investigações realizadas no mercado de acções	29
4. Análise e desenvolvimento.....	34
4.1. Compreensão dos dados.....	35
4.2. Preparação dos dados.....	43
4.3. Modelação	47
5. Avaliação e análise de resultados	51

5.1.	Estratégia Passiva.....	51
5.2.	Estratégia Activa	52
6.	Implementação do Sistema.....	58
6.1.	Processo de Automatização.....	58
6.2.	Interface	61
7.	Conclusões e trabalho futuro.....	63
7.1.	Considerações finais	64
7.2.	Trabalho futuro	65
	Bibliografia	68
	Referências WEB.....	72

Índice de Tabelas

Tabela 1.	Indicadores de análise fundamental (fórmula de Joel Greenblatt).....	16
Tabela 2.	Indicadores de análise técnica.....	18
Tabela 3.	Tabela de variáveis base da cotação diária de uma acção	35
Tabela 4.	Indicadores de análise técnica utilizados neste trabalho	36
Tabela 5.	Dados seleccionados para entrada do modelo	43
Tabela 6.	Resultados obtidos através de uma estratégia passiva	51
Tabela 7.	Resultados obtidos nas três estratégias no conjunto de treino e teste.....	52
Tabela 8.	Correlação linear entre variável alvo e variável previsão.....	55

Índice de Figuras

Figura 1.	Metodologia CRIPS-DM	6
Figura 2.	Evolução de estudos favoráveis à análise técnica	22
Figura 3.	Evolução até ao <i>Data Mining</i>	28
Figura 4.	Exemplo de uma arquitectura de uma rede neuronal MLP	31
Figura 5.	Sinais gerados pela média móvel de 26 dias.....	37
Figura 6.	Sinais gerados pelo Indicador RSI a 15 dias	38
Figura 7.	Sinais gerados pelo Indicador MACD	39
Figura 8.	Sinais gerados pelo Indicador GMMA	40
Figura 9.	Sinais gerados pelo Indicador Estocástico (K% e D%)	41
Figura 10.	Exemplo de sinais ideais a propor para “target”	44
Figura 11.	Histograma sobre o valor alvo antes da preparação dos dados.....	45
Figura 12.	Histograma sobre o valor alvo após a preparação dos dados	46
Figura 13.	Processo de separação do conjunto de dados de entrada inicial.....	46
Figura 14.	Processo de concepção da rede neuronal.....	47
Figura 15.	Esquema do modelo criado através do software “Clementine”	48
Figura 16.	Importância das variáveis no resultado da rede neuronal.....	48
Figura 17.	Distribuição normal com aplicação de desvio padrão sobre a média	49
Figura 18.	Rentabilidades das várias estratégias no período de teste	53
Figura 19.	Comportamento da variável alvo e variável previsão.....	54
Figura 20.	Sinais gerados no conjunto de teste	55
Figura 21.	Exposição ao risco	57
Figura 22.	O processo de automatização do sistema	59

Figura 23.	Arquitectura Física do sistema	60
Figura 24.	Interface exemplo do sistema de negociação da IGMarkets	61
Figura 25.	Interface do <i>SAD</i>	62

Lista de Siglas e Acrónimos

DM	Data Mining
SAD	Sistema de Apoio à Decisão
ETL	Extract Transform and Load
KDD	Knowledge Discovery in Databases
OLAP	On-Line Analytical Processing
OLTP	On-Line Transaction Processing

1. Introdução

1.1. Enquadramento e Motivação do problema

O mundo atravessa um período financeiro bastante complicado, iniciado em Agosto de 2007 após a crise imobiliária nos Estados Unidos da América, a crise do subprime¹, sendo apenas o rastilho para a situação difícil que se veio a verificar.

Como é de conhecimento geral, o sector bancário obtém mais-valias não só pelos serviços prestados aos seus clientes, mas também pelo investimento que é feito com o dinheiro depositado por esses mesmos clientes. E o risco surge no momento em que o banco investe esse mesmo dinheiro... que apesar de tudo, tem vindo a ser cada vez mais controlado com os sucessivos acordos de Basileia, que obriga os bancos quer a manter mínimos de capitais próprios, quer a implementar sistemas de controlo de risco de mercado, risco de crédito e o risco de operacional².

A semana de 6 a 10 de Outubro de 2008 foi marcada por um grande “terramoto” financeiro, já previsto acontecer pelos grandes analistas financeiros, só não se sabendo bem quando... O mundo tinha chegado a um ponto de descontrolo quase total. Mas, afinal, quem são os responsáveis pela actual crise económica mundial? Os EUA e a sua política financeira? O surgimento de novos e cada vez mais complexos instrumentos financeiros (*warrants*, *hedge funds*, etc.)? A incontrolável ganância dos investidores? O recurso ao crédito sem controlo por parte dos consumidores? O excessivo peso do sector financeiro na economia? A “alavancagem” financeira concedida a investidores, criando um risco incontrolável?

Existe sempre algo de positivo a retirar destes acontecimentos e poderá ser como referiu nessa mesma semana o primeiro-ministro inglês no “The Washington Post”, transcrito pelo jornal

¹ Crédito de alto risco que se destina a um segmento da população com rendimentos mais baixos e com uma situação económica mais instável.

² Um caso de falha no controlo do risco operacional foi a fraude ocorrida no Banco francês, Société Générale, que, no início de 2008, foi vítima de fraude por um colaborador, que à margem da instituição realizada contratos de futuros terá colocado em causa a sobrevivência da mesma.

de negócios: “2008 será recordado não só como o ano da crise mas como o ano em que começamos a construir um mundo novo. Esta nova era, exigirá uma supervisão transfronteiriça, de padrões partilhados de regulação, remunerações que recompensem o trabalho árduo e não a irresponsabilidade, e de um sistema de alerta que salvaguarde a economia mundial.”

A lei da oferta e da procura é soberana. O mercado estabelecerá o preço justo de cada acção mais tarde ou mais cedo, pois o valor de uma determinada acção reflecte todos os dados económicos tornados públicos com maior ou menor desfasamento de tempo. O preço de cada acção é, portanto, estabelecido pelo comprador no momento em que realiza a transacção pelo valor mais alto, sendo fundamental perceber qual o valor real de uma determinada acção, comprando ao melhor preço não correndo o risco de adquirir a um valor sobreavaliado. Warren Buffett, um dos maiores investidores nos mercados accionistas, sugeria nessa semana no jornal New York Times, a compra de acções americanas, “*Buy american, I am*”. A realidade é que poucas ou raras vezes Warren Buffet se enganou, e teve sempre a inteligência e perspicácia de analisar de forma cuidada a viabilidade das empresas e procurando adquirir activos das mesmas a preços inferiores, aproveitando como é natural o pânico dos investidores, comprando em tempo de crise. Como dizia: “As minhas compras são ditadas por regras simples: tem receio quando os outros são gananciosos, e sê ganancioso quando os outros estão receosos”.

De qualquer forma, o investimento em bolsa não é só para especialistas. Se o horizonte temporal do investimento for alargado (mais que três anos) e diversificado (em diferentes sectores de actividade ou origem) a probabilidade de obter mais-valias é muito elevada.

Uma pessoa poderá optar por colocar os seus investimentos “na mão” de especialistas através de fundos de investimento ou ser ela própria responsável pela gestão dos mesmos. Contudo deverá munir-se de um sistema de apoio à decisão, como o que é proposto neste trabalho de dissertação, e acompanhar o movimento dos mercados accionistas diariamente através de imprensa da especialidade e tendo sempre em atenção que opiniões de analistas e corretoras poderão não ser inocentes.

1.2. O Problema

Há já muitos anos uma questão sobre os mercados accionistas tem gerado muita controvérsia. Essa questão: “*Até que ponto os dados históricos de uma determinada acção podem ser usados para prever movimentos futuros?*”, será analisada neste projecto. Várias são as opiniões sobre ela, sendo praticamente impossível arranjar um consenso nesta matéria. Apesar de serem falíveis, as instituições financeiras e corretoras fazem as suas previsões baseando-se não só no seu conhecimento implícito, fruto de experiencias vividas no passado, mas principalmente seguindo duas abordagens de pensamento distintas:

- **Análise técnica**, aplicando técnicas estatísticas sobre dados históricos de cada empresa, como o preço de fecho de uma cotação ou volume, através de gráficos e outras ferramentas capazes de identificar comportamentos e sugerir previsões de movimentos futuros.
- **Análise fundamental**, analisando os relatórios publicados por cada empresa cotada em bolsa, principalmente dados contabilísticos que permitem analisar os seus lucros, prejuízos e endividamento, bem como as previsões dos lucros e investimentos que pretendem alcançar no futuro. Para além dos dados ditos “reais” de cada empresa, são analisados também dados macroeconómicos como taxas euribor, cotação do barril de petróleo, taxa de inflação, entre outros.

Nesta altura, uma outra questão se coloca: “até que ponto as novas tecnologias de informações podem ajudar a identificar relações causa efeito entre os vários indicadores técnicos e fundamentais?”

1.3. Objectivos da dissertação

Este trabalho tem como objectivo descobrir comportamentos e padrões existentes no mercado de acções, pretendendo ajudar, deste modo, no apoio à decisão de comprar, vender ou manter determinadas acções incluídas numa carteira de investimento. Não será apresentada uma fórmula mágica para obter mais-valias no mercado de acções, mas sim uma estratégia de investimento com base em técnicas de *data mining*.

Um dos objectivos deste trabalho passa pela criação de um modelo preditivo que através de uma serie de indicadores normalmente aplicados no mercado de acções permita identificar diariamente um sinal de compra, venda ou manutenção de uma acção através de uma rede neuronal (MLP) muito comum em análises técnicas nos mercados financeiros.

O resultado do modelo anterior, juntamente com a aplicação de algumas regras de investimento sugeridas por profissionais e investigadores bem sucedidos, servirão de base à criação de um sistema de apoio à decisão que integrará e disponibilizará esses mesmos resultados de modo a dotar, principalmente investidores amadores, de conhecimento mais próximo dos profissionais. Existem certos comportamentos na bolsa, que um profissional consegue perceber com maior ou menor facilidade, e que um investidor amador desconhece. Isto acontece, principalmente, porque os profissionais dos mercados accionistas conseguem interpretar os vários gráficos financeiros e possuem também experiências passadas que permitem usufruir da sua própria intuição.

1.4. Organização da dissertação

Nesta dissertação adoptou-se uma estrutura que conseguisse expor de uma forma coerente e simplificada todos os processos realizados, mantendo-os desta forma, alinhados com os objectivos do projecto. Assim, no capítulo 2 e 3 é feita a compreensão do problema através do estudo da área de negócio e uma análise de investigações realizadas anteriormente através de técnicas de *data mining*, enquanto no capítulo 4 é realizado todo o desenvolvimento inerente a este tipo de projectos, passando pela preparação e compreensão dos dados à modelação respectiva. Mais à frente, no capítulo 5, é apresentada uma avaliação e análise dos resultados obtidos, alinhando-os com os indicadores de sucesso traçados inicialmente. Posteriormente, o capítulo 6 descreve a implementação de um *Sistema de Apoio à Decisão (SAD)*, que com base no modelo de *Data Mining (DM)* criado, servirá de suporte à decisão diária de comprar, manter ou vender uma determinada acção. No final, são apresentadas as conclusões deste trabalho de estudo, nomeadamente através de um balanço final sobre o mesmo, e da apresentação de alguns caminhos futuros.

1.5. Metodologia

O modelo processual CRISP-DM (*C*Ross *I*ndustry *S*tandard *P*rocess for *D*ata *M*ining) [CRISP-DM '00] tem-se revelado muito útil no suporte a projectos de *data mining*. Esta metodologia é bastante compreensiva e fornece uma visão integrada e delimitada sobre as seis fases que um projecto de *Data Mining (DM)* deverá seguir. A figura 1 representa esquematicamente essas seis fases retratando também, o seu ciclo de vida iterativo.

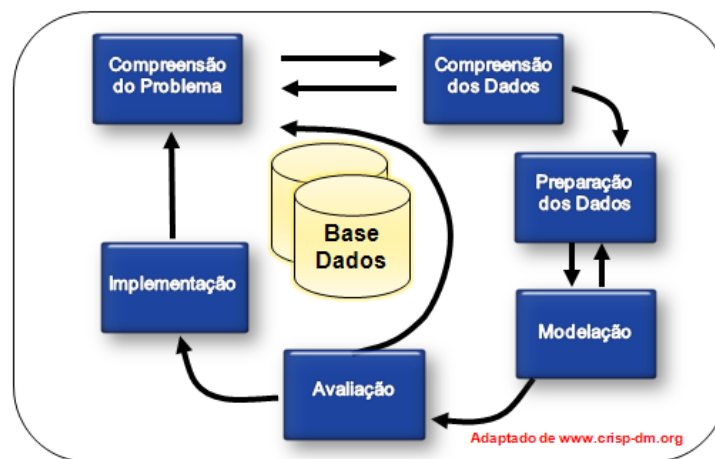


Figura 1. Metodologia CRIPS-DM

Seguindo a metodologia, começa-se por compreender o problema e o seu contexto, incluído também o desenvolvimento de uma definição do problema e objectivos a atingir. A fase dois compreende a recolha de dados e, frequentemente, a integração de diversas fontes de dados, sendo esta fase igualmente responsável por uma avaliação prévia da qualidade dos mesmos.

A preparação e pré-processamento são uma fase essencial, de modo a que os dados se apresentem no formato adequado para criação do modelo de *Data Mining (DM)*, sendo nesta fase seleccionados atributos e realizadas actividades de transformação e limpeza de dados.

Na fase de modelação e análise de dados, são utilizadas diversas técnicas de aprendizagem ou algoritmos que permitem obter modelos alternativos. Os resultados são avaliados com métodos de validação ou teste. Durante esta fase, é muito frequente ter de voltar a efectuar actividades de pré-processamento, uma vez que podem ser identificadas variáveis com pouco significado.

A fase de avaliação os resultados são confrontados com conhecimento prévio e é feita a revisão dos passos efectuados para a construção do modelo, confirmando deste modo, que nenhum aspecto foi esquecido e que o resultado do modelo se encontra alinhado com os objectivos do projecto.

A fase de implementação pode ser tão simples como a escrita de um relatório, ou tão complexa como a criação de um Sistema de Apoio à Decisão que permita apoiar decisões com base no conhecimento gerado.

Tal como em todas as metodologias, a CRISP-DM não garante resultados, mas permite disciplinar o processo de concepção de um modelo alinhando o mesmo com os objectivos do projecto de *Data Mining (DM)*.

2. Desmistificação do Mercado de Acções

2.1. O Mercado de Acções

A fim de conseguir novos investimentos necessários para o seu crescimento, fugindo ao endividamento junto das instituições bancárias, as empresas abrem o seu capital para encontrar uma nova fonte de captação de recursos financeiros, sendo este o principal motivo de existência do mercado de acções. O mercado de acções, ou bolsas de valores, é portanto um local onde são negociados os títulos emitidos por empresas de capital aberto.

O princípio básico de uma boa negociação em bolsa é comprar um activo a um preço baixo e vender o mesmo a preço alto, onde o problema maior é a dificuldade em prever quando o preço atinge o seu valor mais baixo e o seu valor mais alto. O movimento destes mercados é sensível a factores de natureza económica, política e até mesmo psicológica, sendo bastante volátil, especulativo e de difícil previsão.

As pessoas tendem a investir ou a interessar-se por investimento em acções por causa dos seus elevados retornos acumulados ao longo dos tempos. Só existe uma única razão racional para se investir na bolsa: ganhar dinheiro. Mas com a excitação de um novo jogo, é frequente perder-se a visão desse mesmo objectivo [Elder '07]. Neste “jogo”, o valor de um activo é ditado pelo mercado segundo a lei da oferta e da procura, sendo atribuído um valor com base no que alguém (investidor) está disposto a dar pelo mesmo. Para aqueles mais aventureiros sem conhecimento do seu funcionamento, este investimento pode ser um autêntico “suicídio”, para outros, colocar o investimento em fundos parece ser uma alternativa mais segura, apesar de não menos arriscada.

2.1.1. Um pouco de história

A história das bolsas de valores inicia-se no ano de 1602, em Amesterdão, quando a Companhia Holandesa das Índias Orientais (VOC) institui e passa a comercializar as suas acções (*aktien*) num estabelecimento financeiro, dividindo o seu capital em quotas iguais e transferíveis. Esta foi a primeira bolsa de valores da história...

Em 1669, a VOC era a mais rica companhia privada do mundo, com mais de 150 navios mercantes, 40 vasos de guerra, 50 000 funcionários, um exército privado de 10 000 soldados e uma distribuição de dividendos de 40% [05].

A partir de 1964, com as leis de reforma bancária e do mercado de capitais, os mercados de acções começaram a assumir as funções que possuem actualmente, ou seja, num símbolo marcante do capitalismo e da globalização. A tecnologia da informação permitiu a existência de mercados de acções totalmente electrónicas, como é por exemplo, a americana Nasdaq.

Em Portugal, foi inaugurada a Bolsa de Lisboa em 1769, ou mais precisamente, a Assembleia dos Homens de Negócio, a horas de praça, no torreão do lado nascente da Praça do Comércio, juntamente com as mais importantes organizações ligadas ao comércio da Capital. Em 1891, foi inaugurada a Bolsa de Valores do Porto [Capuleto '08].

2.1.2. Os crashes ou “bolhas”

Após a primeira guerra mundial em 1920, veio o tempo de paz e grande prosperidade. Esta prosperidade foi alimentada por uma grande industrialização e surgimento de novas tecnologias, como o rádio ou o automóvel. Muitos investidores começaram a comprar acções a um ritmo alucinante, não só pela grande rentabilidade obtida, mas também porque a maior parte dos economistas da época considerava a compra de acções um investimento seguro. Rapidamente o mercado de acções passou a ser o passatempo preferido dos Estados Unidos da América, ao ponto de investidores hipotecaram as suas próprias casas, e apostarem as poupanças de uma vida inteira na compra de acções [Galbraith '97].

Mas em Outubro de 1929, uma onda súbita e sem precedentes tomou de assalto o mercado americano. Acções outrora valorizadas, simplesmente não encontravam novos compradores,

nem mesmo por verdadeiras ninharias. Este acontecimento repercutiu-se por todo o mundo, originando a maior crise financeira de sempre. Milhares de investidores, com a irracional ideia que o valor das acções nunca pararia de subir, ficaram na ruína e no desespero de não ter dinheiro sequer para comer. Apenas em 1934 com a chegada do novo presidente Roosevelt, começou a existir alguma estabilidade e crescimento económico [Galbraith '97].

Outros *crashes* se destacaram ao longo da história, como o *crash* de 1987 e o *crash* de 2000. O *crash* de 1987 resultou de uma inesperada subida do défice da balança comercial, levando a taxas de juros elevadas e legislação fiscal mais agressiva [Capuleto '08]. Enquanto o *crash* de 2000 ficou a dever-se a especulação pura, sobretudo nos sectores tecnológicos, onde algumas empresas desvalorizaram mais de 80%. Um exemplo foi a empresa portuguesa PT-Multimédia, onde depois de atingir a “irreal” cotação de 146 euros, caiu para um valor inferior ao seu valor inicial na bolsa portuguesa de 27 euros!

Como se pode ver pela história, a probabilidade de acontecer um *crash* é muito baixa, mas devido às perdas avultadas e à destabilização que pode trazer ao sistema financeiro, é muito temido pelos investidores e pelas autoridades monetárias, que apesar de tudo, têm vindo a reduzindo o impacto desses mesmos acontecimentos.

2.1.3. Profissionais vs Académicos

Existem dois grandes actores no estudo destes mercados. Por um lado, os profissionais, que são orientados às rentabilidades, e, por outro, os académicos (economistas, estatísticos e professores de finanças), que teoricamente são orientados pela evolução da ciência. Às vezes este tipo de estudos é um pouco descredibilizado ou desvalorizado, porque o meio envolvente não reconhece casos de sucesso tornados públicos e que comprovem a validade e importância destes estudos. O ser humano torna-se um bocado irracional e até mesmo primitivo, quando se trata de dinheiro, sendo que neste caso, para além dessa vertente primitiva, o facto de um modelo de sucesso ser tornado público, implica que esse mesmo modelo esteja condenado ao fracasso, e isto porque nos mercados financeiros existe sempre duas partes na negociação, aqueles que compram, e aqueles que vendem. Ou seja, se o modelo criado for tornado público e utilizado por um grande número de investidores, esse mesmo modelo seria condenado ao fracasso, pois todos iriam convergir no mesmo sentido de compra ou venda.

2.1.4. Estratégias de Investimento

Existem duas grandes estratégias nos mercados financeiros, a estratégia activa e a estratégia passiva. Estratégia activa, conhecida com estratégia *buy-and-sell*, usa indicadores fundamentais e técnicos para análise de compra e venda de acções, enquanto a estratégia passiva, conhecida como *buy-and-hold*, acredita que os mercados são eficientes e deste modo existe uma estratégia de compra e manutenção de acções a longo prazo, normalmente através de fundos de investimento. Uma grande diferença entre estas duas estratégias, são os custos das transacções e taxas/impostos respectivos, que na segunda são bem mais reduzidos. A estratégia passiva é normalmente usada como *benchmark* dos estudos realizados nesta área, sendo muito defendida pelos economistas.

2.2. Os movimentos no mercado de acções

O preço dos activos no mercado de capitais oscilam constantemente, porque existem pessoas interessadas em comprar e vender esses mesmos activos. Como referido anteriormente, o movimento destes mercados é sensível a factores de natureza económica, política e até mesmo psicológica. Várias são as teorias, vários são os factos e os estudos apresentados, que tentam explicar o comportamento dos movimentos nos mercados financeiros. É um quase infinito número de variáveis que influenciam o seu movimento, umas sendo mais obscuras outras mais claras, mas a constante procura de explicações (conhecimento) irá permitir que os mercados se tornem cada vez mais eficientes.

2.2.1. Ciclo económico vs Ciclo mercado

Os mercados de capitais são fundamentais para o desenvolvimento económico de um país, por alocar poupança a recursos de investimentos, função que, ao ser desempenhada, fornece sinais importantes à formação dos preços dos títulos, que devem reflectir as informações existentes no sistema económico a qualquer tempo [Fama '70].

Segundo vários estudos realizados [Matos '07], e de fácil explicação sobre os dados históricos, o ciclo de mercado e o ciclo económico estão bastante correlacionados. Prevendo o ciclo económico será possível seleccionar os melhores activos e no momento certo. O crescimento económico provoca uma valorização das acções, verificando-se uma correlação

positiva entre a expansão do PIB e a valorização dos mercados de ações. As economias não são estáveis, o seu dinamismo impõe movimentos cíclicos de crescimento e recessão, aceleração e desaceleração.

O ciclo económico foi “avisado” pelo ciclo bolsista com 5 a 7 meses de antecedência relativamente à crise actual e segundo os especialistas e profissionais, é praticamente unânime que o mundo financeiro atravessa um momento de *bear market* em “aterragem suave”, tendo sido o sinal dado, pelo mercado de ações na crise do subprime em Agosto de 2007.

2.2.2. O movimento do mercado e suas analogias

Para simplificação de alguns factos que ocorrem no mercado de ações, muitas analogias foram surgindo ao longo do tempo fazendo parte do dia-a-dia de qualquer investidor. Uma das mais utilizadas e usada para explicar a lei da oferta e da procura é a analogia dos touros (*bull*) e dos ursos (*bear*). Esta sintetiza as diferenças comportamentais entre grupos de compradores e vendedores, sendo os compradores orientados pelos touros e os vendedores pelos ursos. Os ursos moram no topo das montanhas, onde estão os preços altos, por sua vez, os touros moram em baixo, no vale onde estão os preços baixos. Os touros sobem a montanha empurrando os preços para cima com o seus cornos, comprando cada vez mais alto, até chegar ao topo da montanha onde encontram os ursos que os recebem com patadas. Quando os touros estão mais fortes, os preços sobem e os investidores andam tranquilos e em euforia, quando os ursos estão mais fortes os preços caem e o sentimento de desespero é geral provocando o pânico entre os investidores. Ou seja, uma tendência de mercado *bull* ou *bear*, resulta normalmente de fundamentos racionais, sendo importante deste modo analisar o valor real das empresas através da análise fundamental. Enquanto o final de uma tendência é normalmente induzida por euforia e medo [Matos '07]. Outra analogia que, apesar de muito menos utilizada, não deixa de ter a sua importância no mercado bolsista: os tubarões e as sardinhas. Os tubarões movimentam grandes somas de dinheiro, manipulando a bolsa fazendo um determinado activo subir ou descer de acordo com os seus interesses. Já as sardinhas, operam em grande maioria com boas intenções, ajudando-se mutuamente enquanto fogem dos tubarões, que as querem comer a todo o custo. A oscilação dos preços, decorre da “luta em alto mar com os tubarões e sardinhas por todo o lado” [Tatiana et al. '07].

2.2.3. O poder da informação e das palavras

A tendência, principalmente de quem é imaturo nesta arte de comprar e vender acções, é a de seguir as massas através das notícias publicadas a todo o momento. Mas por mais regulamentação que possa existir no sector financeiro, a informação privilegiada existe, e deste modo, a informação tornada publica não é compartilhada por todos. Tal como a informação, as palavras de chefes de estado ou de alguém de reconhecido valor por parte dos investidores, pode gerar uma oscilação positiva ou negativa no movimento do mercado, e até mesmo gerar euforia ou medo.

Em 1996, com as palavras “Irrational Exuberance”, Alan Greenspan (na altura, presidente da reserva federal americana), num jantar com empresários americanos, alertava para o facto dos mercados estarem sobreavaliados. Com isso, os mercados caíram fortemente, mas rapidamente voltaram ao normal. Greenspan não repetiu mais essas palavras e as mesmas deram posteriormente o nome a um livro de Robert Shiller em 2005 [Shiller '05].

Em Portugal, o momento mais marcante no uso de palavras que afectam o movimento do mercado de acções, foram as do actual Presidente da República, Aníbal Cavaco Silva. Na euforia bolsista que antecedeu o *crash* de 1987, Cavaco Silva primeiro-ministro na altura, alertou os portugueses, dizendo que poderiam estar a comprar "gato por lebre".

Mais recentemente, o novo presidente Barack Obama, durante a visita de Gordon Brown aos Estados Unidos, recomendou a compra de acções a quem tivesse uma perspectiva de longo prazo. A bolsa reagiu a subir, para depois cair de novo. Contudo, os investidores levaram mais a sério as palavras de Obama do que as do anterior presidente George Bush. Mais um sinal do grande peso do lado emocional que se sente actualmente - o medo e a desconfiança.

De qualquer forma, o mercado vai sendo cada vez mais eficiente, e vai acumulando conhecimento, compreendendo quando se depara com informação ou desinformação por parte de especuladores e com os objectivos que estão por detrás das palavras. Em Wall Street diz-se: “comprar com o rumor, vender com a notícia” de forma a antecipar o movimento.

2.2.4. Teoria de Charles Dow

A teoria de Dow surgiu com base numa série de publicações que Charles Dow (1851-1902) fez no *Wall Street Journal* referentes a métodos de especulação. Até então, o mercado da bolsa era considerado um jogo de especulação e de entretenimento para os ricos.

Segundo Charles Dow o mercado de ações equipara-se ao movimento do mar, onde as marés correspondem aos grandes ciclos (que podem durar anos), as ondas correspondem às tendências secundárias (que podem durar meses) e o refluxo das ondas corresponde ao "ruído do mercado" (que geralmente dura poucos dias).

A contribuição de Charles Dow, focada na movimentação dos preços das ações, foi o ponto de partida para a utilização das tecnologias de informação e fórmulas matemáticas nos mercados financeiros. A sua teoria baseava-se em dois índices, os índices DJ Indústria e DJ Transportes, que para Charles eram de extrema importância, pois estes dariam um forte sinal sobre a situação económica, permitindo também prever movimentos futuros do mercado. O movimento de um índice teria de se confirmar com o outro, sendo a lógica simples de perceber. Segundo Dow, se o índice industrial sobe mas o índice dos transportes não, significará que existe uma boa produção mas os produtos não estão a ser vendidos, provocando um excesso de stock. Por outro lado, se o índice de transportes sobe mas o índice industrial não, significará que os produtos estão a ser distribuídos, existindo, todavia, uma redução de produção, alertando para um abrandamento da economia.

Charles Dow faleceu em 1903, e Hamilton, como um dos seus seguidores, foi adaptando a teoria contribuindo durante quase 20 anos com artigos sobre a mesma no *Wall Street Journal*. Estas adaptações, enumeradas de seguida, são ainda reconhecidas nos dias de hoje:

- As médias descontam tudo.
- A primeira tendência não pode ser manipulada.
- Ambos os índices (DJ Indústria e DJ Transportes) confirmam-se mutuamente de modo a gerar um sinal forte e credível.
- A teoria de Dow não é infalível.
- Determinar a tendência procurando os picos mais altos e mais baixos.

Charles Dow foi considerado o “pai” da análise técnica e somente em 1948, através de dois dos seus seguidores, os seus conceitos se popularizaram com a publicação de “*Technical Analysis of Stock Trends*” [Edwards et al. ‘48].

2.3. Factores que influenciam uma decisão

O maior erro que pode ser cometido pelos investidores que usam os indicadores de análise técnica e análise fundamental, é considerá-las como uma bola de cristal com capacidade de prever o futuro. Estes indicadores deverão ser analisados como instrumentos de navegação que suportarão a tomada de decisão de comprar, manter ou vender uma determinada acção. Para além destes, existe o factor emocional que influencia a tomada de decisão, uma vez que os investidores são guiados por impulsos e emoções como o medo, a euforia, o pessimismo ou o optimismo, e o conhecimento implícito que fruto de experiencias passadas de negociação, concede aos profissionais uma vantagem competitiva face aos académicos.

2.3.1. Análise Fundamental

A análise fundamental é caracterizada pela análise da actividade de uma empresa, do sector em que está envolvida e da economia em geral, projectando as previsões de evolução de todos estes factores de forma a tentar perceber-se qual o valor real da empresa. Um dos principais inspiradores desta investigação, principalmente no que concerne a análise fundamental e análise emocional nos mercados financeiros, foi sem dúvida Benjamin Graham.

Benjamim Graham nasceu em 1894 começando por trabalhar na Wall Street em 1914 e escrever o seu primeiro livro “Security Analysis” em 1934 com David Dodd, que apesar de todas as revisões ao longo do tempo, a mensagem transmitida mantém-se intacta. Com o segundo livro “*Intelligent Investor*” [Zweig ‘03], Graham escreve sobre o momento que se deveria e não deveria estar no mercado e vai aperfeiçoando a sua fórmula de investimento, pois segundo ele as formulas têm obrigatoriamente de se ir adaptando ao longo do tempo - “*These are the formulas that seem to work better now*”. Ele começou a investir individualmente em 1925 e em 1936 abriu a Graham-Newman Corporation, onde criou um fundo de investimento e foi o responsável durante 21 anos. Durante esse período o fundo atingiu pelo menos anualmente a rentabilidade de 14,7%, superando a rentabilidade do índice

S&P 500³. Graham abordou ainda a distinção entre acção/empresa e preço/valor. Para Graham as acções têm preços e as empresas têm valor, apesar desta noção, os investidores tendem a dar mais importância na altura de tomar decisões na variação do preço, em vez de tomar mais atenção na variação do valor, esquecendo-se que ao comprarem uma acção, estão a comprar parte de uma empresa, que no caso de ter não ter valor, resultará sem dúvida num mau negócio.

A análise fundamental é caracterizada pela análise das informações disponibilizadas pelas empresas cotadas em Bolsa sob a forma de um relatório de contas. Poderão por vezes ser pouco credíveis, pois existe a possibilidade da existência de "manobras" de modo a transmitir uma imagem errónea da empresa. Contudo, é a única possibilidade que o investidor particular tem para analisar os resultados de uma determinada empresa. Estes relatórios de contas são publicados periodicamente, normalmente por trimestre, semestre e ano. Como principais documentos do relatório, ressaltam o Balanço, que é considerado como uma "fotografia" da empresa num dado momento, e a Demonstração de Resultados.

Um livro que, à partida, não inspirava muita utilidade e grande retorno com a sua compra, era o livro de Joel Greenblatt [Greenblatt '00]. É de facto um livro muito bem conseguido e que mereceu o prémio de livro do ano pela Financial Times em 2007. O autor escreve o livro para o seu filho de 11 anos de modo a que este perceba melhor a sua profissão e que de uma forma simples, e objectiva, apresente uma fórmula mágica de investimento de sucesso na bolsa. Com base em dois indicadores de análise fundamental, o autor explica e prova como encontrar as empresas com maior valor com acções a preço de "saldo". A fórmula de Greenblatt parte do pressuposto de que os investidores em geral cometem erros de avaliação que fazem com que as boas empresas sejam vendidas a preços inferiores ao seu real valor. Os dois indicadores usados são o ROE e o P/L [Greenblatt '00].

Sigla	Fórmula	Significado	Output
ROE	Dividir o lucro líquido da empresa pelo seu património	Representa quanto a empresa consegue gerar de lucro em relação ao capital investido pelos acionistas	Saúde financeira da empresa
P/L	Dividir o preço da acção pelo lucro líquido por acção	Representa o número de anos que o acionista levará para receber de volta o capital que investiu numa acção, caso a empresa distribua 100% dos seus lucros em dividendos	Indica preço alto ou baixo

Tabela 1. Indicadores de análise fundamental (fórmula de Joel Greenblatt)

³ Índice das 500 maiores empresas dos Estados Unidos da América.

Greenblatt cria com a sua fórmula mágica, um ranking de empresas de acordo com o ROE (de maior para o menor) e P/L (de menor para o maior), e as que se posicionarem melhor na soma dos dois rankings, são as empresas com a melhor relação qualidade/preço. Greenblatt mostra no seu livro que a sua fórmula obtém resultados superiores à média do mercado e ao índice S&P 500.

2.3.2. Análise Técnica

Segundo Martin Pring [Pring '02], a análise técnica deu os seus primeiros passos no mercado de arroz da cidade de Sakata no Japão, por volta do século XVII, quando um comerciante de arroz, Munehisa Homma, começou a guardar o histórico das condições climatéricas, preços e negócios realizados. Com esta informação, começou a criar gráficos diários (preços de abertura e fecho) com o objectivo de detectar padrões de comportamento e antecipar movimentos. Estes gráficos ficaram conhecidos por gráficos de velas *Candlesticks*, e através dos mesmos, Munehisa, realizou mais de 100 negociações vencedoras consecutivas, sendo posteriormente contratado pelo governo japonês, como consultor financeiro. A Análise técnica, apesar de ter surgido no Japão no século XVII, apenas começou a ser utilizada e difundida nos mercados em finais do século XIX nos Estados Unidos da América por Charles Dow.

A análise técnica resume-se então à análise da informação histórica de uma determinada empresa cotada ou índice, como a da cotação de abertura, fecho, volume, e das centenas de indicadores que podem ser criados a partir destes. A análise técnica utiliza gráficos como ferramenta principal para determinar o melhor momento (e preço) para comprar e vender activos. Em complemento à utilização de gráficos, a análise técnica inclui também uma série de teorias sobre os movimentos do mercado que são abordadas neste capítulo. Naturalmente, e porque a análise técnica não tem em consideração o valor real de uma empresa, que os académicos consideravam a mesma uma perda de tempo e sem qualquer credibilidade. Facto é, que a partir dos anos 90, e por intermédio de Osler, começaram a ter uma opinião diferente.

A tabela 2 enumera os indicadores de análise técnica normalmente mais utilizados nas investigações realizadas nos mercados financeiros.

Sigla	Nome Indicador	Significado	Criador
SMA	Média Móvel Simples	É um indicador utilizado para definir a tendência.	-
EMA	Média Móvel Exponencial	Média móvel exponencial é semelhante à média móvel simples (SMA), mas dá mais importância às cotações de fecho mais recentes	-
MCAD	Média Móvel Convergente Divergente	Acompanha a tendência, apesar de ter algum atraso face ao preço. Qualquer sinal de divergência face ao preço do activo é gerado um importante sinal de aviso	Murphy (1999)
MOM	Momentum	Identifica a velocidade de tendência de aceleração ou desaceleração da cotação de um activo	-
ROC	Rate Of Change	Mede a diferença em percentagem da cotação mais recente com a cotação de n períodos no passado. (indicador de momentum)	-
RSI	Índice de Força Relativa	O RSI avaliam o "momentum" do activo, a força de evolução dos preços	Wilder Jr (1978)
%K	Estocásticos (%K)	Este indicador compara a evolução das cotações de fecho, máximos e mínimos de forma a avaliar o interesse dos investidores no activo.	George Lane
%D	Média Móvel de %K (%D)	Média móvel, normalmente de 3 períodos, do indicador de Estocásticos (%K)	George Lane

Tabela 2. Indicadores de análise técnica

Estes indicadores são descritos com maior detalhe no capítulo 3, mais concretamente no tópico de compreensão dos dados, onde é apresentada a fórmula e os sinais interpretados sobre o valor da métrica que a transformam num indicador.

2.3.3. Análise Emocional

A economia e a psicologia entendem o Homem de modos diferentes. Para a economia, o Homem é racional e maximizador de valor, para a psicologia ele é subjectivo. Estas visões diferentes trazem implicações na forma como cada ciência explica o funcionamento dos mercados [Tatiana et al. '07]. A teoria dos Mercados Eficientes referida e defendida pelos economistas, perde cada vez mais força, isto porque é um facto indesmentível que os investidores tanto se dobram em frios cálculos, como noutros momentos são guiados por impulsos e emoções. E ainda como refere Markowitz [Markowitz '52]: “Os mercados não são eficientes porque há investidores irracionais”. Esta dita irracionalidade ocorre por diversas razões e circunstâncias, mas principalmente pelo desconhecimento do funcionamento do mercado de ações, pelo desejo do lucro fácil e por factores psicológicos como desconfiança e pânico.

É um facto que com o decorrer do tempo, as tecnologias de informação e respectivos sistema de apoio à decisão foram evoluindo de forma exponencial, mas mesmo assim ainda continuam a ser os humanos a tomar a decisão de investir no mercado de ações, que agem sob o impulso da euforia e ganância, ou pressionados pelo medo. E na Bolsa entre medo e

ganância, é preferível ter medo, porque medo só poderá levar a obtenção de menos lucro ou perda reduzida, enquanto a ganância pode levar à ruína total.

É fácil ser racional quando o mercado de acções está fechado. Decisões tomadas com calma num fim-de-semana, desaparecem quando se assiste a subidas ou descidas acentuadas quando o mercado está aberto. É muito frequente o investidor pensar de forma emocional: “desta vez vai ser diferente... é uma excepção...” [Elder ‘07]. É interessante de referir também Warren Buffett: “O mercado de acções tira dinheiro às pessoas que não têm paciência e distribui-o pelas pessoas que a têm”

2.4. Previsão: Facto ou Ficção?

Até que ponto poderão os dados históricos ajudar na previsão de movimentos futuros? Não existe consenso no “mundo financeiro” relativamente a esta questão. Para além do facto de que o futuro nunca será exactamente igual ao passado, acresce ainda, que o movimento dos mesmos, está influenciado por factores de ordem política, económica, psicológica e outros que pela elevada inaptidão que o ser humano tem em prever, é justificado como de movimento aleatório. O ser humano não está preparado para prever, e isto pelo simples facto que se limita a estudar/analisar o que conhece e ignora os eventos raros e de alto impacto. Taleb⁴ [Taleb ‘07], considera que o "mundo civilizado" trabalha segundo a falsa convicção que os seus instrumentos podem medir a incerteza e a previsão é uma ciência. Uma frase ficou conhecida e traduz a realidade da previsão nos mercados financeiros: “*There are two kinds of forecasters: those who don’t know, and those who don’t know they don’t know*” [Galbraith ‘93].

O "mundo civilizado" não está ainda preparado para fazer uma previsão acertada, e isto porque está demasiado orientado a analisar eventos normais, e não naqueles que os estatísticos vulgarmente chamam de *outliers*⁵ e que apesar de raros têm um elevado impacto. A previsão destes *outliers* é sem dúvida quase impossível, e mesmo que alguém o consiga

⁴ Autor do livro “Cisne Negro” [Taleb ‘07] foi considerado pelo “The Economist” o melhor livro na categoria de não ficção no ano de 2007 [05]

⁵ Outliers são observações que se desviam tanto de outras observações que causa suspeitas de serem geradas por um mecanismo diferente [Hawkins ‘80]. São também conhecidas por observações anormais e extremas.

prever, terá dificuldade em marcar uma posição antes do respectivo evento acontecer, porque o ser humano não está preparado para aceitar a previsão de eventos deste tipo. De qualquer forma, e independentemente da fiabilidade de uma previsão, ela é necessária nem que seja para efeitos de planeamento.

Este trabalho de dissertação não segue o caminho da previsão do valor de um determinado activo no futuro, considerando portanto uma ficção. De qualquer modo acredita que é possível identificar os indicadores mais importantes nos dados históricos e que influenciaram o movimento dos mercados financeiros ao longo das últimas décadas e criar uma estratégia para vencer no mercado da bolsa, tentando prever o movimento e não o valor do respectivo activo.

2.4.1. Teoria dos Mercados Eficientes

Grande parte dos estudos sobre a eficiência do mercado baseiam-se no facto de que os movimentos do mercado de capitais segue um caminho aleatório (*random walk*) e como tal, os investidores não têm habilidade de prever movimentos futuros, não conseguindo deste modo, atingir retornos anormais resultantes da compra e venda de um activo. Este movimento vai-se desenhando com o surgir de notícias em tempo real, e pressupõe esta teoria que os investidores são todos de uma racionalidade tal, que qualquer informação que chega ao mercado é absorvida de imediato pelo valor de um determinado activo.

É realmente um facto, que o valor de um activo incorpora todas as informações políticas e económicas que chegam ao mercado, mas existe um desfasamento temporal entre a chegada dessa mesma informação e a reflexão no valor do activo. Se tal informação fosse replicada no exacto momento, então, provavelmente não existiam períodos onde os preços das acções das empresas estariam sub ou sobreavaliadas. Por isso existem correcções de mercado face a uma subida ou descida acentuada. Esta teoria é defendida por grande parte dos economistas, mas em relação aos investidores profissionais, estes apesar de aceitarem que os mercados tendem a ser eficientes, acreditam que nunca o serão completamente pela simples razão que existem investidores irracionais. O nível de eficiência será então avaliado por dois aspectos que influenciam o ajustamento dos preços das acções a novas informações, que são, nomeadamente, a velocidade, a qualidade, a direcção e a amplitude.

Com os estudos de Fama [Fama '70] a eficiência do mercado passou a ocupar um lugar de destaque na teoria de finanças, com grandes discussões de teóricos a favor e contra a sua

existência. Foi a partir dos estudos desses autores que pesquisas sobre o comportamento de preços no mercado e teorias que tentavam explicar a sua trajetória ao longo do tempo foram aperfeiçoadas, chegando então à Teoria dos Mercados Eficientes. A teoria através de Fama [Fama '70] foi então formalizada matematicamente e economicamente, passando desde então a ocupar um lugar de destaque em debates no universo académico. Esta teoria inclui três formas possíveis de eficiência:

Na forma fraca (*Weak Form*), o preço corrente das acções incorpora toda a informação contida nos preços históricos, não sendo possível obter rendibilidades anormais com base no estudo dos preços passados. Ou seja, retornos anormais não podem ser obtidos baseados nas expectativas de que os preços passados são bons sinalizadores dos preços futuros. Exclui-se portanto, a possibilidade de existirem estratégias de negociação baseadas simplesmente em informações passadas com ganhos anormais ou retornos que excedam a média de retorno.

Na forma semi-forte (*Semi-Strong Form*) os preços correntes reflectem não só o seu histórico, como também todas as informações disponíveis publicamente. Nenhum investidor consegue obter retornos anormais baseado em informações públicas, pois os preços ajustam-se rapidamente às novas informações divulgadas.

Na forma forte (*Strong Form*) os preços reflectem todas as informações existentes no mercado (históricas, públicas e privadas). Até mesmo um investidor com acesso a informação privilegiada (*Insider*⁶), não conseguiria auferir retornos extraordinários, pois o ajuste dos preços no mercado é instantâneo.

Warren Buffett é globalmente conhecido como um dos investidores com maior sucesso no mundo, e naturalmente a sua opinião relativamente a esta teoria será fundamental, não só pelo enorme sucesso que atingiu, mas também, porque ao contrário dos teóricos, ele investe no mundo real e possui o conhecimento implícito fruto de todas as suas experiências passadas adquiridas. Warren Buffett não acredita na teoria dos mercados eficientes, caso contrário nunca teria sido bem sucedido, e acha mesmo que tem tido alguma vantagem sobre os que levam a teoria demasiado a sério. Algumas das frases mais conhecidas comprovam bem o seu

⁶ *Insider* é toda a pessoa que, em virtude de factos circunstanciais, tem acesso a "informações relevantes" relativas aos negócios e situação de uma empresa cotada em bolsa.

posicionamento como as que escrever na revista *Fortune* em 1995: “Eu seria um mendigo na rua com uma chávena de chá se os mercados fossem sempre eficientes” ou “Investir num mercado onde as pessoas acreditam na eficiência, é como jogar bridge com alguém que diz que não tem qualquer vantagem em olhar para as cartas”.

Para além de Warren Buffett, uma corrente de opinião foi sendo criada ao longo do tempo, uns mais contidos, e outros mais firmes nos seus ideais, como Markowitz já referido anteriormente e conhecido pela frase: “Os mercados não são eficientes porque há investidores irracionais”.

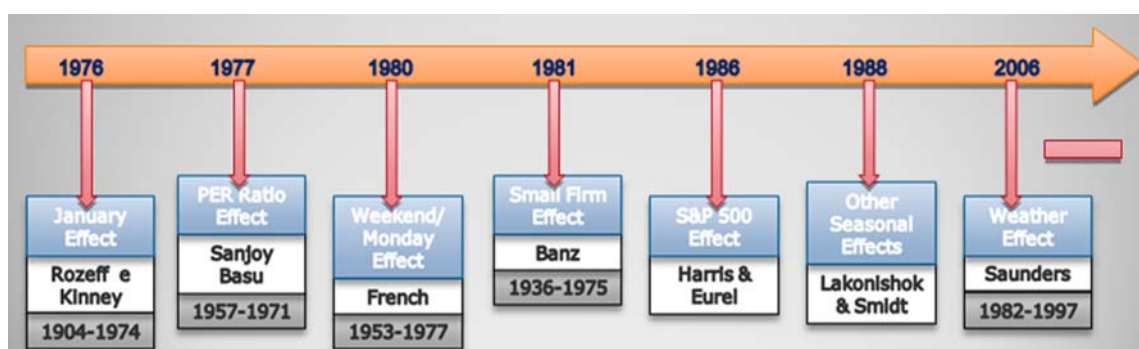


Figura 2. Evolução de estudos favoráveis à análise técnica

Ao longo do tempo várias investigações têm vindo a ser realizadas com o objectivo de verificar se existem estratégias de investimento que proporcionem rendibilidades excessivas. Caso se verifiquem, significa que o mercado é ineficiente ou que o modelo usado para calcular as rendibilidades esperadas está errado ou ambas as coisas. As principais anomalias detectadas, publicamente reconhecidas e que possibilitaram retornos anormais, foram as referidas de seguida:

1. *January Effect* – No período entre 1904-1974, foi identificada uma média de rentabilidade no mês de Janeiro de 3,48%, comparando com apenas 0,42% nos restantes meses, o que proporcionaria retornos anormais a quem investisse nos meses de Janeiro [Rozeff et al. '76].

2. *PER Ratio Effect* – As acções das empresas com um baixo PER⁷ premiaram mais os investidores entre 1957-1971 que os investidores detentores de acções de empresas com elevado PER, contrariando a teoria [Basu '83].
3. *Weekend/Monday effect* – Nas cotações diárias de várias acções no período de 1953-1977 existiu uma tendência para as cotações serem negativas às segundas-feiras e positivas nos restantes dias, o que proporcionaria retornos anormais a quem comprasse acções à segunda-feira e vendesse as mesmas à sexta-feira [French '80].
4. *Small firm effect* – Para o período entre 1936-1975 os investidores que tinham acções de pequena capitalização tiveram ganhos acima do esperado, contrariando deste modo a teoria [Banz '81].
5. *S&P 500 effect* – Foi detectado uma surpreendente subida da cotação de uma acção (até 3%) apenas com a inclusão dessa acção no índice S&P 500. Uma vez que nos mercados eficientes, apenas a informação altera o valor de uma acção, a subida de uma acção após a inclusão no índice, é contrária à teoria, pois não existe informação nova, apenas a inclusão da acção no índice S&P500 [Harris et al. '86].
6. *Other seasonal effects* – Vários foram os estudos sobre o efeito que os factores sazonais provocam na cotação de uma acção. Lakonishok concluiu que as rentabilidades nos mercados americanos tendem a ser mais elevadas no último dia do mês e os três primeiros dias úteis do mês seguinte [Lakonishok et al. '88].

Outra razão pertinente relativamente a esta teoria é que se os dados históricos não servem para prever o futuro, pelo menos deveriam servir para não se repetir erros passados em decisões futuras. Se um investidor não regista os seus erros e histórico das suas transacções, como poderá medir a sua performance e aprender sobre os erros passados? Referindo Alexander Elder [Elder '07], “Aqueles que não aprendem com o passado estão propensos a repetir os mesmos erros”. Ou seja, a experiencia e o sucesso no mercado de acções, está dependente da capacidade de aprender com os seus erros, fugindo deste modo, à irracional ideia que desta vez será diferente.

⁷ Indicador de análise fundamental que representa a relação entre a cotação de fecho e os lucros da empresa. Quanto mais elevado for o seu valor, mais cara deverá estar a acção.

2.5. O Investidor

Esta investigação, como já referido, tem como um dos objectivos a criação de um sistema de apoio à decisão, que será usado por um investidor ou um candidato a investidor. Por conseguinte, será importante descrever o seu lado emocional, as suas características e os seus perfis de risco que influenciam a sua postura perante o mercado de acções. Afinal de contas, o investidor é aquele que alimenta este mundo dos mercados de acções. É ele que compra e vende activos, que paga as taxas de cada negociação, que compra revistas e jornais da especialidade, que patrocina todas aquelas empresas de consultoria financeira que analisam o mercado. No fundo é ele que patrocina este mundo dos mercados financeiros, e como tal, é a peça principal do jogo, mesmo começando em desvantagem.

2.5.1. O investidor e a multidão

Os preços dos activos são criados pela massa de investidores, e nesta área o psicólogo francês Gustave LeBon que 1895 publicou uma obra sobre psicologia de multidões [Le Bon, 1895] referindo no seu estudo, que o que movimenta a massa é o sentimento, uma vez que é dotada de uma razão apenas primitiva. Um investidor decide comprar um activo quando acredita que o preço do mesmo vai subir, o que só poderá ocorrer se outros comprarem a preço ainda mais alto nos momentos seguintes. Os investidores observam os comportamentos uns dos outros e desconfiados que alguém tenha alguma informação, acabam seguindo na mesma direcção. Assim, a sua decisão é baseada na sua estratégia perante o mercado mas também no que a multidão/massa de investidores pensa. “Num oceano turbulento de comportamentos, irracionais, os poucos que agem racionalmente poderão ser muito bem os únicos sobreviventes” [Matos '08]. Ou seja, um investidor não está certo ou errado porque a multidão não concorda, mas sim porque tem dados concretos e reais que sustentam a sua razão.

2.5.2. O investidor inteligente

Os dados de um inquérito realizado pela Comissão do Mercado de Valores Mobiliários (CMVM) revelam que quase um terço dos investidores portugueses tem, no máximo, a 4ª classe e não dispõe de grandes conhecimentos sobre o funcionamento da bolsa. “Segundo os dados do Relatório Anual de 2007 da CMVM, avançados pelo 'Diário de Notícias', três em

cada 10 investidores só têm quatro ou menos anos de escola, e apenas 24% tem um curso médio ou superior. Em adição, cerca de um terço dos investidores não está activo no mercado de trabalho, sendo muitos destes reformados.” [03].

Mas segundo Benjamin Graham [Zweig ‘03], um investidor não precisa de ter uma licenciatura, um mestrado, um doutoramento ou até ser tratado como tal. Para Graham um investidor inteligente, não é aquele que tem um maior nível QI, mas sim o que tiver a melhor personalidade com independência de pensamento, paciência, disciplina, controlo emocional e em constante aprendizagem.

2.5.3. O investidor institucional vs investidor particular

Fazendo a ligação com a analogia dos tubarões e sardinhas referida anteriormente, considera-se neste caso os tubarões o investidor institucional que tem forte capital em carteira, o que permite criar oscilações de mercado, e as sardinhas, o investidor particular que com pouco capital consegue realizar operações na bolsa sem que ninguém se aperceba quando assim o pretender, ao contrário dos investidores institucionais. Aos particulares falta todavia os contactos estratégicos que permitem uma informação antecipada sobre o mercado e claro está, uma equipa de apoio em constante monitorização sobre os movimentos e notícias nos mercados financeiros.

Os investidores institucionais dificilmente conseguem bater em média uma estratégia *buy-and-hold*, porque seguem uma estratégia avessa ao risco. Pois ao contrário dos particulares, estes têm de prestar satisfações aos clientes sobre as operações realizadas e são avaliados pelo mercado face aos seus índices de referência respectivos. Deste modo, são os investidores particulares, munidos de conhecimento sobre o funcionamento da bolsa, que normalmente realizam melhores resultados que os investidores institucionais, pois têm uma forte vantagem, que é a agilidade. Interessante também de referir, é o poder que um investidor estrangeiro tem sobre o mercado português. Normalmente são investidores institucionais que influenciam bastante o movimento de subida ou descida, pois como refere o *The Economist* em 2005, “mal entra um senhor gordo na banheira (índice PSI 20), a água transborda logo” [Matos ‘07] – e “entram” no mercado português por mera especulação, ou por oscilações nas taxas cambiais. Por exemplo, um ganho do Euro face ao Dólar americano, proporciona a entrada de muitos estrangeiros, enquanto uma perda proporciona o movimento inverso.

2.5.4. O investidor e o risco

O risco está presente em todas as actividades e o investimento nos mercados financeiros não é excepção. Existem tipicamente, três tipos de investidores... os defensivos, os moderados e os agressivos. O que coloca cada investidor num destes tipos é a sua propensão para o risco. Segundo Graham [Zweig '03], os investidores julgam ter uma alta tolerância de risco, mas estão errados. O que os investidores têm é uma alta tolerância para ganhar dinheiro. Mas quando o mercado muda, o nível de risco muda também, o que poderá significar numa elevada perda à qual o investidor se julgava preparado. Nestes momentos, apenas os mais disciplinados e pacientes conseguem aguentar a pressão emocional de um momento negativo do mercado.

2.5.5. Regras a seguir pelo investidor

No decorrer desta corrente investigação, foram surgindo regras básicas a seguir por qualquer investidor e na maior parte das vezes ignoradas. Acredita-se portanto, que um investidor racional, disciplinado, focado nos seus objectivos de investimento e seguindo as regras enumeradas de seguida, pode com grande probabilidade de sucesso, obter mais-valias no mercado de acções. Essas regras são, em especial:

- Não investir dinheiro que venha a fazer falta, os grandes gurus da bolsa não aconselham a investir mais do que 20% do seu capital disponível [Capuleto '08].
- Controlar o lado emocional, não se deixar influenciar pelo medo e ganância [Zweig '03].
- Diversificar os activos da sua carteira e trata-los como sendo seus filhos, ou seja, se não tiver tempo para se dedicar, não os tenha.
- Um fracasso num negócio pode transforma-se numa mais-valia se o soubermos converter numa lição para toda a vida.
- Enriquecer na Bolsa não é questão de sorte, mas uma questão de estratégia e disciplina.
- É a depressão do mercado, e não a euforia, que brinda os investidores com as melhores oportunidades de compra.
- Para aprender a prática, um mínimo de 2 anos [Matos '07]

3. *Data Mining* e sua Aplicação ao Mercado de Acções

Os mercados financeiros acumulam diariamente um volume incrível de informação. Todos os segundos contam e todos os movimentos, independentemente de serem de subida ou descida, são importantes. É um enorme de volume de informação, que é necessário processar e analisar, de modo a descobrir padrões e comportamentos nos mesmos, através de sistemas de descoberta de conhecimento. Este processo de descoberta de conhecimento em bases de dados, designado em termos de linguagem original, por *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), pode ser visto como um conjunto sequencial de actividades: selecção de dados, pré-processamento dos dados, transformação dos dados, *Data Mining* e interpretação dos resultados [Fayyad et al. '96].

Enquanto algumas pessoas, consideram o *Data Mining* como um sinónimo de *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), outros consideram o *Data Mining*, como um passo importante, dentro desse processo de descoberta de conhecimento. De acordo com Gartner [12], "*Data mining* é o processo de descoberta de novas correlações, padrões e tendências em grandes quantidades de dados, armazenados em repositórios, usando tecnologias de reconhecimento de padrões, bem como estatísticas e técnicas matemáticas"

Actualmente, as organizações têm-se mostrado extremamente eficientes em capturar, organizar e armazenar grandes quantidades de dados, obtidos das suas operações diárias ou pesquisas científicas. Contudo, ainda não usam adequadamente essa gigantesca montanha de dados, para transformá-los em conhecimento que possa ser utilizado nas suas próprias actividades diárias, sejam elas, em investimento no mercado de acções, ou por exemplo, em decisões de negócio.

O *Data Mining* hoje em dia é utilizado em muitas áreas de actividade. Exemplos podem ser facilmente encontrados, na área da banca, através de modelos de concessão de crédito habitação ou crédito pessoal. Na área da medicina, existem também inúmeras, e talvez mais importantes, aplicações de técnicas de *Data Mining*, nomeadamente, na identificação de terapias de sucesso para diferentes tipos de tratamentos, bem como, na detecção de sintomas que poderão originar por exemplo, tumores cerebrais ou mamários. Na área de retalho,

existem também várias aplicações de *Data Mining*, com objectivo de identificar o comportamento dos seus clientes. Um exemplo normalmente divulgado, é o caso de um hipermercado que identifica, um elevado número de homens casados e sozinhos, a comprar cerveja durante o fim-de-semana. Este comportamento originou a decisão de no corredor das cervejas, terem sido colocadas fraldas, que consequentemente, fizeram aumentar fortemente, a venda destas.

3.1. *Evolução até ao Data Mining*

Com a actual crise financeira, que segundo a opinião pública em geral será a maior desde a segunda guerra mundial, os estudos e teorias sobre os mercados financeiros, caem um pouco em descrédito, começando a ser questionada a sua utilidade e a serem propostas novas soluções. E a busca por novas soluções aliadas com a evolução tecnológica, propicia cada vez mais, o aparecimento de novas técnicas e algoritmos de *Data Mining* que visam a tomada de decisão cada vez mais inteligente e eficiente.

Mas o caminho seguido para chegar até ao *data mining* foi longo. Até aos anos 80, assistiu-se ao aparecimento da segunda geração de computadores e vários dispositivos, tais como as impressoras, as fitas magnéticas e os discos para armazenamento que permitiram nesta altura guardar um número substancial de dados. Novas tecnologias como SQL surgem nesta altura, permitindo consultas dinâmicas, mas ainda operacionais (ao nível de registos).

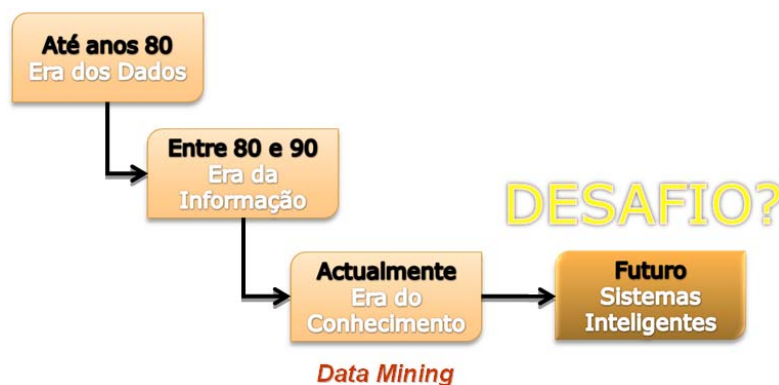


Figura 3. Evolução até ao *Data Mining*

Em meados dos anos 90, surgem então os sistemas de suporte à decisão (DSS) e os repositórios onde é possível armazenar um grande volume de informação organizada segundo múltiplas perspectivas de negócio. (*Data Warehouses*)

A tecnologia da *data mining* surge então para colmatar a necessidade de descobrir conhecimento em enormes volumes de dados. A aplicação de técnicas de inteligência artificial, estatística e modelos matemáticos, possibilitaram a evolução desta tecnologia até as ferramentas poderosas de hoje, auxiliando cada vez mais as empresas, as universidades e a ciência, na procura da sabedoria.

3.2. Investigações realizadas no mercado de acções

Alguns dos autores que nos anos 80 publicaram vários estudos contrariando a teoria dos mercados eficientes, consideram que existem evidências suficientes, que permitem concluir que os retornos nos mercados financeiros são algo previsíveis. Estes estudos provocaram um aumento de interesse, no estudo da previsibilidade destes mercados, através de técnicas de series temporais (ARIMA), inteligência artificial (ANN), algoritmos genéticos (GA), lógica Fuzzy, entre outras. Grande número destes estudos tenta prever o valor de uma cotação ou índice num determinado período futuro (minuto, hora, dia, semana ou outro). Contudo, nas últimas duas décadas, têm sido cada vez mais os estudos, que tentam prever a direcção do movimento da cotação, classificando-o como sinal de venda ou compra, conforme a previsão for de descida ou subida [Chenoweth et al. '96] [Fernando et al. '00] [Vanstone '06] [Wood et al. '96] [Yao et al., '99]. Mas considerar apenas estes dois sinais (comprar ou vender), para além de implicar um elevado número de transacções, não permite identificar com clareza sobre a “força” de cada um dos mesmos. Por isso, do ponto de vista prático, será importante a inclusão de um sinal adicional de manter, e apenas gerar um sinal de comprar ou vender, caso exista um sinal forte da cotação ir subir ou descer.

3.2.1. Regras de negociação

Existem milhares de regras de negociação no mercado de acções, umas baseadas em indicadores de análise técnica, outras em indicadores de análise fundamental. Algumas das investigações, abordam a eficiência de algumas destas regras, ajudando na selecção das variáveis de entrada consideradas neste trabalho. De referir, as investigações realizadas por

Chong da *Chinese University of Hong Kong* ([Chong et al. '03] [Chong et al. '07] [Chong et al. '08]), que tanto quanto nos apercebemos até ao momento, será dos poucos académicos que para além de professor e investigador, investe também diariamente no mercados de acções e no mercado monetário. Ou seja, nesses trabalhos, Chong tenta “fazer a ponte” entre os académicos e os profissionais, que investem diariamente no mercado de acções, sendo a sua missão, investigar sobre a importância de alguns indicadores, e respectivas regras de negociação, na criação de uma estratégia activa (*buy-and-sell*) com retornos superiores a uma estratégia passiva (*buy-and-hold*).

3.2.2. Qualidade de resultados de investigações realizadas anteriormente

Alguns dos autores que recorreram a técnicas de *Data Mining* para investigações sobre o mercado de acções, foram contactados no sentido de perceber os seus maiores obstáculos. Poucos foram os que tentaram comprovar o sucesso das suas investigações no “mundo real”, o que poderá levar a concluir-se, que estes autores não acreditam o suficiente na sua investigação, ao ponto de a utilizarem no mercado de acções. Um estudo realizado sobre 48 investigações realizadas entre 1988 e 1994, conclui que a maior parte destas investigações, não são exploradas ou validadas na sua totalidade. Este estudo conclui ainda, que uma rede neuronal quando bem implementada e validada, mostra grande potencial de previsão [Adya et al. '98].

3.2.3. Rede Neuronal Artificial

As redes neuronais têm encontrado fervorosos adeptos entre os vários gestores de carteiras, de bancos de investimento e de empresas comerciais. A maioria dos principais bancos de investimento como a “Goldman Sachs” e “Morgan Stantley” têm departamentos dedicados à implementação de redes neuronais. A “Fidelity”, por exemplo, criou um fundo de investimento cuja carteira é baseada exclusivamente em recomendações produzidas por uma rede neuronal artificial. O facto de grandes empresas do sector financeiro, investirem recursos em redes neuronais, indica que estas podem servir como um método importante de previsão ou de criação de uma estratégia de sucesso [McGough '92].

Redes neuronais são portanto, sistemas computacionais estruturados numa aproximação à computação baseada em ligações. Estas redes, são compostas por nós simples interligados, formando uma rede de nós – daí o termo rede neuronal. A inspiração original para essa

técnica advém da análise das estruturas do cérebro, em particular da análise de neurónios. As redes neurais artificiais são um método para solucionar problemas através da simulação do cérebro humano, inclusivamente no seu comportamento, ou seja, aprendendo, errando e descobrindo.

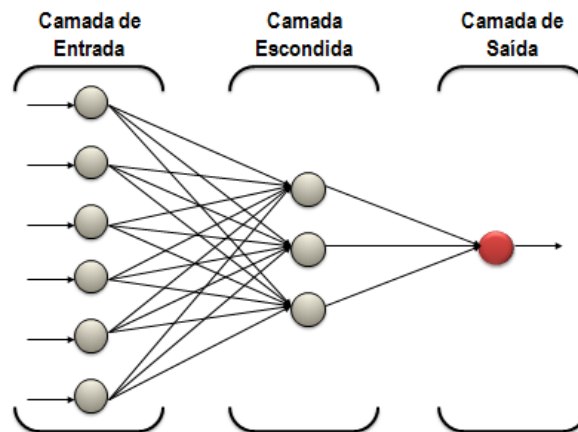


Figura 4. Exemplo de uma arquitectura de uma rede neuronal MLP

São técnicas computacionais que apresentam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência (wikipédia)

Existe uma serie de algoritmos associados a estas redes neuronais, sendo o mais usado, e mais popular em aplicações financeiras, o algoritmo *back-propagation*, que foi originalmente desenvolvido por Paul Werbos em 1974 [Werbos '74]. Relativamente ao seu funcionamento, a rede neural, passa por um processo de treino a partir de casos reais conhecidos, adquirindo a partir destes, os dados necessários para executar adequadamente o output desejado. A rede neuronal é então capaz de gerar um output a partir de dados reais, através do algoritmo referido anteriormente, o *back-propagation*. A arquitectura de uma rede neuronal mais utilizada é a arquitectura de múltiplas camadas, *Multi-Layer Perceptron* (MLP) [Haykin '01], sendo constituída por três camadas principais (figura 4): a camada de entrada, onde os dados de entrada são apresentados, a camada escondida ou intermédia, onde é feito a maior parte do processamento e a camada de saída, onde o resultado é apresentado.

Apesar de todas as capacidades existentes nas redes neuronais, estas ainda não atingiram uma aceitação total muito devido à falta de explicação sobre o output gerado e a relação com os inputs respectivos. A transformação do output das redes neuronais em regras é algo que tem

vindo a ser estudado e que começa a ter resultados satisfatórios. Sendo o principal objectivo visualizar a rede neuronal com o mínimo de granularidade possível, descobrindo regras que façam o mapeamento entre os inputs e outputs. Estes estudos têm vindo a ser realizados por [Zhang '07] [Ballini et al. '02] e que tentam produzir heurísticas de decisão IF-THEN a partir destas redes neuronais.

À parte do ministério de defesa americano, a industria de serviços financeiros investiu mais dinheiro em redes neuronais que qualquer outra industria ou governo. E uma dúvida se coloca, será o investimento recompensado?

3.2.4. As regras de associação

Uma outra técnica cada vez mais usada no mercado de acções, são as regras de associação. Estas regras são usadas para descobrir relações entre transacções, vulgarmente conhecidas como, *intra-transaction associations*. Basicamente, são associações sobre itens de uma mesma transacção, onde as definições de transacções podem ser sobre itens comprados por um mesmo investidor, itens comprados no mesmo dia, entre outros. Um estudo posterior surgiu com uma nova definição [Tung et al. '99]: as *inter-transaction associations*; que abordam associações entre valores de itens de transacções diferentes. Enquanto a primeira (teoria clássica) identifica por exemplo uma regra como: “se o valor de fecho da cotação da IBM e SUN subirem, então existe uma probabilidade de 80% da Microsoft subir no mesmo dia”, a segunda identifica regras mais interessantes para os investidores como: “se o valor de fecho da cotação da IBM e SUN subirem, então existe uma probabilidade de 80% da Microsoft subir no dia seguinte”.

3.2.5. Previsão e Estratégia

Em qualquer sector de actividade, para se vencer, é necessário a existência de uma estratégia, que permita uma empresa posicionar-se e movimentar-se de modo a alcançar os seus objectivos. A organização e a sua estabilidade financeira dependem muito também da capacidade assertiva das suas previsões, e isto porque, essa informação é normalmente usada para a tomada de decisões importantes em áreas como marketing, compras, recursos humanos, entre outras. Nos mercados financeiros ocorre um cenário semelhante, mas com uma vantagem, que nos revela que, segundo o histórico de dados, todos os que investirem na bolsa com uma estratégia passiva (diversificada e a longo prazo) conseguirão obter retornos

positivos. E isto, porque, no seu processo natural de evolução e permanência no mercado, as empresas tendem crescer. De qualquer forma, muitos dos investidores deste tipo de estratégia passiva, são os que menos aguentam a pressão emocional de uma queda no mercado de acções. Como tal, têm tendência a vender os seus activos. E como referiu em tempos Joe Berardo⁸: “só se perde na bolsa, no exacto momento que se vende um activo”.

No mercado de acções, quem for capaz de analisar as melhores oportunidades (melhores acções) analisar as principais ameaças (riscos) usualmente consegue obter retornos avultados.

⁸ Joe Berardo é um dos poucos milionários portugueses, dono de uma das maiores colecções de arte moderna do mundo, investidor com participações financeiras em muitas empresas cotadas.

4. Análise e desenvolvimento

A compreensão e preparação dos dados para modelação são as fases mais críticas na concepção de um modelo de *data mining*, onde é preciso ter sempre em atenção que não se descubrem padrões e comportamentos que realmente não existam nos dados, sem que as descobertas realizadas sejam tão boas como a qualidade dos dados respectivos.

A empresa escolhida para a realização deste trabalho foi a Novabase, que se encontra cotada na Euronext Lisboa⁹ desde Julho de 2000, tendo sido considerada nos últimos anos, uma das empresas mais cumpridoras nas recomendações da CMVM (Comissão do Mercado de Valores Mobiliários). Com mais de 1800 colaboradores, a Novabase tem vindo a reforçar a sua posição, liderando os segmentos mais importantes do mercado. Esta empresa apresenta um dos crescimentos mais significativos ao nível dos Serviços de TI em Portugal, liderando o ranking de Consultoria & Implementação, com uma quota de mais de 10% do mercado nacional [07]. Um facto que influenciou a escolha da Novabase, foi a de esta empresa estar cotada, num mercado de acções menos eficiente, comparativamente por exemplo, com o mercado americano. Segundo a teoria dos mercados eficientes abordada anteriormente, quanto mais próximo um mercado estiver da eficiência, menor é a habilidade de se prever mudanças na cotação de um activo. Contudo, estas acções da Novabase têm pouca liquidez, comparativamente com empresas do mesmo sector nesses mesmos mercados, significando uma maior dificuldade, em encontrar compradores ou vendedores, destas mesmas acções.

⁹ Euronext Lisboa é a bolsa de valores de Lisboa, pertence ao grupo Euronext. Anteriormente era conhecida como Bolsa de Valores de Lisboa e Porto

4.1. **Compreensão dos dados**

A função principal do mercado de acções é de servir de intermediário entre compradores e vendedores. Cada acção é caracterizada não só pelo seu preço e volume (tabela 3), como também por uma série de outras variáveis, não só provenientes da análise técnica e fundamental, como também provenientes de outras análises mais difíceis de medir, como o clima político, notícias, entre outras.

Variável	Descrição
TQ_Ticker	Código único atribuído a cada empresa cotada em bolsa
TQ_DateID	Data correspondente a um dia de negociação
TQ_Open	Preço de abertura de um activo para um determinado dia de negociação
TQ_High	Preço mais elevado atingido durante um dia
TQ_Low	Preço mais baixo atingido durante o dia
TQ_Close	Preço de fecho de um activo para um determinado dia de negociação
TQ_Volume	Volume de compras/vendas realizados.

Tabela 3. Tabela de variáveis base da cotação diária de uma acção

Os dados históricos inseridos no sistema são reais e extraídos do sítio da Yahoo - www.yahoo.com. Após o processo de carregamento inicial, um processo de importação diário actualiza as cotações das acções em carteira. Nestes dois processos de extracção (histórico e diário) são aplicadas várias validações, de modo a garantir a qualidade dos dados, não só através da verificação da existência de campos vazios, como também através da aplicação de regras de validação sobre o conteúdo dos dados como o garantir que o preço máximo de cotação é sempre superior à cotação mínima ou que a cotação de abertura e fecho se situam no intervalo entre a cotação mínima e máxima ocorrida nesse mesmo dia de negociação. Seguindo a própria orientação cíclica da metodologia seleccionada para a concepção deste modelo, vários indicadores foram experimentados – uns com maior e outros com menor impacto. Contudo, numa serie de dados de uma empresa cotada noutra mercado ou de outro sector de actividade isto pode resultar em alguns impactos contrários.

Com base nos dados importados diariamente (tabela 3), serão criados uma série de indicadores de análise técnica (tabela 4) que influenciam diariamente as decisões dos profissionais do mercado de acções. Estes indicadores, podem ser aplicados em períodos de tempo diversos, sendo que para este trabalho, foram usados os períodos mais frequentemente usados noutras investigações.

Indicador	Nome Indicador
MA	Média Móvel Simples
EMA	Média Móvel Exponencial
RSI	Indicador de força relativa
MACD	Indicador de convergência e divergência de médias móveis
GMMA	Indicador Guppy Múltiplas Médias Móveis
%K / %D	Indicador Estocástico (%K e %D)
ROC	Indicador de mudança de rácio

Tabela 4. Indicadores de análise técnica utilizados neste trabalho

Estes indicadores foram o que evidenciaram uma maior importância na concepção da rede neuronal, sendo unicamente indicadores de análise técnica. Como referido anteriormente, a análise técnica é reconhecida como importante, na tentativa de identificar o melhor momento de “entrar” e “sair” do mercado. De acrescentar também, que poderiam ter sido também utilizados, indicadores de análise fundamental, onde é publicamente reconhecida a sua importância, na tentativa de identificar a qualidade das acções que são compradas.

4.1.1. Média Móvel Simples (MA) e Exponencial (EMA)

A média móvel (MA) é o indicador mais simples e mais usado em todo o mundo. Este indicador é calculado com base na soma dos n dias anteriores ao dia actual, dividido por esse mesmo número de dias. Este tipo de indicador segue a tendência de mercado, e é usado em muitas investigações, como linha de suporte e resistência de um determinado activo.



Figura 5. Sinais gerados pela média móvel de 26 dias

Os sinais de comprar e vender (Figura 5), são gerados no cruzamento entre a linha de cotação de fecho (TQ_Close) e média móvel de 26 dias (AT_MA26). No caso da média móvel cruzar positivamente a linha de cotação, então é gerado um sinal de venda, pois o activo apresenta sinais de sobreavaliação, caso contrário, é gerado um sinal de compra, pois o activo apresenta sinais de subavaliação.

Outro tipo de média, aplicada sobre os mercados financeiros, é a média móvel exponencial (EMA). Esta média, é muito semelhante à média móvel simples, mas atribui um maior peso às cotações de fecho mais recentes, através da aplicação da função exponencial na sua fórmula de cálculo. (Os períodos mais usados para ambas as médias é de 12 e 26 dias)

4.1.2. Indicador de força relativa (RSI)

O indicador de força relativa (RSI) foi criado por Wilder em 1978 [Wilder '78] e é um indicador que compara a magnitude entre os ganhos e perdas de uma cotação num determinado período de tempo n (normalmente n assume o período de 3 e 15 dias). A sua fórmula é definida da seguinte forma:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + \frac{\sum_{i=1}^n (TQ_Close\ i\ positivas)}{\sum_{i=1}^n (TQ_Close\ i\ negativas)}}$$

Onde,

$TQ_Close\ i$ é a cotação de fecho do dia i

n = Número de dias em análise

(1)

O seu valor é normalizado entre 0 e 100, sendo que quando está acima de 70, o activo estará sobreavaliado (preço alto) significando um bom momento de venda, ao invés quando o seu valor está abaixo de 30 o activo estará subavaliado (preço baixo) significando um bom momento de compra. Os sinais resultantes da heurística anterior podem ser visualizados no gráfico apresentado na figura 6.

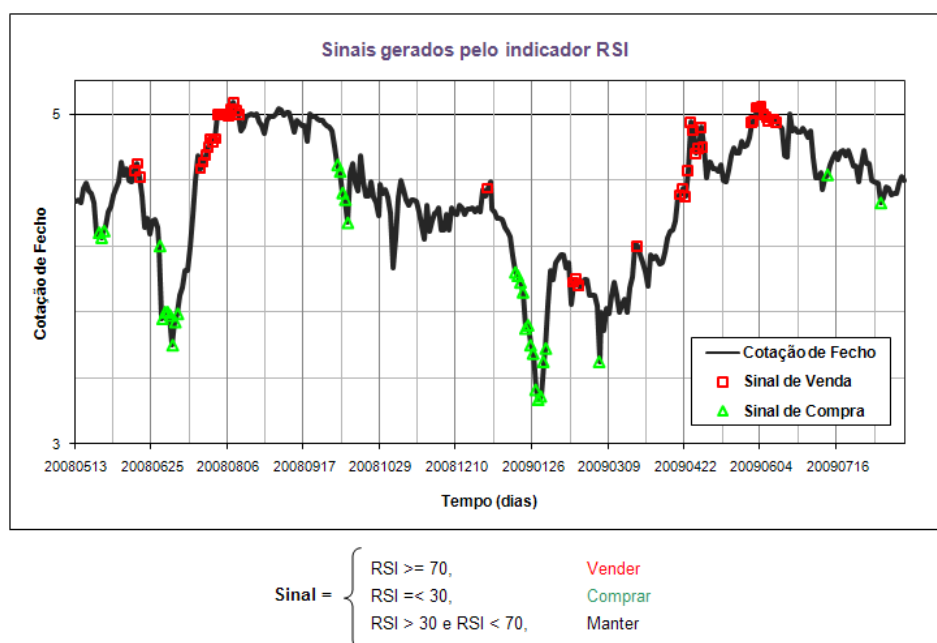


Figura 6. Sinais gerados pelo Indicador RSI a 15 dias

4.1.3. Indicador de convergência e divergência de médias móveis (MACD)

O índice de convergência e divergência de médias móveis foi criado por Murphy em 1999 [Murphy '99] sendo um indicador que acompanha a tendência através do cruzamento de duas médias móveis exponenciais. Qualquer sinal de divergência face ao preço do activo é gerado um importante sinal de aviso.

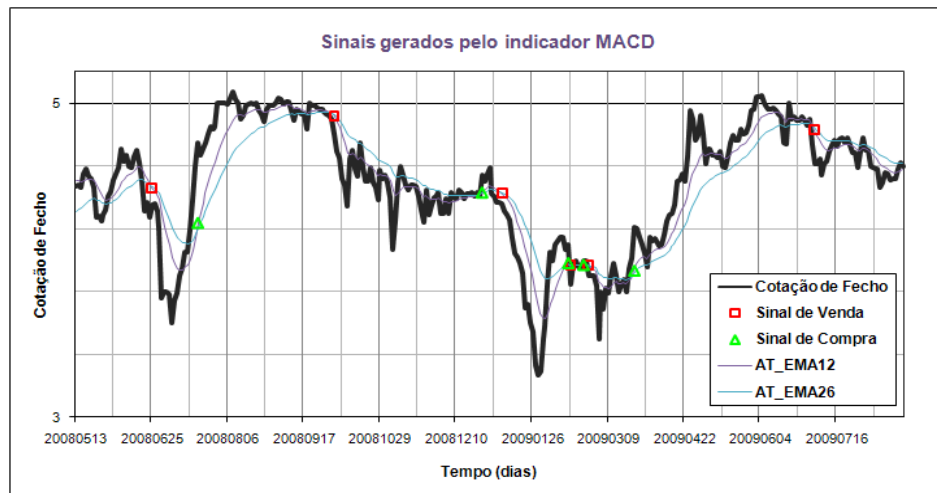


Figura 7. Sinais gerados pelo Indicador MACD

Este indicador é calculado subtraindo à média móvel exponencial da cotação de fecho de 26 dias (AT_EMA26), com a média móvel exponencial da cotação de fecho de 12 dias (AT_EMA12). Uma vez que alguns dos sinais são gerados erradamente, é normalmente incluída, uma média móvel adicional de 9 dias sobre o MACD, proporcionando deste modo, sinais de vender ou comprar, mais correctamente.

4.1.4. Indicador Guppy Múltiplas Médias Móveis (GMMA)

O indicador Guppy de Múltiplas Médias Móveis (GMMA) não é tão frequentemente aplicado nos mercados financeiros como o RSI ou MACD. Todavia já possibilitou vários resultados positivos [21]. Foi desenvolvido por Daryl Guppy [Guppy '04], fundador e director da empresa Guppytraders.com¹⁰, e tem vindo a ganhar cada vez mais seguidores nos mercados financeiros. O GMMA usa dois grupos de médias móveis para identificar pontos de concordância e discordância que precedem mudanças de tendência significativa.

$$\text{GMMA} = \left\{ \begin{array}{l} \text{AT_EMA03} + \text{AT_EMA05} \\ + \text{AT_EMA08} + \text{AT_EMA10} \\ + \text{AT_EMA12} + \text{AT_EMA15} \end{array} \right\} - \left\{ \begin{array}{l} \text{AT_EMA30} + \text{AT_EMA35} \\ + \text{AT_EMA40} + \text{AT_EMA45} \\ + \text{AT_EMA50} + \text{AT_EMA60} \end{array} \right\}$$

Onde,

AT_EMA03 = média móvel exponencial de 3 dias

AT_EMA05 = média móvel exponencial de 5 dias

...

AT_EMA60 = média móvel exponencial de 60 dias

(2)

Sempre que o valor resultante da aplicação da fórmula de GMMA cruzar o valor de zero de um valor negativo em positivo, é gerado um sinal de compra, ao invés é gerado um sinal de venda.

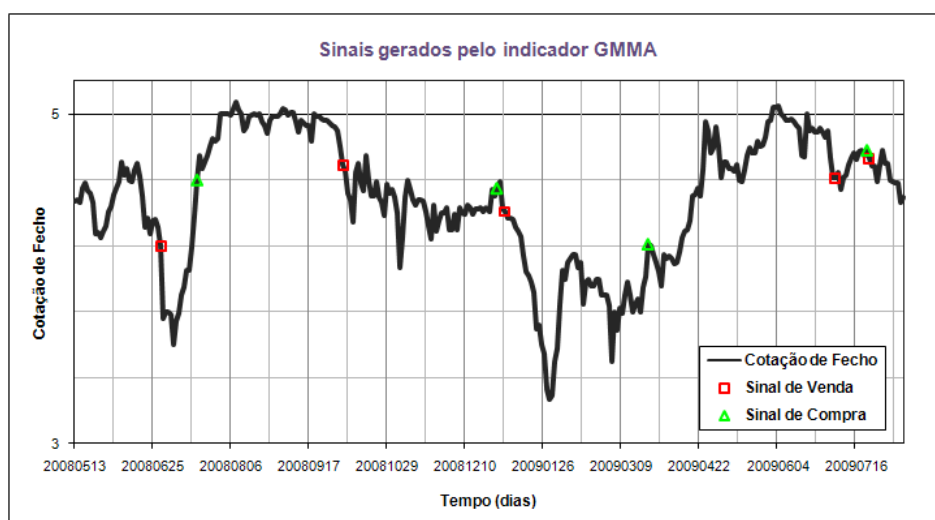


Figura 8. Sinais gerados pelo Indicador GMMA

¹⁰ Mais detalhes em <http://www.guppytraders.com>

4.1.5. Indicador Estocástico (%K e %D)

O indicador Estocástico foi desenvolvido por George Lane em 1950 [Edwards et al. '48], tendo como função indicar períodos altos e baixos da cotação de fecho de um activo. A fórmula desenvolvida para o %K é a seguinte:

$$\%K = \frac{TQ_Close\ i - Ln}{Hn - Ln}$$

Onde,

(3)

TQ_Close i é a cotação de fecho do dia i

n = Número de dias em análise

Ln = Cotação de fecho mais baixa nos n dias anteriores

Hn = Cotação de fecho mais alta nos n dias anteriores

Enquanto a fórmula de %D é a média móvel de 3 dias de %K. Considera-se que quando %K estiver acima de %D e um sinal de compra, caso contrario, sinal de venda.

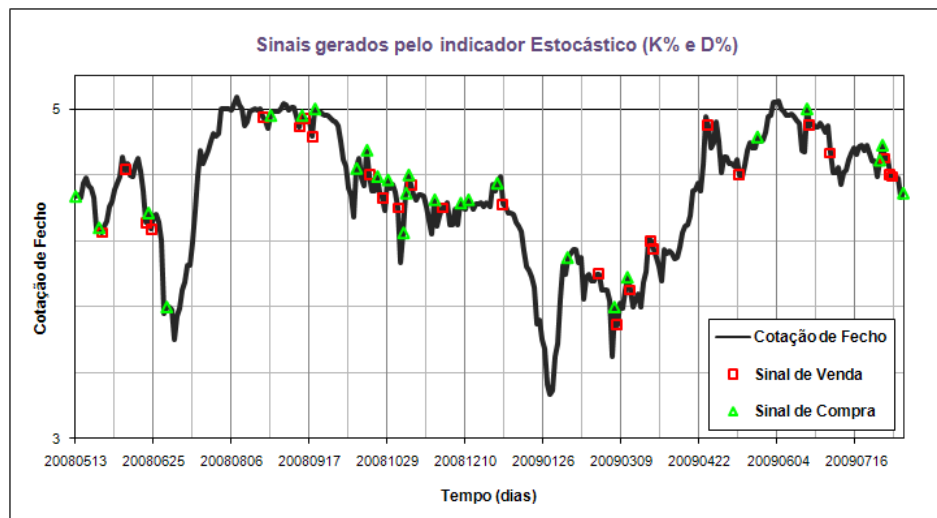


Figura 9. Sinais gerados pelo Indicador Estocástico (K% e D%)

Os indicadores usados ao longo deste trabalho e referidos anteriormente, serão considerados no conjunto de dados de entrada para a concepção da rede neuronal, variando apenas entre eles, o período de tempo (dias) aplicado nas suas fórmulas respectivas.

4.1.6. Indicador de mudança de rácio (ROC)

O indicador de mudança de rácio (ROC) é um indicador de cálculo simples, que mede, em percentagem, a variação entre a cotação de fecho do dia corrente e a cotação de fecho n dias atrás. Os dias utilizados neste indicador foram 5, 16 e 22 dias. Quando o ROC está muito alto indica que a pressão de compra está excessiva, chegando ao nível de saturação.

$$ROC_n(i) = \frac{TQ_Close\ i}{TQ_Close\ i - n + 1} \quad (4)$$

Onde,

TQ_Close i é a cotação de fecho do dia i

n = Número de dias em análise

4.2. Preparação dos dados

Depois da compreensão dos dados, através da análise cuidada do seu significado, surge a fase de selecção e preparação do conjunto de dados de entrada. Nesta fase, são identificados os requisitos para armazenamento, extracção e transformação dos dados.

Estes dados serão então preparados, de modo a terem o formato apropriado, para a concepção do modelo de *Data Mining* proposto. Assumem então bastante importância, tarefas como a limpeza, o formato e a consistência do valor dos dados das cotações de cada activo, importadas a partir do website da Yahoo [08].

4.2.1. Dados de entrada

Intencionalmente, e com o objectivo de reduzir a possibilidade de *over-training*, não foram incluídas directamente nenhuma das variáveis base, como, por exemplo, a cotação de abertura, a cotação de fecho, o volume, entre outras.

Nr.	Indicadores	Descrição	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
1	AT_RSI_RATIO	Rácio do indicador de força relativa (AT_RSI03/AT_RSI15)	0,00	0,71	7,25	0,74
2	AT_MA_RATIO	Rácio da média móvel sobre a cotação de fecho (AT_MA03/AT_MA15)	0,83	1,00	1,13	0,03
3	AT_MA_VOL_RATIO	Rácio da média móvel sobre volume (AT_MA03_VOL/AT_MA15_VOL)	0,00	1,02	4,44	0,67
4	AT_MACD	Média Móvel Convergente Divergente (AT_EMA12-AT_EMA26)	-0,81	-0,02	0,35	0,14
5	AT_MOM05	Indicador de "Momentum" que mede a diferença do valor entre a cotação de fecho no dia corrente e a cotação de fecho no 5º dia anterior	-2,09	-0,01	1,18	0,24
6	AT_MOM_RATIO	Rácio do indicador de "Momentum" (AT_MOM03/AT_MOM15)	-18,00	0,21	39,00	1,85
7	AT_ROC05	Percentagem de retorno entre a cotação de fecho no dia corrente e a cotação de fecho no 5º dia anterior	-24,28	-0,09	23,85	4,20
8	AT_ROC16	Percentagem de retorno entre a cotação de fecho no dia corrente e a cotação de fecho no 16º dia anterior	-36,72	-0,27	42,41	8,44
9	AT_ROC22	Percentagem de retorno entre a cotação de fecho no dia corrente e a cotação de fecho no 22º dia anterior	-42,62	-0,39	45,57	10,13
10	AT_GMMA	Gruppy Multiplas Médias Móveis	-9,68	-0,36	4,08	1,74
11	AT_ATR_RATIO	Indicador de volatilidade (AT_ATR03/AT_ATR15)	0,00	1,00	2,90	0,41
12	AT_K_RATIO	Rácio sobre o indicador Estocástico (AT_K03/AT_AK15)	0,00	1,18	39,67	2,09

Tabela 5. Dados seleccionados para entrada do modelo

4.2.2. Criação de valor alvo

Um ponto crítico na concepção de uma rede neuronal é em decidir qual o valor alvo que se pretende que a rede neuronal siga durante todo o seu processo de aprendizagem. Como definiu Herb Simon¹¹ ao longo de todas as suas investigações, a aprendizagem denota mudanças no sistema que são adaptativas no sentido em que permitem ao sistema fazer a tarefa ou as tarefas tiradas da mesma população mais eficientemente e mais eficazmente da próxima vez. Aplicando ao contexto de uma rede neuronal supervisionada: “Dado um conjunto de pares de inputs/outputs, encontrar uma regra que nos permita prever o output associado a cada novo input”. Poderá recorrer-se a heurísticas fornecidas por profissionais que investem diariamente no mercado de acções, ou recorrer-se a académicos através de estudos já realizados com resultados satisfatórios, para de um modo mais assertivo criar o valor alvo.

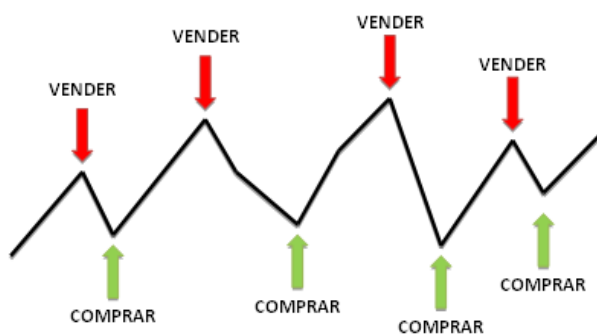


Figura 10.Exemplo de sinais ideais a propor para “target”

Neste trabalho seguiu-se a abordagem bem sucedida de Bruce Vanstone [Vanstone ‘06] onde o valor óptimo gerado é criado a partir da máxima cotação de fecho obtida nos cinco dias posteriores ao dia actual. Este valor é do tipo contínuo, sendo numa fase de pós-processamento convertido num valor discreto -1 (vender), 0 (manter) ou 1 (comprar).

$$\text{Valor Alvo} = \frac{(\text{Maximo}(\text{TQ_Close}_{i+5 \dots i+1}) - \text{TQ_Close}_i)}{\text{TQ_Close}_i} * 100$$

Onde,

TQ_Close i é a cotação de fecho do dia i

(5)

¹¹ Uma figura histórica na inteligência artificial e na economia

Esta abordagem permite que a rede incida o seu processo de aprendizagem na relação entre os dados de entrada directamente com o retorno esperado nos cinco dias posteriores ao dia corrente, disponibilizando muito mais objectividade à rede neuronal, do que em casos por exemplo de este valor óptimo ser um valor discreto (-1, 0 ou 1) ou mesmo binário (0 ou 1). De referir também, que a qualidade deste valor alvo, está directamente relacionada com a qualidade da previsão final gerada pela rede neuronal.

Na selecção dos dados a considerar no modelo, e depois de efectuada uma limpeza sobre os mesmos, é importante a criação de um histograma de frequências sobre o valor alvo que servirá não só para identificar de uma forma mais intuitiva os “outliers” que se encontram nas “caudas” da distribuição normal, mas também para perceber o balanceamento do mesmo.

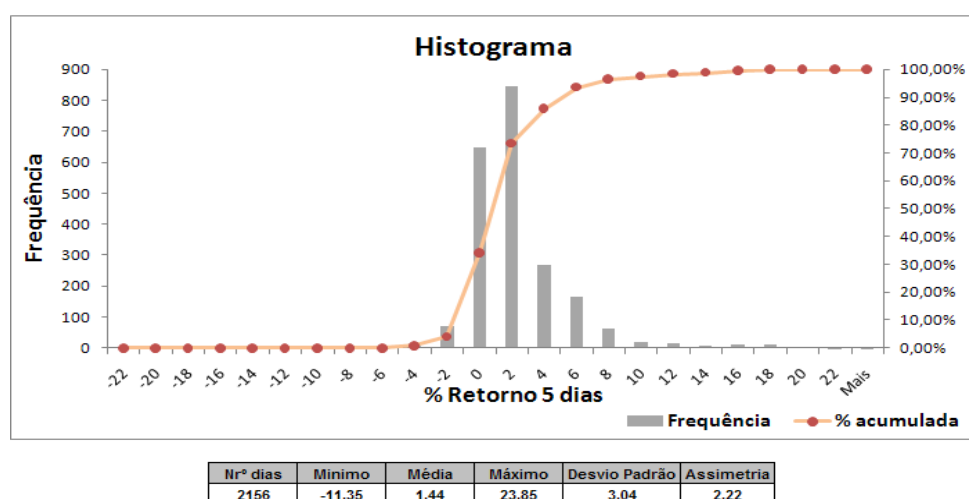


Figura 11. Histograma sobre o valor alvo antes da preparação dos dados

Assim, é importante garantir um número significativo de casos para cada intervalo impedindo que a rede neuronal se foque exclusivamente num único caso. Nesse sentido, foi removido o conjunto de dados de entrada de 2001-01-01 a 2001-09-22, não só para permitir um melhor balanceamento do valor alvo mas também para criação dos indicadores de análise técnica que requerem alguns dias de histórico.

A remoção de dias de negociação anormais (superiores a três desvios padrões face à média da cotação), normalmente conhecidos como *outliers*, melhorou também significativamente a qualidade dos resultados obtidos pelo modelo. Depois de todo o processo de preparação para a concepção do modelo obtêm-se o seguinte histograma.

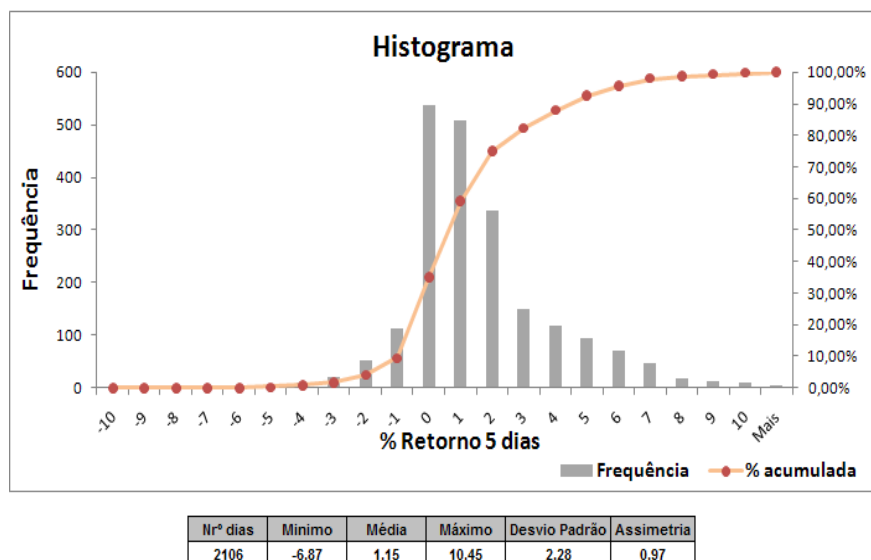


Figura 12. Histograma sobre o valor alvo após a preparação dos dados

Um último passo necessário para se iniciar o processo de modelação, é a divisão do conjunto de dados de entrada, em dois subconjuntos principais. Sendo um conjunto criado para treino, e outro conjunto criado para teste do modelo. O conjunto de treino é ainda subdividido, em mais um subconjunto, para validação a realizar sobre o conjunto de treino – esta tarefa costuma ser opcional.

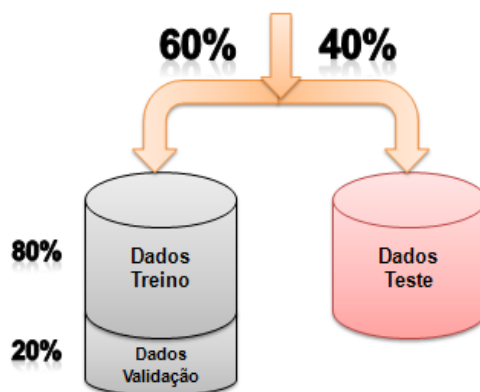


Figura 13. Processo de separação do conjunto de dados de entrada inicial

Enquanto o conjunto de treino é necessário para construir o modelo, o conjunto de validação é necessário para controlar o processo de construção ou aprendizagem de modo a evitar excessos de treino (*over-training*) comum através do algoritmo *back-propagation*. O conjunto de teste, como não tem influência no processo de aprendizagem anterior, é o mais apropriado

para testar os resultados obtidos pela rede neuronal. Normalmente, só nesta fase é que é possível tirar conclusões mais sustentadas e credíveis.

4.3. Modelação

Como referido anteriormente, recorreu-se à criação de um modelo preditivo de classificação através de uma rede neuronal *feed-forward* com recurso ao algoritmo de *back-propagation*. Neste tipo de redes existe tentativa de reduzir o erro de previsão, através do constante ajustamento dos pesos concedidos a cada um das variáveis nos dados de entrada. Por esta razão, é frequente surgir o problema de excesso de treino, provocando resultados sem qualquer sentido, quando o modelo é aplicado a um conjunto de dados teste.

Qualquer estudo que envolva redes neuronais do tipo supervisionada, os dados de entrada deverão ser divididos em duas partições, sendo uma para treino e outra para teste do modelo.

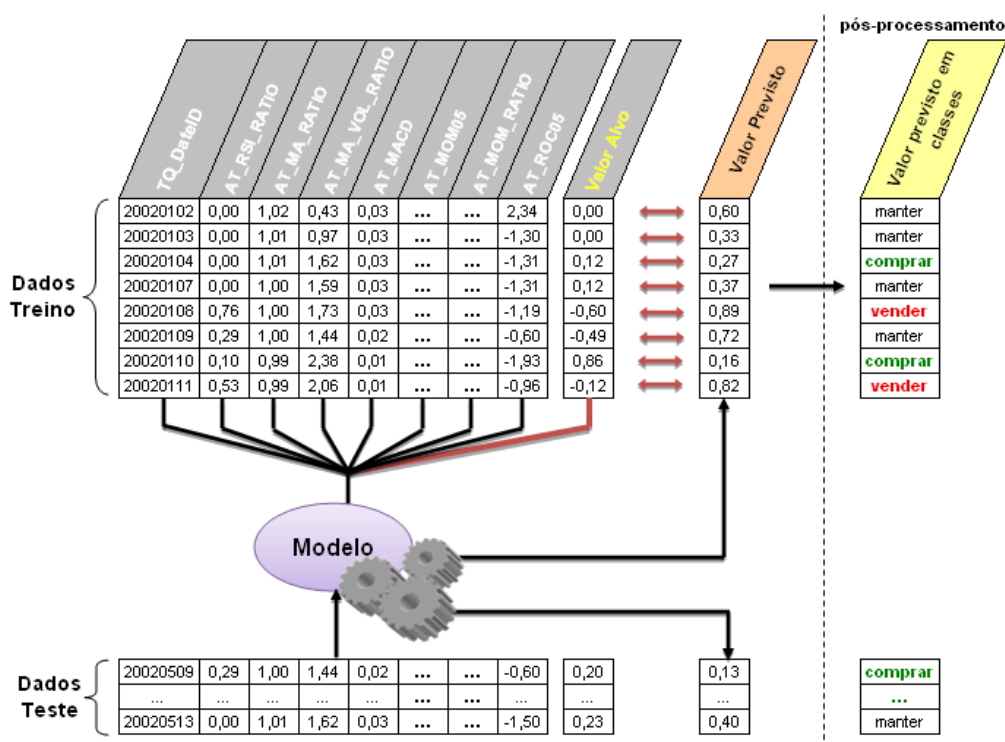


Figura 14. Processo de concepção da rede neuronal

Para esta fase de modelação recorreu-se ao software *Clementine* [08] não só pelas suas múltiplas funcionalidades, mas também pela sua flexibilidade, que marca sem dúvida a diferença neste tipo de ferramentas. Uma funcionalidade interessante e aplicada neste trabalho

de estudo através da rede neuronal, é a funcionalidade “*Multiple*”. Esta funcionalidade retorna automaticamente, a melhor topologia de rede encontrada num leque de várias combinações possíveis, criadas também automaticamente durante o treino da rede.

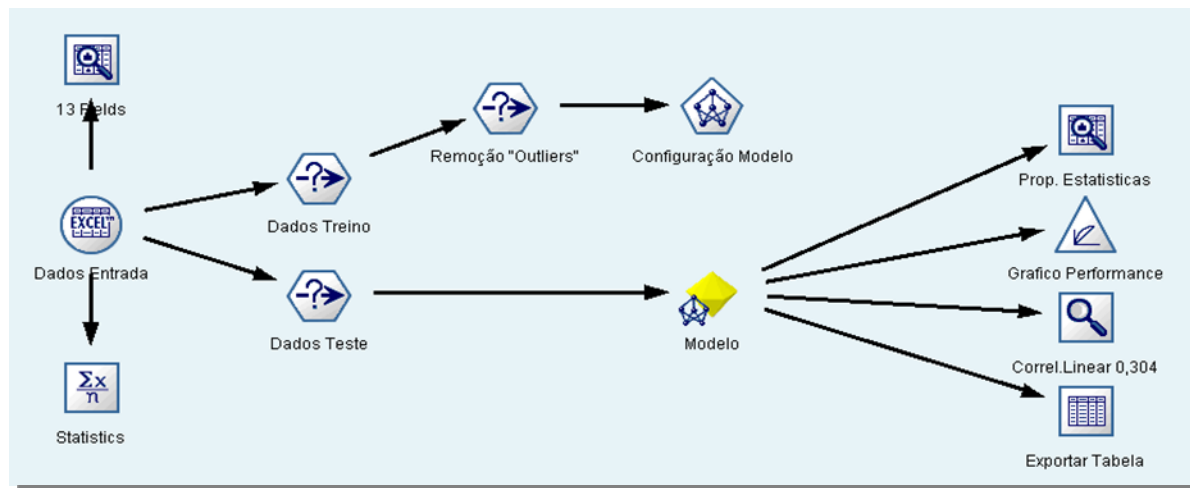


Figura 15. Esquema do modelo criado através do software “Clementine”

Durante o processo de treino, um subconjunto de dados de validação são mantidos à parte, enquanto o modelo é aplicado à restante parte do conjunto de treino. A média da qualidade das previsões melhora substancialmente na sua precisão com a inclusão de um conjunto de validação sobre o processo de aprendizagem. Este tipo de abordagem evita a “auto-influência” dos dados nas previsões, tornando-se a metodologia com designação de ser isenta nos resultados.

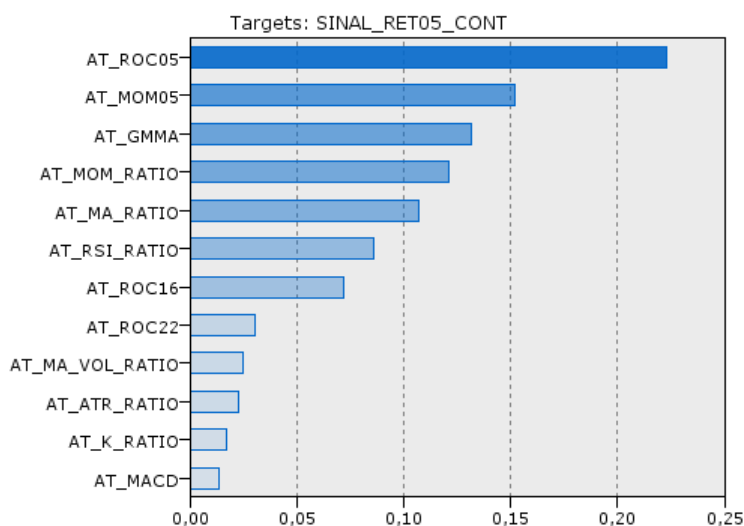


Figura 16. Importância das variáveis no resultado da rede neuronal

Depois do modelo ter sido treinado e validado, recorrendo a 60% do conjunto de dados iniciais (Figura 13), um último e conclusivo passo de teste ao modelo, é realizado sobre os restantes 40% de dados. Como este segundo conjunto de dados não teve influencia na aprendizagem realizada pela rede neuronal artificial na fase de treino, este passo é essencial para eliminar, ou elevar os resultados obtidos nessa fase.

4.3.1. Pós-Processamento

Nesta fase de pós-processamento, a tarefa principal é a transformação do valor contínuo previsto pela rede neuronal, num dos três valores possíveis: -1 (vender), 0 (manter) ou 1 de comprar. Interpreta-se uma boa decisão de compra, no caso de o modelo prever um aumento da cotação nos próximos cinco dias (valor alvo), uma boa decisão de venda se o modelo prever uma descida. Naturalmente que a referida subida ou descida de cotação prevista, deverá ser significativa de modo a pelo menos, cobrir o custo de realização de uma transacção de compra ou venda. É base consensual, que a parte emocional influencia bastante as decisões de investimento no mercado de acções, e estas podem ser mais ou menos arriscadas consoante o perfil de risco do investidor. Três grandes estratégias são equacionados nesta fase de pós-processamento na conversão do output previsto pela rede neuronal, em sinais de vender, manter ou comprar um activo.

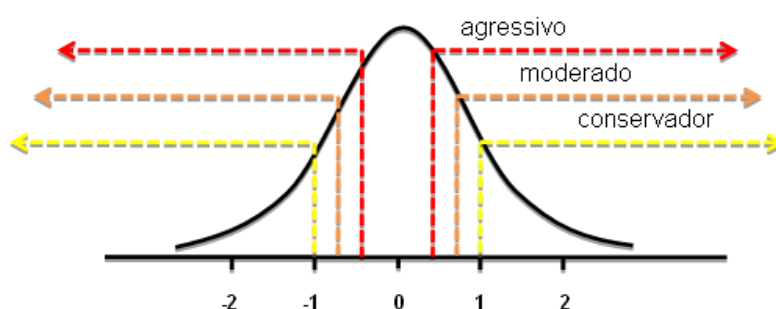


Figura 17. Distribuição normal com aplicação de desvio padrão sobre a média

O único factor que diverge nestas três estratégias é o valor do desvio padrão aplicado sobre a média do valor contínuo gerado pelo modelo e que varia entre 0.5 (estratégia agressiva), 0.75 (estratégia moderada) e 1 (estratégia conservadora). Esta distinção permite retirar análises mais elucidativas sobre a qualidade do modelo criado recorrendo a indicadores normalmente

aplicados neste tipo de investigações. O desvio padrão superior e inferior a 0.5 sobre a média do valor gerado, é suficiente para obter sinais positivos e negativos correctamente.

5. Avaliação e análise de resultados

O modelo construído na fase anterior será agora avaliado e os seus resultados analisados, não só com recurso a algumas métricas normalmente utilizadas em diferentes áreas de negócio, como também, recorrendo a técnicas muito comuns em investigações nos mercados financeiros. O modelo proposto neste trabalho de dissertação, será então analisado ao longo deste capítulo, através da comparação com uma estratégia passiva *buy-and-hold*.

5.1. Estratégia Passiva

Uma estratégia passiva (*buy-and-hold*) é normalmente utilizada na maioria das investigações realizadas nesta área como uma estratégia que serve de base de comparação (*benchmark*). Caso uma nova estratégia obtenha resultados superiores, a teoria dos mercados eficientes abordada no capítulo dois é contrariada mais uma vez. Caso contrário a investigação terá sido em vão.

No período em análise, a estratégia passiva é notoriamente negativa e quem comprou acções da Novabase, no início de cada período em análise, terá visto o valor da sua carteira a reduzir significativamente, mais propriamente -37,13 % no período de treino e -27% no período de teste.

	Dados Treino (2001-04-11 > 2005-12-30)	Dados Teste (2006-01-02 > 2009-08-21)
Estratégia Passiva		
(Buy-and-hold)		
Rentabilidade no período	-37,13%	-27,33%
Rentabilidade Anualizada	-9,07%	-7,40%
Cotação Inicial	10,10 €	6,33 €
Cotação Final	6,35 €	4,60 €
Exposição ao Risco	100,00%	100,00%
Dias In-Market	1023	923
Dias Out-Market	0	0

Tabela 6. Resultados obtidos através de uma estratégia passiva

5.2. Estratégia Activa

De modo a ajustar os resultados deste trabalho a vários perfis de investidores, desde o mais conservador ao mais agressivo, na fase de pós-processamento do modelo foram criadas três estratégias activas: a estratégia conservadora, a estratégia moderada e a estratégia agressiva.

A estratégia conservadora caracteriza-se por poucos sinais gerados, mas com elevada qualidade dos mesmos, ao contrário da estratégia agressiva, que se caracteriza por um número superior de sinais gerados mas com menor qualidade. De notar que a estratégia conservadora aproxima-se mais de uma estratégia passiva e com mais exposição ao risco devido a um maior período de tempo no mercado (*In-Market*), apesar de um menor risco relativamente à qualidade dos sinais gerados.

Estratégias Activas (buy-and-sell)	Dados Treino (de 2001-04-11 a 2005-12-31)			Dados Teste (de 2006-01-01 a 2009-08-21)		
	Estratégia Conservadora	Estratégia Moderada	Estratégia Agressiva	Estratégia Conservadora	Estratégia Moderada	Estratégia Agressiva
Rentabilidade Bruta no período	62,38%	55,15%	52,97%	6,19%	31,14%	30,33%
Rentabilidade Anualizada	12,65%	11,18%	10,74%	1,68%	8,44%	8,22%
Dias com rentabilidade positiva	1232	1232	1232	364	718	491
Dias com rentabilidade negativa	1	1	1	559	205	432
Total de dias em análise	1233	1233	1233	923	923	923
Desvio Padrão Rentabilidade	12,73%	16,21%	15,11%	10,39%	13,96%	13,87%
Exposição ao Risco	51,50%	45,58%	38,77%	42,25%	36,40%	31,53%
Dias "In-Market"	635	562	478	390	336	291
Dias "Out-Market"	598	671	755	533	587	632
Total de dias em análise	1233	1233	1233	923	923	923
Índice de Sharpe	0,76	0,50	0,51	-0,13	0,39	0,38
Quantidade Sinais Gerados						
Sinais de Comprar	15	23	42	18	23	33
Sinais de Vender	15	23	42	19	24	34
Sinais de Manter	1203	1187	1149	886	876	856
Total sinais gerados	1233	1233	1233	923	923	923
Qualidade Sinais Gerados	70,00%	61,11%	54,86%	75,68%	59,57%	58,21%
Sinais Correctos	49	55	79	28	28	39
Sinais Incorrectos Positivos	10	21	43	5	13	18
Sinais Incorrectos Negativos	11	14	22	4	6	10
Total de sinais gerados	70	90	144	37	47	67

Tabela 7. Resultados obtidos nas três estratégias no conjunto de treino e teste

Na análise de resultados deste trabalho, os custos de transacção são omissos pela simples razão que os custos imputados pelos bancos ou corretoras sobre uma ordem de compra ou venda, variam bastante, têm um mínimo fixo e não uma percentagem.

De seguida e até ao final do presente capítulo irão ser analisados com mais detalhe os valores obtidos no quadro resumo (tabela 6) para a estratégia conservadora, pois esta é a que mais se enquadra com o perfil de investimento aconselhado aos utilizadores de um sistema de apoio à decisão como o que se propõe neste trabalho.

5.2.1. Análise de Rentabilidade – “Back-testing”

Uma das melhores e mais usuais formas de avaliar um modelo preditivo sobre o mercado de acções, é conduzir uma simulação nos dados passados, de modo a imitar as acções de um investidor, perante os sinais gerados pelo modelo diariamente, de comprar, vender ou manter um activo. O resultado das estratégias activas, no final do período de teste em análise (2006-2009) é bastante positivo, ao contrário da estratégia passiva, que apresenta uma rentabilidade negativa de cerca de 27%. Apesar dos resultados muito superiores atingidos durante praticamente todo o período, é de referir contudo, que as estratégias activas foram também afectadas, pela quebra súbita dos mercados no último semestre do ano de 2007, com a crise do *subprime* nos Estados Unidos da América.

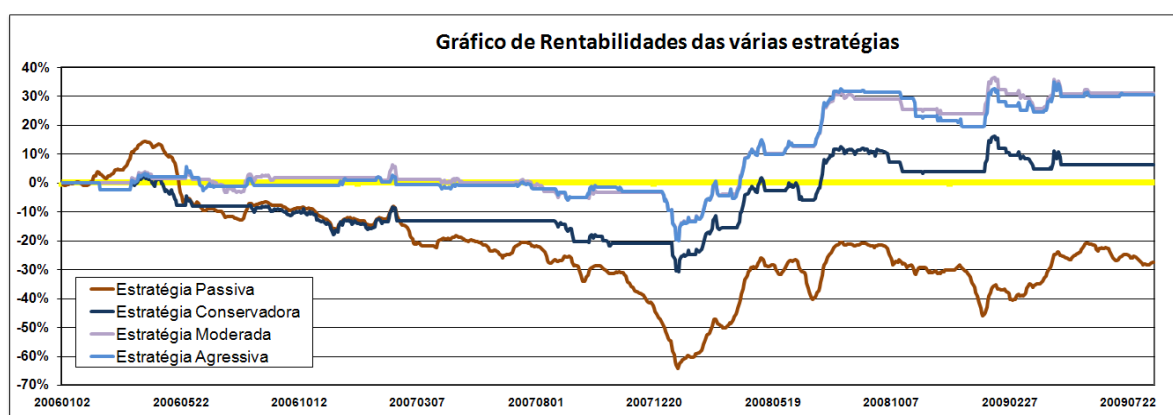


Figura 18. Rentabilidades das várias estratégias no período de teste

De salientar, é o facto de na maior parte do período onde o valor do activo se encontra em queda, as estratégias activas indicarem também sinais para o investidor se manter fora do mercado. Dentro destas, a estratégia agressiva foi a menos prejudicada, pois o seu número superior de sinais gerados, permitiu sair do mercado no período mais crítico, perdendo apenas -14%, ao invés da estratégia passiva, com -65%.

5.2.2. Análise Estatística de Correlação

Um indicador estatístico importante, na avaliação dos resultados obtidos, é o coeficiente de correlação de Pearson. Este indicador examina, a relação linear entre as variáveis em estudo [Urdan '05], e calcula-se da seguinte forma:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (6)$$

Onde $x_1, x_2, \dots, x_n$ e $y_1, y_2, \dots, y_n$ são os valores medidos de ambas as variáveis, sendo:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n y_i \quad (7)$$

as médias aritméticas de ambas as variáveis (variável valor alvo e variável prevista pela rede neuronal). A análise de correlação indica a relação entre duas variáveis lineares, onde o seu resultado varia sempre, entre -1 e +1. O sinal indica a direcção da correlação positiva ou negativa, enquanto que o valor da variável indica, a sua força da correlação.

Uma vez que o conjunto de dados de teste, não influenciou na concepção do modelo, este conjunto assume uma maior importância na análise a realizar neste capítulo. É possível verificar pelo gráfico, que o comportamento da variável previsão (figura 19), no período de teste (ano de 2008), possui um padrão e tendência, muito semelhante à variável alvo.

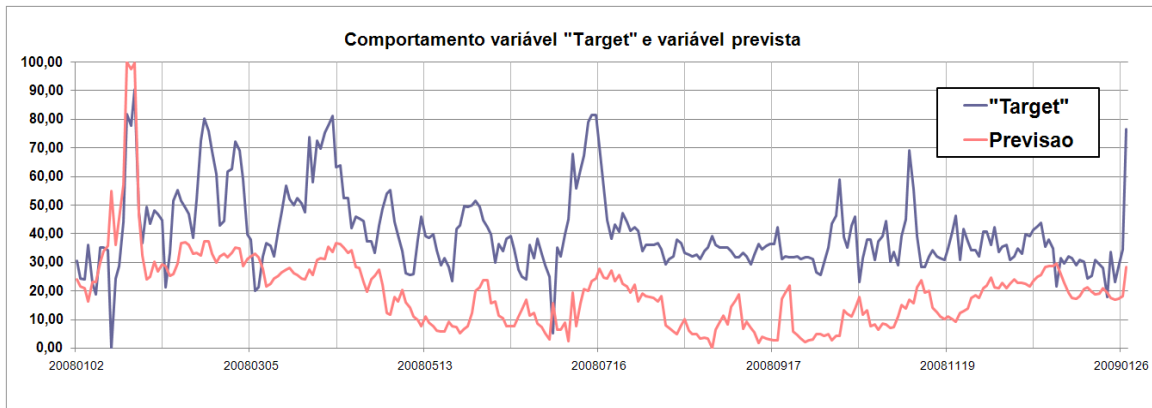


Figura 19. Comportamento da variável alvo e variável previsão.

Como é efectuado um pós-processamento sobre o valor previsto pela rede neuronal, é eliminado grande parte do “ruído”, permitindo deste modo, a classificação de pontos de inversão correctamente. A correlação linear entre o variável alvo e a variável previsão, no conjunto de dados teste, situa-se em 0,304. Este valor significa uma correlação positiva moderada [Urdan '05], comprovando-se existir dependência entre o valor pré-conhecido para treino da rede (valor alvo) e o valor previsto pela rede neuronal.

Correlação Linear	
Conjunto dados de teste 20060101 - 2009-08-21	0,304

Tabela 8. Correlação linear entre variável alvo e variável previsão

Contudo, este não é o único indicador plausível para avaliação, outros modelos apresentaram correlações superiores, mas relativamente aos restantes critérios de avaliação, não proporcionavam resultados tão satisfatórios.

5.2.3. Análise Gráfica

Pela análise gráfica dos sinais gerados no conjunto de dados teste, é possível visualmente comprovar a qualidade do modelo, pois este consegue identificar correctamente, a maioria dos pontos de inversão mais importantes. De referir contudo, que estes sinais identificados (figura 21) apresentam já, os sinais refinados na fase de pós-processamento, onde é garantido que um sinal de compra é sempre precedido de um sinal de venda (ou manter), e um sinal de venda é sempre precedido de um sinal de compra (ou manter).

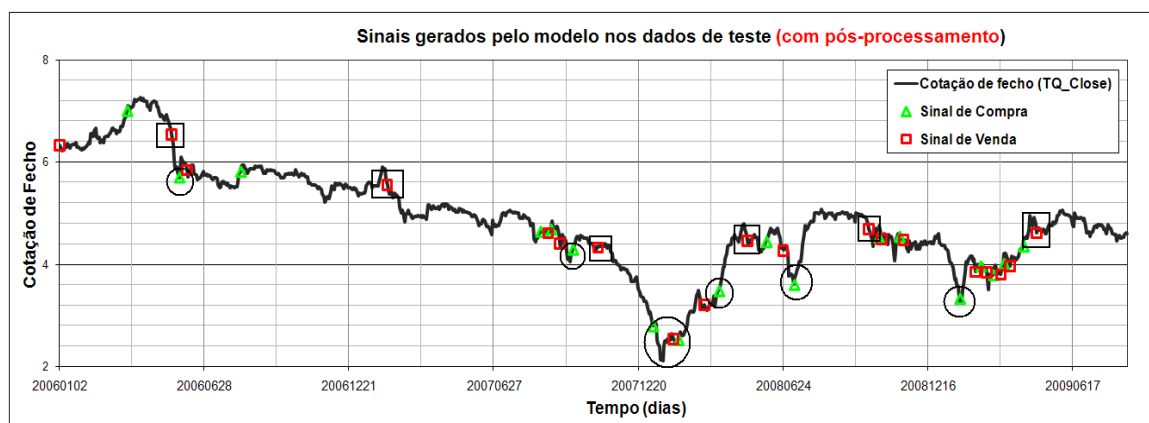


Figura 20. Sinais gerados no conjunto de teste

Na figura 21, assinalados através de um círculo (picos inferiores), estão representados os sinais de compra, enquanto que assinalados com um quadrado (picos superiores), estão representados os sinais de venda. O modelo tenta seguir a regra fundamental de quem investe no mercado de acções, ou seja, comprar a um preço baixo e vender a um preço mais alto, de modo a obter o maior retorno possível, sobre o investimento realizado.

5.2.4. Análise de Risco

A análise de risco num mercado tão oscilante como o mercado de acções, é fundamental, pois a única forma deste risco ser praticamente nulo, é um investidor não ter acções em carteira. E praticamente, porque um investidor que não aplica as suas poupanças no mercado de acções, provavelmente optará por um depósito a prazo ou fundo de tesouraria, que apesar de todas as garantias, não está com toda a certeza, imune ao risco. Diariamente, todos nós estamos expostos ao risco na nossa vida quotidiana...e no mercado de acções ainda mais, e isto porque, os seus movimentos podem ser originados por uma imensidão de factores imprevisíveis e de atitudes irracionais de investidores como o pânico ou euforia.

Para quem investe no mercado de acções ou está em vias de começar a fazê-lo, surge normalmente uma questão, sobre se valerá a pena assumir um risco para a previsão de retorno, baseado em dados de rentabilidades históricas. O índice de *sharpe* (IS) criado por William Sharpe¹² [Sharpe '66], ajuda a responder a esta questão, sendo provavelmente o mais conhecido índice para avaliação de carteiras de investimento. Este índice conjuga a medição do retorno com a medição do risco (volatilidade), contra um investimento de risco zero, como por exemplo um depósito a prazo.

O retorno anualizado do produto sem risco (R_f), deverá representar um investimento alternativo de risco zero, sendo neste trabalho usado um depósito a prazo com uma taxa de retorno de 3% para efeitos de comparação com as várias estratégias presentes.

¹² Sharpe faz parte de um eminente grupo de grandes economistas e matemáticos que desenharam a teoria clássica de finanças.

$$\text{Índice de Sharpe} = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

Onde,

R_p = Retorno anualizado da estratégia

R_f = Retorno anualizado de produto sem risco

σ_p = Desvio padrão da estratégia

(8)

A interpretação do resultado do índice de *sharpe* é relativamente simples. A melhor estratégia, será aquela que apresentar o maior valor no índice de *sharpe*, ou seja, que apresente um maior retorno por cada unidade de risco incorrida. Pelo quadro resumo (tabela 6), apesar da estratégia conservadora possuir uma melhor qualidade nos sinais gerados, relativamente ao índice de *sharpe*, no período de teste, não seria boa opção de investimento. Ou seja, para um retorno de 6,19%, não valeria a pena correr o risco de investir em ações, sendo melhor, optar pela subscrição de um depósito a prazo.

Outra questão importante a analisar relativamente ao risco incorrido, é a análise gráfica. Em cerca de metade de todo o período em análise, o investidor encontra-se fora do mercado. (figura 21) Numa serie de dados, onde a tendência é claramente negativa, será com toda a certeza, um bom indicador sobre a qualidade dos sinais gerados pelo modelo.

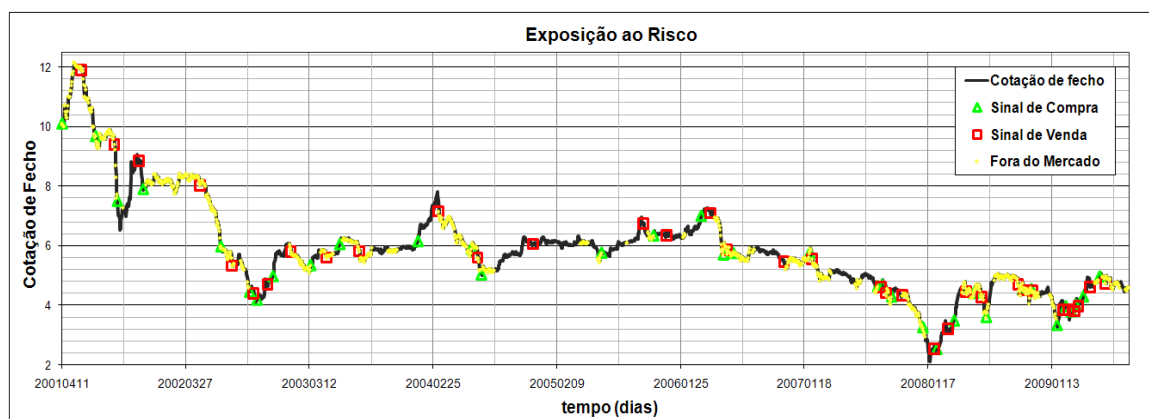


Figura 21.Exposição ao risco

6. Implementação do Sistema

Grande parte dos estudos tornados públicos nesta área, foram realizados no âmbito de projectos académicos tal como este, mas a sua grande maioria sem uma vertente prática, para implementação e comprovação dos estudos realizados. Nesse sentido, e ao contrário de grande parte de trabalhos similares, este inclui uma componente prática, que integra de forma automatizada, as várias componentes de um Sistema de Apoio à Decisão, permitindo ao investidor tomar decisões um pouco mais efectivas.

O objectivo da criação deste sistema de apoio à decisão, é a de abstrair a complexidade existente na maior parte dos sistemas de negociação, tanto de empresas especializadas neste tipo de serviços, como também dos próprios bancos, que possuem este tipo de sistemas, na sua plataforma on-line. Estes sistemas têm cada vez mais funcionalidades que vão acompanhando também, o aparecimento de novos instrumentos financeiros. Este trabalho de estudo, foca-se unicamente no instrumento acções, mas são muitos os já existentes, como obrigações, fundos de investimento, futuros, e muitos outros.

Outro objectivo bastante importante, é a possibilidade de visualização dos sinais gerados pelo modelo criado, e pela visualização dos sinais gerados por regras de negociação normalmente utilizadas no mercado de acções. Esta visualização e análise, dos sinais gerados numa base diária, incluem também a automatização de todo o processo, desde a extracção das cotações do website da Yahoo [09], até á disponibilização dos sinais gerados.

6.1. Processo de Automatização

Enquanto muitas aplicações financeiras de suporte à decisão, focam-se em tarefas e funcionalidades específicas com bastante esforço de programação, este sistema tem como objectivo, simplificar e reduzir ao máximo a necessidade de recurso a programação, através de ferramentas *Microsoft* [10] e *Clementine* [08].

O *input* do sistema são as cotações diárias dos vários activos em carteira, que depois de realizada uma transformação, é gerado um *output*, com uma decisão diária de comprar, manter ou vender, um determinado activo.

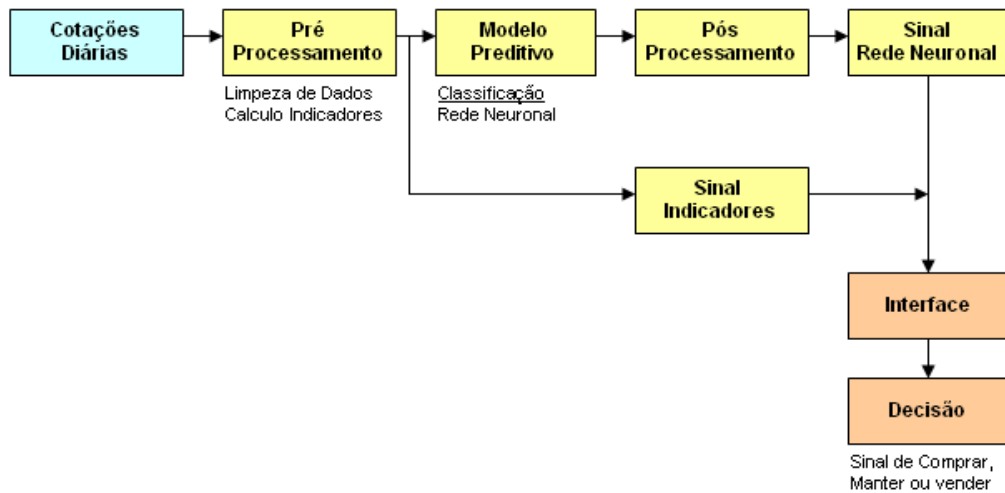


Figura 22.O processo de automatização do sistema

O processo de transformação inclui a fase de pré-processamento, onde é realizada a limpeza dos dados, garantida a consistência do valor dos mesmos, bem como o cálculo e preparação das variáveis *input* da rede neuronal criada. Este processo termina com o pós-processamento, que se caracteriza, pela transformação do valor contínuo previsto pela rede neuronal, num dos três valores possíveis: -1 (vender), 0 (manter) ou 1 (comprar).

Naturalmente, e para suportar este processo de automatização, foi criada uma arquitectura física, que visa não só, responder às necessidades do sistema actual, como também de criar toda a flexibilidade para permitir adaptar o sistema, a realidades futuras. A arquitectura física de suporte ao sistema proposto (figura 23) inclui um pequeno *Data Mart* para armazenamento da informação, uma área de passagem dos dados (*Data Staging Area*) e uma área para armazenamento do cubo e do modelo de *data mining* criado.

A área de passagem é utilizada como facilitadora do processo de extracção das cotações do website da Yahoo [08], e da transformação e inserção dos dados processados no *Data Mart*. Sendo que neste *Data Mart* é armazenada toda a informação do sistema, permitindo uma análise rápida e intuitiva, segundo duas perspectivas de análise. Estas duas perspectivas, são a dimensão tempo (DimData), que permite monitorizar por período de tempo, a evolução das cotações, e a dimensão *ticker* (DimTicker), que permite a monitorização das cotações por acções, e por carteira de acções.

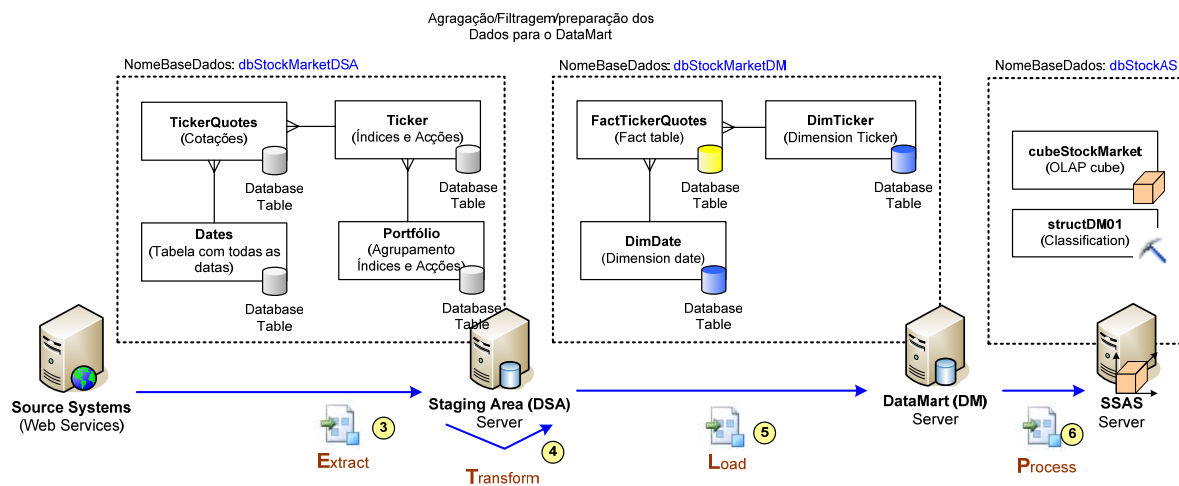


Figura 23.Arquitectura Física do sistema

6.2. Interface

Na concepção da interface do sistema, houve preocupação em providenciar uma forma simples e intuitiva de interacção com o utilizador final, afastando-o tanto quanto possível, da complexidade da maior parte dos sistemas de negociação.



Figura 24. Interface exemplo do sistema de negociação da IGMarkets

Estes sistemas (figura 24) criam dificuldades a estes utilizadores amadores, abafando-os com uma imensidade de indicadores, gráficos e outras funcionalidades, normalmente compreendidas rapidamente, apenas por investidores profissionais.

O objectivo da interface do sistema desenvolvido neste trabalho de estudo, é que consiga numa base diária e de forma intuitiva, mostrar os indicadores (outputs) resultantes, quer do modelo da rede neuronal criada, bem como os indicadores resultantes das regras de negociação abordadas neste trabalho, e aplicadas diariamente pelos profissionais dos mercados de acções.

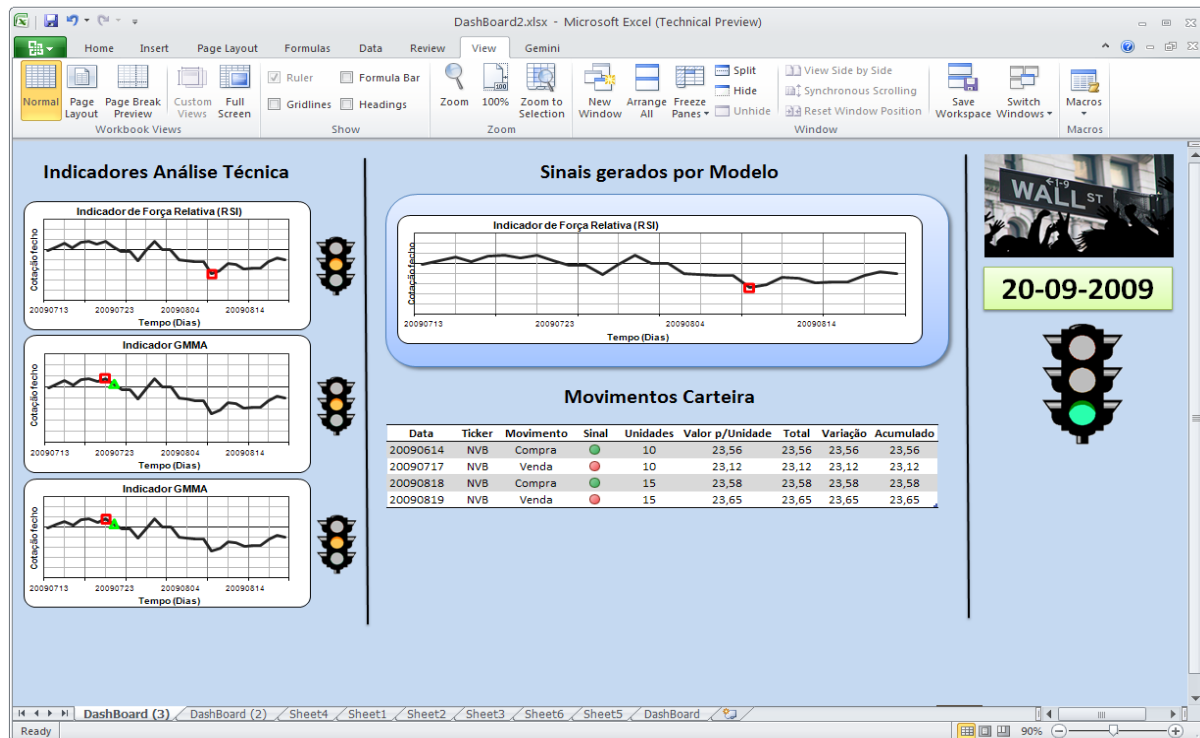


Figura 25. Interface do SAD

De modo a libertar o investidor da influência emocional que está presente neste tipo de decisões e libertar também da necessidade de monitorizar a evolução do seu portfolio durante o dia inteiro, uma funcionalidade foi adicionada: o *stop-loss*.

6.2.1. Contributo da funcionalidade *stop-loss*

A funcionalidade *stop-loss*, é comum em praticamente todos os sistemas de negociação, e permite que perdas inesperadas causadas por acontecimentos também inesperados, como ataques terroristas, catástrofes da natureza, entre outros... sejam minimizadas. Esta funcionalidade permite, que a partir de um determinado valor inferior (tolerância de perda), seja gerado um movimento de venda automática, para venda da cotação ao melhor preço. Este movimento/acção, não garante que seja realizada uma venda a esse valor específico, mas garante pelo menos a decisão de vender, estabelecendo limites bem pré-definidos. Ou seja, como o próprio nome indica, a expressão *stop-loss*, permite limitar as perdas, exemplo: imagine-se que se compraram 1000 acções da Microsoft a 40€ e que se tem uma tolerância a perdas na ordem dos 5%. Colocando um *stop-loss* de 5%, se o valor da cotação da Microsoft atingir o valor de 38€, será dada uma ordem de venda automática da ordem de compra realizada anteriormente.

7. Conclusões e trabalho futuro

Neste trabalho de dissertação é apresentada uma estratégia capaz de potenciar a obtenção de lucros superiores a uma estratégia passiva, de compra e venda a longo prazo. Esta estratégia, segue unicamente os sinais gerados por uma rede neuronal artificial, suportada por um sistema de apoio à decisão responsável por diversas tarefas como: recolha, tratamento, armazenamento e disponibilização dos resultados finais, de modo a dotar, principalmente investidores amadores, de conhecimento mais próximo dos profissionais. Este trabalho de estudo coloca (um pouco) em causa a Teoria dos Mercados Eficientes [Fama '70] que se baseia no facto de os movimentos do mercado de capitais seguirem um caminho aleatório (*random walk*) e, como tal, os investidores não têm habilidade de prever movimentos futuros, não conseguindo, deste modo, atingir retornos anormais resultantes da compra e venda de um activo. Esta teoria tem vindo a perder alguma força, principalmente porque a partir dos anos 90, os seus principais defensores (economistas) começaram a recorrer a técnicas de *data mining* e indicadores de análise técnica, para investigações sobre os mercados financeiros.

Resumidamente, este trabalho começa por tentar desmistificar o complexo, e cada vez mais caótico, mercado de acções. Neste mercado está diariamente presente um elevado número de investidores por todo o mundo, com um único objectivo principal: ganhar dinheiro. Foi, por isso, essencial perceber as estratégias que estes investidores utilizam para fazer os seus investimentos. Muitos compram activos de uma empresa com base na sua saúde financeira e, nestes casos, recorrem à análise fundamental ou à análise técnica, que através de técnicas estatísticas e gráficas tentam identificar o melhor momento de entrar e sair do mercado. Há, ainda, aqueles que recorrem apenas à análise emocional e têm a “irracional” ideia0 que podem enriquecer rapidamente. Normalmente, estes investidores são influenciados pela euforia ou pelo medo, não conseguindo suportar a pressão psicológica tão característica destes mercados financeiros.

Posteriormente é feita uma contextualização do problema, através da identificação dos trabalhos mais importantes realizados na área. Pelo enorme volume de artigos analisados, verificou-se que as redes neurais artificiais começam a ganhar cada vez mais adeptos e que

a tentativa de prever o valor exacto de uma acção no futuro começa a ser substituída pela tentativa de prever o movimento de subida ou descida, dessa mesma acção.

Posteriormente, no seguimento dos trabalhos de integração de técnicas de mineração de dados ao nosso caso em particular, adoptámos a metodologia CRISP-DM, normalmente utilizada em projectos desta natureza, que nos ajuda a compreender toda a envolvente do problema a resolver. A compreensão e preparação dos dados para modelação foram as fases seguintes e, sem dúvida, as mais críticas na concepção do modelo da rede neuronal. O processo de selecção das variáveis de entrada foi um processo repetitivo e bastante demorado, até terem sido identificadas as variáveis que mais influenciaram na qualidade de previsão do modelo. Na fase posterior, foi realizada a modelação de uma rede neuronal *feed-forward* com recurso ao algoritmo de *back-propagation*, onde o processo de aprendizagem, tem por objectivo atingir um valor alvo. Este valor é calculado a partir da máxima cotação de fecho de uma acção, nos cinco dias posteriores ao dia actual, seguindo a abordagem bem sucedida, de Bruce Vanstone [Vanstone '06].

7.1. Considerações finais

O facto da ferramenta de *data mining* da *Microsoft* [10] não estar suficientemente evoluída ao ponto de permitir uma investigação aprofundada obrigou à sua substituição pela ferramenta *Clementine* [08]. Esta substituição, como seria de esperar, implicou um esforço adicional de automatização, visto ser necessário estabelecer a comunicação entre si e as restantes ferramentas responsáveis pela integração e limpeza dos dados, bem como pela criação e exploração do *data mart* concebido.

Alguns pressupostos importantes deverão estar presentes na altura de analisar o trabalho apresentado. O custo das transacções de compra ou venda não foi equacionado neste trabalho, por estar normalmente estabelecido, um valor fixo a cobrar pelas mesmas, e não uma percentagem. A inclusão destes custos numa estratégia activa irá por certo influenciar negativamente a rentabilidade final apresentada, mesmo assim, ainda superior à rentabilidade obtida pela estratégia passiva, de compra e venda a longo prazo (normalmente muitos anos).

7.2. Trabalho futuro

O uso de redes neurais artificiais para previsão de preços de cotações no mercado de acções será uma área de permanente pesquisa. Profissionais do mercado de acções, académicos, e outros agentes, irão provavelmente continuar a esforçar-se para superar o mercado. No caso de investidores será com o objectivo de aumentar as suas rentabilidades, no caso dos académicos, será com objectivo de contribuir para a evolução destas técnicas.

7.2.1. Transposição da investigação para o “mundo real”

Em termos de aprendizagem, grande parte das investigações realizadas à volta deste tema, são bastante importantes, pois contribuem para a evolução e descoberta de conhecimento no mercado de acções. Mas em termos de resultados reais, será necessário incluírem um segundo passo, através da aplicação das investigações no mercado de acções, permitindo conclusões mais esclarecedoras. Um teste no mercado de acções, que siga “religiosamente” os sinais gerados diariamente pelo modelo, validando se o mesmo tem capacidade de manter a sua qualidade de previsão, e principalmente, se existe um vendedor e um comprador, para os sinais de comprar e vender, gerados pelo mesmo.

É importante ter em conta, que numa negociação no mercado de acções, existem sempre dois “personagens”, aquele que quer comprar e aquele que quer vender. E naturalmente, poderá não existir um vendedor ou um comprador, para os valores que forem estabelecidos na ordem de compra ou venda respectivamente. Deste modo, neste teste sobre o “mundo real”, deverá ser colocada uma margem de tolerância nas transacções a realizar. Ou seja, no caso da cotação de fecho no dia corrente ser de 30 € e o modelo indicar que deverá comprar, deverá ser realizada a ordem de compra de 30€ mais um valor de tolerância de comprar, pois poderá ser difícil encontrar um vendedor que esteja interessado em vender exactamente por 30 €.

7.2.2. Descobrir padrões nos movimentos dos índices mundiais

O mercado de acções está em constante movimentação ao longo das 24 horas de um dia, “descansando” apenas no fim-de-semana. Iniciando pela madrugada¹³ com a abertura do mercado japonês e mercado indiano, e já de manhã com a abertura dos mercados europeus,

¹³ Considerando a hora portuguesa

terminando no final do dia, com o mercado americano. Será portanto interessante investigar sobre o comportamento dos vários índices, e obter respostas a questões como: “será que na maior parte dos casos em que o mercado americano termina a positivo, o mercado japonês ou europeu, segue o mesmo comportamento? E qual a relação entre o mercado europeu e português?”. A descoberta deste tipo de comportamentos sobre os índices mundiais (em caso de resultados satisfatórios), poderão influenciar as decisões de comprar, vender ou manter, geradas pelo sistema de apoio à decisão (SAD) criado neste trabalho. Ou seja, fará sentido seguir o sinal de comprar se existir uma forte probabilidade de o índice português¹⁴ encerrar o dia a negativo?

7.2.3. Analisar a possibilidade de existência de *Inside Trading*

Apesar de todos os esforços desenvolvidos por parte de várias entidades reguladoras sobre o mercado de acções, nem toda a informação sobre as empresas cotadas é tornada pública, ou pelo menos, disponibilizada no momento devido. Continuam por isso a existir, investidores com acesso a informação não tornada pública, permitindo deste modo, retornos anormais por parte destes. Podem ser por exemplo informações disponibilizadas por administradores de empresas, que sabendo em antemão, por exemplo uma futura aquisição ou fusão, tiram partido dessa acção futura. Estes investidores com acesso a informação confidencial, apostam normalmente, no mercado de futuros através de instrumentos financeiros derivados (opções, futuros, entre outros). Apesar de muito arriscados, estes instrumentos permitem obter autênticas fortunas, através da sua elevada alavancagem financeira. Ou seja, como estes instrumentos de futuros têm um activo subjacente, que pode ser uma acção, um investidor compromete-se na compra ou venda futura, com base na aposta de subida ou descida deste mesmo activo subjacente. Tentar descobrir sobre movimentos anormais neste tipo de instrumentos de futuros, pode ajudar a identificar que existe informação confidencial e que esta poderá ser considerada para obtenção de mais-valias, ou considerada como alerta para evitar quebras futuras.

7.2.4. Generalização do modelo a outros activos

Os dados de entrada da rede neuronal concebida, são calculados com base nas cotações diárias da empresa em estudo (Novabase), nomeadamente na sua cotação de abertura, máximo e

¹⁴ Considerando a compra de acções da Novabase, que se encontra cotada no índice português (PSI20)

mínimo do dia, cotação de fecho e volume. Uma generalização do modelo criado, que inclua mais empresas do mesmo sector de actividade e de índices diferentes, pode dar mais consistência e um maior leque de opções, na altura de realizar uma ordem de compra. Naturalmente, e porque o nível de eficiência e liquidez entre os vários mercados é diferente, a dificuldade em transpor os sinais gerados para o “mundo real” através de ordens de compra ou venda, irá variar, pois em alguns mercados será mais fácil combinar a oferta e a procurar, devido a um maior interesse por parte dos investidores, enquanto noutros não.

Neste trabalho de dissertação, para além do resultado obtido através da rede neuronal artificial, foram também criadas as condições necessárias para os trabalhos futuros abordados anteriormente. E embora estas técnicas de *data mining*, não sejam ainda perfeitas na descoberta de conhecimento, elas proporcionam esperança de que um dia podemos entender mais profundamente, o caótico mundo do mercado de acções.

Bibliografia

- [Silva '07] Silva, Miguel Gomes: “Bolsa – Investir e ganhar mais”, 2007, K Editora, Lda.
- [Matos '07] Matos, Fernando Braga: “Ganhar em Bolsa”, 2007, Publicações Dom Quixote
- [Matos '08] Matos, Fernando Braga: “A Bolsa para iniciados”, 2008, Editorial Presença
- [Capuleto '08] Capuleto, Flávio: “Bolsa – A chave do Sucesso”, 2008, QuidNovi
- [Taleb '07] Taleb, Nassim Nicholas: “O Cisne Negro - O impacto do altamente improvável”, 2007, Dom Quixote
- [Greenblatt '00] Greenblatt, Joel: “Invista e fique rico”, 2000, ASA Editores, Lda.
- [Zweig '03] Zweig, Jason: “The Intelligent Investor – Benjamin Graham”, 2003, Collins Business (edição comentada)
- [Fama '70] Fama: "Efficient Capital Markets: A review of theory and empirical work". Papers and Proceedings of the twenty-eight annual meeting (New York, December 28-30, 1969) of American Finance Association, Journal of Finance, pp.383-417
- [Elder '93] Elder, Alexander: “Trading for a Living: Psychology, Trading Tactics, Money Management”, 1993, Wiley
- [Tatiana et al. '07] Tomaselli, Tatiana et al.: “A psicologia do Mercado acionário: representações sociais de investidores da Bovespa sobre oscilações dos preços”, Estudos de psicologia, 2007/vol. 12, nr.003, Universidade Federal do Rio Grande do Norte
- [Markowitz '52] Markowitz, H. (1952): "Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments", Wiley Blackwell; 2nd Edition (14 Mar 1991)
- [Elder '07] Alexander Elder, Alexander (2007). “Trading as a Psychological Game – The Rules for Success”, pp.48/pp.258
- [Galbraith '93] John Kenneth Galbraith, “Wall Street Journal”, January 22, 1993
- [Le Bon 1895] Le Bon, Gustave (1895). "The Crowd: A Study of the Popular Mind", reeditado em 2002 Dover Publications
- [McGough '92] McGough, Robert (1992). “The Wall Street Journal Western Edition”, Dow Jones & Company (ISSN: 0193-2241)

- [Chong et al. ,08] Chong, L., Tai, T., Wing-Kam: "Technical analysis and the London stock exchange: testing the MACD and RSI rules using the FT30", 2008, Applied Economics Letters, Taylor and Francis Journals, vol. 15(14), pages 1111-1114
- [Chong et al. '07] Chong, Thomas C. Shik, Terence Tai-Leung: "A comparison of MA and RSI returns with exchange rate intervention", 2007, Applied Economics Letters, Taylor and Francis Journals, vol. 14(5-6), pages 371-383
- [Chong et al. '07] Vincent Wing-Shing Lam & Terence Tai-Leung Chong & Wing-Keung Wong, 2007 "Profitability of intraday and interday momentum strategies" Applied Economics Letters, Taylor and Francis Journals, vol. 14(15), pages 1103-1108
- [Chong et al. '03] Joseph Man, Joe Leung e Terence Tai-Leung Chong, 2003. "An empirical comparison of moving average envelopes and Bollinger Bands" Applied Economics Letters, Taylor and Francis Journals, vol. 10(6), pages 339-341, April
- [Tung et al. '99] Tung, A., Lu, H., Han, J., Feng, L.: "Breaking the Barrier of transactions - Mining Inter-Transaction Association Rules", 1999
- [Vanstone '06] Vanstone, Bruce: "Trading in the Australian stock market using artificial neural networks" 2006, Bond University.
- [Guppy '04] Guppy, D.: "Trend Trading", 2004, Wright books.
- [Wilder '78] Wilder, J. Welles: "New Concepts in Technical Trading Systems", 1978, Trend Research
- [Murphy '99] Murphy, J. John: "Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications", 1999, Prentice Hall Press.
- [Haykin '01] Haykin, Simon et. al "Nonlinear Dynamical Systems: Feedforward Neural Network Perspectives", 2001, Wiley-Interscience
- [Sharpe '66] Sharpe, William: "Mutual Fund Performance" 1966, the Journal of Business
- [CRISP-DM '00] CRISP-DM, "Step-by-step data mining guide", 2000, SPSS Inc
- [Edwards et al. '48] Edwards R. and Magee J. (1948): Technical Analysis of Stock Trends. Saint Lucie Press, 8th edition, 2001.
- [Pring '02] Martin J. Pring: "Candlesticks Explained", McGraw-Hill Professional, 2002, pp.5
- [Hawkins '80] D. Hawkins: "Identification of Outliers". Chapman and Hall, London, 1980, pp.1

[Rozeff et al. '76] Rozeff, M.S. & Kinney, W.R. (1976) "Capital Market Seasonality: The Case of Stock Returns", *Journal of Financial Economics*, 3, 379-402

[Basu '83] Basu, Sanjoy, "The Relationship between Earnings Yield, Market Value, and Return for NYSE Common Stocks: Further Evidence," *Journal of Financial Economics*, Vol. 12, No. 1, pp. 129-156, 1983.

[French '80] French, K., 1980, "Stock returns and the weekend effect," *Journal of Financial Economics* 8, 55-69.

[Banz '81] Banz, R.W., "The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks," *Journal of Financial Economics*, Vol. 9, 1981, pp. 3-18.

[Harris et al. '86] Harris, L. & E. Gurel, 1986. "Price and volume effects associated with changes in the S&P 500 list: New evidence for the existence of price pressures", *Journal of Finance* 41, 815-829.

[Lakonishok et al. '88] Lakonishok, Josef and Seymour Smidt, "Are Seasonal Anomalies Real? A Ninety-Year Perspective," *Review of Financial Studies* 1, 1988, pp. 403-425.

[Shiller '05] Shiller, Robert: "Irrational Exuberance", 2005, Princeton University Press

[Galbraith '97] Galbraith, J. Kenneth: "The Great Crash", 1997. Publicado pela primeira vez em 1955, pp. 24-46

[Werbos '74] Paul John Werbos: "Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences", Harvard University, 1974

[Adya et al. '98] Monica Adya & Fred Collopy: "How Effective are Neural Networks at Forecasting and Prediction? A Review and Evaluation", *Journal of Forecasting* 17, pp. 481-495 (2008)

[Chenoweth et al. '96] Chenoweth, T., Obradovic Z. & Stephenlee, S.: "Embedding Technical Analysis into Neural Network Based Trading Systems", *Applied Artificial Intelligence* 10, 523-54, 1996

[Fernando et al. '00] Fernando, F. R, Christian, G. M. e Simon, S. R.: “On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: Evidence from the Madrid stock market”, *Economics Letters* 69, 89-94, 2000

[Wood et al. '96] Wood, D., Dasgupta, B.: “Classifying Trend Movements in the MSCI U.S.A. Capital Market Index - A Comparison of Regression, ARIMA and Neural Network Methods”, *Computers & Operations Research* 23(6), 611-622, 1996

[Yao '99] Yao, J., Tan, C. H., Poh, H. L.: “Neural Networks for Technical Analysis: A Study on KLCI”, *International Journal of Theoretical and Applied Finance* 2(2), 221-241, 1999

[Urdan '05] Urdan, C. Timothy: "Statistics in Plain English", Psychology Press, 2ª edição, pp.75-87, 2005

[Fayyad et al. '96] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., and Smyth, P.: "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases", pages 37–54, 1996

[Zhang '07] Zhang, G.P.: “Avoiding pitfalls in neural network research”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part C* 37(1), 3–16

[Ballini et al. '02] Ballini, R. & Gomide, F.: "Heuristic learning in recurrent neural fuzzy networks", 2002 *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 13(2–4), 63–74

Referências WEB

[01] www.jornaldenegocios.pt

Website com conteúdo sobre mercados financeiros e actualizado numa base diária.

[02] www.cmvm.pt

Website oficial da comissão do mercado de valores mobiliários.

[03] http://dn.sapo.pt/inicio/interior.aspx?content_id=995006

Website do jornal o "Diário de Noticias"

[04] <http://www.millenniumbcp.pt/site/conteudos/40/article.jhtml?articleID=375367>

Website oficial do Banco Millenium BCP

[05] <http://www.libraryjournal.com/article/CA6539330.html>

Website Library Journal

[06] http://pt.wikipedia.org/wiki/Companhia_Holandesa_das_%C3%8Dndias_Orientais

Website wikipédia com referencia a Companhia Holandesa das Índias Orientais.

[07] <http://www.novabase.pt>

Website da empresa da empresa Novabase

[08] <http://www.spss.com/software/modeling/modeler/>

Website oficial da ferramenta Clementine (módulo da ferramenta SPSS)

[09] <http://www.yahoo.com>

Website oficial do Yahoo.

[10] <http://www.microsoft.com>

Website oficial da Microsoft

[11] <http://www.igmarkets.pt/>

Website oficial da corretora IGMarkets.

[12] <http://www.gartner.com>

Website do Grupo Gartner, líder mundial de consultoria em serviços relacionados com tecnologias de informação.