

UNIVERSIDADE DO SAGRADO CORAÇÃO

ADAUTO IZIDORO DOS SANTOS

**PREVISÃO DA COTAÇÃO DE AÇÕES DA
BOVESPA COM REDES NEURAIS**

BAURU
2016

ADAUTO IZIDORO DOS SANTOS

**PREVISÃO DA COTAÇÃO DE AÇÕES DA
BOVESPA COM REDES NEURAIS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Centro de Ciências Exatas e Sociais Aplicadas como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em ciência da computação, sob orientação do Prof. Dr. Elvio Gilberto da Silva.

BAURU
2016

Santos, Adauto Izidoro dos.

S2378p

Previsão da cotação de ações da BOVESPA com redes neurais / Adauto Izidoro dos Santos. -- 2016.

53f. : il.

Orientador: Prof. Dr. Elvio Gilberto da Silva.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciência da Computação) - Universidade do Sagrado Coração - Bauru - SP

1. Ações. 2. Bolsa de Valores. 3. Rentabilidade. 4. Redes Neurais. I. Silva, Elvio Gilberto da. II. Título.

ADAUTO IZIDORO DOS SANTOS

PREVISÃO DA COTAÇÃO DE AÇÕES DA BOVESPA COM REDES NEURAIS

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Centro de Ciências Exatas e Sociais Aplicadas como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em ciência da computação, sob orientação do Prof. Dr. Elvio Gilberto da Silva.

Banca examinadora:

Prof. Dr. Elvio Gilberto da Silva
Universidade Sagrado Coração

Prof. Me. Patrick Pedreira Silva
Universidade Sagrado Coração

Prof. Me. Henrique Pachioni Martins
Universidade Sagrado Coração

Bauru, 13 de junho de 2016.

RESUMO

O investimento em ações na bolsa de valores é uma grande oportunidade para se obter rendimentos atraentes. O analista financeiro, profissional especializado que indica as ações com maior probabilidade de lucro do mercado, necessita de ferramentas de apoio para a análise e a identificação de ações rentáveis e que façam todo esse processo no menor tempo possível. Este trabalho utiliza técnicas de inteligência artificial, e demonstra a eficiência das redes neurais na previsão da cotação das ações na bolsa de valores.

Palavras-chave: Ações. Bolsa de Valores. Regras de Produção. Rentabilidade.

ABSTRACT

Investment in shares in the stock market is a great opportunity to obtain attractive yields. Financial analyst, specialized professional that indicates the actions most likely to profit from the market, you need support tools for the analysis and identification of profitable stocks and do all this process in the shortest time possible. This work uses artificial intelligence techniques, and demonstrates the efficiency of neural networks in predicting the price of shares on the stock exchange.

Keywords: Stocks. Stock Exchange. Production rules. Profitability.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Segmentação do mercado financeiro.	11
Figura 2 – Fórmula para cálculo do ibovespa.	16
Figura 3 – Gráfico de candles.	19
Figura 4 – Descrição dos candles de alta e baixa.....	20
Figura 5 – Linhas de Canais	20
Figura 6 – Índice de força relativa	24
Figura 7 – Cálculo de médias móveis exponenciais.....	25
Figura 8 - Estrutura de um sistema especialista.	29
Figura 9 - Diagrama de blocos da representação do sistema nervoso.	30
Figura 10 - Componentes de um neurônio biológico.....	31
Figura 11- Neurônio de McCulloch-Pitts.....	32
Figura 12 - Funções de ativação	33
Figura 13 - Rede MLP com camada intermediária.....	39
Figura 14 - Rede Elman	41
Figura 15 - Rede Jordan	42
Figura 16 - Arquivo CSV	45
Figura 17 - Arquivo ARFF	46
Figura 18 - Tela pré-processamento	47
Figura 19 - Tela classify	48
Figura 20 - Exemplo de matriz de confusão.....	48
Figura 21 - Matriz de confusão da rede 4.....	49
Figura 22 - Percentual de acertos considerando margens de erro.....	50

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SIGLA	SIGNIFICADO
BP	Backpropagation
CATS	Computer Assisted Trading System(Sistema de Negociação Eletrônica)
CDB	Certificado de Depósito Bancário
IA	Inteligência Artificial
IFR	Índice de Força Relativa
MLP	Multilayer Perceptron
RNA	Redes Neurais Artificiais
SPOT	Sistema Privado de Operações por Telefone
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
2 OBJETIVO.....	9
2.1 OBJETIVO GERAL	9
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	9
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	10
3.1 MERCADO FINANCEIRO	10
3.1.1 Mercado de Crédito	11
3.1.2 Mercado de cambio	12
3.1.3 Mercado monetário	12
3.1.4 Mercado de capitais.....	13
3.2 BOLSA DE VALORES	14
3.2.1 Bovespa.....	15
3.2.2 Índice ibovespa	15
3.3 AÇÃO.....	16
3.3.1 Mercado de ações	18
3.4 ANÁLISE TÉCNICA	18
3.4.1 Teoria de dow.....	21
3.4.1.1 Princípios da teoria de dow.....	21
3.4.2 Índice de força relativa	23
3.4.3 Média móveis	24
3.5 ANALISTA FUNDAMENTALISTA	25
3.5.1 Análise top down.....	27
3.5.2 Análise bottom up	27
3.6 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	27
3.6.1 Sistemas Especialistas.....	28
3.6.2 Redes Neurais.....	29
3.7 WEKA	44
4 METODOLOGIA.....	45
5 RESULTADOS	49
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	51
REFERÊNCIAS	52

1 INTRODUÇÃO

O mercado de ações tem se mostrado nos últimos anos uma das mais rentáveis alternativas para investimento, ganhando de longe em rentabilidade dos investimentos mais tradicionais, como por exemplo, a poupança ou CDB.

Entretanto, apesar dos ganhos serem maiores, a possibilidade de perdas é muito maior, variando conforme a volatilidade da ação em questão.

Para reduzir a probabilidade de perdas é feita uma análise da ação, estabelecendo-se pontos de compra e venda. Através desta análise verificam-se preços alvos para compra e venda, em geral compra-se na baixa e vende-se na alta.

Apesar da detalhada análise feita, é impossível prever exatamente o comportamento do mercado, o objetivo é sempre obter o maior número possível de acertos, para que se possam conquistar lucros.

A análise requer muito tempo, além de ser muito trabalhosa e sujeita a erros, muitas vezes, fazendo com que o analista perca uma boa oportunidade de negócio.

A computação pode auxiliar na elaboração de estratégias para seleção das ações com maior probabilidade de lucro, através da implementação de redes neurais artificiais, algoritmos genéticos e sistemas especialistas probabilísticos, todos dedicados e de alta eficiência, que são capazes de identificar padrões no caos dos dados provenientes do mercado acionário, em tempo útil, para a devida reação apropriada.

A velocidade do recebimento e processamento das informações é por si só, motivo para crermos que a atuação de máquinas, a um banco de dados financeiro e atualizado, tenha tudo para alcançar um desempenho melhor do que o dos seres humanos. Aliado a essa facilidade, o desprovemento de emoções das máquinas, como o medo, a euforia ou ganância, garantem o cumprimento da estratégia de atuação no mercado de forma muito mais segura e eficaz. (PONTES, 2011).

Dentro deste contexto, a proposta deste trabalho é demonstrar como as redes neurais podem dar suporte para a tomada de decisões dos investidores, através do desenvolvimento de variados tipos de redes e configurações, com capacidade para processar e analisar uma infinita quantidade de dados estatísticos em um tempo muito menor e com mais eficiência.

2 OBJETIVO

Os objetivos são listados a seguir :

2.1 OBJETIVO GERAL

Desenvolver um estudo comparativo entre tipos e configurações de redes neurais, demonstrando a viabilidade de seu uso para identificação de tendências de queda e alta nos ativos da Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA), com a finalidade de auxiliar o investidor na tomada de decisões, aumentando assim a probabilidade de lucros em negociações, além de reduzir consideravelmente os riscos.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Realizar levantamento bibliográfico sobre inteligência artificial e mercado financeiro, de forma a torná-los funcionais do ponto de vista da proposta deste trabalho;
- b) Levantar os tipos de redes neurais mais apropriadas para o problema;
- c) Testar as mais variadas configurações de redes neurais;
- d) Apresentar as configurações que apresentaram os melhores resultados;
- e) Apresentar dados e resultados através de gráficos para facilitar o entendimento;
- f) Fazer análise comparativa das recomendações com as oscilações das cotações do mercado;

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção tem por objetivo contextualizar o leitor para melhor entendimento deste trabalho com temas que serão utilizados para o desenvolvimento da metodologia e para apresentação dos resultados.

3.1 MERCADO FINANCEIRO

Pode-se chamar de mercado financeiro, o conjunto de instituições e operações ocupadas com o fluxo de recursos monetários entre os agentes econômicos. (SECURATO, 2009).

Em uma economia moderna é possível dividir os agentes econômicos em dois grupos, no que se refere ao processo poupança investimento:

a) Unidades econômicas superavitárias ou poupadores; aqueles que apresentam desejo de investir inferior a capacidade de poupança, ou seja, possuem recursos em excesso;

b) Unidades econômicas deficitárias ou tomadores: aqueles que apresentam desejo de investir superior a capacidade de poupança, ou seja, necessitam de recursos. (LIMA,2012).

Assim, podemos conceituar o mercado financeiro como o conjunto de instituições e instrumentos que viabilizam o fluxo financeiro entre os poupadores e os tomadores de recursos na economia. Não é difícil perceber a importância desse sistema para o adequado funcionamento e crescimento econômico de uma nação. Se, por exemplo, determinada empresa, que necessita de recursos para a realização de investimentos para a produção, não conseguir captá-los de forma eficiente, provavelmente ela não realizará o investimento, deixando de empregar e gerar renda. Com o papel desempenhado pelas instituições financeiras, esse problema se reduz.

É importante compreender, porém, que o modelo tradicional de intermediação financeira não foi capaz de suprir todas as demandas existentes no mercado. Esse processo foi sendo aprimorado ao longo da história. Desenvolveram-se novos ativos financeiros e características operacionais específicas para cada tipo de demanda. Essas características podem diferir em razão do prazo, tipo de instrumento utilizado

para formalizar a operação, assunção de riscos, entre outros aspectos que delimitam o que se convencionou chamar de mercados financeiros. (PEREIRA,2014).

O mercado financeiro segmentou-se em quatro grandes mercados, conforme a Figura 1.

Figura 1 - Segmentação do mercado financeiro.



Fonte: Pereira (2014, p. 31).

Como pode ser observado na Figura 1, o mercado financeiro pode ser dividido em mercado monetário, mercado de crédito, mercado de câmbio e mercado de capitais.

3.1.1 Mercado de Crédito

O mercado de crédito visa, fundamentalmente suprir as necessidades de caixa dos vários agentes econômicos, seja por meio da concessão de créditos as pessoas físicas, seja por meio de empréstimos e financiamentos as pessoas jurídicas.

É importante notar que as operações no mercado de crédito, seja pessoa jurídica seja física, podem ocorrer em razão de distintas motivações e, por isso, tem diferentes prazos de realização, taxas e riscos, aspectos muito relacionados e que dividem o mercado de crédito de acordo com essas características. (SECURATO, 2009).

Em resumo, o mercado de crédito destina-se basicamente ao financiamento do consumo e a disponibilização de recursos de curto e médio prazos para as empresas. (LIMA,2012) .

3.1.2 Mercado de câmbio

É o mercado em que são negociadas as trocas de moedas estrangeiras por moeda nacional. Participam desse mercado todos os agentes econômicos que realizam transações com o exterior, ou seja, têm recebimentos ou pagamentos a realizar em moeda estrangeira. Esse mercado é regulado e fiscalizado pelo Banco Central do Brasil, que dele também participa para execução de sua Política Cambial. (PEREIRA,2014).

A principal função do mercado de câmbio é a transferência de recursos de uma nação para outra. A demanda de moeda estrangeira ocorre quando turistas visitam um outro país, quando uma empresa doméstica deseja importar de outros países, quando um indivíduo tem a intenção de investir no exterior e assim por diante. Por outro lado, a disponibilidade de moedas estrangeiras na nação surge a partir dos gastos de turistas estrangeiros no país, dos ganhos com as exportações, da captação de investimentos externos, entre outros. (SECURATO,2009) .

3.1.3 Mercado monetário

As transferências de recursos a curtíssimo prazo, em geral com prazo de um dia, como aquelas realizadas entre as próprias instituições financeiras ou entre elas e o Banco Central, são realizadas no chamado mercado monetário. Trata-se de um mercado utilizado basicamente para controle da liquidez da economia, no qual o Banco Central intervém para condução da Política Monetária. Resumidamente, se o volume de dinheiro estiver maior do que o desejado pela política governamental, o Banco Central intervém vendendo títulos e retirando moeda do mercado, reduzindo,

assim, liquidez da economia. Ao contrário, caso observe que a quantidade de recursos está inferior à desejada, o Banco Central intervém comprando títulos e injetando moeda no mercado, restaurando a liquidez desejada (PEREIRA,2014).

3.1.4 Mercado de capitais

O mercado de capitais supre a lacuna deixada pelo membro de crédito com a estruturação de operações e produtos para intermediação de recursos de investidores para empresas que precisam de recursos de longo prazo. Ou seja, a limitação do crédito bancário para curto e médio prazo e a escassez de recursos dos bancos de desenvolvimento para o financiamento do processo produtivo fazem do mercado de capitais a principal forma de financiamento para as empresas no longo prazo.

Além disso, o mercado de capitais contempla as operações com valores mobiliários - ações, debêntures, commercial papers, bônus de subscrição - de médio e longo prazo. Seu objetivo é proporcionar liquidez aos títulos de emissão das empresas e viabilizar seu processo de capitalização. Muitos investimentos dessas empresas demandam volumes expressivos de recursos a serem aplicados a prazos longos. No entanto, os investidores geralmente são avessos a comprometer recursos por longo período. O mercado de capitais tem a missão de tornar esses investimentos líquidos, e conseqüentemente menos arriscados e mais atraentes aos investidores. (SECURATO, 2009).

No mercado de crédito, as instituições financeiras captam recursos dos poupadores e os emprestam aos tomadores, assumindo os riscos da operação. São remuneradas por uma diferença entre as taxas de captação e de aplicação desses recursos. No mercado de capitais, por outro lado, os agentes superavitários emprestam seus recursos diretamente aos agentes deficitários. Porém, as operações ocorrem sempre com a intermediação de uma instituição financeira. No entanto, nesse mercado, essas instituições atuam principalmente como prestadoras de serviços, estruturando as operações, assessorando na formação de preços, oferecendo liquidez, captando clientes, distribuindo os valores mobiliários no mercado, entre outros trabalhos.

Do ponto de vista dos investidores, o mercado de capitais surge como alternativa às aplicações tradicionais em produtos oferecidos pelos bancos ou pelo

governo. É nesse mercado que os poupadores têm a oportunidade de participar de empreendimentos que consideram interessantes, desde que dispostos a assumir os riscos daí decorrentes. Espera-se, em especial nos títulos patrimoniais, uma rentabilidade superior aos investimentos tradicionais, embora com risco também superior. Isso porque, diferente do mercado de crédito, em que o risco das operações é centralizado nos bancos, no mercado de capitais o risco da operação em que os recursos são aplicados é assumido pelos próprios investidores.

Conceitua-se o mercado de capitais, portanto, como o segmento do mercado financeiro em que são criadas as condições para que as empresas captem recursos diretamente dos investidores, através da emissão de instrumentos financeiros, com o objetivo principal de financiar suas atividades ou viabilizar projetos de investimentos.

O mercado de capitais tem uma grande importância no desenvolvimento do país, pois estimula a poupança e o investimento produtivo, o que é essencial para o crescimento de qualquer sociedade econômica moderna. (PEREIRA, 2014).

3.2 BOLSA DE VALORES

As Bolsas de Valores são associações civis, sem fins lucrativos e com funções de interesse público. Possuem autonomia financeira, patrimonial e administrativa. (NETO,2011).

De acordo com o autor citado acima, a principal função dos mercados de bolsa é manter um local em condições adequadas para a realização, entre seus membros, de operações de compra e venda de títulos e valores mobiliários. É preocupação das Bolsas de Valores, ainda, a preservação dos valores éticos nas negociações realizadas em seu âmbito, e a divulgação rápida e eficiente dos resultados de todas as transações realizadas.

Além disso, promover uma eficiente e segura liquidação das várias negociações realizadas em seu ambiente, registrando as operações realizadas em sistemas informatizados. São de sua responsabilidade a fiscalização do cumprimento, entre seus membros e sociedades emissoras de títulos, das diversas normas e disposições legais que disciplinam as operações em bolsa.

3.2.1 Bovespa

De acordo com Roque (2009), a BOVESPA teve sua origem em 1890, com a Bolsa Livre, que viria a ser depois a Bolsa de Valores de São Paulo. Em 1935, um ano após se mudar para o Palácio do Café, ganhou o nome de Bolsa Oficial de Valores de São Paulo, e em 1967, passou a se chamar Bolsa de Valores de São Paulo.

A partir da década de 1970, mudanças substanciais aconteceram. Em 1972 começou a funcionar o pregão automatizado e no final desta década houve a introdução de operações com opções. Nos anos 80, implantou-se o Sistema Privado de Operações por Telefone (SPOT) e uma rede de serviços on-line para as corretoras. Em 1990, foram iniciadas as negociações através do Sistema de Negociação Eletrônica - CATS (Computer Assisted Trading System), que operava simultaneamente com o sistema tradicional de Pregão Viva Voz e, em 1999, os serviços de Home Broker e After-Market. (ROQUE, 2009).

Após o ano de 2006 a BOVESPA passou a concentrar toda a negociação de ações do país, se tornando a única bolsa de valores do Brasil e a maior da América Latina, com cerca de 70 % de todo o volume de negócios da região. Em 2008 houve a integração da BOVESPA com a Bolsa de Mercadorias e Futuros, criando a BM&F Bovespa S.A. - Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros. (PEREIRA, 2014).

3.2.2 Índice Ibovespa

O índice Bovespa, ou Ibovespa, é considerado o principal índice do mercado de ações brasileiro. Mantido pela BM&FBOVESPA, tem como objetivo ser um indicador do desempenho médio das cotações dos ativos de maior negociabilidade e representatividade do mercado de ações brasileiro.

Ele é um índice de retorno total. Portanto, procura refletir não apenas as variações no tempo nos preços dos ativos integrantes do índice, mas também o impacto que a distribuição de proventos por parte das companhias emissoras desses ativos teria no retorno do índice. (PEREIRA, 2014).

As ações que fazem parte do índice representam mais de 80 % do número de negócios e do volume financeiro negociados, ele é formado a partir de uma aplicação imaginária, em reais, em uma quantidade teórica de ações (carteira). Esse

índice é uma ferramenta indispensável para o investidor acompanhar o desempenho do mercado de uma maneira geral e para avaliar comparativamente o desempenho de sua própria carteira. (LIMA, 2012).

A BM&FBOVESPA calcula os índices ao longo do período regular de negociação, a cada intervalo de 30 (trinta) segundos, considerando os preços dos últimos negócios efetuados no mercado a vista (lote-padrão) com ativos componentes de sua carteira. Os índices podem ser calculados por meio da fórmula apresentada na figura 2:

Figura 2 – Fórmula para cálculo do Ibovespa.

$$\text{Índice}_{(t)} = \frac{\text{Valor total da carteira}}{\text{Redutor}} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n P_{i_t} * Q_{i_t} \right)}{\alpha}$$

Fonte: Pereira (2009, p. 42).

Onde:

Índice (t) = valor do índice no instante t.

n = número total de ativos integrantes da carteira teórica do índice.

P_{i_t} = último preço do ativo i no instante t.

Q_{i_t} = quantidade do ativo i na carteira teórica no instante t.

α = redutor utilizado para adequar o valor total da carteira ao valor de divulgação do índice.

3.3 AÇÃO

Uma ação representa a menor parcela do capital social de uma sociedade anônima. São valores caracteristicamente negociáveis e distribuídos aos subscritores (acionistas) de acordo com a participação monetária efetivada. Geralmente as ações são divididas em dois grupos, as ordinárias e a preferenciais. As primeiras possuem direito a voto, a segunda tem a preferência nos lucros a serem distribuídos aos acionistas. (FORTUNA, 2007).

De acordo com Securato (2009), as ações podem ainda ser divididas em :

- a) 1ª linha ou Blue chips : são ações de grande liquidez (grande quantidade de negócios) e procura no mercado por parte dos investidores em geral emitidas por empresas de grande porte/âmbito nacional e excelente reputação;
- b) 2ª linha : são ações um pouco menos líquidas, emitidas por empresas de boa qualidade, em geral de grande e médio porte ;
- c) 3ª linha : são ações de pouca liquidez, em geral emitidas por companhias de médio e pequeno porte, porém , não necessariamente de menor qualidade, cuja negociação caracteriza-se pela descontinuidade .Elas são conhecidas popularmente como micos.

As companhias que emitem ações dão aos detentores destas o status de sócios ou acionistas. Os acionistas recebem parte do lucro da empresa proporcionalmente a sua participação.

Segundo Neto (2011), as vantagens dos investidores na aquisição de ações podem ser resumidas em quatro itens:

- a) Dividendos : é uma parte dos resultados da empresa, determinada em cada exercício social e distribuída aos acionistas sob a forma de dinheiro. Todo acionista tem o direito de receber, no mínimo, o dividendo obrigatório fixado em lei .
- b) Bonificação : é a emissão e distribuição gratuita aos acionistas , em quantidade proporcional a participação do capital , de novas ações emitidas em função do aumento de capital efetuado por meio de incorporação de reservas.
- c) Valorização : os subscritores de capital podem ainda beneficiar-se das valorizações de suas ações no mercado, ganho este que dependerá do preço de compra, da quantidade de ações emitidas, da conjuntura de mercado e do desempenho econômico-financeiro da empresa.
- d) Direito de subscrição : Como os atuais acionistas gozam do direito de ser previamente consultados em todo aumento de capital, esse direito pode também constituir-se em outro tipo de remuneração aos investidores. Isso ocorre quando o preço fixado pelo mercado de determinada pelo mercado para determinada ação se apresenta valorizado em relação ao preço de lançamento.

3.3.1 Mercado de ações

O mercado de ações pode ser dividido em mercado primário e secundário. Quando uma empresa abre o seu capital, mediante oferta pública ou diretamente, estamos no mercado primário. Quando a ação já se encontra em circulação sendo negociada na bolsa de valores estamos no mercado secundário. (FORTUNA, 2007).

O preço da ação é o resultado do fluxo oferta e demanda. Além disso, as condições econômicas do país de um modo geral e também de uma empresa ou setor específico exercem também grande influência no preço da ação. O principal indicador de desempenho médio das ações é o índice Ibovespa, que traça uma média do desempenho das principais ações e conseqüentemente do mercado de uma maneira geral. O valor de uma ação apresenta variações, onde podemos notar tendências. As oscilações das ações podem ser analisadas sob a ótica da escola técnica ou pela escola fundamentalista. (FERREIRA, 2011).

Segundo o autor citado acima, a escola técnica tem sua base na análise gráfica através dos preços e volumes passados, sustenta que não há necessidade de se avaliar os fundamentos da empresa, pois estes já estão refletidos no gráfico, assim como todo conhecimento, esperanças e expectativas sobre uma ação. Ao contrário da análise técnica a análise fundamentalista é muito complexa, exigindo um conhecimento avançado de economia e finanças. Pois nesta é feita a análise microeconômica e macroeconômica, além da situação financeira através de balanços e relatórios.

3.4 ANÁLISE TÉCNICA

Análise Técnica é a ciência que busca, por meio de registros multiformes, associados a formulações matemático-estatísticas, incidentes sobre preços, volumes e contratos em aberto no passado e no corrente dos diferentes ativos financeiros, proporcionar, pela análise de padrões que se repetem condições para que possamos projetar o futuro caminho dos preços, dentro de uma lógica de maiores probabilidades. (NORONHA, 1995 citado por PIAZZA, 2010).

Em outras palavras no histórico de cotações identifica-se, uma tendência nas variações dos preços dos ativos, através disto é feita uma previsão do caminho que os preços seguirão.

Ao contrário da análise fundamentalista que se baseia em dados da empresa como patrimônio líquido, grau de endividamento e balanço patrimonial, a análise técnica não está ligada a situação clínica da empresa. A análise técnica acredita que todos os fatores analisados pela escola fundamentalista já vem descontados no preço, muitas vezes antes de as notícias chegarem ao público em geral. (PIAZZA, 2010).

A escola técnica é baseada na teoria de Dow, que tem o conceito de que o volume deve acompanhar a tendência, fenômeno explicado pela lei da oferta e procura. Além disso, as altas e baixas acontecem em três fases: acumulação, definição de movimento, seja para cima ou para baixo, e o movimento definido que se caracteriza por ser uma forte alta ou queda. Por fim os preços descontam tudo, isso significa que por meio dos gráficos podemos ter a noção de que algo está acontecendo no mercado, seja bom ou ruim o fato. (LEMOS,2010).

A análise é feita por meio de parâmetros do ativo que se deseja estudar, sua cotação atual e seu histórico com valores de abertura, fechamento e médio de cada dia, além dos valores máximos e mínimos. Todos estes parâmetros são analisados mais facilmente através dos gráficos, conforme ilustra a Figura 3.

Figura 3 – Gráfico de candles.

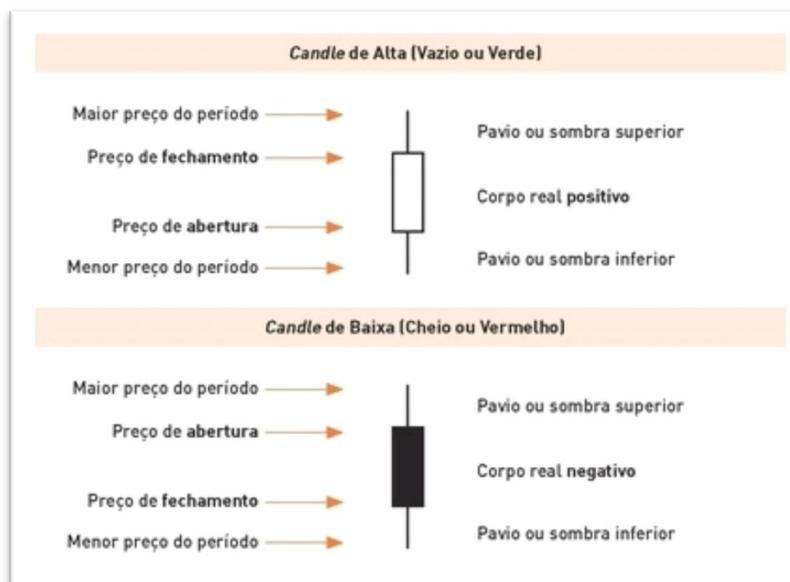


Fonte: Piazza (2010, p. 24).

A Figura 3 demonstra uma forma de representação dos parâmetros da ação numa área, por meio do sistema de coordenadas que representam o espaço de

tempo no eixo x e a cotação no eixo y. (FERREIRA, 2011). O gráfico aqui representado é chamado de gráfico de candles. A Figura 4 ilustra o significado de seus símbolos.

Figura 4 – Descrição dos candles de alta e baixa.

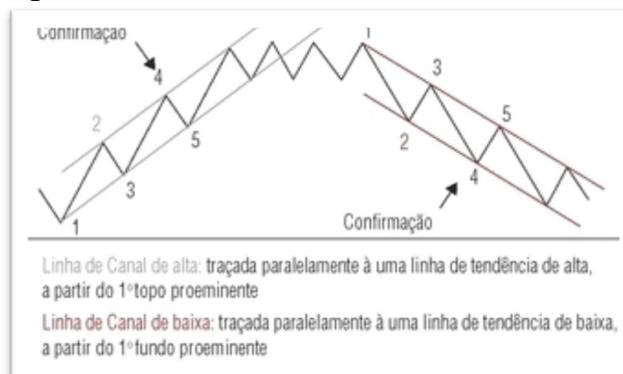


Fonte: Piazza (2010, p. 24).

Conforme demonstrado na figura 4, podemos extrair do candle o maior e o menor preço do período, o preço de abertura e o preço de fechamento. O candle cheio indica baixa e o candle vazio indica alta.

O processo de análise é feito com a identificação de figuras geométricas nos gráficos. A Figura 5 apresenta um exemplo de um canal¹.

Figura 5 – Linhas de Canais



Fonte: Piazza (2010, p. 63)

¹ Formado pela linha de tendência e sua paralela, um canal delimita a área por onde o preço se deslocará.

Como pode ser observado na figura 5, os pontos 1,3 e 5 no canal de alta são pontos situados sob uma linha de suporte, valores próximos a esses pontos nos indiciam ponto de compra, ocorrendo o contrário nos pontos 2 e 4 no canal, estes se situam sob uma linha de resistência. Valores próximos a esses pontos nos avisam que é uma boa hora para venda da ação. No canal de baixa ocorre o inverso, nos pontos 1,3 e 5 indica-se venda e nos pontos 2 e 4 compra .

Por meio da Inteligência Artificial podemos executar uma estratégia de recuperação dos dados de forma extremamente rápida. As máquinas podem também extrair regras vencedoras de um conjunto de dados históricos, e desenvolver estratégias vencedoras, minerando uma infinidade de dados de entrada e de resultados disponíveis (PONTES, 2011).

3.4.1 Teoria de Dow

Charlie Dow foi um dos fundadores do Dow Jones Financial News Service e utilizou esse meio para divulgar amplamente os princípios básicos de sua teoria nos editoriais que escrevia para o Wall Street Journal. Dow, no entanto , nunca chegou a escrever uma obra sobre sua teoria. Após sua morte, em 1902, seu sucessor como editor no Wall Street Journal, William Hamilton, continuou a desenvolver os princípios da Teoria de Dow ao longo dos 27 anos em que foi colunista do mercado de ações norte-americano.Foi Hamilton quem completou, organizou e formulou os princípios básicos da teoria de Dow. (LEMOS, 2010).

De acordo com Lemos (2010), a teoria de Dow é a base de todo o estudo da análise técnica. Essa teoria não está preocupada com nada além das variações de preços. Por meio da utilização de médias em gráficos de preços do mercado norte-americano, Charles Dow encontrou uma forma bastante eficiente para seguir as variações de preços e interpretar os movimentos do mercado .

3.4.1.1 Princípios da teoria de dow

a) Os preços descontam tudo

O primeiro principio da teoria é extremamente simples, mas a sua interpretação correta é fundamental para a eficácia de todos os outros. Dow afirmou que preços dos ativos e os índices de preços descontam todos os

eventos, notícias, fundamentos, expectativas da economia e das empresas, fatores psicológicos dos investidores , fatores políticos, entre outros. E mais: eles costumam se antecipar a maioria dos acontecimentos.

b) O volume deve acompanhar a tendência

A quantidade de ações negociadas deve acompanhar a variação de preços. Quando os preços sobem ou caem , a quantidade de ações negociadas deve expandir na direção do movimento principal e contrair na direção do movimento de correção. Em uma tendência de alta, por exemplo , o volume negociado deve aumentar quando os preços sobem e contrair quando os preços caem. O inverso deve ocorrer em uma tendência de baixa, com o volume negociado contraindo quando os preços sobem e aumentando quando os preços caem.

c) O mercado tem três tendências

Tendência primária: É de grande duração e ocorre, em geral , durante mais de um ano. Nesse tipo de tendência, os movimentos são extensivos, para cima ou para baixo, podendo fazer com que os preços variem mais de 20%. Uma tendência primária de alta apresenta topos e fundos ascendentes, ao passo que um tendência primária de baixa apresenta topos e fundos descendentes.

Tendência secundária: Representa importante reações e interrompe, temporariamente, a tendência primária dos preços, mas não altera, em absoluto, a sua trajetória principal. Geralmente, a tendência secundária dura entre três semanas e três meses; e corrige entre 1/3 e 2/3 do movimento de preços da tendência primária.

Tendência terciária: Pode ser definida como pequenas oscilações de preços ou mesmo uma pausa, reforçando ou contrariando o movimento principal. A tendência terciária tem duração curta , normalmente menos de três semanas, é a única das três tendências que pode ser manipulada por grupos de forte poder financeiro.

d) Princípio da confirmação

De acordo com Dow, para que o rompimento do canal de uma tendência seja ainda mais confiável, é necessário haver o que ele chama de confirmação, ou seja, a repetição desse movimento em outros gráficos de preços, ou índices de preços, simultaneamente. Quanto mais vezes forem encontrados os mesmos padrões de rompimento, maior será a probabilidade de que o novo movimento seja verdadeiro.

e) Preço de fechamento

Segundo Dow, os gráficos devem ser alimentados apenas com os preços de fechamento dos ativos no dia, considerados por ele os geradores de gráficos mais esclarecedores, uma vez que representam o último consenso entre a batalha constante dos comprados e vendidos, além, ainda, de que se baseia nos valores finais do dia, quando os investidores profissionais preparam suas estratégias para o dia seguinte. São totalmente descartados, então o preço de abertura e os preços máximo e mínimo do dia.

f) Momento de reversão

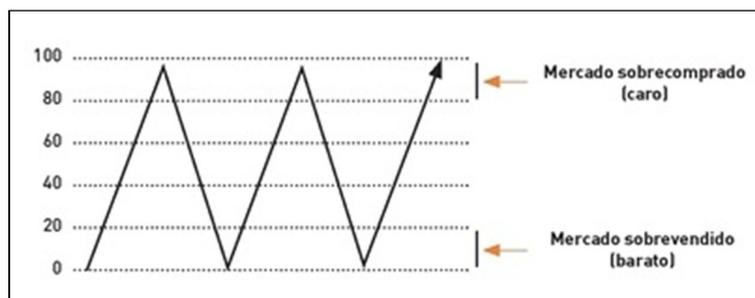
Tão importante quanto saber reconhecer corretamente qual é a tendência atual, é saber identificar os verdadeiros sinais de que se iniciou uma reversão. Segundo Dow, uma tendência só chega ao fim quando houver um sinal claro de reversão, por exemplo, o rompimento de um canal. Antes disso, é recomendado aguardar as oscilações comuns do mercado, a fim de não desmontar cedo demais uma boa posição.

3.4.2 Índice de força relativa

Assim como a Teoria de Dow, o Índice de Força Relativa (IFR) é um dos métodos de interpretação de gráficos mais tradicionais da escola técnica. Além disso, ambos são extremamente simples de serem compreendidos.

O IFR, o criado por Welles Wilder por volta de 1978, é um oscilador e indica quando uma ação está se aproximando de um período de esgotamento, ou seja, quando seus preços estão perdendo força. É o IFR quem vai fornecer o primeiro sinal de alerta de que o momento de reversão está próximo. Ser avisado desse ponto rapidamente é importante para que o investidor o avalie como uma simples correção de preços, ou como uma perigosa reversão de tendência. (ROQUE,2009).

Figura 6 – Índice de força relativa



Fonte: Piazza (2010, p. 63)

Pela Figura 6, é possível notar que o IFR oscila sempre em uma escala de 0 a 100, e que existem dois eixos principais, nos intervalos de 0 a 20 e de 80 a 100 pontos. Isso significa que, quando o IFR superar a linha dos 80 pontos, os preços dos ativos estão em nível de maior pressão pra baixo, ou melhor, numa faixa de preços em que se subentende que o ativo está sendo negociado a um valor maior do que realmente vale, ou simplesmente deveria estar. Esse momento é chamado de mercado sobre comprado, o que indica que está se tornando uma região de alta concentração de vendedores.

O contrário ocorre quando o IFR está abaixo de 20 pontos, caminhando em direção a zero, ou simplesmente permanecendo nesse intervalo crítico, o que sugere que os preços do ativo estão em um nível de maior pressão para cima, em que se subentende que o ativo está sendo negociado aquém do seu valor real. Esse momento é chamado de mercado sobrevendido, o que indica que essa está se tornando uma área de alta concentração de compradores. (PIAZZA, 2010).

O Índice de Força Relativa pode ser calculado pela seguinte fórmula:

$$\text{IFR} = [A / (A+B)] \times 100\% \quad (1)$$

A = Média dos fechamentos de alta

B = Média dos fechamentos de baixa

3.4.3 Média móveis

Consistem em médias extraídas de um corpo de dados seqüenciais em uma janela de tempo, com a finalidade de informar sobre um início ou fim de uma tendência de preços. Desta forma, uma média móvel de 10 períodos mostra o preço

de fechamento dos últimos 10 períodos. No décimo primeiro dia, substitui-se o preço de fechamento do primeiro dia pelo preço de fechamento do décimo primeiro e calcula-se uma nova média, e assim sucessivamente. Ao conectar os pontos das médias móveis de cada dia, cria-se a linha de média móvel. O primeiro ponto de uma média móvel surge de acordo com a periodicidade em que está sendo calculada. Em uma média móvel de 10 dias, por exemplo, o primeiro ponto aparece no décimo dia.

De acordo com Roque (2009), há três tipos de médias móveis:

- a) Médias Móveis Simples : Considerando N períodos, é a média aritmética dos últimos N preços de fechamento;
- b) Médias Móveis Ponderadas : Dão pesos diferentes aos preços de fechamento que as formam. O preço de fechamento mais próximo recebe um peso maior, que vai decrescendo nos fechamentos mais antigos, até o último, que recebe o menor peso.
- c) Médias Móveis Exponenciais : São calculadas através equação apresentada na Figura 7.

Figura 7 – Cálculo de médias móveis exponenciais

$$MME_{HOJE} = \frac{2 \times PF_{HOJE} + (N - 1) \times MME_{ONTEM}}{N + 1}$$

Fonte: Piazza (2009, p. 27)

Conforme observado na Figura 7, MMEhoje é a média móvel exponencial de hoje, PFhoje é o preço de fechamento de hoje, N é o número de dias da média móvel exponencial (escolhido pelo analista) e MMEontem é a média móvel exponencial de ontem.

3.5 ANALISTA FUNDAMENTALISTA

Não existe uma referência exata de quem foi o precursor da Análise Fundamentalista. Ela está muito associada ao crash da bolsa de valores nos Estados Unidos em 1929 e à depressão econômica que se seguiu, e durou praticamente por toda a década de 30.

Nessa época, começou a ficar claro que os investidores não podiam prescindir de informações econômicas e financeiras das empresas. Apesar de já existirem análises baseadas em gráficos, cada vez mais era necessário avaliar o desempenho financeiro e contábil das empresas para verificar, por exemplo, sua capacidade de crescimento e de geração de lucros. Os primeiros livros a tratar do assunto foram Graham(1934), com o livro *Security Analysis*, e Williams(1938), *The Theory of Investment Value*. A análise fundamentalista tem como base a noção de que o valor real de uma empresa está relacionado às suas características financeiras – perspectivas de crescimento, fluxos de caixa e risco. (CAVALCANTE, 2001).

Ainda de acordo com Cavalcante (2001), é uma metodologia de análise para determinar o preço justo de uma ação, que se fundamenta na expectativa de resultados futuros. Segundo essa metodologia o preço da ação na bolsa não necessariamente reflete o preço justo e sim uma média de expectativas entre compradores e vendedores da ação. A cotação da Bolsa é um dados de mercado e o preço justo é uma avaliação individual

Damodaran (1999) estabelece, como um dos importantes objetivos da análise fundamentalista, evitar a compra de ações a um preço superior ao seu valor potencial ou valor justo. Por essa razão, o investidor deve analisar antecipadamente as alternativas de investimento disponíveis.

Apesar do enorme número de compradores e vendedores nas bolsas de valores, as informações do mercado têm um forte componente assimétrico. Os agentes têm opiniões diversas referentes ao ambiente macroeconômico, setorial e corporativo, e a fatos relevantes, o que leva à seleção de diferentes premissas e variáveis para projeção futura.

A percepção de risco do mercado e da ação também difere entre os agentes, em função dos diferentes padrões de investimentos e horizontes. Por exemplo, a compra isolada de uma ação é diferente da compra para um portfólio, pois cada um avaliará o risco segundo seus objetivos de investimento e considerando toda sua carteira de investimento.

Tudo isso acarreta distorções entre o valor de mercado e o valor potencial, o que refuta o princípio da racionalidade de que o mercado sempre precifica corretamente o valor das ações.

Portanto, segundo a Análise Fundamentalista, o preço das ações flutua independentemente do valor potencial, raramente havendo coincidência. Dessa forma, o analista fundamentalista deve efetuar uma avaliação criteriosa e aprofundada da empresa, visando identificar as que estão sendo negociadas acima ou abaixo de seu valor potencial para efeito de recomendação de compra ou venda. (PEREIRA, 2014).

Existem duas vertentes de análise que diferem basicamente pela importância na ordenação de fatos que interferem no valor da empresa.

3.5.1 Análise top down

Baseia-se na tese de que o valor de uma ação é influenciado predominantemente por fatores macroeconômicos que afetam o desempenho da empresa em análise, como inflação, juros, risco político, desemprego, entre outros. Além disso, as decisões de compra ou venda são tomadas a partir de informações mais amplas, antes de qualquer tipo de projeção mais detalhada.

3.5.2 Análise bottom up

Nesse tipo de análise, a estratégia é estudar os fundamentos individuais de cada empresa. Fatores como o modelo de negócio, padrões de governança, perspectivas de crescimento, entre outras questões, tornam-se relevantes. Para os analistas, quanto melhores as características individuais da companhia, melhor ela superaria condições macroeconômicas adversas.

3.6 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

A Inteligência Artificial (IA) é a arte de criar máquinas que executam funções que requerem inteligência quando executada por pessoas. Também pode ser considerada como o estudo de como fazer computadores realizarem tarefas em que, no momento, pessoas são melhores. (RUSSELL,2004).

Surgiu após a Segunda Guerra Mundial, com o artigo "*Computing Machinery and Intelligence*", do matemático inglês Alan Turing. O termo "Inteligência Artificial" foi cunhado em 1956, durante um workshop realizado no Dartmouth College em

Hanover - New Hampshire, com a presença de dez pesquisadores pioneiros, liderados por John McCarthy, cientista da computação americano, criador da linguagem de programação LISP. Ela abrange várias linhas de pesquisa, como teoria dos jogos, sistemas especialistas, representação do conhecimento, processamento de linguagem natural, robótica, visão por computador, processamento de imagens, prova automática de teoremas e redes neurais artificiais (PONTES, 2011).

3.6.1 Sistemas Especialistas

Um sistema especialista é um programa que utiliza uma base de conhecimento humano para resolver um determinado problema do mundo real. São sistemas computacionais que reproduzem o conhecimento de um profissional de uma área do conhecimento. (KANDEL citado por FERNANDES, 2008).

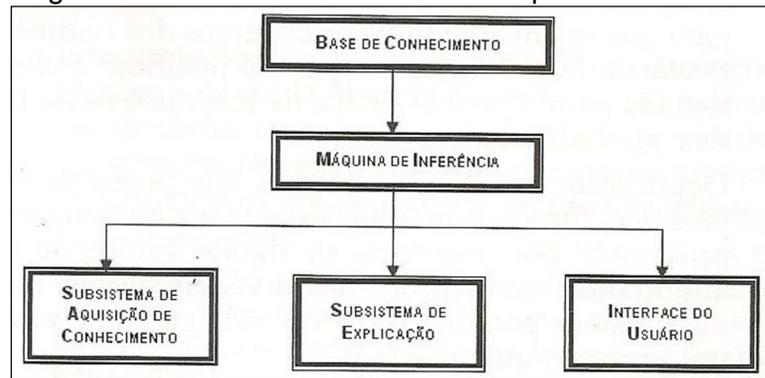
Esse sistema absorve o conhecimento do profissional especialista. O conhecimento então é armazenado em uma base de dados, guardando assim fatos e regras a respeito do conhecimento em questão. Ao receber do usuário um problema relacionado com o assunto, gera uma solução a este por meio de sua base de conhecimento.

No setor de investimentos, em razão da complexidade do conhecimento envolvido, tem sido objeto de larga pesquisa, com o objetivo de indicar investimentos e de gerenciar carteiras de ativos diversos. (PONTES, 2011).

Na área de investimentos é extraído o conhecimento de um analista financeiro, para posterior representação em um sistema.

A Figura 8 ilustra a estrutura básica de um sistema especialista.

Figura 8 - Estrutura de um sistema especialista.



Fonte: Fernandes (2008 p.16)

A base de conhecimento - espécie de banco de dados que armazena o conhecimento do especialista de uma determinada área contém as regras e procedimento utilizados pelo profissional especialista da área em questão para resolução de problemas, sendo geralmente representadas na forma de regra IF-THEN. (FERNANDES, 2008). Através destas regras a máquina de inferência², seleciona as regras necessárias para resolução do problema em questão, e as ordena de forma lógica. Ela atua como um gerente analisando os dados e tomando decisões.

O subsistema de explicações³ é designado para explicar ao usuário como o sistema chegou a uma conclusão, uma forma de demonstrar ao usuário o caminho percorrido até chegar ao resultado final, facilitando assim o entendimento do usuário.

Para interação entre usuário e o sistema temos a interface, que recebe as entradas dos usuários e retorna com as respostas.

3.6.2 Redes Neurais

O final da década de 1980 marcou o ressurgimento da área de redes neurais artificiais (RNAs), que são caracterizadas por sistemas que, em algum nível, relembram a estrutura do cérebro humano. São sistemas paralelos distribuídos compostos de unidades de processamento simples (neurônios artificiais), que calculam determinadas funções matemáticas. Tais unidades dispostas em uma ou

²Núcleo do Sistema Especialista, por intermédio dele que os fatos e regras que compõem a base de conhecimento, são aplicados no processo de resolução do problema.

³ Apresenta o caminho lógico percorrido para o sistema chegar a uma solução para determinado problema.

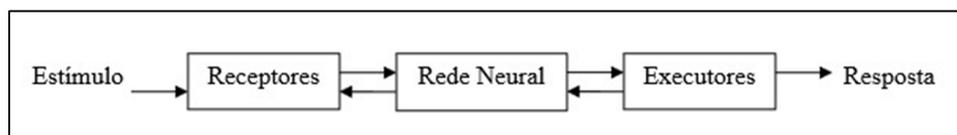
mais camadas, e interligadas por um grande número de conexões , geralmente unidirecionais. Geralmente essas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento adquirido pelo modelo, e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede (BRAGA, 2007).

A capacidade de aprender por meio de exemplos, e de generalizar a informação aprendida, é sem dúvida o principal atrativo para solução de problemas por meio de RNAs. A generalização é a capacidade de aprender com um conjunto de exemplos, e posteriormente dar uma resposta a um caso que não consta nos exemplos aprendidos.

3.6.2.1 Cérebro humano

O sistema nervoso humano pode ser visto como um sistema de três estágios com mostrado na figura 9 . O centro do sistema é o cérebro, representado pela rede neural (nervosa), que recebe continuamente informação, baseado nestas, toma decisões apropriadas. Dois conjuntos de seta são mostrados na figura 8. Os que apontam da esquerda para a direita indicam que a informação está se movimentado em uma direção do sistema. Aquelas que apontam da direita para a esquerda, indicam a presença de um sistema de realimentação. Os receptores convertem estímulos do corpo humano ou do ambiente exterior em impulsos elétricos que carregam as informações até a rede neural (cérebro). Os executores convertem os impulsos elétricos gerados pela rede neural em respostas perceptíveis (as saídas do sistema).

Figura 9 - Diagrama de blocos da representação do sistema nervoso.



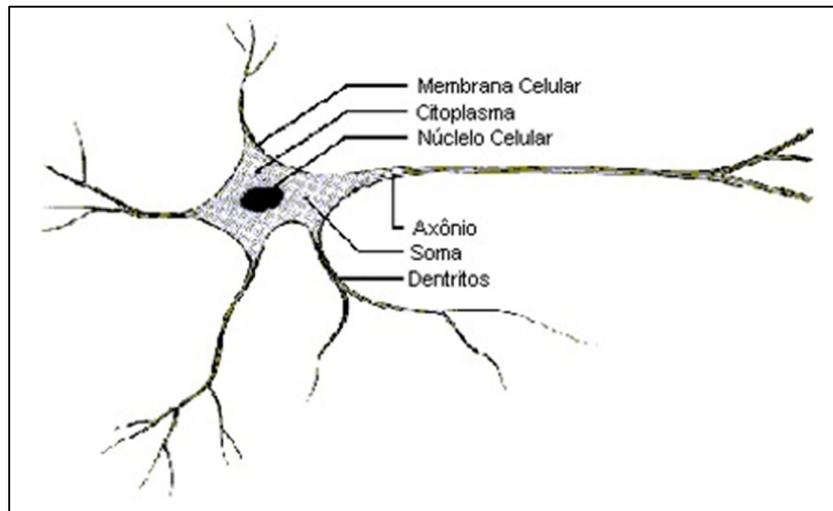
Fonte: Haikyn (2001, p.28)

O neurônio biológico, conforme ilustrado na figura 10, é uma célula que pode ser dividida em três sessões: o corpo da célula, os dendritos e o axônio, cada uma com funções específicas, porém complementares.

O corpo do neurônio mede apenas alguns milésimos de milímetros e os dendritos apresentam poucos milímetros de comprimento. Os dendritos tem como

função receber informações, ou impulsos nervosos, oriundas de outros neurônios, e conduzi-las até o corpo celular. Ali a informação é processada e novos impulsos são gerados. Estes impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando pelo do axônio e atingindo os dendritos dos neurônios seguintes. (ROQUE, 2009).

Figura 10 - Componentes de um neurônio biológico



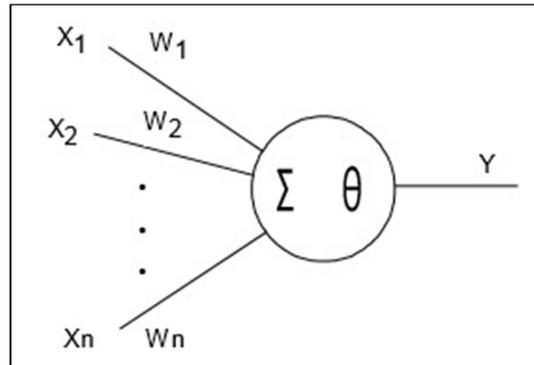
Fonte: Haikyn (2001, p.30)

3.6.2.2 Modelo de mcculloch-pitts

O primeiro modelo artificial de um neurônio biológico foi fruto do trabalho pioneiro de Warren McCulloch e Walter Pitts, em 1943. Os neurônios da camada de entrada representam os estímulos de entrada, enquanto que os da camada de saída representam a resposta da rede a esse estímulo.

Conforme ilustrado na figura 11, uma rede neural artificial (RNA) é composta por várias unidades de processamento, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades, geralmente são conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre seus dados locais, que são entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede.

Figura 11- Neurônio de McCulloch-Pitts



Fonte: Haikyn (2001, p.44)

A resposta da rede em uma RNA clássica é calculada da seguinte maneira, as entradas são multiplicadas por seus respectivos pesos. A seguir é feito o somatório de todas as multiplicações. Por fim a função de ativação calcula a resposta do neurônio ao estímulo, onde o estímulo é a soma dos sinais que chegam ao neurônio, multiplicado pelo respectivo peso associado. A função de ativação restringe a amplitude da saída do neurônio, ela é também referida como função restritiva já que se limita o intervalo permissível de amplitude de saída a um valor finito. (HAYKIN, 2001) .

Supondo que se tenha os seguintes p sinais de entrada x_1, x_2, \dots, x_p e pesos w_1, w_2, \dots, w_p e limitador t ; com sinais assumindo valores booleanos (0 ou 1) e pesos valores reais. Nesse modelo, o nível de atividade a é dado por : $a = w_1 X_1 + w_2 X_2 + \dots + w_p X_p$.

A saída y é dada por :

$$y = 1, \text{ se } a \geq t$$

ou

$$y = 0, \text{ se } a < t$$

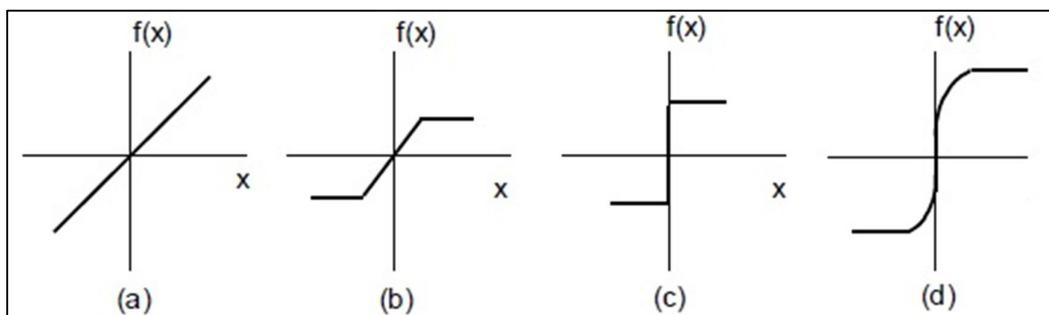
3.6.2.3 Função de ativação

A função de ativação limita a amplitude de saída de um neurônio, é também referida como função restritiva, já que restringe o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída a um valor finito. A partir do modelo de McCulloch e Pitts foram derivados vários outros modelos que permitem a produção de uma saída qualquer,

não necessariamente zero ou um , e com diferentes funções de ativação. (ROQUE,2009).

A figura 12 ilustra graficamente, quatro funções de ativação diferentes : (a) função linear, (b) função rampa , (c) função degrau (step) e (d) função sigmoidal.

Figura 12 - Funções de ativação



Fonte: Haikyn (2001, p.44)

A função de ativação linear, mostrada na figura 12, é definida pela equação 2 , a seguir:

$$y = \alpha x \quad (2)$$

Onde α é um número real que define a saída linear para os valores de entrada, y é a saída e x é a entrada.

A função linear pode ser restringida para produzir valores constantes em uma faixa $[-y,+y]$, e neste caso, passa a ser a função rampa mostrada, na figura 8, item (b) definida pela equação 3 abaixo :

$$y = \begin{cases} +y & \text{se } x \geq y \\ x & \text{se } -y < x < y \\ -y & \text{se } x \leq -y \end{cases} \quad (3)$$

A função degrau , ilustrada na figura 8, item (c), é definida pela equação 4 a seguir :

$$y = \begin{cases} +y & \text{se } x > 0 \\ -y & \text{se } x \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

A função sigmoïdal, ilustrada na figura 8, item (d), é uma função semi-linear. É possível definir várias funções sigmoïdais; umas das mais importantes é a função logística definida pela equação 5 :

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x/T}} \quad (5)$$

Onde o parâmetro T determina a suavidade de curva.

3.6.2.4 Processo de aprendizagem

Segundo Ackley (1985), a habilidade de aprender ocorre através de um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos, o treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas.

Denomina-se algoritmo de aprendizado a um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizados específicos para determinados modelos de redes neurais que diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados. (ACKLEY, 1985).

Outro fator importante é a maneira pela qual uma rede neural se relaciona com o ambiente, nesse contexto , existem os seguintes paradigmas de aprendizado: aprendizado supervisionado , aprendizado não-supervisionado e reforço.

3.6.2.4.1 Aprendizagem supervisionada

Utiliza um agente externo que possui conhecimento sobre o ambiente, sendo este conhecimento representado por um conjunto de exemplos de entrada-saída, que indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada. (FERNANDES, 2008) .

Este agente externo ou supervisor, indica um comportamento bom ou ruim para a rede, visando direcionar o processo de treinamento . A rede tem sua saída atual comparada com a saída desejada , recebendo informações do supervisor

sobre o erro da resposta atual. A cada padrão de entrada submetido à rede, compara-se a resposta desejada com a resposta calculada, e os pesos das conexões são ajustados de forma a minimizar o erro. A minimização da diferença é incremental, já que pequenos ajustes são feitos nos pesos a cada etapa de treinamento, de tal forma que estes caminhem, se possível, para uma solução. (ROQUE, 2009) .

3.6.2.4.2 Aprendizagem não-supervisionada

Segundo Braga (2007), na aprendizagem não-supervisionada ou auto-organizada, não há um professor externo ou um crítico para supervisionar o processo de aprendizado. Durante o treinamento, somente padrões de entrada são apresentadas à RNA, até que ela estabeleça uma harmonia com as regularidades estatísticas da entrada de dados.

Uma vez que a rede tenha se ajustado as regularidades estatísticas dos dados de entrada, ela desenvolve a habilidade de formar representações internas para codificar as características de entrada e, desse modo, de criar automaticamente novas classes. (BRAGA, 2007) .

3.6.2.4.3 Aprendizagem por reforço

Neste paradigma, o aprendizado de um mapeamento de entrada-saída é realizado através da interação contínua com o ambiente, visando minimizar um índice escalar de desempenho. Em sistemas deste tipo, somente uma única informação de realimentação é fornecida a rede: se uma determinada saída está correta ou não. (FERNANDES, 2008).

Segundo Braga (2007), enquanto no aprendizado supervisionado o supervisor externo fornece informações para a atualização dos pesos baseado em um critério de desempenho como o erro, por exemplo, no aprendizado por reforço o crítico externo procura maximizar o reforço das ações boas executadas pela rede. O aprendizado por reforço se caracteriza como um processo de tentativa e erro que visa maximizar o índice de desempenho escalar chamado de sinal de reforço.

3.6.2.5 Algoritmos de aprendizagem

A seguir são apresentados os principais algoritmos de aprendizagem .

3.6.2.5.1 Correção de erro

Segundo Haikyn (2001), considere um caso simples de um neurônio k que constitui o único nó computacional da camada de saída de uma rede neural. O argumento n representa o instante de tempo discreto, ou mais precisamente, o passo de tempo de um processo iterativo envolvido no ajuste dos pesos sinápticos do neurônio k . O sinal de saída do neurônio k é representado por $y_k(n)$. Esse sinal de saída , representando a única saída da rede neural, é comparado com uma resposta desejada ou saída alvo, representada por $d_k(n)$. Conseqüentemente, é produzido um sinal de erro, representado por $e_k(n)$.

Por definição, temos assim :

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (6)$$

O sinal de erro $e_k(n)$ aciona um mecanismo de controle, cujo propósito é acionar uma sequência de ajustes corretivos aos pesos sinápticos do neurônio k . Os ajustes corretivos são projetados para aproximar passo a passo o sinal de saída $y_k(n)$ da resposta desejada $d_k(n)$.

Suponha que $w_{kj}(n)$ represente o valor do peso sináptico w_{kj} do neurônio k excitado por um elemento $x_j(n)$ do vetor de sinal $x(n)$ no passo de tempo n . De acordo com a regra delta, o ajuste $\Delta w_{kj}(n)$ aplicado ao peso sináptico w_{kj} no passo de tempo n é definido por :

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta e_k(n) x_j(n) \quad (7)$$

η = taxa de aprendizado

Tendo calculado o ajuste sináptico $\Delta w_{kj}(n)$, o valor atualizado do peso sináptico w_{kj} é determinado por :

$$\Delta w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad (8)$$

3.6.2.5.2 Aprendizagem hebbiana

Consiste na mais antiga e mais famosa de todas as regras de aprendizagem, baseada no postulado de Hebb que diz que quando um neurônio da célula 'A' está próximo o suficiente para excitar a célula 'B', e, repetidamente ou persistentemente participa do processo de dispará-lo, algum processo de crescimento ou mudança metabólica ocorre em uma ou ambas as células, tal que a eficiência de 'A' como uma das células que dispara 'B' é aumentada. (HAIKIN, 2001).

O Postulado de Hebb leva ao estabelecimento dos princípios que regem o aprendizado:

- a) Se dois neurônios em cada lado de uma sinapse são ativados simultaneamente, então a força daquela sinapse é seletivamente aumentada.
- b) Se dois neurônios em cada lado de uma sinapse são ativados de forma assíncrona, então a sinapse é seletivamente enfraquecida ou eliminada.

O primeiro princípio do Aprendizado Hebbiano afirma que as modificações nos pesos sinápticos, baseadas em sinais pré-sinápticos e pós-sinápticos, tendem a se auto-amplificar. Uma sinapse forte leva à coincidência entre os sinais pré-sinápticos e pós-sinápticos e isto leva ao acréscimo da força da sinapse.

O segundo princípio refere-se à limitação de recursos, o que leva à competição entre sinapses e, portanto, à seleção das sinapses que crescem mais vigorosamente, às expensas de outras.

A equação a seguir expressa o postulado de Hebb, consistindo em uma regra para mudança de peso sináptico w_{ij} (regra do produto de atividade) :

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta y_i(t) x_j(t) \quad (9)$$

onde :

η = constante positiva que determina a taxa de aprendizado;

$y_i(t)$ = saída desejada no instante de tempo t ;

$x_j(t)$ = entrada do neurônio j no instante de tempo t .

Essa regra de aprendizagem é classificada com o aprendizado não-supervisionado, mesmo sendo os vetores de entrada e saída fornecidos. Isto se deve ao fato de não haver supervisor externo para verificar a qualidade da resposta da rede para prover ajuste dos pesos. (BRAGA, 2007).

3.6.2.5.3 Aprendizagem competitiva

Na aprendizagem competitiva, como o nome implica, os neurônios de saída de uma rede neural competem entre si para se tornar ativos. Enquanto que em uma rede neural baseada na aprendizagem hebbiana, vários neurônios de saída podem estar ativos simultaneamente, na aprendizagem competitiva somente um único neurônio de saída está ativo em um determinado instante. É essa característica que torna a aprendizagem competitiva muito adequada para descobrir características estatisticamente salientes que podem ser utilizadas para classificar um conjunto de padrões de entrada. (ROQUE, 2009).

Segundo Haikyn (2001), existem três elementos básicos em uma regra de aprendizagem competitiva:

- a) Um conjunto de neurônios que são todos iguais entre si , exceto por alguns pesos sinápticos distribuídos aleatoriamente, e que por isso respondam diferentemente a um dado conjunto de padrões de entrada.
- b) Um limite imposto sobre a força de cada neurônio.
- c) Um mecanismo que permite que o neurônio compita pelo direito de responder a um dado subconjunto de entradas, de forma que somente um neurônio de saída , ou somente um neurônio por grupo , esteja ativo em um determinado instante. O neurônio que vence a competição é denominado um neurônio vencedor leva tudo.

3.6.2.6 Arquiteturas de RNAs

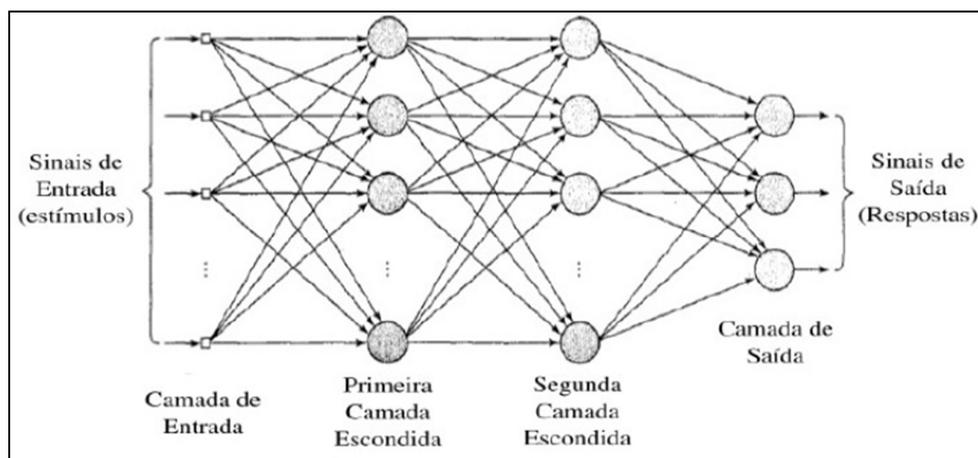
A seguir são apresentadas algumas arquiteturas de redes neurais artificiais que podem ser utilizadas para a previsão de séries financeiras.

3.6.2.6.1 Redes multilayer perceptron

A arquitetura MLP, também conhecida como Multilayer Perceptron, é uma das mais populares arquiteturas de RNA, possui no mínimo três camadas, podendo ter entre a camada de entrada e saída, uma ou mais camadas intermediárias. É uma rede multicamadas com um poder computacional maior que as redes de única camada, lidando satisfatoriamente com um conjunto de dados que não seja linearmente separáveis. (BRAGA, 2007).

Conforme o autor citado acima, na camada de entrada cada neurônio representa uma variável, que é dada como entrada para o problema. Os dados de entrada estão ligados aos neurônios da camada escondida através de arestas que possuem um peso associado. A soma dos produtos de cada entrada pelo seu respectivo peso aresta ligada ao neurônio, é aplicada a uma função de ativação, e esse valor é a resposta do neurônio as entradas recebidas. O valor calculado por cada neurônio da camada escondida servirá como entrada para os neurônios da camada de saída, que calcula o valor da sua saída de forma análoga aos neurônios da camada escondida, sendo que tem como entrada os dados de saída dessa camada em vez dos dados da camada de entrada. A figura 13 ilustra uma rede multicamadas.

Figura 13 - Rede MLP com camada intermediária



Fonte: Haikyn (2001, p.186)

O algoritmo de aprendizado geralmente usado nas MLP é o backpropagation (BP), que é um algoritmo de aprendizagem supervisionada baseada na

generalização da regra delta onde se busca a minimização da função do erro quadrático. Este algoritmo pode ser resumido em:

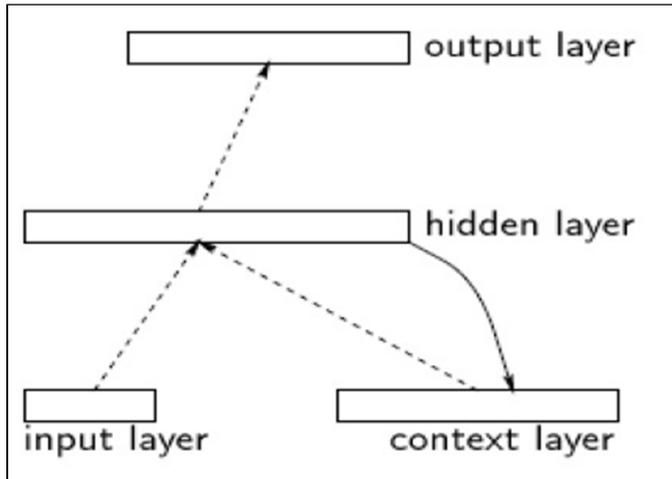
- a) Apresenta-se a rede um exemplo e verifica-se a saída;
- b) Obtém-se o erro do processo através da comparação entre a saída obtida e a saída esperada;
- c) Calcula-se o gradiente deste erro com relação aos valores sinápticos da camada de saída;
- d) A partir deste erro, atualiza-se a camada de saída;
- e) Calcula-se o erro da saída da penúltima camada e assim por diante;
- f) Apresenta-se outro exemplo a rede e repetem-se os passos anteriores;
- g) Continua-se o processo até que o erro seja menor que uma tolerância estabelecida. (ROQUE, 2009).

3.6.2.6.2 Redes Elman

Segundo Braga (2007), as redes Elman, assim como as MLP, possuem camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída, porém o que as diferencia é a sua camada de contexto que é usada para armazenar o último valor calculado pela camada escondida. Dessa forma, a quantidade de neurônios da camada de contexto é idêntica a quantidade de neurônios da camada intermediária, conforme demonstrado na figura 14.

As unidades de entrada e saída interagem com o ambiente externo, enquanto as unidades intermediárias e de contexto não o fazem. Em resumo, as unidades de entrada são apenas unidades de armazenamento (buffer), que passam o sinal sem modificá-los, sendo que os sinais e seus respectivos pesos recebidos pela camada escondida juntamente com o resultado calculado por ela na execução anterior ligado por pesos. (BRAGA, 2007).

Figura 14 - Rede Elman

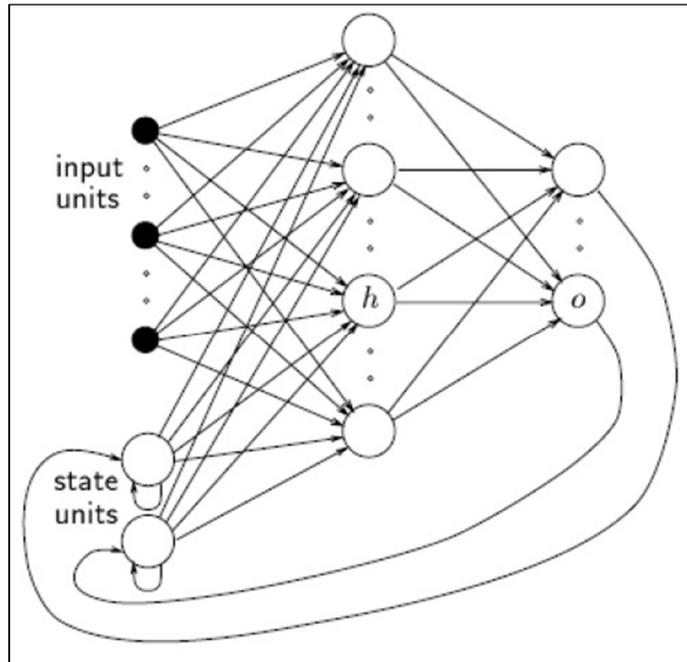


Fonte: Roque (2009, p.68)

3.6.2.6.3 Redes Jordan

Assim como nas redes Elman, as redes Jordan também possuem uma camada de contexto. No caso das redes Jordan a camada de contexto é realimentada pela camada de saída, em vez da camada oculta. A camada de contexto continua alimentando a camada oculta, juntamente com a camada de entrada. Um outro detalhe nas redes Jordan é que sua camada de contexto também é realimentada, sendo que por ela própria, conforme ilustrado na figura 15. A quantidade de neurônios na camada de contexto deve ser a mesma da camada de saída.

Figura 15 - Rede Jordan



Fonte: Roque (2009, p.67)

3.6.2.7 Etapas para o desenvolvimento de aplicações de redes neurais

Segundo Gurney (1997), as etapas de desenvolvimento de aplicações de redes neurais são: coleta de dados e separação em conjuntos, configuração da rede, treinamento, teste e integração.

3.6.2.7.1 Coleta de dados e separação dos conjuntos

Os dois primeiros passos do processo de desenvolvimento de redes neurais artificiais são a coleta de dados relativos ao problema e a sua separação em um conjunto de treinamento e um conjunto de testes. Essa tarefa requer uma análise cuidadosa sobre o problema para minimizar ambigüidades e erros nos dados. Além disso, os dados devem ser coletados de maneira significativa e cobrir amplamente o domínio do problema; não devem cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções.

Normalmente, os dados coletados são separados em duas categorias : dados de treinamento, que serão utilizados para o treinamento da rede, e dados de teste,

que serão utilizados para verificar sua performance sob condições reais de utilização. Além disso, pode ser necessário pré-processar esses dados, através de normalizações, escalonamentos e conversões de formato para torná-los mais apropriados a sua utilização na rede. (FERNANDES , 2008).

3.6.2.7.2 Configuração da rede

A configuração da rede, pode ser dividida em três etapas , que são geralmente feitas de forma empírica:

- a) Seleção de paradigma natural apropriado a aplicação;
- b) Determinação da topologia da rede a ser utilizada - o número de camadas , o número de unidades em cada camada, etc.;
- c) Determinação de parâmetros do algoritmo de treinamento e função de ativação. Esse passo tem grande impacto na performance do sistema resultante.

3.6.2.7.3 Treinamento

O quarto passo é o treinamento da rede. Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. É importante, então, considerar alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo e o tempo de treinamento.

Uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário para o treinamento. Quanto ao tempo de treinamento, vários fatores podem influenciar a sua duração, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada, geralmente um número máximo de ciclos. Mas, devem ser consideradas a taxa de erro médio por ciclo, e a capacidade de generalização da rede.

3.6.2.7.4 Teste

O quinto passo é o teste da rede. Durante essa fase, o conjunto de teste é utilizado para determinar a performance da rede com dados que não foram

previamente utilizados. A performance da rede, medida nessa fase, é uma boa indicação de sua performance real.

3.6.2.7.5 Integração

Finalmente, com a rede treinada e avaliada, ela pode ser integrada em um sistema do ambiente operacional da aplicação. Além disso, o sistema deve periodicamente melhorar sua performance e fazer a manutenção da rede quando for necessário ou indicar aos projetistas a necessidade de re-treinamento. Outras melhorias poderão ainda ser sugeridas quando os usuários forem se tornando mais familiares com o sistema, essas sugestões poderão ser muito úteis em novas versões ou em novos produtos. (FERNANDES, 2008).

3.7 WEKA

Segundo Goldschmidt (2005), o pacote de software Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) começou a ser escrito em 1993, usando Java, na Universidade de Waikato, Nova Zelândia sendo adquirido posteriormente por uma empresa no final de 2006. O Weka encontra-se licenciado ao abrigo da General Public License sendo portanto possível estudar e alterar o respectivo código fonte. O Weka tem como objetivo agregar algoritmos provenientes de diferentes abordagens/paradigmas na sub-área da inteligência artificial dedicada ao estudo da aprendizagem por parte de máquinas. Essa sub-área pretende desenvolver algoritmos e técnicas que permitam a um computador "aprender" (no sentido de obter novo conhecimento) quer indutiva quer dedutivamente.

Possui implementado diversos métodos de associação, classificação e clusterização. A inclusão ou remoção de novos métodos pode ser realizada de forma simples e rápida, o que torna a ferramenta expansível e customizável. Suporta apenas a manipulação de arquivo do tipo ARFF que é baseado em ASCII e com a finalidade de definir atributos e seus valores. O programa permite a apresentação gráfica dos dados em forma de histogramas, possui modelos gráficos para a montagem de redes neurais, e a possibilidade de visualização dos resultados em árvores de decisão. (GOLDSCHMIDT, 2005).

4 METODOLOGIA

Os dados de entrada deste trabalho consistem na série histórica de 12 de julho de 2010 à 10 de julho de 2015, no qual 70% dos dias serão usados para treinamento e 30 % para teste. Os dados são obtidos no site Yahoo Finance, que disponibiliza os dados em um arquivo csv, conforme demonstrado na figura 16. Para este trabalho foram utilizado ações do Banco do Brasil (BBAS3).

Figura 16 - Arquivo CSV

	A
1	Date,Open,High,Low,Close,Volume,Adj Close
2	2015-06-11,28.51,28.69,27.88,28.30,9431600,28.30
3	2015-06-10,27.82,28.47,27.68,28.23,10538800,28.23
4	2015-06-09,27.64,27.85,27.17,27.28,10055300,27.28
5	2015-06-08,27.71,27.97,27.50,27.58,5684500,27.58
6	2015-06-05,28.00,28.10,27.54,27.54,8476800,27.54
7	2015-06-04,28.20,28.20,28.20,28.20,000,28.20
8	2015-06-03,28.79,28.79,28.06,28.20,11194700,28.20
9	2015-06-02,28.37,28.98,28.31,28.86,9098400,28.86
10	2015-06-01,28.34,28.54,28.00,28.16,6455600,28.16
11	2015-05-29,28.98,28.98,28.19,28.21,14366700,28.21
12	2015-05-28,28.98,29.06,28.43,28.99,8708500,28.99
13	2015-05-27,28.56,29.34,28.15,29.17,15027500,29.17
14	2015-05-26,29.12,29.17,28.38,28.40,13206500,28.40
15	2015-05-25,29.09,29.58,28.93,29.27,4227300,29.27
16	2015-05-22,29.52,29.60,28.90,29.10,18365600,29.10
17	2015-05-21,29.98,30.07,29.32,29.73,13328700,29.73
18	2015-05-20,30.61,30.83,30.13,30.25,12239600,30.25
19	2015-05-19,31.46,31.54,30.52,31.03,5825300,31.03
20	2015-05-18,32.30,32.35,31.10,31.49,9029700,31.49
21	2015-05-15,31.62,32.28,31.42,32.28,5565200,32.28
22	2015-05-14,31.00,31.67,30.76,31.62,5208600,31.62
23	2015-05-13,31.25,31.43,30.79,30.87,6025600,30.87
24	2015-05-12,31.37,31.63,31.25,31.33,3924300,31.33
25	2015-05-11,31.90,31.94,31.36,31.65,6049600,31.65

Fonte : Excel (2007).

Conforme a figura 16, o arquivo indica além da data, os valores de abertura, mínima, máxima, fechamento e volume correspondentes a cada dia da série histórica.

Para que a ferramenta weka possa processar os dados é necessário adaptar os dados para que sejam compatíveis com a extensão ARFF, extensão suportada pelo software weka.

Figura 17 - Arquivo ARFF

```
@relation BBAS3_20_OHLC
@attribute Open16 real
@attribute High16 real
@attribute Low16 real
@attribute Close16 real
@attribute Open17 real
@attribute High17 real
@attribute Low17 real
@attribute Close17 real
@attribute Open18 real
@attribute High18 real
@attribute Low18 real
@attribute Close18 real
@attribute Open19 real
@attribute High19 real
@attribute Low19 real
@attribute Close19 real
@attribute Open20 real
@attribute High20 real
@attribute Low20 real
@attribute Close20 real
@attribute Resultado {ALTA, QUEDA}

@data
23.85,23.85,23.51,23.67,23.47,24.15,23.20,23.85,23.70,23.74,23.17,23.42,23.27,23.60,23.01,23.16,23.16,23.16,23.16,ALTA
24.21,24.26,23.67,23.90,23.85,23.85,23.51,23.67,23.47,24.15,23.20,23.85,23.70,23.74,23.17,23.42,23.27,23.60,23.01,23.16,QUEDA
24.38,24.50,23.80,23.97,24.21,24.26,23.67,23.90,23.85,23.85,23.51,23.67,23.47,24.15,23.20,23.85,23.70,23.74,23.17,23.42,QUEDA
23.86,24.30,23.67,24.28,24.38,24.50,23.80,23.97,24.21,24.26,23.67,23.90,23.85,23.85,23.51,23.67,23.47,24.15,23.20,23.85,QUEDA
24.03,24.34,23.63,23.80,23.86,24.30,23.67,24.28,24.38,24.50,23.80,23.97,24.21,24.26,23.67,23.90,23.85,23.85,23.51,23.67,ALTA
23.49,24.50,23.46,24.50,24.03,24.34,23.63,23.80,23.86,24.30,23.67,24.28,24.38,24.50,23.80,23.97,24.21,24.26,23.67,23.90,QUEDA
23.90,23.95,23.30,23.58,23.49,24.50,23.46,24.50,24.03,24.34,23.63,23.80,23.86,24.30,23.67,24.28,24.38,24.50,23.80,23.97,QUEDA
```

Fonte : Weka (2016)

A figura 17 é um exemplo de um arquivo ARFF suportado pelo Weka e possui os seguintes parâmetros:

@relation - Título

@attribute - São os campos de entrada da rede neural que podem ser numéricos ou texto. No exemplo acima consta uma janela de 5 dias com preços de abertura , máxima, mínima e fechamento. Além disso temos o resultado no sexto dia que pode ser de ALTA ou QUEDA.

@data - São os dados que fazem referência a cada uma dos campos de definidos no parâmetro @attribute . Cada campo é separado por vírgula.

Após a preparação do arquivo ARFF, o mesmo é submetido ao Weka. A figura 18, mostra a aba pré-processamento, no qual são mostradas nome do arquivo, quantidade de registros e a quantidade de atributos.É possível realizar a seleção de um atributo para a visualização de dados estatísticos do mesmo.

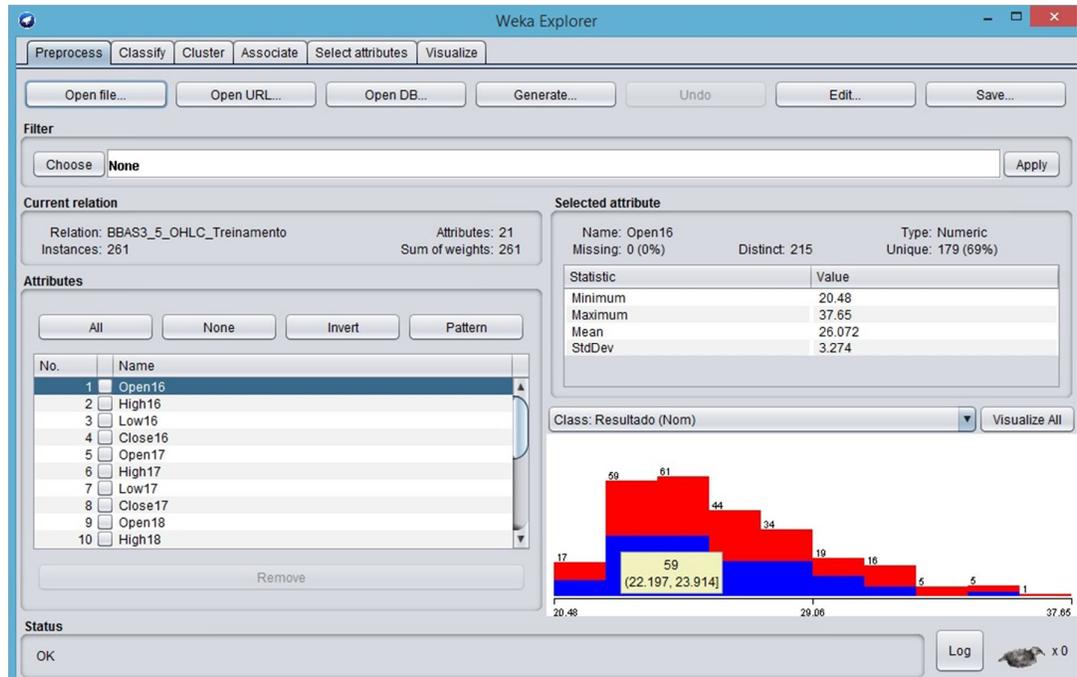


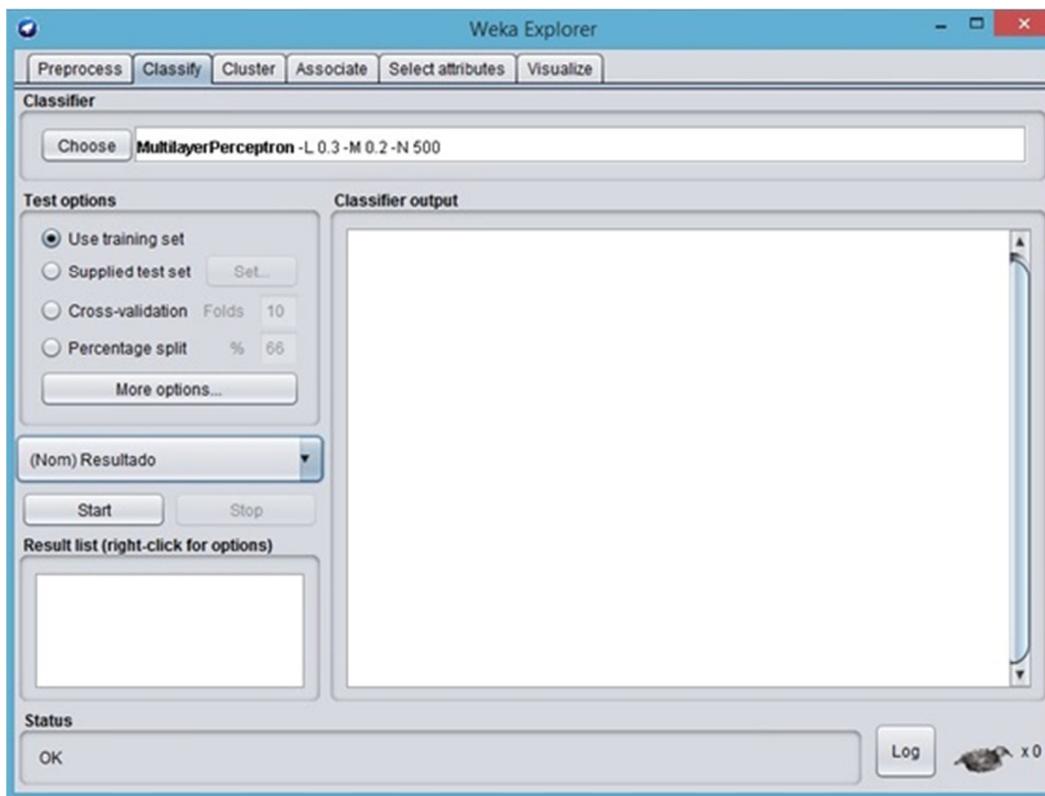
Figura 18 - Tela pré-processamento

Fonte: Weka (2016)

Realizada a leitura do arquivo ARFF, partimos para aba Classify onde submeteremos o arquivo a rede MultiLayer Perceptron, conforme a figura 19, que nos apresenta a rede multilayer perceptron com os seguintes parâmetros : -L 0.3 -M 0.2 -N 500. Segue abaixo a descrição de cada parâmetro:

- L Taxa de aprendizagem para o algoritmo backpropagation, o valor deve estar entre 0 e 1 , padrão = 0,3).
- M Taxa de erro a ser atingida para que o treinamento seja interrompido, padrão = 0,2).
- N Número de épocas utilizadas no treinamento, padrão = 500.

Figura 19 - Tela classify



Fonte: Weka (2009)

O Weka nos fornece a porcentagem e a quantidade de instâncias classificadas corretamente e incorretamente. Por fim, temos a matriz de confusão demonstrando como foram classificadas as instâncias pela rede neural. Na matriz de confusão ilustrada na figura 20, a rede classificou 73 instâncias que tinham como resultado alta corretamente e 72 instâncias incorretamente classificadas como alta. Além disso 66 instâncias foram classificadas corretamente como queda e 50 classificadas incorretamente como queda.

Figura 20 - Exemplo de matriz de confusão

a	b	<-- classificada como
73	50	a = ALTA
72	66	b = QUEDA

Fonte : Weka (2016)

Neste trabalho foi utilizada a rede Multilayer Perceptron juntamente com a técnica do janelamento, com o objetivo de demonstrar a viabilidade do uso de redes neurais na previsão da cotação da ações na bolsa de valores. Foram realizados dois tipos de previsões, previsão da direção do preço da ação que pode ser de alta ou de baixa e previsão do preço futuro.

Foram realizadas diversas configurações de redes neurais para a previsão do preço futuro da ação e sua direção, com janelas de 5 a 20 dias.

5 RESULTADOS

Para a previsão da direção do preço da ação BBSA3, a tabela 1 mostra as redes que obtiveram os melhores desempenhos.

Tabela 1: Redes de melhor desempenho

	Arquitetura	Acerto na direção
Rede 1	5 X 15 X 1	51,25 %
Rede 2	5 X 15 X 5 X 1	56,25 %
Rede 3	5 X 20 X 10 X 5 X 1	57,5 %
Rede 4	5 X 20 X 10 X 1	62,5 %
Rede 5	5 X 15 X 10 X 1	60 %

Fonte : Elaborado pelo autor

Conforme a tabela 1, podemos observar que a rede 4 foi a que teve o melhor desempenho. Para o treinamento da rede foram utilizados 189 dias e para teste 80 dias . Foram classificados corretamente 20 dias como de alta e outros 6 dias incorretamente como alta. Como queda 30 dias foram classificados corretamente e outros 6 dias foram classificados como queda. A matriz de confusão mostrada na figura 21 torna a interpretação mais fácil.

Figura 21 - Matriz de confusão da rede 4

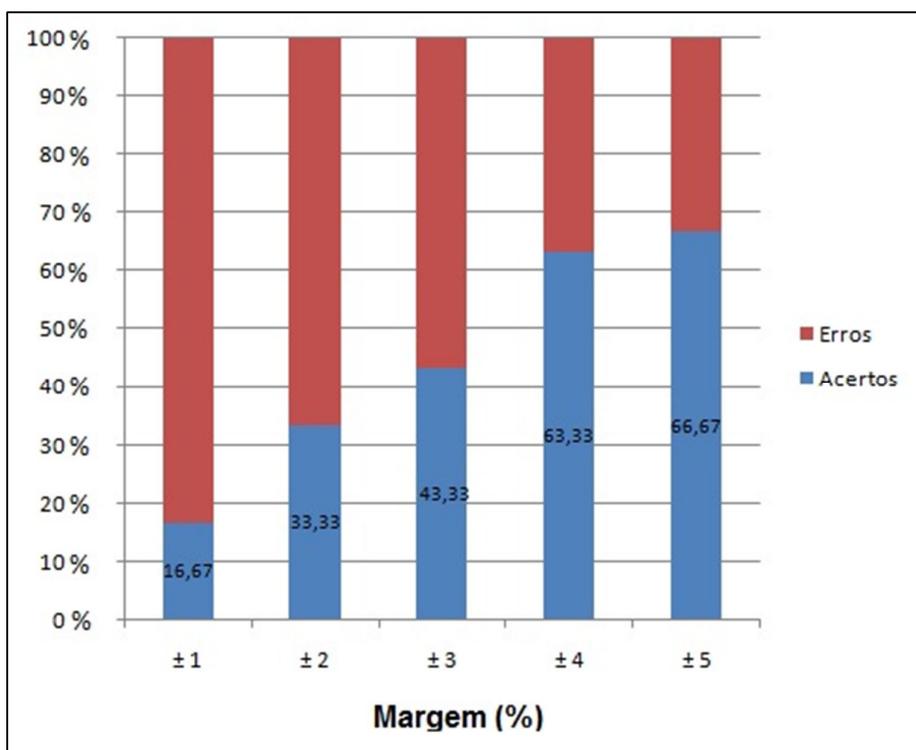
a	b	<-- classificado como
020	024	a = ALTA
006	030	b = QUEDA

Fonte : Weka (2016)

Além do acerto da direção do preço da ação, buscou-se treinar a rede de modo que fosse possível prever o valor futuro do preço da ação BBAS3. Novamente foram utilizados 70% dos dados para treinamento da rede e 30 % para testes, sendo 70 dias para treinamento e 30 dias para testes.

A rede que obteve o melhor desempenho , tem a configuração idêntica a rede 4 que consta na tabela 1, com 5 neurônios na camada de entrada, duas camadas intermediárias com 20 e 10 neurônios e uma camada de saída com um neurônio.

Figura 22 - Percentual de acertos considerando margens de erro



Fonte : Elaborado pelo autor

Conforme demonstra a figura 22, a rede acertou a previsão de 16,67% dos dias considerando uma margem de erro de 1% para baixo ou para cima, para uma tolerância de 2% acertou a previsão do preço futuro da ação em 33,33% dos dias, para uma margem de erro de 3% acertou 43,33 % dos dias e para margens de erro de 4% e 5% acertou em 63,33% e 66,67% dos dias respectivamente.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi estudado o uso de redes neurais artificiais como ferramenta para auxiliar no investimento em ações na bolsa de valores. Foram criadas e simuladas diferentes configurações de RNAs com o objetivo de prever a direção e o valor do preço futuro da ação BBAS3 (Banco do Brasil).

Os resultados permitiram concluir que a técnica de janelamento otimizou os resultados mostrando-se uma ferramenta útil para a previsão. O tamanho da janela igual a cinco com duas camadas escondidas produziu os melhores resultados. Além disso, podemos ver que redes que utilizaram apenas o preço de fechamento como entrada obtiveram resultados mais satisfatórios, confirmando assim um dos princípios da teoria de Dow de que apenas o preço de fechamento deve ser considerado na análise.

Os objetos específicos definidos no início deste trabalho foram atendidos. Ficou demonstrado que é possível aplicar o conceito de Redes Neurais para a previsão de série históricas financeiras, e obter resultados satisfatórios.

Para projetos futuros seria interessante a montagem de uma carteira com ações de diversos setores. Com o uso das redes neurais seriam selecionadas as ações com maior perspectiva de alta em determinados setores, como por exemplo, financeiro, petrolífero e outros mais. Montada essa carteira, sua rentabilidade seria comparada com o Ibovespa.

REFERÊNCIAS

- CAVALCANTE, F.; Yoshio, J.; Mercado de Capitais; Rio de Janeiro : Campus , 2001.
- FERREIRA, G; O livro da bolsa: introdução a análise técnica.
- FERNANDES, A. M. da R. Inteligência Artificial: noções gerais. Florianópolis: Visual Books, 2008. 160 p. ISBN 85-7502-114-1
- FORTURNA, E; Mercado Financeiro: produtos e serviços; Rio de Janeiro: Qualitymark Ed. 2005.
- GIL, A. C. Como Elaborar Projetos de Pesquisa. 5ª ed. São Paulo: Atlas, 2010.
- GOLDSCHMIDT, R; Data Mining ; Rio de Janeiro : Elsevier , 2005.
- LEMOS C.; Cardoso C; Analise técnica clássica; São Paulo: Saraiva, 2010.
- LIMA, I. S ; Curso de mercado financeiro : São Paulo, Atlas , 2012.
- NETO, A. A. ; Mercado Financeiro : São Paulo : Atlas , 2011 .
- OIBR4-OIPN N1. Infomoney, 2013. Disponível em: <<http://www.infomoney.com.br/oioibr4/cotacoes>>. Acesso em: 20 abril 2013.
- PEREIRA, L. P. G. ; Mercado de Valores Mobiliários : Rio de Janeiro : CVM , 2014 .
- PIAZZA, M. C.; O Melhor da Analise Técnica de Ações; São Paulo: Saraiva 2010.
- PONTES, R; Inteligência Artificial nos Investimentos; Rio de Janeiro: Clube dos Autores, 2011.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. Inteligência Artificial. 2 ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- SECURATO, J.R. ; Securato, J.C. ; Mercado Financeiro : Conceitos, cálculo e análise de investimento. São Paulo : Saint Paul , 2009 .