



Business Intelligence

PUC
RIO

Lays Teixeira Eckhardt Alves

*Sistema Inteligente para sinalizar a compra
e venda de ações financeiras*

Monografia de Final de Curso

29/10/2010

***Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica
da PUC/Rio como parte dos requisitos para a obtenção do título
de Especialização em Business Intelligence.***

Orientador:

Juan Guillermo Lazo Lazo

Dedicatória

**Aos meus pais e família
por entenderem a minha ausência
nos finais de semana.**

**A André, meu marido,
por sempre acreditar em mim
e pelo apoio total e incondicional.**

Agradecimentos

**Ao meu orientador,
Juan Guillermo Lazo Lazo,
por me ajudar na criação do tema,
por acreditar no meu trabalho
e por todo o apoio durante o desenvolvimento desse trabalho.**

RESUMO

Para se comprar ou vender uma ação muitos investidores utilizam de vários Indicadores Técnicos para saber o momento adequado para realizar esse investimento. A dificuldade dessa análise é que existem diversos indicadores, onde cada indicador fornece um determinado tipo de informação. Além disso, o número de investidores sem o conhecimento técnico vem aumentando muito nos últimos anos. O objetivo dessa monografia é criar um modelo utilizando técnicas inteligentes que forneça uma resposta assertiva de quando seria o momento adequado de se comprar ou vender uma ação. Esse modelo também seria de grande auxílio para os Analistas Técnicos profissionais. Os resultados obtidos com o modelo aqui proposto mostraram se isso possível e viável.

ABSTRACT

To buy or sell a stock many investors use various technical indicators to know the right time to make this investment. The difficulty of this analysis is that there are many indicators and each indicator provides a certain type of information. Moreover, the number of investors without the technical knowledge has grown rapidly in recent years. The purpose of this monograph is to create a model using intelligent techniques to provide an assertive response of when would be the right time to buy or sell a stock. This model would also be of great assistance to the professional Technical Analysts. The results obtained from the model proposed here showed if that is possible.

Sumário

1.	Introdução.....	8
1.1.	Motivação	8
1.2.	Objetivos do Trabalho.....	9
1.3.	Descrição do Trabalho.....	10
1.4.	Organização da Monografia	10
2.	Descrição do Problema.....	12
3.	Metodologias	14
3.1.	Análise Técnica.....	14
3.1.1	Topos e Fundos.....	16
3.1.2.	Média Móvel Aritmética (MMA).....	17
3.1.3.	Média Móvel Exponencial (MME).....	18
3.1.5.	Didi Index	19
3.2.	Redes Neurais Artificiais.....	20
3.1.2.	O Neurônio Artificial.....	21
3.2.2.	Função de Ativação.....	22
3.2.3.	Topologia	23
3.2.3.1.	Redes Neurais não Recorrentes (<i>Feed-Forward</i>).....	23
3.2.3.2.	Redes Neurais Recorrentes	23
3.2.4.	Treinamento.....	24
3.2.4.1.	Treinamento Supervisionado	24
3.2.4.2.	Treinamento não Supervisionado.....	25
3.2.4.2.1.	<i>Reinforcement Learning</i>	26
4.	Arquitetura do Modelo Proposto	27
4.1.	Seleção de Indicadores	28
4.2.	Pré-Processamento	28
4.3.	Modelagem com Rede Neural	30
5.	Resultados.....	33
6.	Conclusões e Trabalhos Futuros	40
	Referências Bibliográficas	42

Índice de Figuras

Figura 1: Caracterização de um Fundo.....	16
Figura 2: Caracterização de um Topo.....	17
Figura 3: Didi Index	20
Figura 4: Neurônio Artificial.....	22
Figura 5: Funções de Ativação	22
Figura 6: Arquitetura do Modelo.....	27
Figure 7: Variação do Valor de Fechamento da PETR4	30
Figure 8: Arquitetura das Redes Neurais.....	31
Figura 9: Demonstrativo de Acertos da RN de Compra.....	35
Figura 10: Demonstrativo de Acertos da RN de Venda	35
Figura 11: Indicações de Compra e Venda da Rede Neural.....	37
Figura 12: Rendimento do Investimento Simulado.....	37
Figura 13: Indicações de Venda e Compra da RN para a Posição Vendida.....	38
Figura 14: Rendimento do Investimento Simulado na Posição Vendida	39

Índice de Tabelas

Tabela 1: Melhores Resultados Obtidos para a RN de Compra	34
Tabela 2: Melhores Resultados Obtidos para a RN de Venda	34

1. Introdução

1.1. Motivação

Segundo a Bovespa, nos últimos anos, o número de pessoas físicas que vêm negociando no mercado de ações vem crescendo largamente. Tal crescimento pode ser explicado pelo fato de ter sido aberto o canal *Home Broker*, e com isso a Bovespa espera aumentar o número de investidores para mais de 5 milhões até 2011.

Através do *Home Broker*, o investidor pode enviar ordens de compra e venda de ações pela Internet. Tal facilidade permitiu que qualquer pessoa pudesse operar na Bolsa de Valores (através de uma corretora de valores). Mas com estas facilidades alguns cuidados devem ser tomados. É comum uma pessoa pensar que para ganhar dinheiro na bolsa de valores (Bovespa) tem que comprar ações quando o preço é baixo e esperar subir para vendê-las e assim embolsar o lucro. Isso sempre funciona quando o mercado está em alta (o que os analistas chamam de tendência primária de alta), mas como saber se essa tendência vai continuar ou mudar? A simples aplicação desta regra faz com que o investidor entre em pânico quando o preço das ações cai bruscamente (ex. início da crise financeira), saindo do mercado com grande desilusão e muitas vezes com grandes prejuízos.

Um investidor melhor informado sabe que é possível ganhar dinheiro, quando o mercado sobe e quando o mercado cai. Quando o mercado sobe, comprando ações para vendê-las no futuro a preços altos e quando o mercado cai, alugando ações para vendê-las imediatamente ao preço atual e comprá-las no futuro a um preço menor, obtendo como lucro a diferença dos preços subtraído o valor do aluguel.

Existem muitos indicadores que, baseados na análise do histórico dos preços da ação e do comportamento do mercado (ex. índice Bovespa, Índice *Dow Jones*), nos dão indícios com diferentes graus de probabilidade do que pode acontecer com a ação.

A dificuldade destes indicadores é que não existe um indicador que forneça esta resposta, mas sim um conjunto de indicadores, onde cada indicador

fornece um determinado tipo de informação e, em conjunto e depois de uma análise de todas estas informações, é possível estimar o comportamento da tendência com certa probabilidade. Por outro lado, a quantidade de indicadores é muito grande e torna-se muito difícil para o ser humano fazer a análise das informações de todos os indicadores para uma determinada ação, dificuldade maior quando se analisam vários ativos.

Saber realizar investimentos em ações de maneira a obter grandes ganhos é desejado por todos. Porém identificar mudança de tendência no preço dos ativos de forma a garantir ganhos e evitar prejuízos é difícil, pois envolve uma análise complexa de inúmeras variáveis. Fatores como esses estimulam a busca por uma ferramenta efetiva para auxiliar o investimento na Bolsa de Valores. E foi através desse estímulo que surgiu essa monografia.

1.2. Objetivos do Trabalho

O objetivo dessa monografia é auxiliar o investidor a escolher o momento certo de comprar e de vender suas ações.

Com informações práticas e objetivas o investidor estaria apto a realizar investimentos mais assertivos e com maior segurança, possibilitando maximizar o seu retorno financeiro. Algumas informações podem ser obtidas através da Análise Técnica, como será explicitado em tópicos específicos. Porém, essas informações não são simples de serem obtidas e também não são totalmente precisa, dado que existem fatores externos que influenciam no preço de um ativo.

Técnicas inteligentes e não lineares como a Redes Neurais e Algoritmos genéticos, quando são bem configurados, permitem realizar estas análises para vários ativos em poucos segundos. Isto é possível devido à capacidade das Redes Neurais de trabalhar com um número grande de variáveis (exemplo: indicadores financeiros), capacidade de aprendizado e reconhecimento de padrões (que na análise técnica é chamado de figuras no preço do ativo). Assim, é possível prever o comportamento de um ativo, indicando os instantes de compra e venda ou de entrada com posição comprando ou posição vendida (alugando ações).

O objetivo desse trabalho é juntar os benefícios da Análise Técnica e de técnicas não-lineares, como as Redes Neurais, para oferecer informações mais objetivas e de maneira mais fácil, possibilitando que as pessoas interessadas em

investir na Bolsa de Valores possam maximizar os ganhos e minimizar os prejuízos em seus investimentos. O sistema proposta visa sinalizar o momento adequado para compra e venda de uma determinada ação.

1.3. Descrição do Trabalho

O desenvolvimento dessa monografia envolveu as seguintes etapas: Estudo e entendimento do problema; Estudo de técnicas inteligentes e; Adequação do modelo de solução escolhido.

O estudo do problema envolveu um aprofundamento no Mercado de Ações, com foco no mercado nacional, e em Análise Técnica. Através do estudo do Mercado de Ações foi possível identificar o problema existente e, em conjunto com o estudo da Análise Técnica, vislumbrar uma solução aderente para o problema encontrado.

Após a primeira etapa, foi identificada a necessidade de apoiar o investidor a escolher o melhor momento de realizar o seu investimento. O problema complexo identificado é caracterizado como um problema não-linear, ou seja, um problema com estrutura que apresenta múltiplos caminhos e destinos, possivelmente desencadeando em múltiplos finais, dependendo do perfil do investidor. Em Teoria Geral dos Sistemas diz-se que a não-linearidade é pressuposto de Sistemas Complexos e, para atender Sistemas Complexos, utilizam-se técnicas inteligentes. Após o estudo de técnicas inteligentes, foi identificado na Rede Neural o melhor caminho para a solução do problema a ser resolvido.

Com a identificação do problema e do caminho para a solução, a etapa de adequação do modelo de solução escolhido envolveu a seleção das informações que seriam utilizadas como entrada do modelo e a melhor configuração da Rede Neural.

1.4. Organização da Monografia

Esta monografia está dividida em quatro capítulos adicionais, descritos a seguir:

O capítulo 2 apresenta uma descrição detalhada do problema a ser resolvido.

O capítulo 3 apresenta uma rápida descrição dos fundamentos teóricos e da metodologia utilizada nesta monografia.

O capítulo 4 detalha o estudo de caso e o modelo proposto como solução do problema identificado.

Finalmente, o capítulo 5 descreve as conclusões do trabalho e identifica possíveis trabalhos futuros.

2. Descrição do Problema

Mercado de ações é o segmento do mercado de capitais, que compreende a colocação primária em mercado de ações novas emitidas pelas empresas e a negociação secundária (em bolsa de valores e no mercado de balcão) das ações já colocadas em circulação. Esse é um dos investimentos que mais atraiu pessoas físicas nos últimos anos. Entretanto, não é um investimento simples de ser realizado.

Para obter sucesso no investimento em ações é necessário saber avaliar uma série de fatores. Existem duas principais técnicas para análise de investimento, elas são Análise Fundamentalista e Análise Técnica.

A análise Fundamentalista é a análise da situação financeira, econômica e mercadológica de uma empresa e suas expectativas e projeções para o futuro. Em contraposição à análise técnica, a análise fundamentalista não se baseia no estudo das cotações de bolsa. A análise fundamentalista interpreta dados fundamentais de uma empresa obtidos do balanço (análise contábil) e informações sobre a situação do mercado, o patrimônio da empresa etc. Essa análise é normalmente utilizada para definir o valor de mercado de uma empresa e comparar com sua cotação atual no mercado.

A Análise Técnica também conhecida como Análise Gráfica, é uma ferramenta utilizada por investidores profissionais (conhecidos como *Traders*) ou amadores para o estudo de ações individuais e do mercado de renda variável (também conhecido como mercado de risco), com base na Oferta e Procura de ativos (ações). Baseia-se na idéia de que os preços dos ativos contêm todas as informações necessárias para determinar o futuro do preço e que os preços se movem de acordo com padrões repetitivos e identificáveis. A análise técnica registra em gráficos as atividades de preços e volumes e deduzem de sua história gráfica as prováveis tendências dos preços de ativos. Por meio de ferramentas estatísticas denominadas Indicadores Técnicos é possível identificar pontos de possíveis reversões nessas tendências estabelecidas, facultando os investidores a antecipar-se aos movimentos de mercado. A Análise Técnica foi fundamentada com a Teoria de *Dow*, que diz que os preços dos ativos refletem a reação do mercado em relação a todas as informações relevantes. Ou seja, o preço desconta

tudo, tem tendência e os padrões se repetem. Esta será a base de análise utilizada por esta monografia.

Existem diversos indicadores (Indicadores Técnicos) que podem ser utilizados na Análise Técnica para auxiliar o investimento, e esses indicadores tentam todos dizerem alguma coisa sobre o comportamento atual do mercado. Existem desde os mais conhecidos como o IFR (Índice de Força Relativa), o Oscilador Estocástico e o MACD (*Moving Average Convergence / Divergence*), as derivações como Williams %R, o PPO (*Percentage Price Oscillator*) e a Curva de *Coppock*, entre outros. Não é que uns indicadores sejam melhores que outros, pois cada indicador descreve um tipo de informação sobre o comportamento dos preços, o que é mais importante é utilizar indicadores que se complementam e utilizá-los como táticas de *trading* poderosas. Utilizar demasiados indicadores, ou indicadores errados, ou combinar esses indicadores de forma errada pode levar a um prejuízo financeiro. Utilizar poucos indicadores simples numa forma única pode dar a informação necessária para fazer boas decisões de negociação.

Com os indicadores e padrões certos é possível ter mais probabilidade de negociar com disciplina, pois será perceptível um conjunto objetivo de regras que os indicadores e padrões podem fornecer. Entretanto, como conseguir essa combinação perfeita? Como escolher os indicadores certos e combiná-los de maneira correta?

Não existe fórmula mágica para responder a essas questões. A escolha desses indicadores requer um conhecimento aprofundado desses indicadores, além de um vasto conhecimento de Análise Técnica. Então, como ficam os investidores iniciantes que, segundo a Bovespa, crescem ano a ano?

Vislumbrado esse problema e a falta de resposta a tantas perguntas, essa monografia focará em resolver esse problema e a eliminar algumas das tantas perguntas sem respostas.

3. Metodologias

O problema que esta monografia busca resolver é um problema não-linear e, como tal, necessita de um modelo não-linear para solucioná-lo. Portanto, foi escolhido o modelo de Rede Neural Artificial (mais conhecido como Rede Neural) para buscar uma solução ótima para o problema já descrito. Além disso, será necessária a utilização da Análise Técnica para melhor entendimento e avaliação da solução a ser tomada, para apoiar a construção dessa solução com a utilização de informações geradas por Indicadores Técnicos na composição da Rede Neural.

Neste capítulo, serão descritos os fundamentos teóricos dos indicadores da Análise Técnica e das Redes Neurais.

3.1. Análise Técnica

O objetivo desta sessão é explicar um pouco mais o que a Análise Técnica, com foco nos indicadores que serão utilizados nesse trabalho. No capítulo 2 já foi dada uma breve explicação do que vem a ser a Análise Técnica. Abaixo, serão dadas mais informações sobre a Análise Técnica.

A análise técnica é o método de avaliar ativos baseados nos preços desses ativos e em dados estatísticos gerados pela atividade do mercado. Nesses dados temos: preços históricos do ativo e volume.

A análise técnica não tenta descobrir qual o preço ideal para um ativo, ela procura por padrões que indicam a performance futura do ativo. Diferente dos fundamentalistas, o analista técnico fala ainda que alguém que tenha conhecimento de todos os fatores fundamentais que podem afetar o preço de um ativo, como política, demanda, clima, etc., ele ainda assim não terá os dados necessários para calcular o preço justo do ativo. Porque não são esses fatores que afetam o preço do ativo, mas sim como os participantes do mercado reagem a esses fatores.

A análise técnica estuda o movimento dos preços e não o porquê esses preços se movem. O melhor analista técnico é aquele que consegue visualizar nos gráficos os acontecimentos antes deles serem noticiados.

A análise técnica moderna nasceu dos trabalhos de Charles Dow no final do século XIX. Charles Dow junto com Edward D. Jones publicava um informativo financeiro que mais tarde seria o "*The Wall Street Journal*".

Nesse jornal ele apresentava suas análises e observações sobre o comportamento do mercado. Esses textos foram reunidos posteriormente formando a teoria de *Dow*. Isso foi considerado o início da análise técnica.

Alguns dos principais princípios da teoria de *Dow*:

Princípio 1: Os preços descontam tudo, exceto “Atos de Deus”. Os preços refletem a atividade de milhares de investidores, especuladores, incluindo aqueles que possuem informações privilegiadas. Mesmo quando ocorrem calamidades, os preços se ajustam rapidamente a esses eventos.

Princípio 2: O mercado move-se em tendências, para cima ou para baixo, e que são divididas em Primárias, Secundárias e Terciárias. Tendências primárias são movimentos de longo prazo em torno de um ano ou mais. Tendências secundárias são movimentos opostos ao da tendência primária que a interrompem para que ganhe força para prosseguir. Tendências terciárias são tendências de curto prazo que reflitam as flutuações diárias.

Princípio 3: Divide a tendência primária em três partes:

- 1) Acumulação, investidores com visão de longo prazo entram no mercado mesmo com notícias desanimadoras, estão comprando do público que está desesperado se livrando dos ativos a qualquer preço.
- 2) Avanço dos preços, à medida que temos melhora dos negócios e empresas começam a reportar lucros melhores.
- 3) Público leigo ao ouvir notícias animadoras sobre a bolsa entra no mercado. São para esse público que os investidores que compraram na fase de acumulação estarão vendendo.

Em tendências de baixa temos as três partes seguintes:

- 1) Distribuição, investidores com visão de longo prazo enxergam que seus lucros já chegaram a níveis anormais e vendem seus ativos.
- 2) Pânico, os compradores somem do mercado, os preços caem rapidamente.

3) Vendas começam a diminuir, já que os preços estão muito distantes ao que eram há alguns meses. Noticiário cada vez pior.

Princípio 4: Toda tendência precisa de confirmação e ela permanece até que se prove o contrário.

Princípio 5: Toda tendência precisa de Volume.

A Análise Técnica utiliza de diversos indicadores para realizar a análise de um ativo. A seguir, serão apresentados os indicadores que serão utilizados nessa monografia.

3.1.1 Topos e Fundos

A caracterização de fundo ocorre quando em um gráfico um movimento decrescente de preço passa a ser ascendente. Isso ocorre quando o ativo deixa de ter novos mínimos no preço e passa a ter novos máximos. No dia de formação do fundo o preço do ativo no fechamento do pregão tem que ser maior do que o preço de abertura, conforme imagem abaixo:



Figura 1: Caracterização de um Fundo

O topo ocorre exatamente da maneira contrária ao fundo. O topo ocorre quando em um gráfico um movimento crescente de preço passa a ser decrescente. Isso ocorre quando o ativo deixa de ter novos máximos no preço e passa a ter novos mínimos. Mantendo o padrão contrário do fundo, no dia de formação do topo o preço do ativo no fechamento do pregão tem que ser menor do que o preço de abertura, conforme imagem abaixo:



Figura 2: Caracterização de um Topo

3.1.2. Média Móvel Aritmética (MMA)

Representa o valor médio, normalmente dos preços de fechamento, em um período de tempo.

$$MMA = \frac{V_1 + V_2 + \dots + V_n}{N}$$

Na fórmula acima, V representa os diferentes preços, enquanto que N é a janela de tempo sobre a qual se constrói a média.

O parâmetro N é muito importante quando trabalhamos com médias móveis na análise gráfica, pois é a variável que iremos ajustar para obter melhores resultados. Modificando seu valor, a média irá responder mais ou menos rapidamente às variações de preços.

A palavra móvel está presente pelo fato de que quando uma cotação entra no cálculo outra cotação sai. Por exemplo, se estamos usando uma média de 20 barras (*candles*, correspondente a dia, semana, etc) e surge uma nova cotação a última dessas 20 cotações é excluída do cálculo, enquanto que a mais recente entra. Assim, a média "movimenta-se" através do gráfico.

3.1.3. Média Móvel Exponencial (MME)

Preço representa o fechamento do dia de hoje e MME_{ontem} é o valor anterior da média móvel exponencial e K é uma variável dependente do período N como pode ser visto.

$$MME = \text{Preço} * K + MME_{ontem} * (1 - K)$$

onde:

$$K = \frac{1}{N + 1}$$

Ao contrário da média simples, na exponencial os dados mais novos possuem uma importância superior. Além disso, os valores mais antigos não são diretamente descartados quando passam a constar fora da janela de cálculo. Eles mantêm uma participação no valor da média exponencial que vai ficando cada vez menor com o tempo.

3.1.4. Média Móvel Deslocada (DMA)

Foi criado pelo deslocamento das médias móveis para frente ou para trás no tempo por um intervalo de tempo específico. A média móvel é deslocada usada por duas razões principais:

1. Deslocar a média móvel para trás, para conter a tendência melhor, a fim de ficar em posições de longo prazo.
2. Avançar a média móvel, a fim de tornar-se um indicador importante, para sair de posições uma vez que manifestações contra o desenvolvimento.

A média móvel deslocadas tem duas entradas. A primeira entrada é o período médio móvel real (ex. 5, 10, 20) e em seguida o valor de deslocado, o que pode ser inserido como um número positivo ou negativo. Se o valor deslocado é positivo, a média móvel deslocada é movida à frente do preço. Por outro lado, um valor negativo faz com que a média móvel deslocada seja um indicador de atraso, quando a média móvel está por trás do preço.

3.1.5. Didi Index

É a combinação de três médias móveis aritméticas a de 3, 8 e 20 períodos calculadas com os preços de fechamento, para traçar duas linhas. Definindo-se a agulhada do Didi quando as duas linhas se cruzam no ponto zero, neste caso se entende que as probabilidades de reversão do movimento dos preços é alta e se estenderá por longo tempo (dependendo do gráfico que se esteja analisando: diário, semanal, etc.).

Linha Sinaliza Alta = $MMA_F(20) - MMA_F(8)$

Linha Sinaliza Baixa = $MMA_F(3) - MMA_F(8)$

A linha que sinaliza a alta normalmente é representada pela cor azul, e a linha que sinaliza a baixa normalmente é representada pela cor vermelha, conforme ilustrado na figura a seguir:



Figura 3: Didi Index

A probabilidade do efeito da reversão do movimento dos preços diminui quando o cruzamento destas linhas ocorre mais distante do zero. Quanto maior a distância de zero menor a probabilidade.

3.2. Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais (RN) são modelos computacionais não lineares, inspirados na estrutura e operação do cérebro humano, capazes de realizar as seguintes operações: aprendizado, associação, generalização e abstração. As redes neurais são compostas por diversos elementos processadores (neurônios artificiais), altamente interconectados, que efetuam operações simples, transmitindo seus resultados aos processadores vizinhos. O comportamento de uma RN é determinado pela estrutura das ligações (topologia) e pelos valores das conexões (pesos sinápticos).

O cérebro humano possui um processamento um milhão de vezes mais lento que qualquer “gate” digital, porém possui processamento extremamente rápido no reconhecimento de padrões. Já um computador possui processamento extremamente rápido e preciso na execução de seqüência de instruções, porém muito mais lento no reconhecimento de padrões. O cérebro possui processamento altamente paralelo (1011 neurônios com 104 conexões cada) e é exatamente esse aspecto do cérebro humano que uma rede neural tenta imitar. Podemos então dizer que o objetivo de uma RN é estudar a teoria e a implementação de sistemas

massivamente paralelos, que possam processar informações com eficiência comparável ao cérebro humano.

Por definição, Redes Neurais Artificiais são sistemas inspirados nos neurônios biológicos e na estrutura massivamente paralela do cérebro, com capacidade de adquirir, armazenar e utilizar (inferir novos conhecimentos) conhecimento experimental. Uma RN tem a necessidade de histórico para aprender.

A habilidade das redes neurais em realizar mapeamentos não lineares entre duas entradas e saídas as tem tornado prósperas no reconhecimento de padrões e na modelagem de sistemas complexos. Devido à sua estrutura, as redes neurais são bastante eficazes no aprendizado de padrões a partir de dados não lineares, incompletos, com ruído ou compostos por exemplos contraditórios.

Características de uma RN: Procura paralela e endereçamento pelo conteúdo, aprendizado, associação entre padrões (ex: sintomas a uma doença, características do cliente a fraude), generalização ou abstração, robustez e degradação gradual (a perda de um conjunto de elementos processadores e/ou conexões sinápticas não causa o mau funcionamento da rede neural).

Três conceitos básicos caracterizam os diversos tipos de redes neurais: o modelo do neurônio artificial, sua estrutura de interconexão (topologia) e a regra de aprendizado.

3.1.2. O Neurônio Artificial

Assim como o nosso sistema nervoso é composto por bilhões de neurônios, a rede neural artificial também é formada por unidades elementares, denominadas neurônios artificiais.

O neurônio artificial i , tipicamente denominado elemento processador, é inspirado no neurônio biológico, possuindo um conjunto de entradas x_m (dendritos) e uma saída y_i (axônio). As entradas são ponderadas por pesos sinápticos w_{km} (sinápses), que determinam o efeito da entrada x_m sobre o processador i . Estas entradas ponderadas são somadas, fornecendo o potencial interno do processador (net_i). A saída ou estado de ativação y_i do elemento processador i é finalmente calculada através de uma função de ativação ϕ , tipicamente uma função sigmoideal. Isso é ilustrado na imagem a seguir:

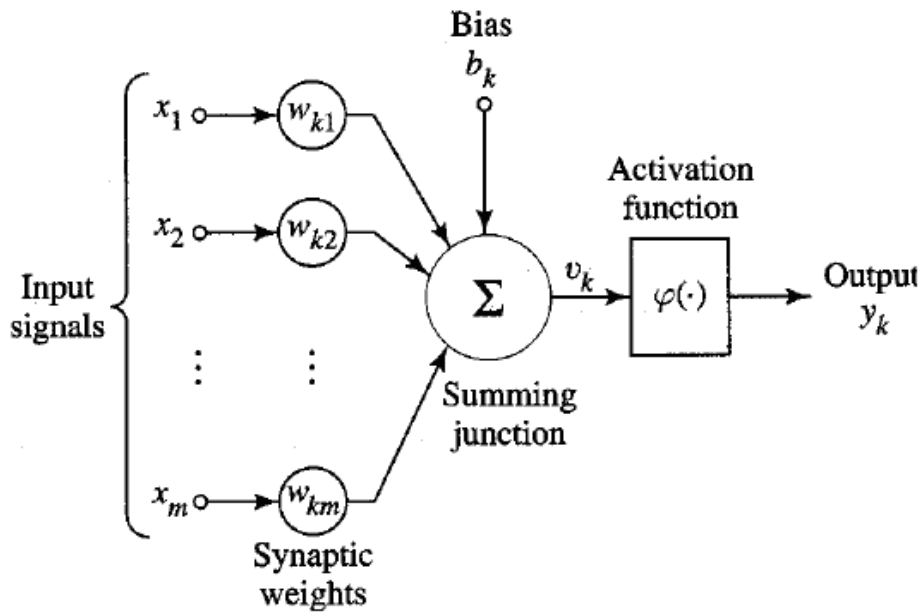


Figura 4: Neurônio Artificial

3.2.2. Função de Ativação

É a função que determina o nível de ativação do Neurônio Artificial. A função de ativação φ processa o sinal net_j para produzir a saída final do neurônio, y_k . Esta função pode ter várias formas: uma simples função linear, uma função degrau, ou ainda uma função que simule mais precisamente as características não lineares do neurônio biológico, como a função logística ou sigmóide, a qual é representada matematicamente por $F(x) = 1/(1+e^{-x})$; e a função tangente hiperbólica, que possui uma forma similar a sigmóide e é frequentemente usada por biólogos para o modelo matemático de ativação das células nervosas. A imagem abaixo ilustra funções de ativação de um neurônio.

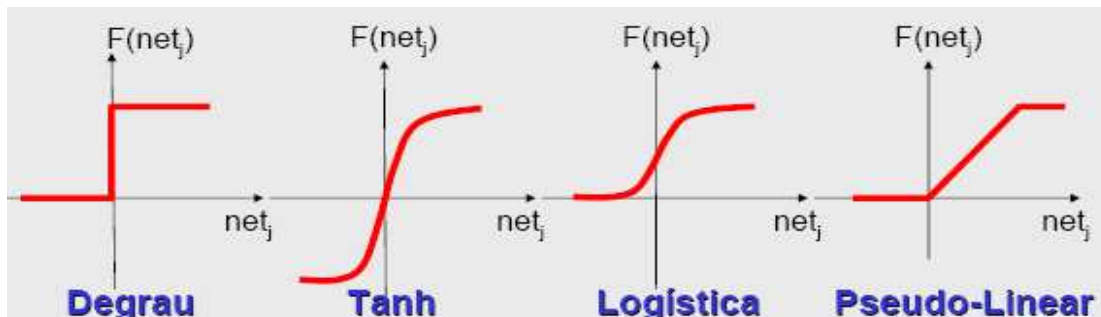


Figura 5: Funções de Ativação

3.2.3. Topologia

As topologias das redes neurais artificiais podem ser divididas em duas classes: Não Recorrentes e Recorrentes.

3.2.3.1. Redes Neurais não Recorrentes (*Feed-Forward*)

São aquelas que não possuem realimentação de suas saídas para suas entradas e por isso são ditas “sem memória”. A estrutura das redes neurais não-recorrentes é em camadas, podendo ser formadas por uma camada única ou múltiplas camadas (RN multicamadas). Também chamadas de Redes *Feed-Forward*, as RNs não-recorrentes são redes de uma ou mais camadas de processadores, cujo fluxo de dados é sempre em uma única direção, isto é, não existe realimentação. As redes neurais multicamadas contêm um conjunto de neurônios de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas escondidas. A entrada não é considerada uma camada da rede, pelo fato de apenas distribuir os padrões. A camada de saída contém neurônios que fornecem a saída da rede. As camadas que não possuem ligações diretas nem com a entrada e nem com a saída são denominadas de camadas escondidas. No caso de redes não-recorrentes não existem conexões ligando um neurônio de uma camada a outro de uma camada anterior, nem um neurônio da mesma camada.

3.2.3.2. Redes Neurais Recorrentes

São redes que contém realimentação das saídas para as entradas, sendo suas saídas determinadas pelas entradas atuais e pelas saídas anteriores. As redes recorrentes, quando organizadas em camadas, possuem interligações entre neurônios da mesma camada e entre camadas não consecutivas, gerando interconexões bem mais complexas que as redes neurais não recorrentes.

As redes neurais recorrentes, também chamadas redes neurais com memórias por possuírem realimentação, respondem a estímulos dinamicamente, isto é, após aplicar uma nova entrada, a saída é calculada e então realimentada para modificar a entrada. Para redes estáveis, este processo é repetido várias vezes, produzindo pequenas mudanças nas saídas, até estas ficarem constantes.

Todavia as redes neurais recorrentes não são necessariamente estáveis, mesmo com entradas constantes. O fato de não se conseguir prever quais redes seriam estáveis foi um problema que preocupou os pesquisadores até o início da década de 1980, quando foi provado um teorema para definir quando as redes neurais recorrentes são estáveis. Este teorema diz que, para RNs recorrentes alcançarem um estado estável, é necessário que possuam conexões simétricas, $w_{ij} = w_{ji}$, sendo $w_{ii} = 0$.

3.2.4. Treinamento

Treinamento é o processo pelo qual os parâmetros livres (pesos sinápticos) de uma RN são adaptados através de um processo contínuo de estimulação pelo ambiente.

O objetivo do treinamento de uma rede neural é fazer com que a aplicação de um conjunto de entradas produza um conjunto de saídas desejado. Cada entrada e saída desejada é chamada de vetor de treinamento. O treinamento é realizado pela aplicação seqüencial dos vetores de entrada (e em alguns casos também de saída), enquanto os pesos da rede são ajustados de acordo com um procedimento de treinamento pré-determinado. Durante o treinamento, os pesos da rede gradualmente convergem para determinados valores, de modo que a aplicação dos vetores de entrada produza as saídas necessárias.

O aprendizado de uma rede neural não alcança 100%, senão a rede fica “viciada” e só reconhece os padrões usados durante o treinamento, não sendo capaz de reconhecer padrões ruidosos.

Os procedimentos de treinamento podem ser classificados em: Supervisionado, Não Supervisionado e *Reinforcement Learning*.

3.2.4.1. Treinamento Supervisionado

Necessita de um par de vetores compostos da entrada e do vetor alvo que se deseja como saída. Juntos, estes vetores são chamados de par de treinamentos (*training pair*) ou vetor de treinamento, sendo que geralmente a rede é treinada com vários vetores de treinamento.

No treinamento o vetor de entrada é aplicado. A saída da rede é calculada e comparada com o correspondente vetor alvo. O erro encontrado na saída é calculado e então realimentado através da rede e os pesos são atualizados de acordo com um algoritmo determinado a fim de minimizar este erro. Para acertar os pesos da rede, todas as saídas são somadas, assim todos os processadores (neurônios) serão corrigidos. Este processo de treinamento é repetido até que o erro, para todos os vetores de treinamento, tenha alcançado o nível especificado.

Função Objetivo (*Sum of Squared Errors*) – Cálculo do Erro

$$E_{sse} = \sum_p \sum_j (t_{pj} - y_{pj})^2$$

P = padrões

J = elemento processador de saída

3.2.4.2. Treinamento não Supervisionado

Não requer vetor alvo para as saídas. O conjunto de treinamento modifica os pesos da rede de forma a produzirem saídas que sejam consistentes, isto é, tanto a apresentação de um dos vetores de treinamento, como a apresentação de um vetor que é suficientemente similar, irá produzir o mesmo padrão nas saídas. O processo de treinamento extrai as propriedades estáticas do conjunto de treinamento e agrupa os vetores similares em classes.

Esse tipo de treinamento costuma ser usado quando não se conhece a saída.

Nesse treinamento a saída não é informada (*Self-Organization*), a rede deve se ajustar para acertar a saída. São definidos, normalmente, os grupos para que a rede possa enquadrar as saídas nesses grupos ou a própria rede cria esses grupos (problema de “clusterização”, ou agrupamento), de maneira a classificar a saída para um dos grupos de acordo com as características mais relevantes dos dados de entrada. Quando o grupo é criado pela rede, a compreensão do que cada grupo significa é feita após o aprendizado da rede.

Para classificação por grupo, a rede analisa as características da entrada e o neurônio mais próximo da entrada (proximidade baseada nas características)

“pega” essa entrada e a partir da saída gerada os pesos sinápticos são reajustados, para melhor classificação futura. Nesse tipo de treinamento, somente o peso do neurônio no qual a saída foi classificada será reajustado.

3.2.4.2.1. Reinforcement Learning

Semelhante ao Treinamento Supervisionado, existe um objetivo;

Não existe um *target* para cada padrão;

Existe uma realimentação, sinal de reforço, que avalia a resposta como boa ou ruim;

O objetivo é maximizar a quantidade de reforço positivo, exemplo: aprendizado de jogos e robôs autômatos.

Ex: Ao bater em um obstáculo o robô recebe um estímulo negativo e sabe que a saída está errada.

O sistema de aprendizado aprende a realizar certa tarefa somente com base nos resultados de sua experiência com uma interação com o ambiente.

4. Arquitetura do Modelo Proposto

Neste capítulo, será detalhada a arquitetura do modelo do sistema proposto nessa monografia. A utilização das técnicas explicitadas no capítulo anterior será detalhada aqui, como resultado será apresentado o desenho do sistema a ser implementado.

A Análise Técnica foi utilizada durante todo o processo de desenvolvimento dessa monografia. O entendimento do problema encontrado, bem como as possíveis soluções observadas só foi possível com a utilização da Análise Técnica. A escolha da solução que está sendo proposta por essa monografia também está apoiada na utilização de indicadores da Análise Técnica para a geração dos dados de entrada para a Rede Neural.

Uma Rede Neural eficiente necessita que os dados utilizados na entrada da rede sejam coerentes e que realmente apresente as informações necessárias e relevantes, informação sem relevância ou com baixo grau de relevância pode prejudicar o desempenho de uma Rede Neural. Além disso, é importante ressaltar que o formato apresentado pelos dados de entrada também influenciam no desempenho da rede. A definição dos dados de entrada de uma Rede Neural constitui uma das partes mais importantes de um sistema de Rede Neural.

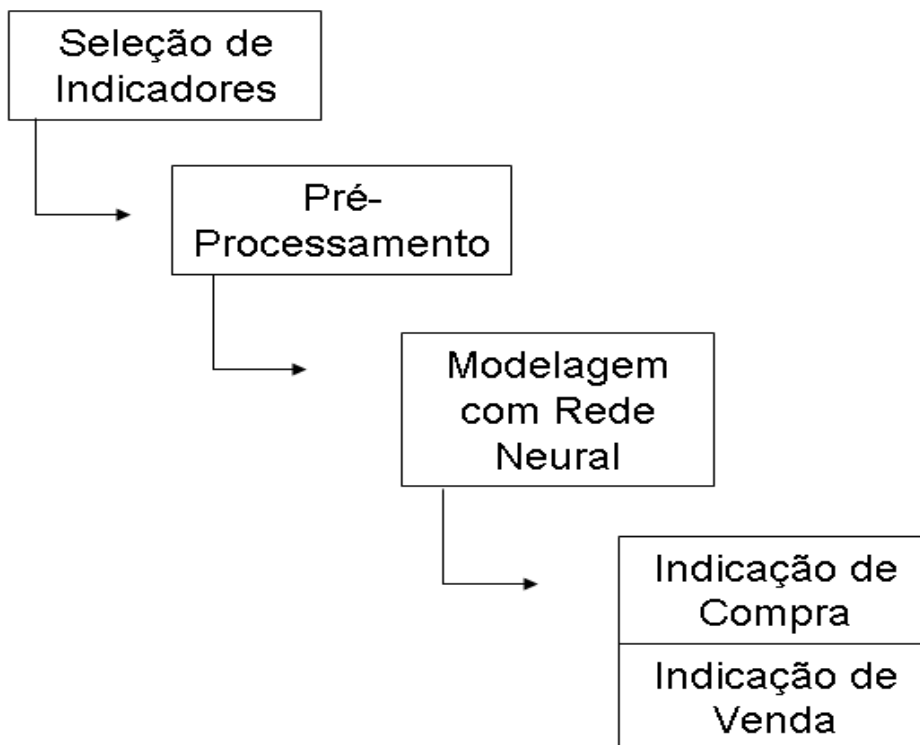


Figura 6: Arquitetura do Modelo

A figura acima ilustra a arquitetura geral do modelo, com todas as etapas da sua construção. Os tópicos a seguir detalharão cada fase do modelo proposto.

4.1. Seleção de Indicadores

Nesta etapa, foram analisados alguns indicadores da Análise Técnica para definir quais desses indicadores seriam utilizados como entrada para a Rede Neural. Toda essa análise foi realizada com o auxílio de um especialista dessa técnica.

A análise envolveu o tipo de informação dado pelo indicador e a relação entre esses indicadores. Ou seja, era necessário que os indicadores concedessem informações complementares entre eles, pois se houve algum tipo de informação conflitante isso faria com que a Rede não fosse capaz de aprender corretamente o padrão dos dados apresentados.

Como resultado dessa fase, foram definidos como dados de entrada as informações obtidas de quatro indicadores, que são: Topos e fundos, Média Móvel de 10 Períodos Deslocada, Média Móvel Exponencial de 9 Períodos e Didi Index.

Além das informações geradas através do cálculo dos indicadores acima, também foram utilizados como entrada para a Rede Neural as informações do valor de abertura, valor de fechamento, valor máximo do dia e valor mínimo do dia.

4.2. Pré-Processamento

Nesta etapa são utilizadas técnicas de pré-processamento e transformação dos dados para aumentar a qualidade e o poder de expressão dos dados que serão utilizados como entrada para a Rede Neural. Decisões de qualidade precisam ser tomadas sobre dados com qualidade, e é isso que permitir construir um modelo confiável.

Também é nessa etapa que serão definidos os formatos de cada informação de entrada e quais as informações que agregaram à rede como entrada. No caso desse modelo proposto, para todos os indicadores selecionados no capítulo

anterior, foi comprovado que as informações de tais indicadores seriam altamente relevantes para a composição da Rede.

Quanto ao formato dos valores de Topo e Fundo, foi definido que quando o gráfico mostrava um movimento crescente de preço sendo transformado em um movimento decrescente comprovando um topo a Rede recebia como entrada o valor 1, e o contrário o valor 0. O mesmo foi feito para os valores do Fundo, quando o movimento contrário era observado.

Para a Média Móvel de 10 Períodos Deslocada inicialmente foi definido que seria disponibilizado para a Rede a informação de quando essa média cruza a Média Móvel Aritmética (valor igual a 1, e valor igual a 0 no caso contrário). Porém, um melhor desempenho foi observado ao colocar como entrada da Rede os cálculos dessas duas médias, com os valores normalizados. O mesmo ocorreu no caso da Média Móvel Exponencial de 9 Períodos, no qual foi informado o cálculo dessa média, com o valor normalizado pelos método do mínimo e máximo, como mostra a equação a seguir:

$$X_N = \frac{X - X_{Min}}{X_{Max} - X_{Min}}$$

Onde X_N é o valor normalizado, X é o valor do dado real, X_{Min} é o mínimo valor dos dados e X_{Max} é o máximo valor dos dados.

Já para o Didi Index, o melhor desempenho da Rede foi observado com a utilização do valor normalizado do cálculo para a formação das duas linhas desse indicador.

Os valores de abertura, fechamento, máxima e mínima semanal também foram normalizados pelo método de mínimo e máximo, para serem utilizados como entrada da Rede Neural.

Os dados utilizados correspondem à série histórica de preço de ações preferenciais da Petrobras (código PETR4) negociadas na Bovespa, foi usada a série de preços de periodicidade semanal correspondente ao período de 15/10/1999 a 28/05/2010. É importante ressaltar que os dados históricos utilizados englobam o período de crise econômica do ano de 2008, o que gera uma dificuldade maior de aprendizado para a Rede Neural e pode aumentar a taxa de erro da mesma. O gráfico a seguir mostra a variação semanal do valor de

fechamento da ação PETR4 para o período utilizado no modelo proposto. Neste gráfico fica evidenciada a influência da crise de 2008 no preço da ação utilizada no modelo.

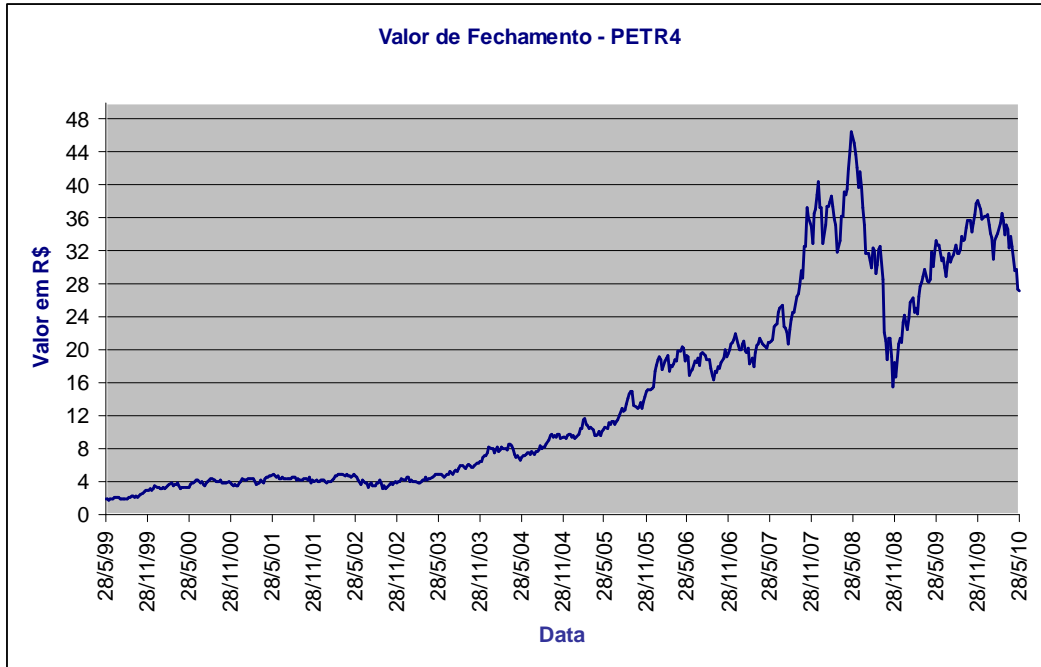


Figure 7: Variação do Valor de Fechamento da PETR4

Estes dados foram divididos em três grupos denominados conjunto de treinamento, conjunto de validação e conjunto de teste. O conjunto de treinamento considera os dados correspondentes ao período de 15/10/1999 a 09/03/2007, o conjunto de validação considera os dados correspondentes ao período de 16/03/2007 a 01/05/2009, esses dois conjuntos foram empregados no processo de treinamento das redes neurais. O conjunto de teste contém os dados que nunca foram apresentados a rede neural e tem por finalidade avaliar o desempenho real da rede neural, isto é, a sua capacidade de generalização. O conjunto de teste considera os dados correspondentes ao período de 08/05/2009 a 28/05/2010.

4.3. Modelagem com Rede Neural

Como já foi dito o objetivo do modelo proposto de fornecer informações precisas do momento de comprar ou vender uma ação. Essas informações, embora complementares, são divergentes. São complementares, pois o ato de investir em

uma ação se inicia no momento que se comprar uma ação e só se encera quando a mesma é vendida. E são divergentes, pois a análise necessária para definir cada um desses momentos precisa ter focos diferentes.

Para possibilitar que as análises necessárias sejam realizadas com o foco correto, esse modelo propõe que sejam construídas duas Redes Neurais, onde uma irá aprender os padrões necessários para informar quando se deve comprar uma ação e a outra irá aprender os padrões necessários para informar quando se deve vender uma ação. Ambas as rede farão uso dos mesmos dados de entrada.

O melhor modelo encontrado para tais Redes, com menores taxas de erro, constitui de duas Redes Neurais, cada uma com uma camada escondida, onde os neurônios de dessas camadas utilizam uma função tangente hiperbólica como função de ativação. Em ambas as redes, a camada de saída utiliza a função de ativação Sigmóide. A rede em questão é do tipo *Feedforward Backpropagation*.

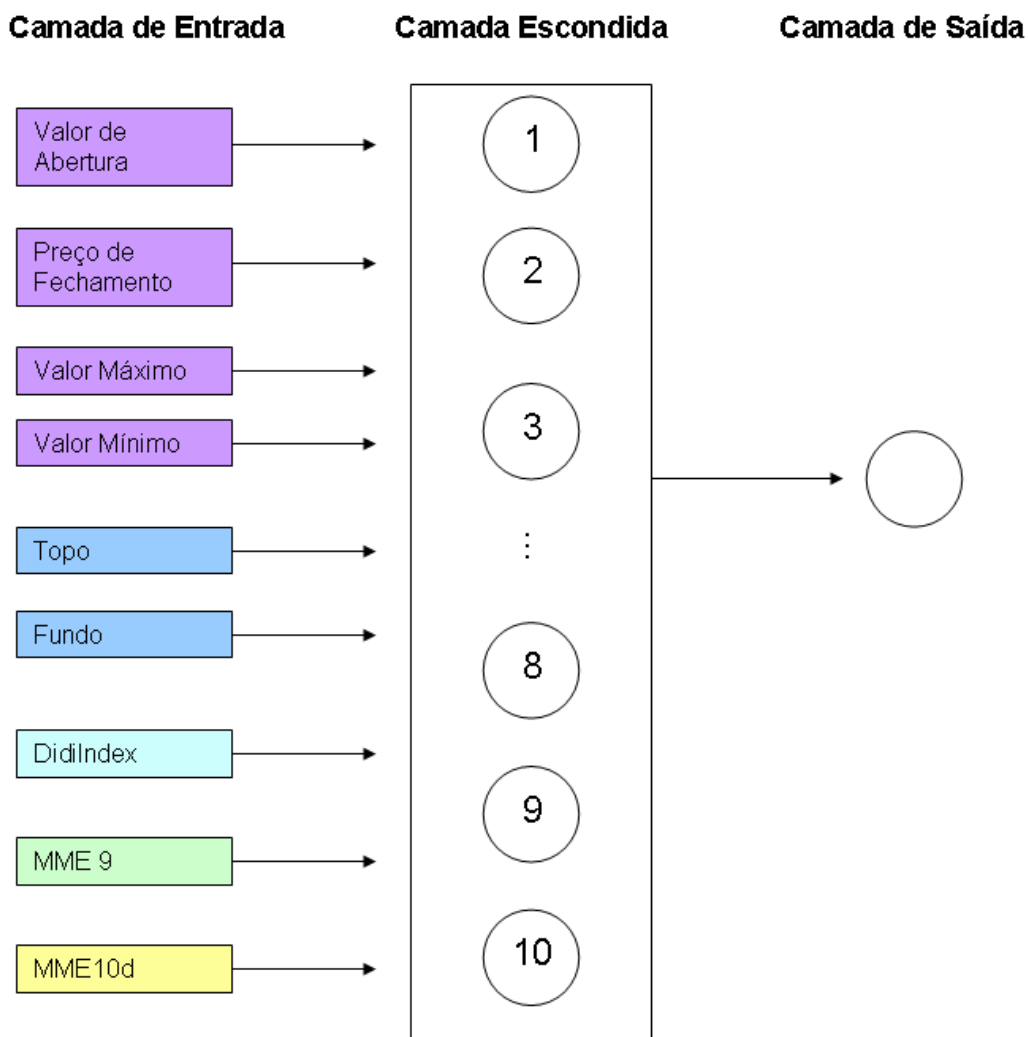


Figure 8: Arquitetura das Redes Neurais

A imagem acima representa a arquitetura de ambas as Redes Neurais do modelo: a RN indicativa de compra e a RN indicativa de venda. Como mostra a figura, as redes terão nove entradas, dez neurônios na camada escondida e um neurônio na camada de saída. A rede responderá como saída o valor 0 ou o valor 1. Para a RN indicativa de compra a resposta 0 indicará que não é o momento adequado para se comprar a ação e a resposta 1 indicará que é o momento adequado para se comprar o papel. Já para a RN indicativa de venda a resposta 0 indicará que não é o momento adequado para se vender a ação e a resposta 1 indicará que é o momento adequado para se vender o papel.

5. Resultados

A seguir serão apresentados os melhores resultados para os melhores modelos de Rede Neural encontrados no processo de desenvolvimento dessa monografia.

Nas tabelas abaixo estão às médias dos erros das execuções das melhores configurações encontradas para a Rede. Conforme já foi dito, a melhor configuração da rede é com 10 neurônios na camada escondida na camada escondida os neurônios utilizam a função de ativação tangente hiperbólica (tansig) e na camada de saída a função de ativação é a Sigmóide (logsig).

A segunda melhor configuração é uma Rede também com 10 neurônios na camada escondida, onde na camada escondida é utilizada a função linear (purelin) como função de ativação e na camada de saída é utilizada uma função Sigmóide como função de ativação.

A linha destacada em amarelo na tabela abaixo apresenta o erro médio para a melhor Rede Neural encontrada e utilizada na construção do modelo proposto dessa monografia.

Neurônios nas Camadas Escondidas	Função de Ativação 1ª Camada Escondida	Função de Ativação Camada Saída	Erro Treinamento	Erro Validação	Erro Teste
9	purelin	logsig	0,16540	5,52882	5,70820
9	tansig	logsig	0,31065	9,20503	9,63960
10	purelin	logsig	0,08643	0,08640	0,77555
10	tansig	logsig	0,05902	0,05900	0,27141
11	purelin	logsig	0,18217	9,63960	9,20503
11	tansig	logsig	0,16540	5,70820	5,52882

Tabela 1: Melhores Resultados Obtidos para a RN de Compra

Neurônios nas Camadas Escondidas	Função de Ativação 1ª Camada Escondida	Função de Ativação Camada Saída	Erro Treinamento	Erro Validação	Erro Teste
9	purelin	logsig	0,1674	5,53082	5,7102
9	tansig	logsig	0,31165	9,20603	9,6406
10	purelin	logsig	0,08843	0,0884	0,77755
10	tansig	logsig	0,06102	0,061	0,27341
11	purelin	logsig	0,18417	9,6416	9,20703
11	tansig	logsig	0,1674	5,7102	5,53082

Tabela 2: Melhores Resultados Obtidos para a RN de Venda

Como é possível observar nas tabelas acima ambas as Redes Neurais, a de compra e a de venda, possuem comportamento similares. A diferença dessas redes está no aprendizado, pois cada uma tem uma característica diferente à analisar para gerar uma resposta, uma orientada a sinalizar a compra de ações e a outra para sinalizar a venda de ações.

Para comprovar os resultados das redes, foram dados a cada rede para avaliar o comportamento das mesmas em uma simulação de uso. Os gráficos abaixo foram gerados com os resultados das RNs dessa simulação, e novamente é possível observar a compatibilidade de desempenho das redes.

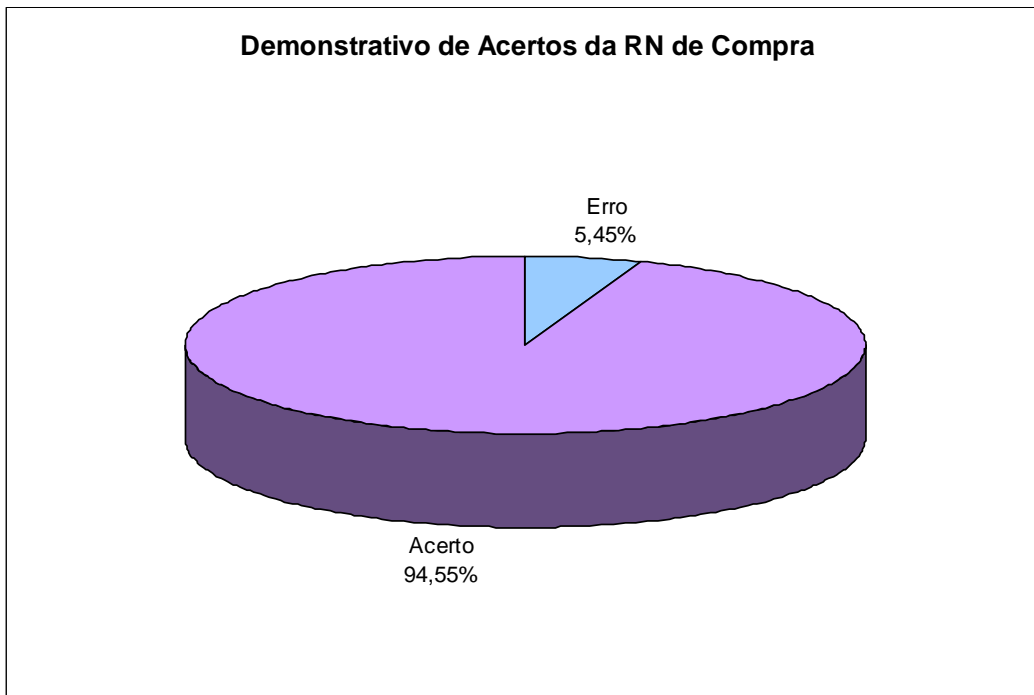


Figura 9: Demonstrativo de Acertos da RN de Compra

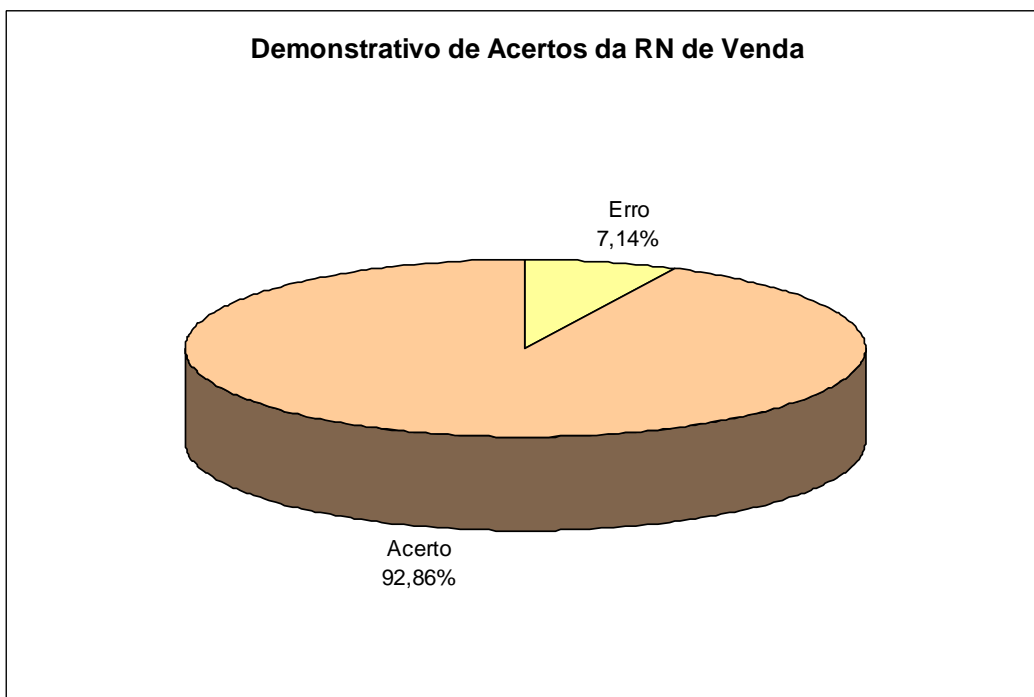


Figura 10: Demonstrativo de Acertos da RN de Venda

Para melhor análise do resultado obtido com o modelo final da Rede Neural, foi realizada uma simulação de um investimento com as respostas geradas pela rede. O investimento inicial foi de R\$ 101.955,00. Esse investimento foi

realizado na semana do dia 17/07/2009, conforme a indicação da RN de compra, entrando em uma posição comprada¹, para um valor de abertura da ação de R\$ 29,13, correspondente a compra de 3500 ações da PETR4 (ações preferenciais da Petrobras). A resposta da rede de venda foi para a semana do dia 30/10/2009, com valor de fechamento da ação em R\$ 34,33. A data de venda esperada era para a semana do dia 18/12/2009, com valor de fechamento da ação em R\$ 35,84, assim todas as ações foram vendidas nessa data a esse preço.

Apesar de a rede ter indicado uma saída antecipada, foi possível obter um bom rendimento com a simulação de investimento realizada, obtendo um retorno de 17,9% no período (aproximadamente quatro meses). A figura a seguir apresenta as indicações de compra e venda sugeridas pela rede neural, observa-se que três semanas depois da indicação de venda de ações da RN o preço das ações começa a cair significativamente, tal forma que a indicação na data de venda esperada ou sugerida o preço está com três semanas de queda, sendo que este preço continua caindo por alguns meses após essa data. Sendo que a diferença de retorno entre a data de venda indicada pela RN e a data sugerida ou esperada é apenas de 5,2%.

¹ Assumir uma posição vendida significa simplesmente vender um ativo que não está na carteira. Assim, quando um investidor realiza uma venda a descoberto, ele está vendendo algo que não tem, mas que irá tomar emprestado junto à sua corretora. Para assumir uma posição vendida, o investidor deve alugar o mesmo ativo junto a algum investidor que possua o ativo.

O aluguel de um papel tem paralelos com o aluguel de um imóvel, por exemplo. No caso, quem toma emprestado, ou tomador, irá pagar uma taxa pelo aluguel, para o proprietário do ativo, ou doador, ficando com os riscos de alta ou baixa do ativo durante o prazo do aluguel.

O motivo mais comum para assumir uma posição vendida é especulativo: acreditar que o preço do ativo irá cair. Isso permite que o investidor "venda caro" para depois comprar mais barato.

Para reverter esta transação, basta o investidor comprar a mesma quantidade do ativo no mercado, zerando sua posição. No caso de operações com ações, estas transações são realizadas através de uma corretora de valores, contando com a CBLC (Companhia Brasileira de Liquidação e Custódia) como reguladora da operação, exigindo garantia para quem toma as ações emprestadas.

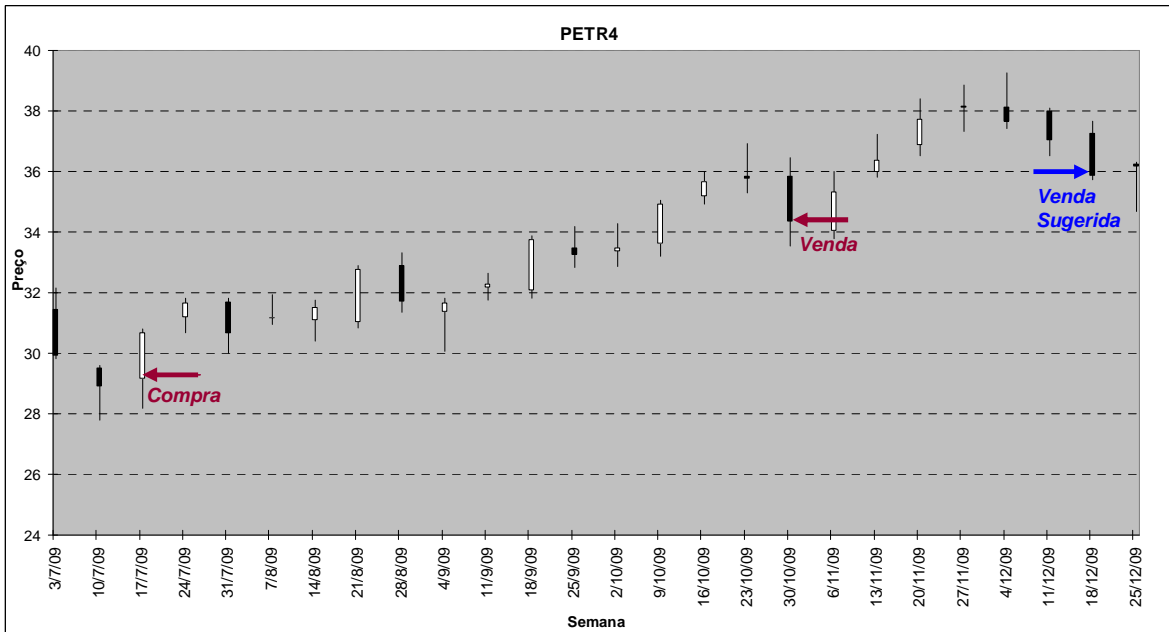


Figura 11: Indicações de Compra e Venda da Rede Neural

O gráfico a seguir mostra a comparação entre o valor de aporte inicial, com o rendimento gerado pelas respostas da rede e o valor de rendimento esperado. É importante ressaltar de a data de entrada gerada pela RN era a data esperada como resposta. Observe que para o período de análise a rede neural indicou só uma compra e uma venda.

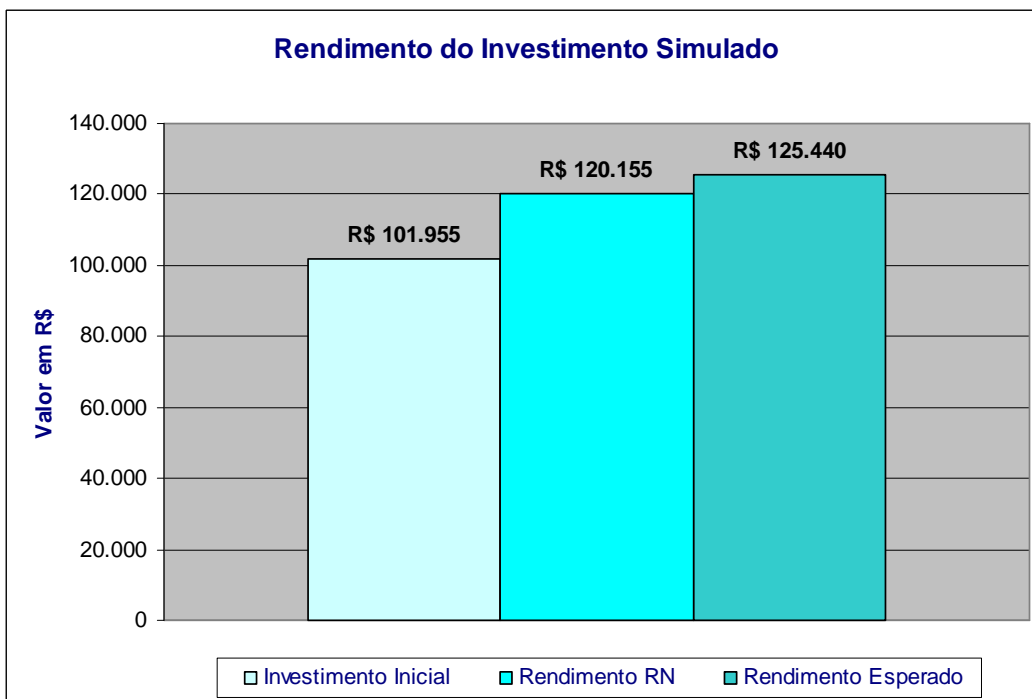


Figura 12: Rendimento do Investimento Simulado

A seguinte indicação foi dada pela rede de venda, indicando entrada em posição vendida, isto é, alugar ações para vendê-las, e só recompra-as quando o preço esteja mais baixo. Assim a RN indica entrada na posição vendida no dia 18/12/2009 (que é a mesma data de venda esperada para a posição comprada vista anteriormente), vendendo ações ao preço de fechamento da ação de R\$ 35,84, para o capital disponível de R\$ 120.155,00 e considerando que não se negociaria no mercado fracionário (venda de um número inteiro de lotes de ações, 1 lote corresponde a 100 ações), foram vendidas 3300 ações da PETR4 (ações preferenciais da Petrobras). A resposta da rede de compra foi para a semana do dia 5/03/2010, para comprar 3300 ações ao preço de fechamento da ação em R\$ 35,03 encerrando a posição vendida com um lucro de R\$ 0,81 por ação, que faz um total de R\$ 2.673,00 de lucro na posição vendida, o que representa um retorno ao investimento de 2,3% no período de aproximadamente três meses. A figura abaixo apresenta as indicações da rede neural de venda e recompra de ações para a posição vendida.

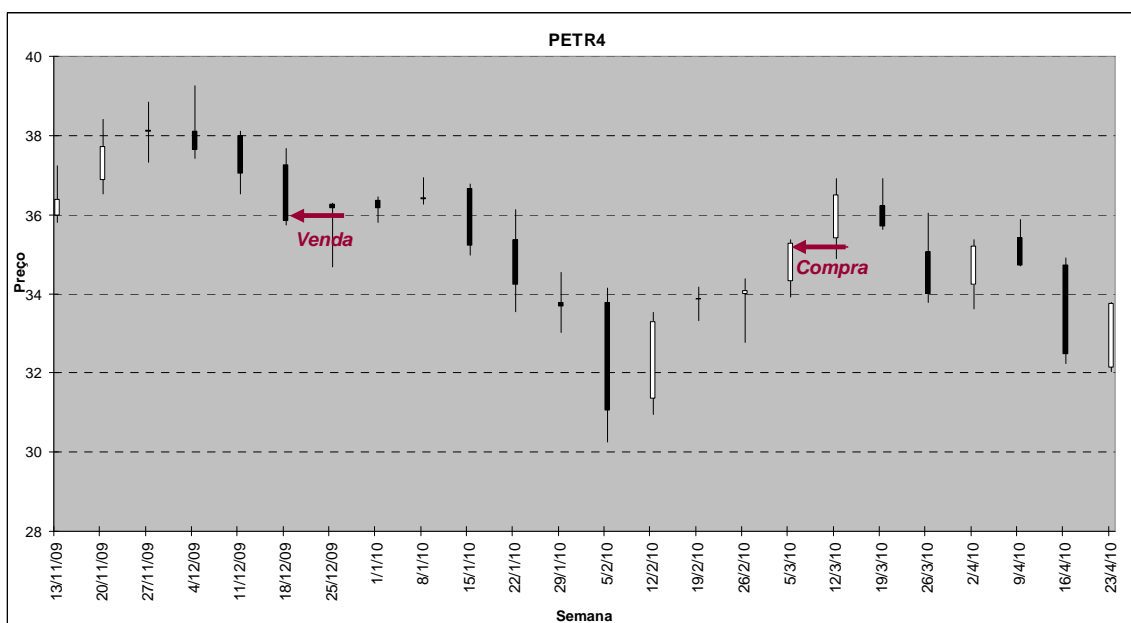


Figura 13: Indicações de Venda e Compra da RN para a Posição Vendida

O gráfico a seguir mostra a comparação entre o valor de aporte inicial, com a venda de ações e o valor da recompra das ações para o caso a posição vendida.

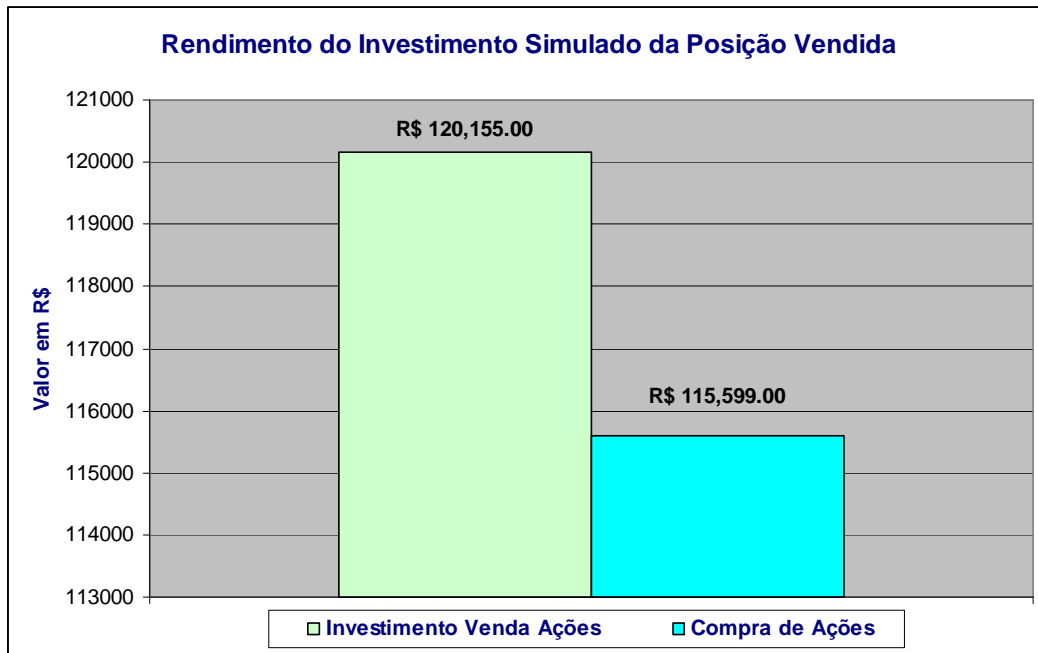


Figura 14: Rendimento do Investimento Simulado na Posição Vendida

Observe que para o período de análise a rede neural indicou duas posições de investimento uma posição de compra (compra ações para vende-as depois a um preço maior) e uma posição de venda (aluga ações para vende-as e compra-as depois a um preço menor).

6. Conclusões e Trabalhos Futuros

A motivação dessa monografia foi criar uma ferramenta de fácil utilização e que fornecesse uma resposta objetiva para que um investidor que não possui todo o conhecimento técnico que um especialista pudesse comprar e vender ações no momento certo, de forma que a ferramenta indique o momento para comprar ações (neste estudo da Petrobras) e o melhor momento de vender as ações, de forma a ter algum ganho.

O modelo aqui proposto apresentou um erro aceitável, o que comprova a solidez do mesmo. Entretanto, o valor de uma ação pode sofrer influências externas, de fatores como política, economia de outros países, etc. Para garantir o melhor aproveitamento desse modelo, o ideal é que ele seja utilizado por um especialista que vai ponderar a resposta do sistema com os fatores externos que podem influenciar no preço de uma ação. Contudo, isso não impede que o investidor sem conhecimentos técnicos possa utilizar o sistema. Muito pelo contrário, dadas às baixas taxas de erro apresentadas pelo modelo aqui proposto, esse investidor poderá realizar investimentos mais assertivos maximizando seu lucro.

Pelos resultados obtidos pela rede neural observa-se que a rede neural aprendeu de forma a dar indicações de compra e venda de ações com um perfil conservador de investimento, isto é não correr riscos por buscar maiores retornos, vê-se esse perfil claramente com a indicação de venda na posição comprada, a rede indicou uma venda antecipada, a qual para um investidor com mais conhecimento e com o mesmo perfil conservador seria preferível um retorno um pouco menor que aceitar mais risco para aumentar ligeiramente o retorno, como foi observado na seção de resultados, onde o ganho por manter a posição até a data sugerida aumentaria o retorno apenas em 5%, mas a partir dessa data o preço das ações continua caindo significativamente por alguns meses.

Observou-se também que a Rede Neural deu boas indicações para posição vendida, aproveitando eficientemente o período de queda que apresentou o conjunto de teste, para obter um retorno do investimento de 2,3%.

Ao simular o investimento considerando as indicações da rede neural para o período do conjunto de teste, obteve-se um retorno do investimento de 20,2%, o que representa um lucro de R\$ 20.873,00.

Outro fator importante para o sucesso na utilização do sistema, e atualizar o treinamento da rede periodicamente, pois os padrões de valores e, conseqüentemente, dos resultados dos indicadores são mutáveis ao longo do tempo. Isso foi possível observar nos dados utilizados para o treinamento da Rede Neural. Os dados dos primeiros anos tinham um comportamento e padrões diferentes dos anos mais atuais (efeito provocado pela crise de 2008).

Um novo treinamento da Rede Neural com dados históricos sem a influência da crise de 2008 também pode melhorar o desempenho da rede, diminuindo o erro da mesma, mas esta abordagem só poderia ser utilizada em tempos sem crise. Para tratar os dados em tempo de crise pode-se utilizar outra rede neural treinada especialmente para estes casos de crise.

Uma alternativa para melhorar a qualidade das respostas do modelo proposto nessa monografia, seria aumentar os indicadores utilizados, onde um modelo de um Algoritmo Genético poderia selecionar a melhor combinação desses indicadores. Assim, a Rede Neural poderia ter uma melhor combinação dos seus valores de entrada.

Concluimos que o modelo proposto é viável e, com o investimento intelectual correto, pode ser agregado a melhorias que o tornaria ainda melhor.

Referências Bibliográficas

CAVALCANTE, Francisco & MISUMI, Jorge Yoshio & RUDGE, Luis Fernando. **Mercado de Capitais O Que é e Como Funciona**. Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2005.

HAYKIN, Simon. **Redes Neurais Princípios e Prática**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

VELLASCO, Marley Maria B. Rabuzzi & PACHECO, Marco Aurélio Cavalcanti. **Sistemas Inteligentes de Apoio à Decisão Análise Econômica de Desenvolvimento de Campos de Petróleo sob Incerteza**. Rio de Janeiro: Editora PUC-Rio, 2007.

Conceitos de Mercado de Ações, Análise Técnica e Indicadores. Disponível em <<http://www.avanteinvestimentos.com.br>>. Acessado em 07/2010.

Conceitos de Mercado de Ações, Análise Técnica e Indicadores. Disponível em <<http://www.investmax.com.br>>. Acessado em 04/2010.

Conceitos de Mercado de Ações, Análise Técnica e Indicadores. Disponível em <<http://www.luizfreire.com>>. Acessado em 04/2010.

Conceitos de Mercado de Ações, Análise Técnica e Indicadores. Disponível em <<http://www.ricardoborges.com>>. Acessado em 04/2010.

Conceitos de Mercado de Ações, Análise Técnica e Indicadores. Disponível em <<http://wiki.advfn.com>>. Acessado em 04/2010.

Conceitos de Mercado de Ações, Análise Técnica e Indicadores. Disponível em <<http://economia.uol.com.br>>. Acessado em 04/2010.

Definições de Sistemas Complexos e outras definições técnicas do Mercado de Ações. Disponível em <<http://pt.wikipedia.org>>. Acessado em 04/2010.

Comportamento do Mercado de Ações e Conceitos do Mercado de Ações. Disponível em <<http://oglobo.globo.com/blogs/mundointeligente>>. Acessado em 04/2010.