

Universidade do Estado do Pará
Centro de Ciências Naturais e Tecnologia
Curso de Graduação em Engenharia de Produção



Pamela da Silva Coelho

**PREVISÃO DO PREÇO MÉDIO DE AÇÃO
PREFERENCIAL: ESTUDO EM EMPRESA ATUANTE NA
BM&F BOVESPA MEDIANTE REDE NEURAL ARTIFICIAL
POLINOMIAL *GROUP METHOD OF DATA HANDLING*
(GMDH)**

BELÉM - PA
2015

PAMELA DA SILVA COELHO

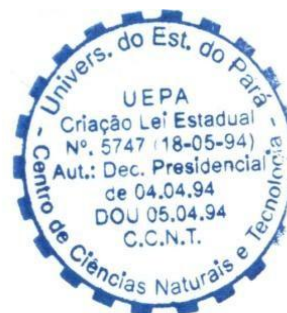
**PREVISÃO DO PREÇO MÉDIO DE AÇÃO
PREFERENCIAL: ESTUDO EM EMPRESA ATUANTE NA
BM&F BOVESPA MEDIANTE REDE NEURAL ARTIFICIAL
POLINOMIAL *GROUP METHOD OF DATA HANDLING*
(GMDH)**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Centro de Ciências Naturais e Tecnologia
da Universidade do Estado do Pará como
requisito avaliativo parcial para obtenção do
grau de Engenharia de Produção.
Orientador: Prof. Dr. José Alberto Silva de Sá.

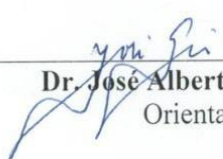
BELÉM - PA
2015




UNIVERSIDADE DO ESTADO DO PARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS NATURAIS E TECNOLOGIA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO



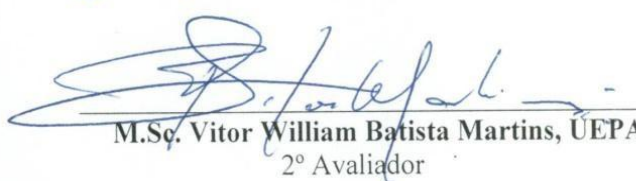
“Previsão do Preço Médio de Ação Preferencial: Estudo em Empresa Atuante na BM&F BOVESPA Mediante Rede Neural Artificial Polinomial *Group Method of Data Handling*”. Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito necessário para obtenção do título de Engenheiro de Produção pela aluna **Pâmela da Silva Coelho**, em 03 de dezembro de 2015, na Universidade do Estado do Pará (UEPA), e aprovado pela Banca Examinadora, formada pelos seguintes membros:



Dr. José Alberto Sá, UEPA
Orientador



Dr. Hélio Raymundo Ferreira Filho, UEPA
1º Avaliador



M.Sc. Vitor William Batista Martins, UEPA
2º Avaliador

Belém/PA, 03 de dezembro de 2015.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus Pai, Filho e Espírito Santo, que nunca me abandonou em todos os momentos da minha vida e a N. Sra. de Nazaré a quem tanto pedi que intercedesse por mim em cada novo passo, em cada nova palavra, em cada nova linha e em cada instante da minha vida.

Em segundo lugar, agradeço àquela a qual, mesmo que eu esteja a 10.000 Km de distância, sabe exatamente o que estou sentindo. À minha amiga, companheira, cúmplice e amada mãe que, com seu jeito doce, sereno, amoroso e compreensivo, sempre esteve ao meu lado. Neste ano de 2015, inúmeras atribulações me cercaram e me fizeram cair em muitos episódios. Contudo, ela nunca largou as minhas mãos e sempre me ajudou a levantar. Diversas lágrimas escorreram na minha face, mas ela sempre esteve por perto para enxugar cada uma, independente do momento. No acerto e no erro, na alegria e na tristeza, na saúde e na doença, nós sempre estamos juntas. É impossível não agradecer a presença dela na minha vida: a pessoa mais importante que Deus poderia me presentear.

Deixo o meu “muito obrigada” a toda a minha família, em especial a minha tia Eucy Amorim e minha avó Nazaré Amorim que estiveram presentes em um momento muito difícil deste ano e são dois exemplos de mulheres de fibra pelas quais tenho imenso respeito e admiração.

Agradeço a minha querida e linda irmã Yasmim Coelho, cujo companheirismo e amizade se afluam em momentos difíceis.

Ao meu pai pela parceria.

Meus agradecimentos a Universidade do Estado do Pará e todos os professores que tiveram enorme contribuição na construção da minha vida acadêmica.

Lembro, especialmente, dos meus professores.

À profa. Yvelyne Bianca Santos que atendia aos meus questionamentos mesmo altas horas da noite, sem nunca me deixar sem resposta.

Ao meu orientador, prof. Dr. José Alberto Silva Sá que me acompanhou até as últimas consequências do meu trabalho. Ele que mesmo com problemas de saúde não hesitou em aceitar o meu pedido de orientação. A ele que, em um momento crítico do desenvolvimento deste estudo, quando eu pensei em desistir e

achei que não houvesse mais saída, ele segurou a minha mão e me mostrou um caminho para continuar.

Ao prof. Hélio Raymundo, cuja solicitude no fornecimento de material para estudo permitiu a elaboração de boa parte deste trabalho.

À profa. Fátima, a qual sempre teve os alunos de Engenharia de Produção com muito carinho e sempre foi muito prestativa em todas as nossas necessidades.

À profa. Renata, a quem, mesmo sendo muito jovem, tenho profunda admiração por todo o arcabouço de conhecimento que possui.

Ao prof. André Clementino que, com seu jeito peculiar, ensinou-me muito no meu primeiro estágio e me fez amar a área de Planejamento e Controle da Produção.

Além desses, não posso deixar de agradecer ao grande, admirável, perspicaz, inteligente e encantador prof. Antônio Batista, o qual foi um divisor de águas na minha trajetória no curso de Engenharia de Produção.

Ao professor André Melo que me fez voltar a dar valor às coisas realmente importantes da academia.

Ao prof. Cláudio Serra que respondia as minhas dúvidas mesmo fora dos horários de aula, em disciplinas e trabalhos de outros professores com paciência e perspicácia.

Aos meus colegas conquistados ao longo da vida, em especial, à alegre Júlia Helena Nascimento que é minha confidente e tantas vezes apenas escutou e amparou minhas angústias.

À querida, inteligente e perfeccionista Tamires Ramos que é um exemplo de força e de mulher, com a qual sempre tive enorme companheirismo e estive ao meu lado em quase todos os trabalhos de faculdade.

A Ana Paula Reis que é um exemplo de simplicidade e ternura.

Ao meu colega Hélder Tapajós que sempre me repreendeu quando percebia que eu estava desviando do caminho certo.

Ao meu colega Luís Felipe que, mesmo com pouco tempo de amizade, fez questão de oferecer sua ajuda.

Ao meu chefe Edgar Ghammachi de comportamento forte, honesto, peculiar e encantador e que sempre se mostrou flexível diante das minhas necessidades de estudo.

A pessoas muito especiais como João Moreira o qual, ainda que não

assuma, sempre amou os alunos de Engenharia de Produção e tem uma alma pura que irradia bons sentimentos às pessoas que estão a sua volta. Estar ao lado dele é uma excelente experiência.

Ao Gerson Souza que muito me ajudou em todas as vezes que solicitei. Durante a execução deste trabalho, ele se mostrou um excelente colega.

Por fim, a outra pessoa que tive a oportunidade de conhecer seu trabalho por apenas 2 dias, mas que me valeram para a vida inteira. A ele que é extremamente especial e que, além de ter a marca do sucesso, incendia o ânimo apagado que as pessoas têm dentro de si. A ele que é sumamente inteligente sem perder a essência amigável de ajudar as pessoas que nem mesmo conhece direito e que me fez retomar o foco em um momento que desviei: Alan Martins.

“Bendito seja o Senhor, que de dia em dia nos carrega de benefícios; o Deus
que é a nossa salvação.”

Salmo 68: 19

COELHO, Pamela da Silva. **Previsão do Preço Médio de Ação Preferencial:** Estudo em empresa atuante na BM&F Bovespa Mediante Rede Neural Artificial Polinomial *Group Method of Data Handling* (GMDH). Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção) – Universidade do Estado do Pará. Belém, 2015.

RESUMO

O trabalho desenvolvido teve como tema a previsão do preço médio de uma ação preferencial de empresa listada na Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo. Ele teve por objetivo criar um regressor baseado na rede neural artificial polinomial *Group Method of Data Handling* (GMDH) a fim de realizar a previsão do preço médio da ação preferencial de uma empresa atuante na BM&F Bovespa. Para isso, foram coletados 300 valores de preço médio disponibilizados no *site* da BM&F Bovespa, organizados em duas massas de trabalho (treinamento e teste da rede). Foi aplicada a rede GMDH ao conjunto de dados utilizando-se o *software* Matlab R2011b. Por fim, obtiveram-se os seguintes valores de erro quadrático médio, raiz quadrada do erro quadrático médio, erro médio, desvio padrão e erro médio percentual absoluto para os dados de teste respectivamente: 0,06681345; 0,258483; -0,086406; 0,245704; 2,1327%. Diante disso, nota-se que o trabalho conseguiu criar um regressor consistente com a série de dados coletados.

Palavras-Chave: Previsão do preço médio de ação. Inteligência computacional. Rede Neural Artificial *Group Method of Data Handling*.

COELHO, Pamela da Silva. **Previsão do Preço Médio de Ação Preferencial:** Estudo em empresa atuante na BM&F Bovespa Mediante Rede Neural Artificial Polinomial *Group Method Of Data Handling* (GMDH). Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção) – Universidade do Estado do Pará. Belém, 2015.

ABSTRACT

The theme of the paper performed was the forecast of average price behavior of a preferential share of company listed in the Stock Market, Goods and Futures of São Paulo. The objective was the study of the conduct and to make the forecast of average price behavior of share with the application in the polynomial neural network Group Method of Data Handling (GMDH). For this reason there were collected 300 average price values available in the BM&F Bovespa site, organized in two volumes of work (training and net test). The GMDH network was applied to the set of information using the software Matlab R2011b. Finally, obtaining the following values of mean squared error, root mean squared error, error mean, standard deviation and mean absolute percentage error for the respective test data: 0,06681345; 0,25848; -0,086406; 0,245704; 2,1327%.

Keywords: Forecast average share price. Computational Intelligence. Artificial Neural Network Group Method of Data Handling.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Resumo de métodos de previsão de demanda.....	33
Figura 2 – Etapas do processo de previsão de demanda.....	33
Figura 3 – Modelo de neurônio artificial.....	40
Figura 4 – Rede de arquitetura <i>feedforward</i> ou acíclica.....	42
Figura 5 – Rede de arquitetura cíclica ou recorrente.....	42
Figura 6 – Regra de aprendizado supervisionado.....	45
Figura 7 – Aprendizado não supervisionado.....	46
Figura 8 – Variável “ <i>Input</i> ” no Matlab.....	59
Figura 9 – Variável “ <i>Target</i> ” no Matlab.....	60
Figura 10 – Variável “ <i>TrainInput</i> ” no Matlab.....	61
Figura 11 – Variável “ <i>TrainTarget</i> ” no Matlab.....	61
Figura 12 – Variável “ <i>TrainOutput</i> ” no Matlab.....	62
Figura 13 – Variável “ <i>TestInput</i> ”.....	63
Figura 14 – Variável “ <i>TestTarget</i> ”.....	63
Figura 15 – Variável “ <i>TestOutput</i> ”.....	64
Figura 16 – Gráfico de correlação dos exemplos de treinamento.....	65
Figura 17 – Gráfico de correlação das observações de teste.....	65
Figura 18 – Gráfico de correlação dos vetores de “ <i>Target</i> ”, “ <i>TrainOutput</i> ” e “ <i>TestOutput</i> ”.....	66
Figura 19 – Saídas da rede neural artificial GMDH e metas de treinamento.....	67
Figura 20 – Disposição dos erros com relação aos vetores de treinamento.....	68
Figura 21 – Erros normalizados com relação aos vetores de treinamento.....	69
Figura 22 – Saídas da rede neural artificial GMDH e metas de teste.....	69
Figura 23 – Disposição dos erros com relação às instâncias de teste.....	70
Figura 24 – Erros normalizados com relação aos vetores de teste.....	71
Figura 25 – Saídas da rede neural artificial GMDH e metas de toda a série.....	71
Figura 26 – Disposição dos erros em relação aos vetores originais de toda a série.....	72
Figura 27 – Erros normalizados em relação aos vetores originais de toda a série.....	73

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Horário de funcionamento da BM&F BOVESPA.....	23
Quadro 2 – Comparação entre tipos societários brasileiros.....	25
Quadro 3 – Vantagens e desvantagens de ações ON e PN.....	31
Quadro 4 – Classificação das Redes Neurais Artificiais.....	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – MAPE's calculados para amostras de treinamento, teste e total.....	73
--	----

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Considerações iniciais	15
1.2	Objetivos	16
1.2.1	Objetivo geral	16
1.2.2	Objetivos específicos	16
1.3	Justificativa da pesquisa	17
1.4	Limitação da pesquisa	18
1.5	Estrutura da pesquisa	19
2	REFERENCIAL TEÓRICO	20
2.1	Mercado financeiro	20
2.2	Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo	22
2.3	Risco	24
2.4	Sociedade anônima	25
2.4.1	Capital social	28
2.4.2	Patrimônio Líquido	28
2.4.3	Ações	29
2.5	Previsão de demanda	32
2.5.1	Métodos quantitativos	34
2.5.2	Métodos qualitativos	37
2.6	Redes neurais artificiais	38
2.6.1	Aprendizado	43
2.6.2	Rede Neural Artificial <i>Group Method of Data Handling</i> (GMDH)	47
3	METODOLOGIA	52
3.1	Tipo e delineamento da pesquisa	52
3.2	Execução do projeto	52
3.3	Procedimentos de coleta de dados	53
3.4	Organização e análise dos dados	54
3.5	Delimitação do estudo	54
4	ESTUDO DE CASO	57
4.1	Caracterização da empresa pesquisada	57
4.2	Caracterização do problema	58
4.3	Implementação da metodologia	58

4.4 Discussão dos resultados.....	64
5 CONCLUSÃO.....	75
5.1 Considerações finais.....	75
5.2 Proposta para trabalhos futuros.....	76
REFERÊNCIAS.....	77
APÊNDICE A – Variáveis “ <i>Input</i> ”, “ <i>Target</i> ”, “ <i>TrainOutput</i> ” e “ <i>TestOutput</i> ” da rede.....	94
APÊNDICE B – Série histórica diária do preço médio da ação do estudo.....	105

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

O mercado de ações é um ramo que faz parte do mercado financeiro e possui inúmeras flutuações assim como é muito sensível a eventos globais. Desde a variação do dólar até um evento ambiental de grandes proporções ou até condições de outras empresas, muitos fatores podem influenciar o comportamento das ações de uma corporação.

De acordo com Fortuna (2011, p. 691),

É através do mercado de ações pela venda direta de participação no seu patrimônio líquido [...] representado pelas suas ações, que as sociedades anônimas captam os recursos necessários ao seu desenvolvimento patrimonial, assumindo o compromisso de remunerar os seus acionistas em função do capital nela aplicado, e de seus resultados futuros.

No Brasil, o mercado de ações é realizado, em sua maioria, na instituição resultante da coadunação da Bolsa de Mercadorias e Futuros e Bolsa de Valores de São Paulo (BM&F BOVESPA), a qual comercializa as ações de inúmeras empresas. Diariamente, milhares de investidores realizam transações financeiras através dela.

O maior desafio dos investidores é saber quando, quanto e onde aplicar seu dinheiro. Além disso, também é destacado se o momento é oportuno para comprar, vender ou manter as ações de empresas em suas reservas. Conforme Abreu (2008, p. 505), “Tentar prever o retorno das aplicações financeiras não é uma tarefa fácil, pois a incerteza é um fator sempre presente nos investimentos”. Para Lemgruber et al. (2001, p. 103) “Qualquer medida numérica da incerteza pode ser chamada de risco”.

Diante disso, a fim de minimizar os riscos, inúmeras são as alternativas buscadas pelos investidores como estudos de mercado, de legislação, de decisões importantes dos conglomerados de interesse, acompanhamento de indicadores da economia, das decisões de outros investidores e mapeamento estatístico, por exemplo, para a tomada de decisões racionais.

A alternativa elaborada por este estudo é aplicar um método associado a Redes Neurais Artificiais (RNA's) através do levantamento da série histórica de cotação dos preços médios da ação preferencial de uma empresa atuante na BM&F

Bovespa como mecanismo delimitador ao comportamento acionário dela.

Redes Neurais são particularmente interessantes na resolução de problemas que não são expressos numa sequência de passos. Tipicamente RNAs podem ser bastante úteis no reconhecimento de padrões, classificação, previsão de séries temporais e *data mining* (SCHEIDT, 2010, p. 52).

A rede GMDH vem sendo amplamente utilizada em diversos estudos que envolvem mercado financeiro. Geralmente, os trabalhos feitos nessa área estão relacionados à previsão de algum índice de mercado e não ao preço de uma ação específica. Como exemplos, os trabalhos de Cavalheiro et. al. (2010) e Caporal et. al. (2011) realizaram a previsão do retorno mensal dos índices de mercado dos BRIC's e previsão do índice de mercado Marvel respectivamente.

Diante disso, este trabalho procurou responder o seguinte questionamento: é possível a criação de um regressor baseado em uma rede neural artificial polinomial *Group Method of Data Handling* (GMDH) que possa ser utilizado na **previsão do preço médio da ação preferencial** de uma empresa atuante na BM&F BOVESPA?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Criar um regressor baseado na rede neural polinomial *Group Method of Data Handling* (GMDH) para a previsão do preço médio de ação preferencial de uma empresa atuante na BM&F Bovespa.

1.2.2 Objetivos específicos

- a) Coletar dados históricos dos preços médios da ação preferencial da empresa pesquisada;
- b) realizar o pré-processamento dos dados e a criação de dois grupos (treinamento e teste);
- c) criar, treinar e testar a rede neural GMDH a partir do código disponível na plataforma “*Yarpiz*” escrito em linguagem de programação Matlab e aplicado no *software* Matlab, versão R2011b;

- d) analisar o erro quadrático médio, raiz quadrada do erro quadrático, erro médio, desvio padrão e erro médio percentual absoluto da rede neural artificial desenvolvida;
- e) reduzir o risco em investimentos no mercado de ações da BM&F Bovespa.

1.3 Justificativa da pesquisa

A empresa pesquisada é uma sociedade anônima de capital aberto, atuante como uma empresa integrada de energia em diversos setores. Em reportagem veiculada pela revista Exame (2015), foram analisadas as 20 empresas mais valiosas da Bovespa e [...] ficou em 4º lugar, com valor de mercado de mais de R\$47 bilhões.

Atualmente, o setor de petróleo e gás é responsável por 13% do PIB nacional (PORTAL BRASIL, 2014) o que gera peso significativo para esse ramo da economia do país. O ex-presidente da empresa afirmou contemporaneamente a sua estadia no cargo que, somente na época da sua gestão, o conjunto de estaleiros existentes no Brasil gerava 58 mil empregos sendo maior parte deles de iniciativa da empresa.

Diante dos atributos desta sociedade anônima, observa-se que ela tem significativa importância para o mercado e a comercialização de ações na bolsa de valores é um indicador disso.

Ademais, o mercado de ações está presente no contexto de várias pessoas. Em entrevista veiculada na revista Relação com Investidores (2015), afirma-se que “No mercado hoje, o número de investidores cadastrados na Bolsa, está em algo em torno de 600 mil [...]”.

O mercado de ações é um ambiente naturalmente instável e que gera ojeriza por muitos no relacionamento com ele devido aos riscos inerentes ao negócio.

Informação é fundamental para a tomada de decisão de investidores. Cada vez mais, novas tecnologias como técnicas estatísticas multivariadas e redes neurais artificiais são utilizadas para a projeção e estimação de dados com o intuito de obter melhores resultados financeiros e estratégicos, baseados em informações financeiras (BELUCO; BANDEIRA, 2013).

Muitos investidores tentam reduzir os riscos e erros de suas aplicações financeiras. Diversos são os modelos de previsão que podem ser aplicados para prever o preço das ações no futuro. Neste trabalho, optou-se por utilizar uma metodologia de Redes Neurais Artificiais visto que “sua capacidade de prever sistemas não lineares torna a sua aplicação no mercado financeiro muito objetiva” (CAVALHEIRO et al., 2011, p. 200).

A capacidade das RNAs em se adequarem à estrutura de dados não lineares é muito importante para o trabalho em questão devido às condições normais do caso somadas e ponderadas às irregularidades e fraudes enfrentadas pela empresa atualmente. Esses eventos geram variabilidade anormal do histórico de preços das ações sendo pouco provável a detecção de padrões através de modelagem tradicional.

De acordo com estudo realizado por Lima et al. (2010), os modelos tradicionais preditivos utilizados por muitos apresentaram desvios maiores que as redes neurais artificiais.

O advento de computadores com melhor capacidade de processamento e o advento de modelos mais eficientes vêm “[...] permitindo que as RNAs sejam aplicadas com sucesso em inúmeras áreas de conhecimento, particularmente predição, classificação, reconhecimento e controle” (ZARTH, 2010, p. 8).

A necessidade de previsão desses preços é um estudo importante no contexto contemporâneo. Ele pode facilitar a tomada de decisão de muitos investidores e até fomentar os investimentos nesta sociedade anônima, dependendo dos resultados, o que não será apenas uma alavancagem da empresa, mas contribuirá para o desenvolvimento do país como um todo gerando mais competitividade com o exterior, empregos, renda, movendo a economia e contribuindo para o desenvolvimento de outros setores que necessitam desse para sobreviverem.

1.4 Limitação da pesquisa

O trabalho em questão busca fazer testes com método de inteligência computacional a fim de encontrar uma modelagem que descreva com acurácia mínima de 75% o comportamento do preço médio diário da ação preferencial da empresa.

Este estudo é puramente quantitativo e utiliza a série temporal do preço médio diário da ação preferencial da empresa em questão com base no banco de dados disponibilizado pela BM&F Bovespa em seu *site*.

1.5 Estrutura da pesquisa

Este estudo aplicado de método de inteligência computacional está dividido em 5 capítulos: introdução, referencial teórico, metodologia, estudo de caso e considerações finais.

O primeiro capítulo elenca aspectos de apresentação e genéricos do trabalho. Ele traz questões como as considerações iniciais sobre o tema, os objetivos gerais e específicos, a justificativa da pesquisa e a limitação da mesma.

O segundo capítulo é constituído do levantamento de bibliografias relacionadas ao trabalho como artigos, livros, teses e monografias. Ele dá suporte ao entendimento do tema bem como ao desenvolvimento da metodologia.

A terceira seção aborda a metodologia aplicada neste estudo. Ele elenca questões como o tipo e delineamento da pesquisa com seus objetivos, procedimentos técnicos e abordagem do problema. Além disso, salienta a execução do projeto com suas fases e tempo. Descreve como foi feita a coleta de dados, como esses foram organizados e analisados, assim como delimita o estudo.

O quarto capítulo corresponde ao estudo de caso. Ele traz uma breve caracterização da empresa. Ademais, faz uma de proposta de solução ao problema. Realiza a implementação da metodologia de rede neural GMDH. E, por fim, faz uma discussão dos resultados trazendo aqueles obtidos com a aplicação da técnica de inteligência computacional.

Por fim, a quinta seção trata da conclusão do trabalho. Ela traz as considerações finais de toda a abordagem feita nele e algumas propostas para o desenvolvimento de trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Mercado financeiro

O mercado financeiro é onde ocorrem as relações entre poupadores e investidores, onde esses atores se relacionam e realizam seus papéis conciliando seus interesses diversos.

Esse mercado é alvo de interesse de muitos. Onde cada novo acordo é registrado e depois entra nas estatísticas para dar suporte a decisões de investidores no futuro.

Os mercados financeiros contêm um aparato além do entendimento da maioria e que são visualizados a todo tempo e onde cada acordo econômico é guardado (PREIS; STANLEY, 2010).

O mercado financeiro, [...], permite que um agente econômico qualquer [...] sem perspectivas de aplicação em algum empreendimento próprio [...] seja colocado em contato com outro, cujas perspectivas de investimento superam as respectivas disponibilidades de poupança [...] (FORTUNA, 2011, p.16).

O mercado financeiro pode ser dividido em basicamente três tipos: mercado de crédito, mercado de câmbio e mercado aberto (de ações). O primeiro trata das relações de compra parcelada, financiamentos e outros que envolvem crediário. O mercado de câmbio trata das conversões entre moedas. Ele atua na determinação de quanto custa, em Reais, um Dólar ou um Euro, por exemplo. Já o mercado aberto trabalha com a comercialização das ações (menor parte do patrimônio de uma empresa do tipo sociedade anônima). “O mercado de ações é um segmento do mercado de capitais, sendo composto por títulos representativos do capital social das empresas (ações)” (BARBOSA, 2012, p. 19).

O mercado de ações trabalha com dois tipos de ações principais: ordinárias e preferenciais. As primeiras fornecem ao acionista o direito a voto, já as segundas, priorizam a participação nos lucros sem dar direito a voto nas decisões da empresa na maioria das vezes.

Quanto ao segmento de mercado, eles se mostram de duas formas: mercado primário e mercado secundário. No primeiro, as ações são distribuídas diretamente pela empresa ou através de uma oferta pública. Já no segmento

secundário, elas são comercializadas utilizando como intermediário as bolsas de valores (FORTUNA, 2011).

O mercado aberto envolve uma série de variáveis que influenciam o comportamento dos investidores, preços de ações, a sua dinâmica de forma geral. Até mesmo o modelo de informações contábeis pode entusiasmar ou desestimular as decisões de investimento.

Além dessas variáveis, outras, como a variação da taxa cambial, do PIB e do Risco Brasil, podem ter impacto significativo no índice da BM&F Bovespa, o qual reflete as condições de mercado na Bolsa de Valores (NUNES; DA COSTA JÚNIOR; SEABRA, 2003).

Além dessas, outras variáveis como as informações contábeis têm relevante influência no comportamento dos investidores. Para Barros, Espejo e Freitas (2013, p. 247), “conjectura-se que investidores reajam de maneira positiva em relação à adoção de métodos internacionalmente aceitos porque se espera maior qualidade da informação contábil em demonstrações produzidas a partir destes padrões”.

A informação contábil vai além de questões legais e incorpora especial importância nas boas decisões de investimento desde que sejam divulgadas de forma eficiente (DECHOW, 2010).

Contudo, as informações contábeis possuem um emaranhado de variáveis de difícil seleção. De acordo com os perspicazes autores Santos, Oliveira e Martins (2013, p. 3), “a maior dificuldade atual dos investidores ou analistas de mercado é identificar, em bases confiáveis, quais indiciadores contábeis são relevantes ou não para selecionar boas oportunidades de negócios”.

Um aspecto que também vem gerando especial vantagem competitiva para as empresas concorrentes por lucros no mercado financeiro são as suas informações ambientais. “As informações ambientais, apesar da falta de obrigatoriedade de sua evidenciação, já fazem parte do cotidiano das grandes empresas brasileiras. Não evidenciá-las tornou-se uma desvantagem competitiva” (MUSSOI; BELLEN, 2010, p. 56).

Além das históricas variáveis vinculadas ao ambiente econômico e financeiro que influenciam no comportamento do mercado, outras também exercem influência, como as relações sociais (GRANOVETTER, 1985). As crenças e valores alicerçados nos mercados em questão (FISS, 2008) também vêm apresentando considerável importância.

2.2 Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo

A Bolsa de Valores Mercadoria e Futuros de São Paulo é uma das principais instituições do sistema financeiro brasileiro. Ela é responsável por consolidar boa parte das operações do mercado aberto de ações.

As bolsas de valores brasileiras foram coadunadas pela Bolsa de Valores de São Paulo em 2000 (FORTUNA, 2010). Isso gerou maior concentração de transações como compra e venda de ações, debêntures e outros. Diante disso, essa bolsa passou a ser a principal instituição a manter em contato os atores do mercado brasileiro.

A BM&F Bovespa é a instituição que operacionaliza o mercado de ações do Brasil e coloca em contato os “jogadores” desse mercado (PINHEIRO, 2009).

Com isso, percebe-se a inexorável relevância da Bovespa no contexto do mercado financeiro. Além de ela ser parte integrante dele, é o meio mais tangível de gestão de relacionamento entre os integrantes do mercado.

A instituição em questão além de gerenciar as operações do mercado, ainda fornece informações relevantes sobre o contexto econômico e financeiro mundial para os seus agentes. “Diariamente na bolsa de valores, o investidor recebe informações que estão atreladas a indicadores e comportamentos econômicos no mercado local ou externo” (COELHO, 2012, p. 7).

No Brasil, alguns agentes são importantes no contexto do mercado financeiro. Segundo Carvalho et al. (2015, p. 1), são eles:

a Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&F Bovespa), a Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e o Instituto Brasileiro de Governança Corporativa (IBGC), que concebem e impulsionam mecanismos que promovem a proteção aos investidores e proprietários.

Apesar de muitos julgarem a questão do investimento na bolsa de valores como algo muito arriscado, cujas aquisições têm uma grande possibilidade de perdas financeiras, existem “artifícios” que minimizam esse risco como os contratos de opções sobre futuro.

Na BM&F Bovespa temos o contrato de opções sobre futuro de Ibovespa, o que confere ao investidor o direito de assumir uma posição no mercado

futuro do índice de bolsa brasileira. Com isso, viabiliza-se aproveitar uma antecipação de tendência, efetuar operações defensivas ou variar o grau de agressividade da carteira de ativos, com a flexibilidade da escolha de exercer ou não sua posição na opção (OLIVEIRA et al., 2015, p. 2).

Portanto, “A Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F), por meio de contratos futuros [...] possibilita o gerenciamento de perdas financeiras decorrentes das oscilações dos preços” (HARZER; FUMAGALLI; SOUZA, 2012, p. 3).

Por fim, quanto aos horários de funcionamento da Bolsa, eles podem ser descritos no Quadro 1 a seguir.

Quadro 1 – Horário de funcionamento da BM&F BOVESPA

Mercado		Mercado à vista	
		Início	Fim
Cancelamento de ofertas		09h30	09h45
Pré-abertura		09h45	10h00
Negociação		10h00	16h55
<i>Call</i> de fechamento		16h55	17h00
<i>After-Market</i>	Cancelamento de ofertas	17h25	17h30
	Negociação	17h30	18h00

Fonte: Adaptado de BM&F BOVESPA (2015).

De acordo com Tormim et al. (2015, p. 3), o funcionamento da BM&F Bovespa ocorre da seguinte forma

As atividades [...] se iniciam às 09h30min, horário em que tem início o cancelamento das ofertas, e vai até as 09h45min. A partir desse horário até a abertura do pregão para negociação, às 10h00min, ocorre a Pré-Abertura, em que é permitido emitir ordens antes da abertura do pregão regular. Das 10h00min às 16h55min, o mercado fica aberto para negociações e das 16h55min às 17h00min é a fase conhecida como *Call* de Fechamento. Por fim, às 17h25min, se inicia o *After-Market* que vai até às 18h00min, porém a negociação do *After-Market* ocorre a partir das 17h30min, pois das 17h:25min até as 17h:30min ocorrem o Cancelamento de Ofertas.

Com isso, nota-se que as operações financeiras são muito bem organizadas e delimitadas. A bolsa trabalha de forma responsável oferecendo um serviço mais integrado aos agentes que realizam transações por meio dela.

2.3 Risco

O risco é uma variável encontrada em diversos segmentos desde a vida pessoal de cada um, até o ambiente empresarial e o mercado financeiro, por exemplo. O risco nada mais é do que a possibilidade de um evento, que, em geral, tem impactos significativos, ocorrer.

“O risco é a incerteza que ‘importa’, porque afeta o bem estar das pessoas. Assim, a incerteza é uma condição necessária para o risco. Toda situação de risco é incerta [...]” (BODIE; MERTON, 2009, p. 226). Entretanto, eles não são sinônimos. A diferença básica é que “o risco pode ser mensurado de alguma forma, ao passo que a incerteza não” (HARZER; FUMAGALLI; SOUZA, 2012, p. 3).

De acordo com Bovespa (2012, p.1),

A definição mais genérica de risco é que este representa um valor, estimado ou calculado, da probabilidade da ocorrência de um fato ou da sua gravidade. Em outras palavras, risco pode ser considerado como a probabilidade da ocorrência de um fato. Podemos também definir risco como a volatilidade de resultados inesperados, normalmente relacionada a possíveis perdas ou impactos negativos.

Segundo Barbosa (2012, p. 54), “A base das Finanças Modernas está sustentada não somente na análise dos retornos, mas também nos riscos incorridos para obtenção dos resultados”.

O risco é uma variável cuja influência provoca e paralisa o comportamento de muitos investidores no mercado financeiro. Muito tempo antes do surgimento de conceitos referentes à vinculação entre o risco e os rendimentos de um investimento, “os gestores financeiros perspicazes já consideravam o ajustamento do risco nas suas decisões de investimento [...] exigiam uma taxa de rentabilidade mais elevada para os projetos com risco” (BREALEY; ALLEN; MYERS, 2007, p. 143).

Ainda que muitos tenham odiosidade ao risco, sabe-se que planos alternativos são uma alternativa para atenuar os efeitos do risco o que incentiva os investimentos em projetos arriscados (HIRSHLEIFER; SUH, 1992)

Além disso, sabe-se que algumas questões mitigam os riscos. De acordo com pesquisas realizadas por Teixeira (2009), foram encontrados resultados os quais apontaram que as empresas que indicaram possuir responsabilidade social

tiveram menor nível de risco quando comparadas com as que não indicaram.

Portanto, os riscos estão presentes em muitos eventos quotidianos, inclusive no mercado financeiro. Diante disso, a alternativa não é encarar projetos de forma aleatória e utilizar-se apenas do “fator sorte”. O ideal é realizar investimentos de forma consciente e tentar minimizar ao máximo os riscos bem como possuir planos alternativos caso situações catastróficas ocorram.

2.4 Sociedade anônima

A legislação brasileira, conforme disposto na lei 10.406/02 em vigência (doravante nominada como Código de Direito Civil, ou simplesmente CC), nos dispositivos compreendidos entre os artigos 1039 ao 1092, assegura que existem 5 tipos de constituição de sociedades no Brasil: sociedade em nome coletivo, sociedade em comandita simples, sociedade limitada, sociedade anônima e sociedade em comandita por ações. As principais características são elucidadas no Quadro 2.

Quadro 2 – Comparação entre tipos societários brasileiros

Tipo de constituição	Nomenclatura da empresa	Expressão acompanhante do nome principal	Responsabilidade
Sociedade em nome coletivo	Nome de qualquer sócio	“& CIA”	Ilimitada e solidária
Sociedade em comandita simples	Nome de sócios comanditados	-	Ilimitada e solidária (comanditados) Limitada (comanditários)
Sociedade limitada	-	“Ltda”	Limitada
Sociedade anônima	-	“S/A” “S.A” “SA”	Limitada
Sociedade em	-	-	Ilimitada e

Quadro 2 – Comparação entre tipos societários brasileiros

Tipo de constituição	Nomenclatura da empresa	Expressão acompanhante do nome principal	Responsabilidade
comandita por ações			solidária (comanditados) Limitada (comanditários)

Fonte: Autor (2015)

Sobre o assunto, o Código de Direito Civil preceitua (BRASIL. LEI 10.406/02):

Art. 1088. Na sociedade anônima, ou companhia, o capital divide-se em ações, obrigando-se cada sócio ou acionista somente pelo preço das ações que subscrever ou adquirir.

Analogamente, o exímio autor Pereira (2008, p. 67) afirma neste seu excerto que “o acionista somente responde pelo que resta a integralizar do preço de emissão das ações por ele adquiridas. Logo, um acionista não será responsável pela não integralização do preço de emissão das ações de um outro congêneres [...]”.

Diante disso, observa-se que, diferentemente da sociedade limitada, na qual os sócios, em sua totalidade, são responsabilizados pela soma dos bens subscritos, mas não integralizados; na sociedade anônima (SA), há uma responsabilidade mais restrita dos mesmos. Nela, os sócios só possuem responsabilidade sobre o capital referente às suas ações subscritas e àquelas integralizadas.

A constituição das Sociedades Anônimas se dá através de um estatuto social e não de um contrato social visto que o dinheiro investido tem mais importância na estrutura do que as pessoas integrantes da mesma (SOUZA, 2015).

As SAs são formadas por quatro órgãos: assembleia de acionistas, conselho fiscal, conselho de administração e diretoria. A assembleia de acionistas é o órgão máximo da sociedade, formada por todos os acionistas e é externa à vontade de seus membros (TOMAZETTE, 2014).

O conselho fiscal é um órgão meramente consultivo e tem a função de verificar as contas da sociedade (COELHO, 2012).

O conselho de administração tem como foco de atuação o auxílio à diretoria

em suas decisões (SOUZA, 2015).

A diretoria “É o responsável pela administração de fato da sociedade, pela tomada das decisões imediatas e necessárias para o desenvolvimento da atividade empresarial exercida” (SOUZA, 2015, p. 74).

De acordo com Weston e Brigham (2000, p. 11), existem três vantagens primordiais que as SA's têm: “vida ilimitada”, “fácil transferência de direitos” e “passivo limitado”.

(1) Vida ilimitada – uma sociedade anônima pode ter continuidade depois que seus proprietários e administradores originais falecerem. (2) Fácil transferência de direitos de propriedade – os direitos de propriedade podem ser divididos em ações, que, por sua vez, podem ser transferidas muito mais facilmente do que os direitos em empresa individual ou de sociedade. (3) Passivo limitado [...] se você investisse \$10.000 em ações em uma empresa que depois abrisse falência, sua perda em potencial no investimento seria limitada ao valor investido. (WESTON; BRIGHAM, 2000, p.11).

Com isso, observa-se que as sociedades anônimas são grandes mantenedoras do sistema capitalista. De certa forma, a estrutura fomenta adesões potenciais de membros.

Existem dois tipos de sociedades anônimas: as de capital aberto e as de capital fechado. A diferença basilar entre as duas está no fato de as primeiras comercializarem suas ações no mercado de capitais enquanto as outras não (BRASIL, 1976).

Outro ponto é que, diferente das sociedades anônimas de capital aberto, em linhas gerais, as “[...] empresas de capital fechado são organizações caracterizadas por um número pequeno de acionistas, ausência de um mercado para transação das suas ações e participação relevante do acionista na gestão da empresa” (MOLL, 2006, p. 888 apud OLIVEIRA, 2014, p. 17).

As sociedades fechadas são empresas menores, com pequenos rendimentos se comparadas com as de capital aberto e não sofrem regulamentação pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM).

As sociedades abertas têm maiores somas de capital, têm regulamentação pela CVM e o número de acionistas é maior. Isso demonstra que, do ponto de vista de circulação de capital na economia, as sociedades abertas têm maior relevância do que as fechadas.

2.4.1 Capital social

O capital social de uma empresa corresponde aos bens e valores monetários investidos pelos sócios para gerar a sua organização. De acordo com Bautista e Bojacá (2012, p. 261), “é a representação da riqueza dos agentes sociais”.

Os fundadores de uma empresa, em seu nascimento, ingressam uma quantia de capital, o qual será utilizado para exercer três funções básicas:

- (i) organizar os fatores de produção, com a constituição ou expansão da empresa;
- (ii) administrar e gerir a empresa, com a direção das atividades sociais, organizadas com maior ou menor complexidade numa estrutura hierarquizada; e
- (iii) assumir os riscos empresariais, inerentes à produção e à incerteza da receita auferida com a venda de bens e serviços produzidos. (PENTEADO, 1988, p. 11 apud LORIA, 2009, p. 28).

O capital social da sociedade “poderá ser formado com contribuições em dinheiro ou em qualquer espécie de bens suscetíveis de avaliação em dinheiro” (BRASIL. LEI 6404/76. Art. 7º).

Dessa forma, o capital social nada mais é do que a reunião de valores monetários que serão utilizados para mover as atividades empresariais e gerar mais somas em dinheiro à empresa.

2.4.2 Patrimônio Líquido

O Patrimônio Líquido da empresa é oriundo da relação entre ativos e passivos. Segundo Costa e Saraiva Júnior (2011, p. 9), “A diferença entre os montantes de Ativo e Passivo, em dado momento é reconhecida na teoria contábil, como a situação líquida (ou patrimônio líquido)”.

Apesar da equação do valor patrimonial ser aparentemente simples, ela emana uma imprecisão do real valor da empresa uma vez que traz lacunas como o registro do valor passado de um ativo retirando-se sua depreciação em vez do valor atual. Além disso, ele também desconsidera questões intangíveis, mas que influenciam o valor da empresa como a sua reputação no mercado, por exemplo. (BERK; DEMARZO; HARFORD, 2010, p. 61-62).

Tudo que estiver em poder da empresa e que for possível a transformação

em dinheiro, seja a curto ou longo prazo, ou ainda, que são utilizados como meios de obtenção de renda para a empresa são chamados ativos (MARION, 2009, p. 56-58).

Por outro lado, todo capital, bem e outros que forem utilizados pela empresa para pagamento de dívidas a curto ou longo prazo; ou ainda, o total de recursos aplicados pelos proprietários na empresa, são chamados passivos (MARION, 2009, P. 60).

Em suma, Marion (2009, p. 30) afirma que “a palavra patrimônio tem sentido amplo: por um lado significa o conjunto de bens e direitos pertencentes a uma pessoa ou empresa; por outro lado inclui as obrigações a serem pagas” à empresa por terceiros.

O patrimônio não é sinônimo de capital social. Ele corresponde a tudo que a pessoa jurídica tem como saldo positivo, bem como tudo aquilo que está no seu saldo negativo. Na sua estrutura, só é considerado aquilo que tem valor monetário e pode ser contabilizado.

2.4.3 Ações

O capital de uma Sociedade Anônima é dividido em partes comerciáveis e, quase sempre, transmissíveis livremente, chamadas de ações. De acordo com Batalha (1973), a ação é uma porção do capital social, representa a qualidade de sócio e é título formal objeto de questão jurídica.

As ações das Sociedades Anônimas possuem três sentidos segundo Iglesias (2011, p. 218): “(i) fração atômica do capital social, (ii) direito à participação societária; e (iii) título de crédito (mais modernamente como título negociável e circulável ou valor mobiliário)”.

Quanto à natureza jurídica e, apesar das divergências teóricas, Iglesias (2011, p. 231) considera as ações como “[...] valores mobiliários, bens móveis, juridicamente infungíveis, incorpóreos, representativos da participação social no contrato de sociedade, que legitimam a posição jurídica subjetiva de acionista [...]”.

A aquisição de ações não pode ser realizada de qualquer forma, mas possui normatização. Diante do tema, Aragão (1988, p. 63) apud Nascimento (2010, p. 130) cita que “a opção de compra de ações representa um direito, de natureza contratual, com base no qual o seu titular [...] pode subscrever, nas condições aprovadas pela

assembleia geral, ações de emissão da companhia, pagando o preço”.

As ações não têm um valor fixo, mas são variáveis de acordo com os objetivos de avaliação societária. Coelho (2012), Requião (2008), Tomazette (2014) e Mamede (2012) descrevem os seguintes tipos de valores:

- a) valor nominal: corresponde ao resultado preciso da divisão do valor do capital social total da sociedade pelo número de ações;
- b) valor patrimonial: valor do patrimônio líquido de cada ação;
- c) valor de negociação: valor em dinheiro pago para aquisição de uma ação;
- d) valor econômico: valor estabelecido após análise de qual é o melhor plano de compra e/ou venda de ações;
- e) valor de emissão: valor na subscrição da ação.

Existem dois tipos de ações para comercialização nas bolsas de valores: ações ordinárias e preferenciais.

As ações ordinárias “[...] não possuem qualquer preferência em termos de dividendos ou em caso de liquidação” (ROSS et. al., 1995, p. 286). Essas ações têm características específicas voltadas ao gerenciamento da corporação. Conforme Sarlo Neto et. al. (2005, p. 49)

possuem como principal característica o direito de voto, ou seja, a capacidade de influenciar nas decisões da empresa. Os detentores desse tipo de ação deliberam sobre a atividade da companhia, aprovam as demonstrações contábeis, decidem sobre a destinação dos resultados e são responsáveis pela eleição da Diretoria e pelas alterações nos estatutos.

É importante observar que os acionistas preferenciais historicamente não possuíam direito a voto, entretanto hoje se entende que o mecanismo de gestão mudou e “A vedação do direito a voto não é obrigatória para todas as ações preferenciais, sendo que o estatuto de cada companhia deve definir se vai aplicar restrição e qual será, podendo ser a vedação ao voto” (SOUZA, 2015, p. 71).

As ações preferenciais “[...] possuem prioridade em relação ao pagamento de dividendos e aos ativos da empresa em caso de liquidação” (ROSS et. al, 1995, p. 292). Além da vantagem de prioridade no pagamento, quando as ações PN são comercializadas, não existe tributação de imposto de renda sobre 80% dos dividendos recebidos (ROSS et. al., 1995).

Ademais, a regulamentação legal das ações preferenciais permite “que as companhias abertas tenham várias classes de ações preferenciais, que conferirão a seus titulares vantagens diferentes entre si” (PORTAL DO INVESTIDOR, 2015).

Entre algumas desvantagens desse tipo acionário, tem-se a não cobrança de juros à Sociedade Anônima em caso de pagamentos atrasados dos dividendos; e a impossibilidade dos acionistas executarem a cobrança de dividendos atrasados contra a sociedade, visto que o não pagamento dos mesmos aos acionistas não é considerado inadimplência ou dívida da empresa (ROSS et. al, 1995). O Quadro 3 cita as vantagens e desvantagens de cada tipo de ação no contexto do mercado.

Quadro 3 – Vantagens e desvantagens de ações ON e PN

Ação ON		Ação PN	
Vantagens	Desvantagens	Vantagens	Desvantagens
<ul style="list-style-type: none"> - Mínimas restrições pela empresa para financiamento. - Não tem prazo de vencimento. - Não obrigação de pagamento. - Aumenta o poder de empréstimo da empresa. 	<ul style="list-style-type: none"> - Declínio no lucro por ações devido à diluição dos mesmos com a emissão de novas ações. - Dificuldade de manter o controle administrativo sempre que novos grupos adquirem as ações. - Desvalorização sofrida no mercado devido a concepção de que a empresa emissora está superavaliando suas ações. - Alto custo de 	<ul style="list-style-type: none"> - Alavancagem financeira que gera aumento de riscos e lucros para os acionistas. - Flexibilidade que consiste na não exigência de juros contra o emissor da ação e nem da falência do negócio por dívidas. - Em aquisições ou fusões de empresas, o adquirente pode estabelecer retornos fixos com base nos 	<ul style="list-style-type: none"> - Direitos preferenciais no pagamento de dividendos em contrapartida aos acionistas comuns. - Elevado custo de financiamento devido a incerteza de retorno e a não dedução fiscal sobre os dividendos. - Difícil de ser vendida devido aos fatores elencados.

Quadro 3 – Vantagens e desvantagens de ações ON e PN

Ação ON		Ação PN	
Vantagens	Desvantagens	Vantagens	Desvantagens
	financiamento. Não desconta imposto de renda.	antigos dividendos da empresa adquirida.	

Fonte: Adaptado de Gitman (2010).

2.5 Previsão de demanda

A previsão de demanda está associada à tentativa de antever o comportamento de uma determinada variável no futuro. Muitas técnicas são utilizadas atualmente para esse fim. Dependendo da disponibilidade e conduta dos dados, é possível a obtenção de excelentes resultados.

De acordo com Lustosa et al (2008, p. 49), “entende-se por demanda a disposição dos clientes ao consumo de bens e serviços ofertados por uma organização.

A previsão de demanda é a base para qualquer planejamento estratégico da produção, vendas e finanças de qualquer empresa. Partindo deste ponto, as empresas podem desenvolver os planos de capacidade, de fluxo de caixa, de vendas, de produção e estoques, de mão de obra, de compras etc.[...]. As previsões têm uma função muito importante [...], pois permitem que os administradores [...] antevejam o futuro e planejem adequadamente suas ações (TUBINO, 2009, p. 15).

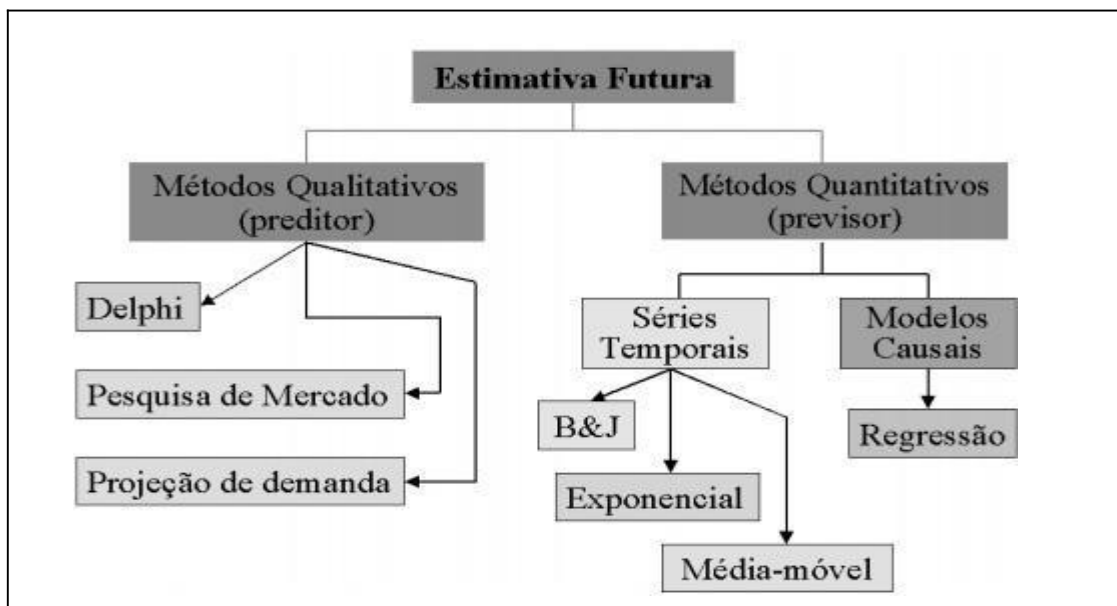
A previsão de demanda é muito importante para questões como planejamento da produção em empresas, planejamento de médio e longo prazo, assim como na compra de insumos produtivos para a instituição que realiza aplicação dos métodos (CASTRO, 2005). Diante disso, “[...] de posse de uma declaração do que poderá ocorrer no futuro, os tomadores de decisão poderão planejar melhor e antecipadamente as atividades.” (SILVA, 2014, p. 19).

A obtenção da previsão de demanda depende, principalmente, da disponibilidade de dados, modelos e ferramentas computacionais. Existem inúmeros modelos de previsão de demanda. Os tipos, conforme Render, Stair Júnior e Hanna (2010, p. 182-183), são “modelos qualitativos” e “quantitativos” (“séries temporais” e

“modelos causais”). Os primeiros “tentam prever o futuro utilizando questões empíricas, opiniões de especialistas e etc., enquanto os segundos utilizam dados históricos [...]” (RENDER; STAIR JÚNIOR; HANNA, 2010, p. 182).

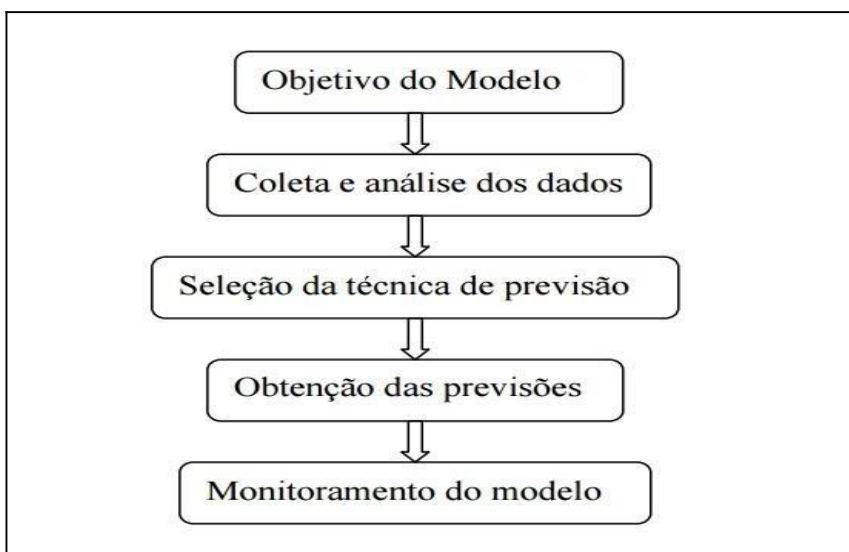
A Figura 1 demonstra os principais ramos da literatura em que se dividem a previsão de demanda. O processo de obtenção da previsão de demanda segue 5 etapas básicas como é ilustrado na Figura 2.

Figura 1 – Resumo de métodos de previsão de demanda



Fonte: adaptada de Silva (2003).

Figura 2 – Etapas do processo de previsão de demanda



Fonte: Adaptada de Tubino (2006).

Tubino (2006) explica o funcionamento do processo de previsão da seguinte forma: Primeiramente, define-se o objetivo do modelo que compreende o porquê de realizar a antevisão para determinados produtos, considerando-se qual a relevância dos mesmos para a organização.

A segunda etapa consiste na coleta e análise dos dados, ou seja, o trabalho operacional de encontrar, organizar e estudar os dados.

A terceira está vinculada à seleção da técnica de previsão, cuja escolha deve balancear duas questões antagônicas principais: custo e precisão do modelo. Quanto mais esforço for lançado para um, mais afetado o outro será.

A quarta traz os resultados que podem ser de longo ou curto prazo. Quanto maior o período de previsão, menor a estabilidade e exatidão do modelo.

Por fim, o monitoramento do modelo considera o erro do mesmo e é necessário para verificar se a técnica selecionada ainda continua válida ao longo do tempo ou se é necessária a sua substituição.

2.5.1 Métodos quantitativos

Os métodos quantitativos obtêm as previsões com base em valores numéricos exatos. As técnicas “[...] quantitativas são usadas para definir explicitamente como a previsão é determinada. A lógica é claramente determinada, e as operações são matemáticas” (SANTOS, 2011, p. 9).

O alcance deste tipo de método consiste em utilizar os dados reais da amostra em questão e transformá-los em modelos matemáticos utilizando técnicas estatísticas de modo a obter a previsão da demanda (CALISING, 2015). Nesses métodos, o “[...] objetivo básico é estudar ocorrências passadas, no sentido de melhor entender a estrutura básica dos dados e fornecer os meios necessários para prever valores futuros” (TERRABUIO JÚNIOR, 2010, p. 29).

As séries temporais consideram que o comportamento de um item é influenciado por uma variável apenas: o tempo. Elas tentam encontrar um padrão de desempenho ao longo de períodos. Elas “[...] supõem que os acontecimentos do futuro são uma função do que ocorrer no passado” (RENDER; STAIR JÚNIOR.; HANNA, 2010, p. 182) enquanto que os causais buscam realizar previsões de uma variável em relação a outras.

Quando se trata do uso de métodos quantitativos de previsão, é necessário o uso de ferramentas para verificar o quanto eles realmente descrevem a série de dados para obtenção de estimativas futuras (SILVA, 2014). Um método muito utilizado é o erro médio percentual absoluto – MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) conforme equação 1.

$$E = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t \times 100|}{n} \quad (1)$$

E = Erro médio percentual absoluto

= Erro absoluto no instante

n = Número de observações

y_t = É o valor real, e não o previsto, observado no tempo t

Os modelos quantitativos representam boa parte das modalidades de previsão de demanda devido à máxima segurança que oferecem na maioria dos casos. Eles são segmentados pela literatura em dois tipos: séries temporais e modelos causais.

“Os modelos de séries temporais baseiam-se nas variações ocorridas ao longo do tempo. Portanto, o objeto de estudo é modelado a partir de padrões de variação temporal” (SANTOS, 2004, p. 68).

Alguns exemplos de modelos utilizados são média móvel, ajuste exponencial, Box e Jenkins, projeção de tendência, modelos estruturais univariados, autorregressão, entre outros. Esses modelos “[...] envolvem a projeção de valores futuros de uma variável baseada inteiramente em observações do presente e do passado, no que diz respeito àquela variável” (TERRABUIO JÚNIOR, 2010, p. 30).

É importante destacar que para previsões de curto prazo, métodos de séries temporais são favorecidos (SIPPER; BULFIN, 1997). Diante disso, nota-se que a modelagem tem uma dependência estrita com o fator tempo. Portanto, o registro do momento de coleta do dado importa muito para o modelo não podendo, assim, ser negligenciado.

Uma observação relevante é que esses modelos “[...] não buscam conhecer as causas da demanda e sim descrever o comportamento desta demanda em

função de dados passados” (SILVA, 2014, p. 38).

Para Makridakis e Wheelwright (1985), os métodos que utilizam séries temporais, em geral, consideram que a série passada contém o padrão de desenvolvimento dos dados atuais e que esses padrões desenvolver-se-ão no futuro.

Corrêa et al. (2007) afirmam que esse enfoque tem 4 hipóteses básicas para seu funcionamento: hipótese de permanência, hipótese sazonal com permanência, hipótese de trajetória e hipótese com trajetória.

O autor explica que na primeira hipótese, a demanda apresenta um comportamento estável sem sazonalidade e tendência. Na segunda, não há crescimento ou decrescimento, mas apenas sazonalidade. Na terceira, há tendência sem sazonalidade. Por fim, na quarta, há sazonalidade e tendência na série de dados.

A escolha da metodologia preditiva é de suma importância para obtenção de resultados ótimos. Com isso, essa seleção é feita tomando como base o comportamento da série temporal em questão (ALMEIDA, 2014).

É importante destacar que a escolha da melhor modelagem leva em conta a interpretação do analista diante da série de dados em questão. Além do uso de modelos sofisticados, a experiência e conhecimento dele são fatores chave para o bom desempenho da previsão.

Outra classificação encontrada na literatura são os modelos causais. “Os modelos causais buscam conhecer o comportamento do objeto estudado a partir da relação dele com outros elementos. As alterações ocorridas na variável dependente [...] são dadas pelo conjunto de variáveis explicativas [...]” (SANTOS, 2004, p. 74). Esses modelos geralmente são usados para previsões de médio e longo prazo fornecendo melhores resultados nesses horizontes (BALLOU, 2001).

Nesse sentido, os modelos são capazes de prever o comportamento de uma variável com base em outra(s), assim como podem descrever o relacionamento de uma(s) com a(s) outra(s). “Partem do princípio de que as leis de dependência entre as variáveis independentes (explicativas) e a variável dependente (demanda) permanecem no futuro” (TINO, 2011, p. 46-47).

Em suma, os modelos causais “[...] se preocupam em identificar e compreender as variáveis que interferem na demanda” (MAKRIDAKIS (1998).

Casula (2012, p. 19) exemplifica o relacionamento de variáveis da seguinte

forma: “[...] as vendas podem ser afetadas pela propaganda, pela qualidade, pela concorrência, por uma política promocional, por uma retração do mercado, por um mau planejamento do estoque de matérias-primas”.

Angotti (2011, p. 31) explica, a seguir, a operacionalização genérica dos métodos causais de previsão de demanda levando em consideração o levantamento de dados históricos das variáveis para estabelecer o modelo.

Nesse contexto, dois tipos de dados precisam ser levantados: o histórico da demanda do produto (variável dependente) e o histórico da variável de previsão (variável independente). Com esses dados, [...], pode-se estabelecer essa equação matemática. O método busca obter uma equação que represente os dados considerados e minimize os desvios entre os pontos de dados e a reta ou curva considerada.

Alguns exemplos de modelos são regressão linear, regressão múltipla, inteligência artificial, causais univariados, causais multivariados, com variáveis qualitativas, defasagem distribuída, causais autorregressivos, multivariados de séries temporais, entre outros.

Tanto os modelos de séries temporais quanto os causais consideram o histórico de uma variável. Entretanto, a diferença básica entre eles é que o primeiro considera o comportamento de uma variável como semelhante ao longo do tempo sem considerar questões externas a ela. Por outro lado, os causais consideram que o relacionamento entre duas ou mais variáveis é regular ao longo do tempo.

2.5.2 Métodos qualitativos

A modelagem qualitativa compreende previsões mais superficiais, sem dados numéricos e, na maioria dos casos, apresentam menor acurácia em seus resultados quando comparadas com a quantitativa. “Muitos autores, neste caso, os consideram como altamente subjetivos e arbitrários” (TERRABUIO JÚNIOR, 2010, p. 29).

São os métodos que utilizam a intuição, as pesquisas ou técnicas comparativas para produzir estimativas quantitativas a respeito do futuro. Modelos de previsão qualitativos são essencialmente subjetivos [...]. São mais apropriados quando existem poucos dados históricos disponíveis ou quando os especialistas têm inteligência de mercado [...] (SILVA, 2010, p. 44).

Entre os modelos desse gênero, destacam-se o método Delphi, pesquisa de mercado, projeção de demanda, analogia histórica, consenso do comitê executivo, entre outros.

Os métodos qualitativos, ainda que não tenham boa precisão numérica, são importantes para auxiliar decisões. Quando são associados a métodos quantitativos se tornam poderosos aliados dos tomadores de decisão.

Visto que os métodos quantitativos de previsão não agregam mudanças internas e externas ao ambiente organizacional em suas análises, as técnicas subjetivas devem ser integradas ao processo preditivo com o intuito de evitar a obtenção de resultados equivocados (SILVA, 2014, p. 42).

De acordo com Nottar (2013, p. 82), há circunstâncias em que os tomadores de decisão não possuem dados confiáveis “[...] como quando uma empresa se prepara para lançar um produto novo, ou diante da expectativa de uma mudança tecnológica, cujo impacto se deseja conhecer”. Nessas situações, Ritzman e Krajewski (2004) recomendam o uso de técnicas subjetivas para avaliação.

Portanto, os modelos qualitativos se mostram úteis em várias circunstâncias não podendo ser descartados do cotidiano acadêmico e na tomada de decisões empresariais.

2.6 Redes neurais artificiais

As redes neurais artificiais (RNAs) são metodologias de resolução de problemas. Elas têm inúmeras utilidades no meio acadêmico, científico e ambiente empresarial como mineração de dados e reconhecimento de padrões, por exemplo.

Uma RNA é uma rede de muitas unidades computacionais simples chamadas de neurônios, que são altamente interconectadas e organizadas em camadas. Cada neurônio executa uma simples tarefa de processar a informação convertendo entradas recebidas em saídas processadas (BRANCO; SAMPAIO, 2008, p. 5).

As Redes Neurais Artificiais foram projetadas utilizando como base o modelo do cérebro humano inclusive na questão de aprendizagem e reprodução futura com base no que foi aprendido.

Para Fernandes, Portugal e Navaux (1995, p.1) as redes neurais artificiais atuam “tentando reconhecer regularidades e padrões de dados. As RNAs são

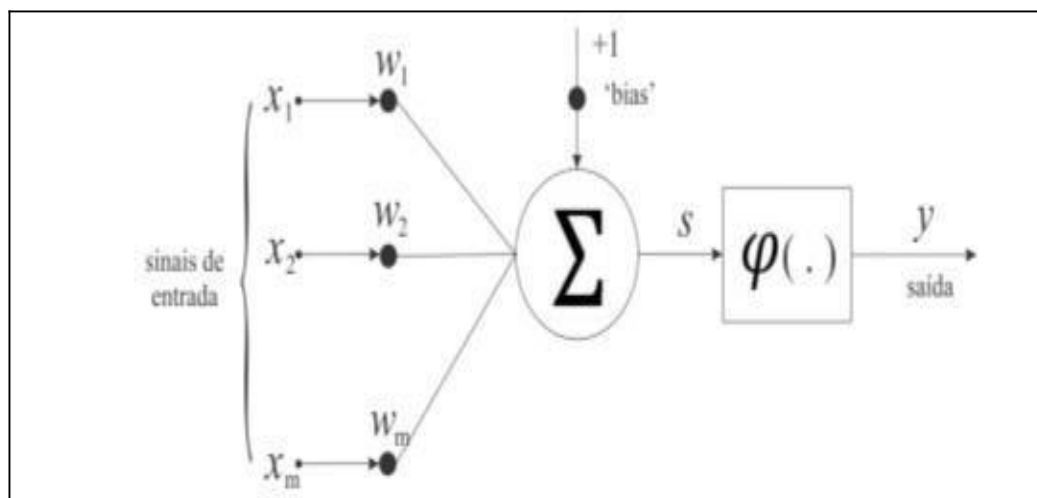
capazes de aprender com a experiência e fazer generalizações baseadas no seu conhecimento previamente acumulado”.

Na fase de aprendizagem, elas são submetidas a padrões que geram algum tipo de aprendizagem. Já na fase de generalizações, elas se remetem ao conhecimento adquirido para gerar respostas conforme os novos dados gerados pelo sistema.

Tomando como alicerce o sistema biológico dos seres humanos, “uma rede neural pode ser definida como um conjunto de neurônios artificiais organizados em camadas, na qual podemos identificar a entrada, os neurônios internos e os de saída” (SILVA, 2009, p. 41). Portanto, o funcionamento da rede se assemelha as comunicações ocorridas no sistema nervoso dos seres humanos.

Existem semelhanças entre o neurônio artificial ou matemático e o humano. Ambos recebem e propagam informações a todo instante com o objetivo de aprender e reproduzir novas informações. “O neurônio artificial recebe sinais de diversos outros neurônios e libera um único sinal de saída. Este sinal de saída pode ser um sinal de entrada para outro neurônio” (ALBERTO; FAMÁ; SANTOS, 2013, p. 4).

O neurônio da rede possui, assim como o biológico, um corpo, onde processa as informações; os dendritos, onde capta as entradas do ambiente; e o axônio, por onde saem as informações processadas. A conexão entre os neurônios são as chamadas sinapses (HAYKIN 2001). “Um neurônio artificial é uma unidade de processamento de uma rede neural” (ALVES, 2013, p.31), cuja ilustração é visualizada na Figura 3 a seguir.

Figura 3 – Modelo de neurônio artificial

Fonte: Alves (2013).

Onde X_m são as m entradas na rede, W_m são os pesos sinápticos, $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação e Y é a saída da rede. Ademais, segundo Andrade (2011, p. 30-31) “O modelo neural matemático inclui uma bias [...], a qual tem o intuito de aumentar o grau de liberdade da função de ativação, ou até mesmo não possibilitar saídas nulas mesmo que todas as suas entradas sejam nulas”.

As camadas são espécies de etapas dos modelos computacionais das RNAs. Assim como na estrutura biológica há recepção, processamento e distribuição dos impulsos nervosos, as RNAs possuem um procedimento similar.

Existem diversos tipos de redes, conforme o problema em que elas se propõem a resolver. As destacadas por Almeida (2011) são as de camada simples e as redes recorrentes, sendo essas mais utilizadas para resolução de séries temporais.

É importante destacar que há um funcionamento genérico de uma rede que ocorre, segundo Scheidt (2010, p. 51), da seguinte forma:

Tipicamente uma RNA recebe um sinal de entrada, que consiste num vetor de números, [...], que é apresentado à camada de entrada. Esse vetor sinal é transmitido pelas conexões para cada neurônio localizado na próxima camada, podendo ser amplificado ou atenuado de acordo com os pesos sinápticos, [...], associados a cada conexão.

As redes neurais artificiais possuem inúmeras classes de arquitetura em seu contexto. “A arquitetura de uma RNA compreende o modo como os neurônios estão organizados e distribuídos em camadas [...]. Além disso, compreende também os

padrões de conexão entre as camadas e dentro das mesmas.” (SCHEIDT, 2010, p. 52).

De acordo com Gambogi (2013), as redes neurais possuem diversas classificações, bem como uma arquitetura genérica para que possam gerar modelos adequados. O Quadro 4 coaduna as principais classificações de RNA's.

Quadro 4 – Classificação das Redes Neurais Artificiais

Natureza da Classificação	Classificação	Significado
Estrutura dos neurônios	Camada única ou <i>Perceptron</i>	Rede que possui apenas um neurônio e só classifica padrões linearmente separáveis.
	<i>Perceptron</i> Multicamadas	Todos os neurônios de uma camada se relacionam com os da subsequente.
Aprendizagem	Supervisionadas	Existe um norteador que vai influenciando os resultados da rede para que as saídas obtidas sejam mais próximas das desejadas.
	Não supervisionadas	Há codificação das entradas para segregação de padrões diferentes dos que entraram na rede.

Fonte: Adaptado de Gambogi (2013).

As RNAs, quanto à topologia, ou seja, conexão entre os neurônio, podem ainda ser divididas em redes *feedforward* ou acíclica e *feedback* ou cíclica ou recorrente.

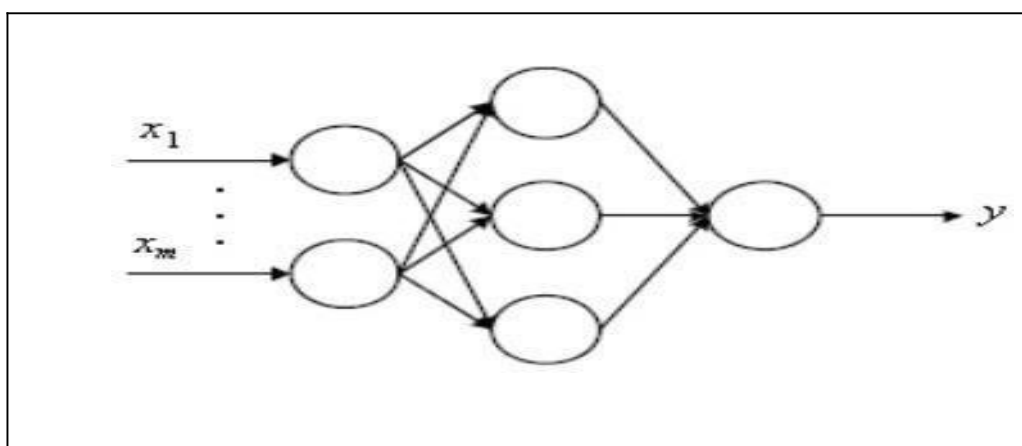
As redes *feedforward* apresentam uma sequência lógica pré-estabelecida, cujas informações se propagam em apenas um sentido: partem das camadas de entrada, passando pelas intermediárias até chegarem as de saída.

Por outro lado, as redes *feedback* tem propagação aleatória conforme a necessidade de cada caso podendo, inclusive, uma saída voltar a ser entrada nas camadas iniciais.

Nas redes *feedforward*, os sinais se propagam em apenas uma direção a partir da unidade de entrada, passando pelas camadas intermediárias até a saída. Nas redes *feedback*, os sinais de entrada podem propagar da saída de qualquer neurônio para a entrada em um outro neurônio. (CAVALHEIRO et. al., 2011, p. 201).

A arquitetura das redes acíclicas pode ser visualizada na Figura 4.

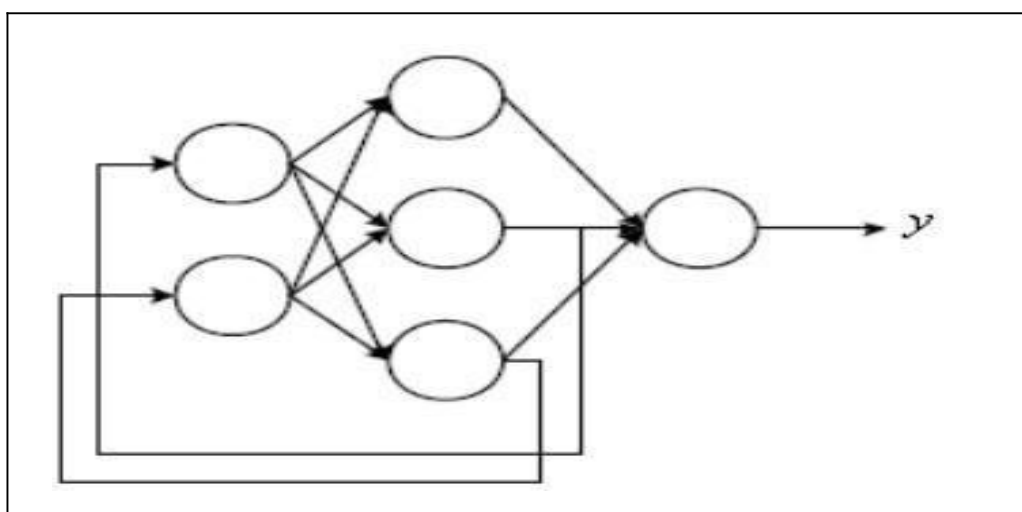
Figura 4 – Rede de arquitetura *feedforward* ou acíclica



Fonte: Santos Filho (2008).

“Uma RNA é recorrente se as saídas dos neurônios em uma determinada camada realimentarem uma camada anterior” (SANTOS FILHO, 2008, p. 23). A arquitetura das redes cíclicas pode ser visualizada na Figura 5.

Figura 5 – Rede de arquitetura cíclica ou recorrente



Fonte: Santos Filho (2008).

Zarth (2010, p. 7-8), resumidamente, aborda o tema das RNAs da seguinte forma

A larga utilização das RNAs deve-se principalmente pela sua capacidade de aprendizado. Na maioria dos casos, uma RNA é um sistema adaptativo que muda sua estrutura baseada nas informações apresentadas, dando-lhe a capacidade de aprender através de exemplos. Através do aprendizado, RNAs podem generalizar o conhecimento adquirido, ou seja, após o treinamento, espera-se que a rede possa reconhecer instâncias similares que não haviam sido apresentadas anteriormente.

Diante disso, observa-se que as redes neurais são métodos mais confiáveis para encontrar resultados. Elas são naturalmente adaptativas e sua capacidade de aprendizado é o que lhes proporciona resultados aceitáveis.

2.6.1 Aprendizado

O aprendizado de uma rede neural é uma das suas principais características, uma vez que é graças a ele que ela pode resolver problemas diversos. O aprendizado ocorre devido ao treinamento da rede e se utiliza de vários algoritmos para a criação de saídas às classes de problemas.

O aprendizado das RNAs é tipicamente alcançado a partir da apresentação de exemplos. Esse processo é chamado de treinamento porque o aprendizado é alcançado pelo ajuste dos pesos das conexões da RNA que, uma vez treinadas, podem executar certas tarefas (SANTOS FILHO, 2008, p. 24).

“A aprendizagem é a etapa na qual a rede ajusta os pesos sinápticos de modo a encontrar uma relação entre cada um dos pares entrada-saída do conjunto exemplo. Essa etapa é realizada após a definição da arquitetura da RNA” (SCHEIDT, 2010, p. 53).

Na etapa de aprendizado, as variáveis ajustáveis são os pesos sinápticos e os níveis de bias. É nessa etapa que ocorre a generalização cujo objetivo é gerar saídas adequadas para entradas não presentes na fase de treinamento, bem como a validação a qual ratifica os resultados ou propõe que a rede passe novamente pelo treinamento. (SCHEIDT, 2010).

O aprendizado de uma RNA, na maioria dos casos, acontece com um subconjunto de exemplos (vetores de dados) que definem o chamado conjunto de treinamento, e o teste da RNA é realizado com outro subconjunto de exemplos (vetores de dados) que definem o chamado conjunto de teste (KAUPA; SASSI, 2011, p. 5).

Para que uma rede possa aprender o padrão de desenvolvimento de uma série, é necessário que ela tenha uma gama de vetores para treinamento e, em alguns tipos de redes, outra para teste. “O algoritmo de aprendizado de uma RNA deve ter um conjunto de exemplos para treinamento” (PEREIRA, 2012, p. 14). Com isso, ela atribui pesos às suas conexões e pode ter boas respostas de desempenho.

O objetivo [...] de treinamento, ou calibração, é alcançar uma solução ótima, com base em medidas de desempenho [...]. Esta [...] exige em geral um acompanhamento, ou aprendizagem supervisionada, para verificar se a RNA está generalizando ou simplesmente memorizando os dados (SCHEIDT, 2010, p. 59).

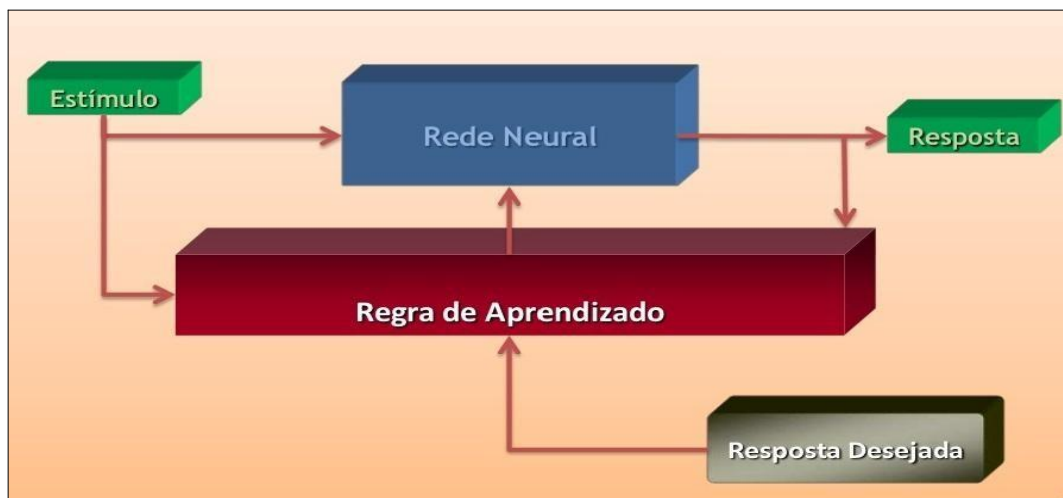
O conjunto de treinamento contém os dados de entrada que serão utilizados no algoritmo de aprendizagem juntamente com os dados de saída para verificação do modelo que melhor se adequa à série (SANTOS, 2013).

Existem, basicamente, 2 formas de aprendizado das redes neurais: supervisionado e não supervisionado.

As redes neurais com aprendizado supervisionado são reconhecidas por utilizarem uma amostra de treinamento composto por dados de entrada previamente classificados (RÉ, 2000).

Após o treinamento, é necessário, em alguns casos, verificar o modelo através do teste. Esse teste “Consiste em usar um conjunto diferente daquele que foi usado para o treinamento, mas ainda com valores de saída conhecidos e analisar a taxa de acerto deste conjunto” (SCHEIDT, 2010, p. 59).

Nesse caso, “é possível o usuário mostrar à rede como fazer previsões e classificações ou como tomar decisões, fornecendo a ela um grande número de classificações corretas ou previsões das quais pode-se aprender” (CAVALHEIRO et al., 2010, p. 4). Esse tipo de aprendizado pode ser visualizado na Figura 6 abaixo.

Figura 6 – Regra de aprendizado supervisionado

Fonte: Daner (2015).

O aprendizado supervisionado possui um padrão de saída pré-estabelecido associado às suas respectivas entradas, cuja função é de uma espécie de instrutor externo que compara o padrão de entrada com a saída desejada informando à rede o seu desempenho.

“No aprendizado supervisionado, existe um conhecimento prévio sobre os valores das entradas x_i e respectivas saídas y_i . A este conjunto de pares ordenados (x_i, y_i) que se conhece a priori dá-se o nome de base de dados de aprendizado” (KAUPA; SASSI, 2011, p. 5). Ou seja, existe um agente externo que sinaliza à rede a saída para determinado padrão de entrada.

Esses pares de dados é que servirão de base para a generalização da rede e, por conseguinte, resolução dos problemas de predição por exemplo.

De acordo com Mendonça Neto (2014), o processo de aprendizado supervisionado é dividido em quatro fases que serão descritas a seguir:

- a) a cada novo dado inserido na amostra, a rede gera uma saída com base no que já foi aprendido e, com isso, compara com as saídas esperadas (reais de teste);
- b) a partir da comparação entre a saída da rede e a esperada, calcula-se o erro;
- c) caso o valor desse erro seja maior do que um valor pré-estabelecido, então retorna-se a primeira etapa;
- d) caso o erro esteja dentro dos limites estabelecidos, então a rede é

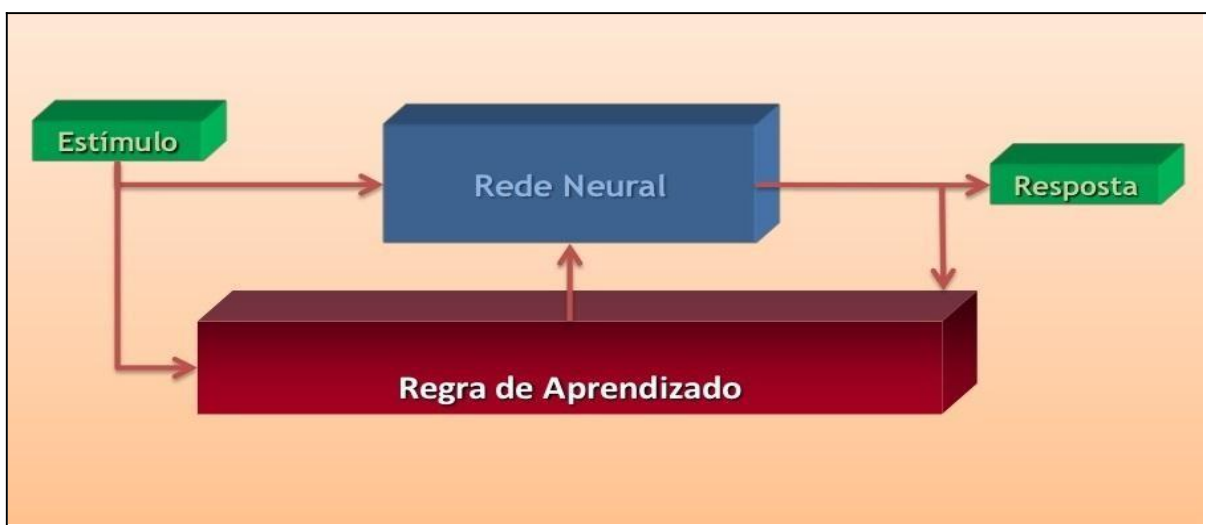
considerada treinada.

Nas redes não supervisionadas, não há uma saída pré-estabelecida para que o conjunto de treinamento seja comparado. “Os pesos são ajustados à medida que a rede vai sendo renovada de padrões de entrada selecionados [...]” (CAVALHEIRO et. al., 2010, p. 4).

Neste tipo de aprendizado, a rede aprende sozinha através dos padrões de entrada sem possuir um supervisor para “ensinar-lhe” como aprender.

“Na aprendizagem não supervisionada (ou auto-supervisionada), não se conhece os valores das saídas desejadas, e a aprendizagem ocorre através da identificação de padrões nas entradas” (KAUPA; SASSI, 2011, p. 5). Essa forma de aprendizado pode ser visualizada na Figura 7 abaixo.

Figura 7 – Aprendizado não supervisionado



Fonte: Daner (2015).

A aprendizagem não supervisionada, para alguns autores, ainda pode ser dividida em aprendizagem por reforço e auto-organizada.

Duas formas de aprendizagem não supervisionada são destacadas. Uma delas, chamada de aprendizagem por reforço, é baseada em heurísticas e relacionada à programação dinâmica. A outra forma, chamada de aprendizagem auto-organizada, utiliza regras de aprendizagem competitivas (MENDONÇA NETO, 2014, p. 57).

Os algoritmos não supervisionados “[...] são capazes de descobrir padrões

ou características específicas nos dados de entrada sem a interferência do usuário” (AGUIAR, 2010, p. 36). Santos (2001, p. 36) explica o funcionamento desses algoritmos da seguinte forma

Para o treinamento da rede são necessários apenas os valores de entrada. Essas entradas são processadas pela rede de maneira que ela se organize e classifique, utilizando os seus próprios critérios. Esse tipo de rede utiliza os neurônios como classificadores e os dados de entrada como os elementos para classificação. O processo de classificação é feito pela rede neural e o seu algoritmo de aprendizado.

O aprendizado não supervisionado pode usar técnicas como de análise de agrupamentos e de análise de componentes principais (CERQUEIRA, 2010).

Essas redes geralmente trabalham com a classificação de amostras considerando características semelhantes e sem a necessidade de testes. De acordo com Morais (2010, p. 35), a partir do treinamento, a rede desenvolve “[...] uma habilidade de formar representações internas para codificar características da entrada e criar novas classes ou grupos automaticamente”.

2.6.2 Rede Neural Artificial *Group Method of Data Handling* (GMDH)

O modelo *Group Method of Data Handling* (GMDH) é um tipo de rede neural que, assim como as demais, tem como base a aprendizagem de máquina para posterior aplicação a uma série de dados com a possibilidade de respostas futuras para o usuário.

A primeira modelagem de redes neurais GMDH fora concebida por Ivakhnenko em 1969.

O conteúdo do algoritmo de Ivakhnenko (1969) se desenvolveu como veículo para identificar relações lineares e não lineares entre *inputs* e *outputs*, gerando uma estrutura que tende a ótima, a partir de um processo sucessivo de várias manipulações dos dados, mediante a incorporação de novas camadas (CAPORAL et al., 2011, p. 3).

Ela pode tornar-se híbrida com outros modelos trazendo resultados mais confiáveis. De acordo com Najafzadeh (2014, p.44), “a estrutura da rede GMDH está configurada na fase de treinamento com modelo polinomial, que produz o erro mínimo entre o valor previsto e o produto observado”.

Segundo Anastasakis e Mort (2001), o algoritmo GMDH, proposto por

Ivakhnenko, são polinômios de baixo grau os quais têm uma estrutura híbrida com o *perceptron* o que lhes proporciona maior precisão de informações, bem como maior velocidade de processamento das informações por parte do algoritmo fornecendo, assim, informações mais rápidas e exatas.

O GMDH se mostra uma poderosa ferramenta para previsões. Ainda conforme Najafzadeh (2014, p. 42), “Em casos de aplicações GMDH, foram fornecidos resultados de predição relativamente mais precisos do que os gerados usando equações empíricas e outras ferramentas computacionais”.

De acordo com Valença (2009), a rede neural artificial GMDH é um sistema oriundo de uma combinação de outras redes neurais e conceitos estatísticos. Para Odan (2013, p. 71), “[...] a rede neural utiliza funções de ativação polinomial, sendo denominada também de rede neural polinomial”.

A rede GMDH relaciona as variáveis de entrada e saída com uma descrição matemática que é chamada de referência. Simultaneamente, busca minimizar o quadrado do erro entre a saída real e a prevista. (NAJAFZADEH; BARANI; AZAMATHULLA, 2012, p. 36).

A rede polinomial que é construída através do algoritmo GMDH, é um modelo adaptativo e de aprendizado supervisionado. A arquitetura desta rede é formada durante o processo de treinamento (modelo não-paramétrico). A função de ativação é baseada em um elemento polinomial de ordem arbitrária, onde os valores estimados são propagados sucessivamente para gerações superiores do algoritmo, melhorando a cada estágio sucessivo (BUENO, 2011, p.21).

Conforme Ahmadi, Mottaghtalab e Nariman-Zadeh (2007), a utilização de redes neurais artificiais do tipo GMDH tem sido bem-sucedida em uma ampla gama de áreas de estudo.

Diante disso, nota-se que o modelo GMDH mostra-se confiável pelo meio científico com ampla aplicação em predições práticas em diversas áreas de conhecimento.

A rede neural artificial GMDH tem uma espécie de “filtro” que seleciona o melhor modelo que descreva com nível de acerto satisfatório o comportamento de um conjunto de dados.

O algoritmo *Group Method of Data Handling*, introduzido primeiramente por Ivakhnenko, segue a filosofia da seleção natural de Darwin. O algoritmo é baseado na seleção mais adequada de expressões polinomiais quadráticas

construídas pela combinação de cada duas variáveis independentes de cada vez (PAZUKI; KAKHKI, 2013, p. 132).

O algoritmo GMDH adota uma sequência lógica de funcionamento a qual envolve quatro heurísticas que identificam as principais características da estrutura GMDH como é descrito abaixo segundo Anastasakis e Mort (2001):

- a) selecionar apenas a amostra relevante para o foco de atuação do modelo que se deseja;
- b) dividir a amostra em dois conjuntos. O primeiro grupo irá separar todas as informações que são úteis das inúteis. Isso significa que vai descartar o que funciona como “ruído” para o modelo. O segundo servirá de base para definição dos coeficientes do modelo matemático-computacional;
- c) construção de uma gama de funções elementares em que a dificuldade aumenta à medida que um procedimento iterativo confecciona diversos modelos;
- d) utilizar um critério externo a fim de definir qual o melhor modelo para os dados em questão.

A utilização desse critério externo deriva do teorema da incompletude de Gödel. Ele afirma, com cunho científico-filosófico, que a explicação para algum fenômeno não pode ser esclarecida apenas pela observação dele mesmo, mas sim pelo que está a sua volta em outro contexto. Por exemplo, imaginando um desenho inserido em um círculo, o teorema afirma que ele não pode ser explicado pelo que está dentro do próprio círculo, mas somente pelo que está fora e sobre outras condições como é o caso do critério externo para definir o melhor modelo.

A divisão do funcionamento do algoritmo feita por Anastasakis e Mort (2001) nada mais é do que a fase de treinamento do algoritmo GMDH. O processo de treinamento pode ser detalhado da seguinte forma conforme Braga (2013):

- a) confecção da 1ª camada da rede. A quantidade de neurônios é dada pela equação 2 e cada um compreende a descrição parcial do sistema representada pela equação genérica 3;

$$2 = \frac{n!}{2!(n-2)!} \quad (2)$$

n = número de entradas da rede.

$$y = a_0 + a_1x_i + a_2x_j + a_3x_{2i} + a_4x_{2j} + a_5x_ix_j \quad (3)$$

y = Quantidade de neurônios.

x_i e x_j = são as entradas dos neurônios.

[0 ... 5] = coeficientes do modelo.

b) cálculo dos coeficientes das descrições parciais, conforme equação 4;

$$a_k = (H^T H)^{-1} H^T q \quad (4)$$

a_k = Matriz de todos os coeficientes do modelo. Ela tem a forma 6X1 uma vez que se relaciona com as 2 combinações de entrada dos neurônios e suas respectivas variantes. A saber x_i , x_j , x_{2i} , x_{2j} , x_ix_j e a constante do modelo a_0 .

H = Matriz com as entradas x_i e x_j pré-processadas do neurônio na forma da equação 4 para cada amostra, possuindo, portanto o conjunto de todas as amostras na forma $s \times 6$.

H^T = É a matriz transposta de H .

q = são as saídas para todas as amostras. Ela é configurada como $s \times 6$.

- c) avaliação do desempenho e exclusão dos neurônios que demonstraram erro acima do parâmetro estabelecido;
- d) verificação do primeiro critério de parada (se a quantidade de neurônios for igual a 1 então deve-se parar o processo);
- e) verificação do segundo critério de seleção quanto à qualidade, ou seja, se o critério de erro é maior com a nova camada. Caso a resposta para o questionamento seja positiva, então se deve excluir essa camada;
- f) criação de uma nova camada caso o critério de parada ainda não tenha sido satisfeito;
- g) treinamento da nova camada;
- h) verificar critérios de parada novamente;

- i) por fim, realiza-se a poda dos neurônios através da exclusão de todos os neurônios que não contribuem para o modelo.

O algoritmo GMDH utiliza funções polinomiais para delineamento de seus modelos. A forma genérica é a do polinômio de Kolmogorov-Gabor a seguir (GONÇALVES, 2006):

$$Y = a + \sum_{i=1} b_i x_i + \sum_{i=1} \sum_{j=1} c_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1} \sum_{j=1} \sum_{k=1} d_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

Y = Saída do modelo

$[x_i, x_j, x_k \dots]$ = Variáveis de entrada no modelo [a ,

$b, c, d \dots]$ = Coeficientes do modelo

m = número de variáveis de entrada

O algoritmo GMDH seleciona vários submodelos que formarão a função base através de critérios externos para que sejam gradualmente aumentados até chegarem a um grau de complexidade ótima para construção e resolução do modelo final (FRAGA, 2009).

Em suma, o algoritmo GMDH é uma rede neural de aprendizado supervisionado que usa funções de base polinomiais para estruturar sua modelagem. Esses fatores geram capacidade satisfatória de desempenho para dados não lineares e série instáveis.

3 METODOLOGIA

3.1 Tipo e delineamento da pesquisa

A pesquisa do estudo em questão foi do tipo aplicada uma vez que visou à resolução de problemas específicos através de uma metodologia já existente. Diante disso, almejou-se à aplicação da rede neural artificial GMDH ao histórico de cotações da ação de uma empresa que comercializa valores na BM&F Bovespa a fim de um regressor que descreva satisfatoriamente a série temporal em questão.

Quanto à forma de abordagem do problema, trata-se de uma pesquisa puramente quantitativa. Ela faz referência a dados numéricos de 2014 até 2015 de uma série de preços da ação com o objetivo de encontrar o melhor modelo descritivo da série.

Quanto ao prisma de seus objetivos, este trabalho teve caráter exploratório haja vista que decorreu da familiarização com as metodologias de previsão baseadas em redes neurais artificiais para posterior criação de hipóteses acerca da definição da modelagem da ação.

Por outro lado, quando se fala sobre o ponto de vista dos procedimentos técnicos, concluiu-se que se trata de um estudo de caso, visto que corresponde à investigação para explorar e descrever o comportamento futuro da ação preferencial em questão no mercado financeiro.

3.2 Execução do projeto

O projeto teve duração de 10 meses, de janeiro de 2015 a outubro de 2015. Ele foi dividido em tarefas de tal modo que melhor viabilizassem o acompanhamento da evolução do mesmo. As principais etapas dele foram: definição do problema de pesquisa, levantamento bibliográfico, coleta de dados, aplicação da modelagem, obtenção dos resultados e revisão do trabalho escrito.

A definição do problema de pesquisa considerou a atual crise que a empresa do estudo vem vivendo, a instabilidade da economia e a desconfiança dos investidores. Foram considerados fatores econômicos associados aos conhecimentos de Engenharia de Produção para encontrar uma previsão do futuro das ações da empresa.

Foi realizado um levantamento bibliográfico a fim de sustentar teoricamente o desenvolvimento do trabalho. O entendimento e aplicação de modelos de previsão através de técnicas de inteligência computacional da mesma forma que o entendimento de questões de pouco enfoque na Engenharia de Produção como Mercado Financeiro, por exemplo, só foram possíveis graças ao levantamento teórico.

Foram coletados dados de preço médio de negociação das ações com o objetivo de aplicação na modelagem preditiva de redes neurais artificiais. Eles foram obtidos em documentos de texto sem formatação viável para análise.

São inúmeros os modelos de redes neurais artificiais para previsão de demanda por séries temporais. A antevisão de índices de mercado financeiro foi encontrada algumas vezes na teoria e ela apontou para um modelo muito utilizado: rede neural artificial *Group Method of Data Handling* que foi aplicado neste trabalho.

Foi utilizada esta rede com suas respectivas fases de treinamento e teste. Em ambas, obtiveram-se os erros e, através desses definiu-se a rede como modelagem adequada para a previsão temporal.

3.3 Procedimentos de coleta de dados

A coleta de dados históricos dos preços médios da ação durante o pregão normal foi realizada através do *site* da Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo onde são fornecidas as informações relevantes para execução do projeto como preço médio da ação, nome e tipo de ação que está sendo levada em consideração.

Foram coletados 300 dados de preço médio da ação preferencial da empresa do estudo entre as datas de 02/07/2014 e 14/09/2015. A data final dos dados corresponde a data da coleta. A série do preço médio é considerada aleatória. Dornbusch, Fischer e Startz (2013, p. 445) afirmam “[...] que o passeio aleatório é apenas o que deveríamos esperar de um mercado [...]”.

Os arquivos fornecidos estavam em documentos de texto, do tipo Bloco de Notas com formatação inadequada para análise. Os dados foram enquadrados em planilhas *MS Excel* através de documento instrutor no próprio *site*. Nesses arquivos, havia informações como nome da empresa, nome das ações negociadas, data da negociação, preço de abertura no pregão, preço de fechamento, melhor preço de

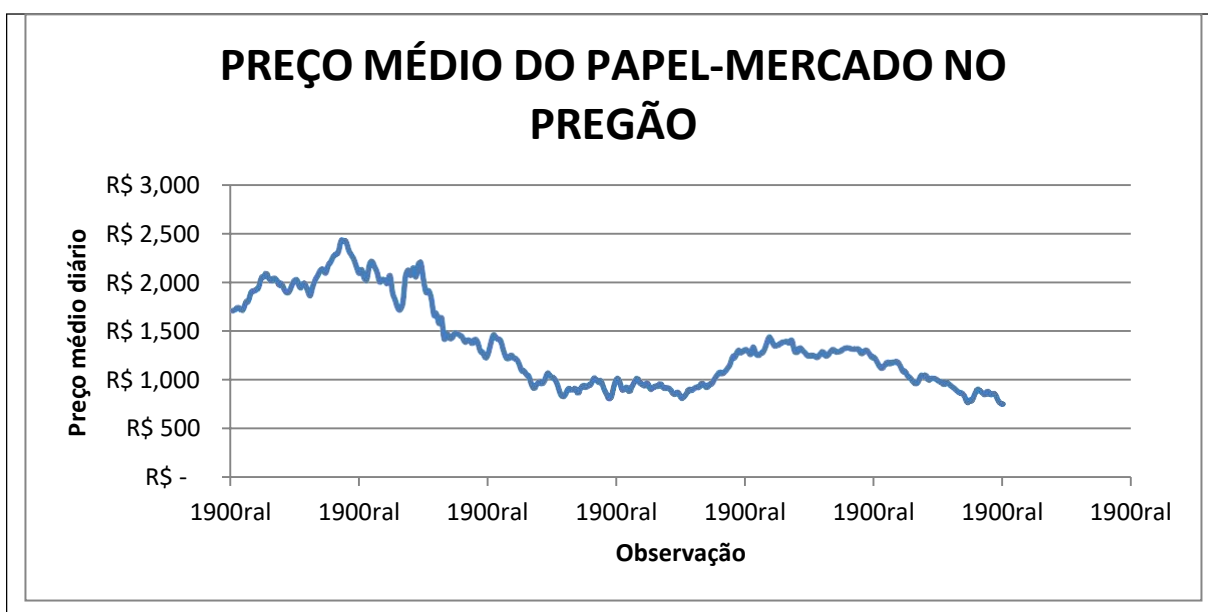
negociação, preço médio no pregão, entre outros.

3.4 Organização e análise dos dados

Na planilha resumida foram descartados os dados de outras empresas e alguns da corporação deste estudo, sendo mantidos em colunas apenas os seguintes: a data do pregão e o preço médio do papel-mercado da ação no pregão (variável de previsão).

Foi gerado o Gráfico 1 de dispersão cujo eixo X está a ordem das observações do pregão e o eixo "Y" os preços médios diários da ação. A construção desses gráficos permitiu a visualização do comportamento do preço médio da ação diariamente.

Gráfico 1 - Preço médio do papel-mercado no pregão



Fonte: Autor (2015)

3.5 Delimitação do estudo

O projeto em questão buscou analisar o comportamento do preço médio da ação de uma empresa listada na Bolsa de Valores de São Paulo. Ele focou no estudo dessa única variável. Utilizou apenas um tipo de ação: preferencial. Ele se valeu de informações quantitativas para previsão da série temporal em estudo.

O estudo em questão foi realizado com a utilização do software Matlab, versão R2011b, disponibilizado no laboratório de Engenharia de Produção da Universidade do Estado do Pará.

Os dados, como já falado anteriormente, foram coletados no site da bolsa de valores em documentos de texto e adaptados em planilhas *MS Excel*. A série de dados históricos já organizados e apenas com as informações necessárias ao estudo pode ser visualizada no apêndice B deste trabalho.

Considerou-se uma amostra de 300 dados de preço médio da ação preferencial referente ao período de 02/07/2014 a 14/09/2015 para aplicação da rede neural artificial *Group Method of Data Handling* conforme o apêndice B.

O apêndice B está dividido em 3 colunas.

A primeira coluna corresponde à sequência dos dados, ou seja, a ordenação natural da série (1, 2, 3, 4...).

A segunda corresponde ao dia de referência de todas as informações. Ela está no formato “aaaammdd”. Onde “a” corresponde ao ano, “m” ao mês e “d” ao dia. Neste trabalho, a série vai de 02/07/2014 até 14/09/2015.

A terceira coluna corresponde aos preços médios da ação preferencial de comercialização do mercado no respectivo dia. Vale observar que os preços médios reproduzidos no apêndice estão multiplicados por 100, portanto, onde se lê R\$ 2,725,00 (dois mil, setecentos e vinte e cinco reais), por exemplo, entende-se que o preço fora, em verdade, de R\$ 27,25 (vinte e sete reais e vinte e cinco centavos) naquele dia.

A série original no *site* possuía 30 anos de cotações diárias, entretanto foram extraídos apenas os dados de 02/07/2014 a 14/09/2015, resultando em uma amostra de 300 dados para aplicação da modelagem preditiva de redes neurais artificiais GMDH e, por conseguinte, verificação de previsão.

Para verificação, foram gerados os seguintes indicadores de erros da modelagem: erro quadrático médio (equação 5), raiz quadrada do erro quadrático médio (equação 6), erro médio (equação 7), erro padrão (equação 8) e erro médio percentual absoluto (equação 1).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1} (y^p_i - y_i)^2}{n} \quad (5)$$

MSE = Erro quadrático médio

y_i = Valor real no tempo i

\hat{y}_i = Valor previsto no tempo i

n = número de observações em questão

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (6)$$

$RMSE$ = Raiz quadrado do erro quadrático médio

MSE = Erro quadrático médio

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n (y^p_i - y_i)}{n} \quad (7)$$

\bar{X} = média dos erros

y_i = Valor real no tempo i

\hat{y}_i = Valor previsto no tempo i

n = número de observações em questão

$$ES = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (8)$$

ES = Erro Padrão

σ = Desvio padrão da amostra

n = Tamanho da amostra

4 ESTUDO DE CASO

4.1 Caracterização da empresa pesquisada

O estudo de caso em questão foi desenvolvido em uma empresa listada na BM&F Bovespa, cuja sede se localiza na cidade do Rio de Janeiro, na República Federativa do Brasil.

A empresa, conforme a citação de Farias (2010, p.8), “[...] foi criada em outubro de 1953, através da lei 2.004 com a finalidade de realizar as atividades do setor de petróleo no Brasil [...], e em 1997, [...] foram abertas as atividades da indústria petrolífera brasileira à iniciativa privada”.

A empresa “[...] é uma sociedade anônima de capital aberto” (MASSAINI; OLIVA, 2015, p. 7). Ela “[...] opera de forma integrada nas atividades de exploração e produção, refino, comercialização, transporte e petroquímica, distribuição de derivados, gás natural, biocombustíveis e energia elétrica” (MELO et al., 2011, p. 5).

A inserção no mercado internacional já tem mais de dez anos e é de extrema relevância para a empresa. “A partir do momento em que a companhia passou a vender suas ações no exterior, o que se deu no ano de 2000, se acentuou a necessidade de adoção de padrões internacionais de transparência e contabilidade” (FERREIRA; HENTZ, 2010).

A [...] é uma empresa de economia mista, em que o acionista controlador é a União Federal (Brasil) e suas ações ordinárias e preferenciais são negociadas por investidores nos mercados brasileiro (BM&F Bovespa), norte-americano via *American Depositary Receipt (ADR)* na *New York Stock Exchange*, na Espanha (*Latibex*), e na Argentina (BCBA) (SANEMATSU, 2012, p. 2).

A empresa possui 80.908 funcionários; 756.030 acionistas; presente em 19 países; tem uma produção diária de 2.799.000 barris de óleo por dia; 129 plataformas de produção, sendo 72 fixas e 57 flutuantes; 16 refinarias; 36.533 Km de dutos; 257 navios, sendo 54 de propriedade própria; 22 usinas termelétricas; 4 usinas de energia eólica; 5 usinas de biodiesel, sendo 3 próprias e 2 em parceria; 10 usinas de etanol em parceria; 7.931 postos de combustível no Brasil e 907 no exterior e 3 fábricas de fertilizantes.

Ela “[...] compromete-se com o desenvolvimento sustentável nas

perspectivas de crescimento integrado, rentabilidade e responsabilidade social ambiental” (FARIAS et al., 2010, p. 8).

A empresa do estudo dá muita atenção a questões sociais e ambientais, incluindo tais pontos como tópicos de sua estratégia empresarial. Diante disso, ela fomenta questões ligadas a tais aspectos de forma relacionada com seu crescimento e rentabilidade (MELO et al., 2011).

Além disso, é importante destacar que, conforme Costa, Barros e Teixeira (2013, p. 5), “Embora seja hoje uma empresa global, deve-se salientar que [...] mantém uma forte imagem de empresa nacional na mente dos brasileiros, uma imagem cuja trajetória histórica está ligada à história do Brasil como uma nação”.

Por fim, é notória a relevância da empresa no contexto nacional, entretanto, atualmente sua estrutura e imagem estão desestruturadas por escândalos e outros fatores econômicos.

“Além dos escândalos reportados pela mídia, analistas apontam que uma das principais causas dos problemas econômicos [...] é o controle no preço da gasolina e do diesel, exercido pelo governo para evitar um aumento da inflação. Isso porque [...] é obrigada a importar o produto para atender à demanda interna [...]” (MASSAINI; OLIVA, 2015, p. 17).

4.2 Caracterização do problema

A instabilidade do comportamento do preço de ações é algo natural no contexto do mercado financeiro. Inúmeros são os fatores que geram flutuações nos preços dessas quotas das sociedades anônimas.

O comportamento de investidores nesse contexto é, muitas vezes, aleatório. Algumas vezes, eles tentam se utilizar de indicadores e da experiência que possuem para agir com certa segurança. Há uma busca incessante pela previsão de como o mercado comportar-se-á no futuro ou, pelo menos, sua tendência futura a fim de atenuar os riscos.

4.3 Implementação da metodologia

Os parâmetros estabelecidos para a rede neural artificial GMDH foram o máximo de 5 camadas e 20 neurônios por camada definidos empiricamente, com

delay (característica nesse tipo de rede) igual a 5 dando estrutura de vetores aos dados coletados conforme o apêndice A.

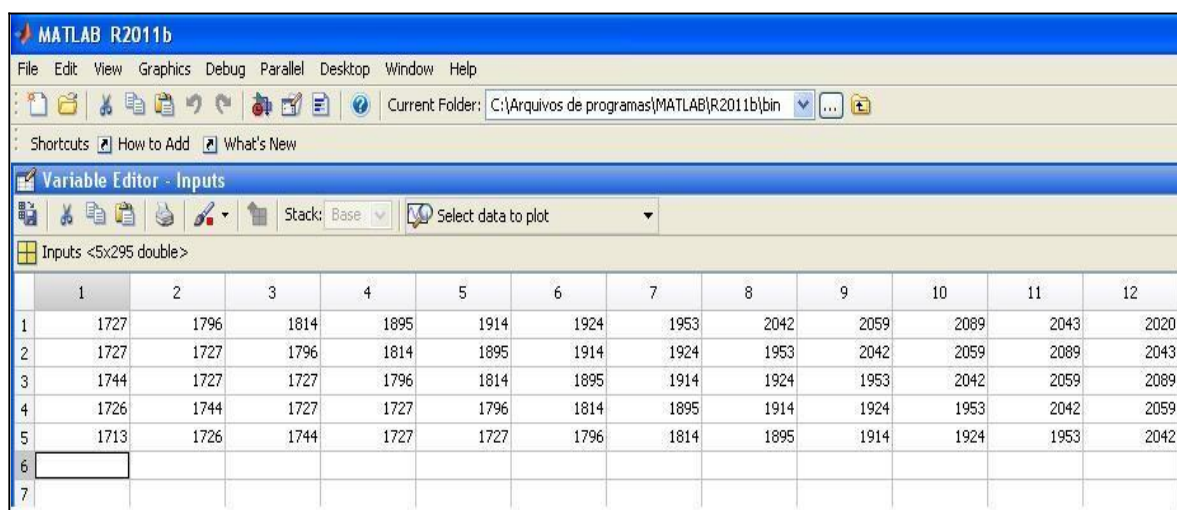
O algoritmo GMDH, escrito em linguagem Matlab, foi obtido através do projeto “*Yarpiz*”, o qual se destina a ser um recurso de códigos fonte acadêmicos e profissionais, juntamente com tutoriais. Eles são desenvolvidos em diversas linguagens de programação como a Matlab, *Visual Basic*, Java e C++, por exemplo.

Foram criadas 8 variáveis no total: “*Input*”, “*Target*”, “*TrainInput*”, “*TrainTarget*”, “*TrainOutput*”, “*TestInput*”, “*TestTarget*”, “*TestOutput*”. Essas variáveis estão descritas no apêndice A.

Dos 300 preços médios (dados brutos) coletados no *site* da BM&F Bovespa, foi gerada, a partir do *delay* igual a 5, uma massa total no formato matricial contendo 6 linhas por 295 colunas. As 5 primeiras linhas desta matriz representavam os elementos de entrada (*Input*), enquanto que a sexta linha representava o elemento de meta (*Target*) para cada uma das 295 instâncias.

As colunas (295 vetores) da variável *Input* representam a sequência de evolução da série original de baixo para cima e organizadas de cinco em cinco valores da planilha original. A segunda coluna, lida de baixo para cima, inicia com o segundo valor da primeira coluna (valor igual a 1726) na linha 5, conforme pode ser visualizado na Figura 8.

Figura 8 – Variável “*Input*” no Matlab



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089	2043	2020
2	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089	2043
3	1744	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089
4	1726	1744	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059
5	1713	1726	1744	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042
6												
7												

Fonte: Autor (2015).

As variáveis “*Input*” e “*Target*” são uma reordenação do apêndice A, cujas

linhas passaram a ser colunas. Portanto, ambas possuem 295 colunas.

A variável “*Target*” é visualizada na Figura 9 e corresponde a todos os valores subsequentes de cada coluna do vetor “*Input*”. Ela corresponde às 295 “previsões” (vetor formado com base em dados reais coletados) dos 295 vetores da variável “*Input*” (vetor formado com base em dados reais coletados).

Cada coluna da variável “*Input*” tem sua sequência correspondente na variável “*Target*”. O primeiro valor dessa variável é o primeiro da segunda coluna do “*Input*”. A “*Target*” segue consecutivamente até a última coluna do vetor “*Input*”.

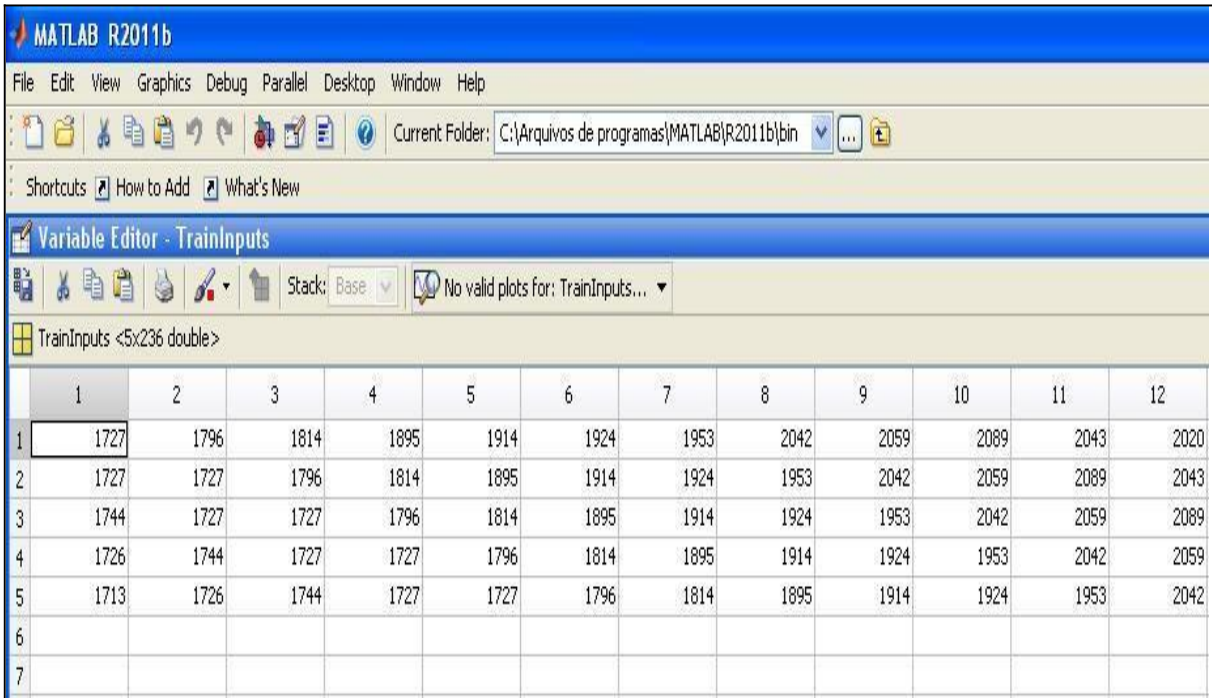
Figura 9 – Variável “*Target*” no Matlab

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089	2043	2020	2043
2												
3												

Fonte: Autor (2015).

A massa de treinamento foi composta por uma matriz de 6 linhas por 236 colunas, o que correspondia a 80% da massa total matricial utilizada pela rede.

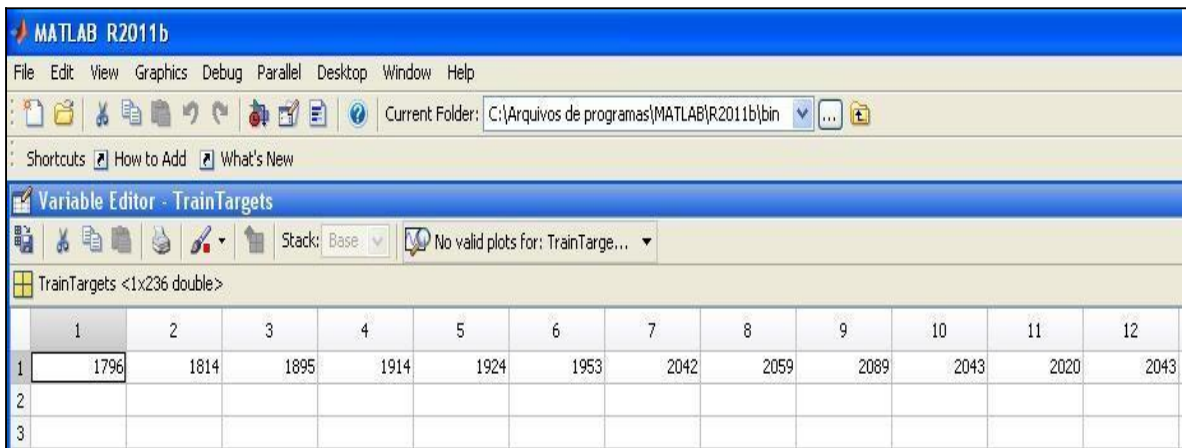
A variável de entrada da massa de treinamento (“*TrainInput*”), no formato de matriz, foi composta de 5 linhas por 236 colunas, conforme figura 10.

Figura 10 – Variável “TrainInput” no Matlab


	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089	2043	2020
2	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089	2043
3	1744	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089
4	1726	1744	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059
5	1713	1726	1744	1727	1727	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042
6												
7												

Fonte: Autor (2015).

Além dela, foi construída a variável meta do treinamento (“TrainTarget”), no formato de matriz, contendo 1 linha por 236 colunas, conforme figura 11.

Figura 11 – Variável “TrainTarget” no Matlab


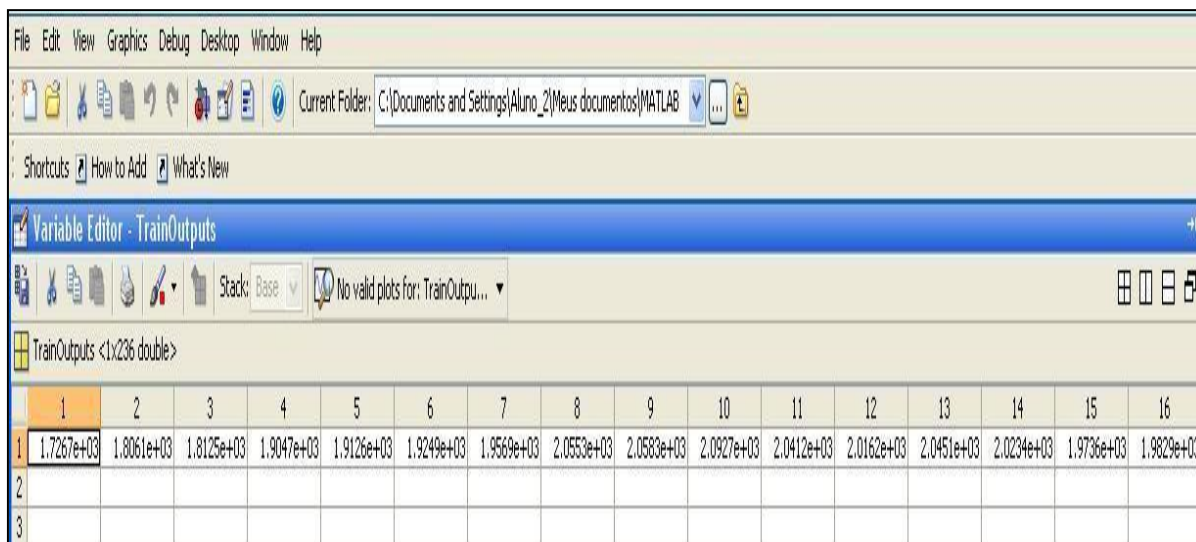
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1796	1814	1895	1914	1924	1953	2042	2059	2089	2043	2020	2043
2												
3												

Fonte: Autor (2015).

A variável “TrainOutput” (figura 12) corresponde à previsão realizada pela rede neural artificial GMDH na fase de treinamento e é oriunda do aprendizado adquirido pela mesma. Essa variável é formada por valores não inseridos pelo

usuário. Ela possui valores novos gerados mediante o aprendizado de máquina utilizando a rede neural artificial GMDH. As observações dessa variável estão descritas no apêndice A.

Figura 12 – Variável “*TrainOutput*” no Matlab



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	1.7267e+03	1.8061e+03	1.8125e+03	1.9047e+03	1.9126e+03	1.9249e+03	1.9569e+03	2.0553e+03	2.0583e+03	2.0927e+03	2.0412e+03	2.0162e+03	2.0451e+03	2.0234e+03	1.9736e+03	1.9829e+03
2																
3																

Fonte: Autor (2015).

A massa de teste foi composta por uma matriz de 6 linhas por 59 colunas, o que correspondia a 20% da massa total matricial utilizada pela rede.

Foi criada a variável de entrada da massa de teste (“*TestInput*”), no formato de matriz, composta de 5 linhas por 59 colunas, conforme figura 13.

Figura 13 – Variável “TestInput”

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	1325	1321	1324	1318	1279	1300	1308	1277	1241	1235	1195	1147	1129	1158	1185	1174	1188	1187	:
2	1333	1325	1321	1324	1318	1279	1300	1308	1277	1241	1235	1195	1147	1129	1158	1185	1174	1188	:
3	1334	1333	1325	1321	1324	1318	1279	1300	1308	1277	1241	1235	1195	1147	1129	1158	1185	1174	:
4	1322	1334	1333	1325	1321	1324	1318	1279	1300	1308	1277	1241	1235	1195	1147	1129	1158	1185	:
5	1302	1322	1334	1333	1325	1321	1324	1318	1279	1300	1308	1277	1241	1235	1195	1147	1129	1158	:
6																			:
7																			:

Fonte: Autor (2015).

Foi construída a variável meta da massa de teste (“TestTarget”), no formato de matriz, contendo 1 linha por 59 colunas, de acordo com a figura 14.

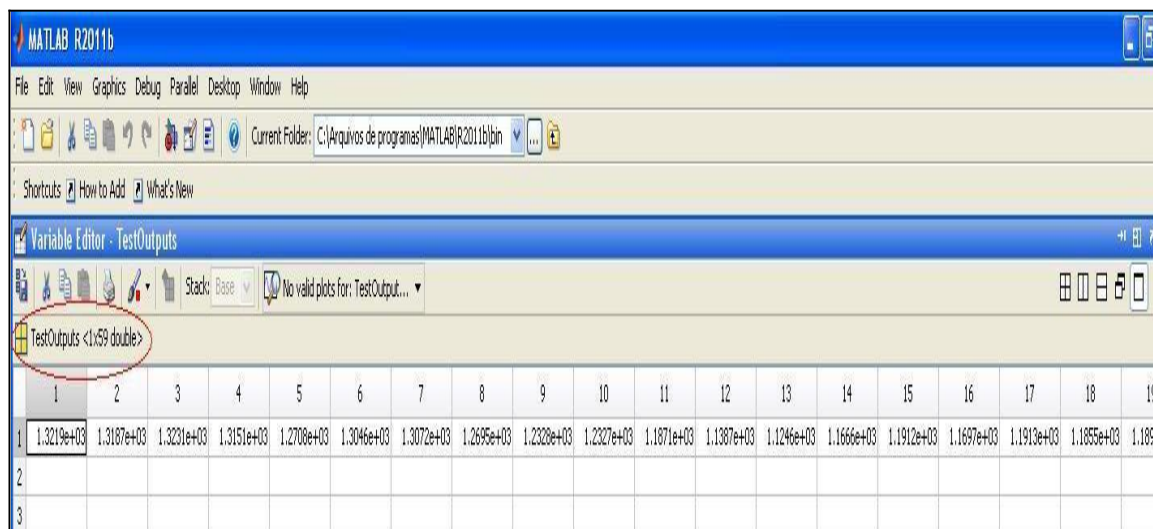
Figura 14 – Variável “TestTarget”

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	1321	1324	1318	1279	1300	1308	1277	1241	1235	1195	1147	1129	1158	1185	1174	1188	1187	1190	:
2																			:
3																			:

Fonte: Autor (2015).

Já a variável “TestOutput” (figura 15) foi a previsão da rede neural artificial. Ela teve como base o aprendizado da rede outrora estabelecido na fase de treinamento e utiliza os vetores da variável “TestInput” para gerar os seus valores. As observações da variável “TestOutput” podem ser visualizadas no apêndice A.

Figura 15 – Variável “TestOutput”

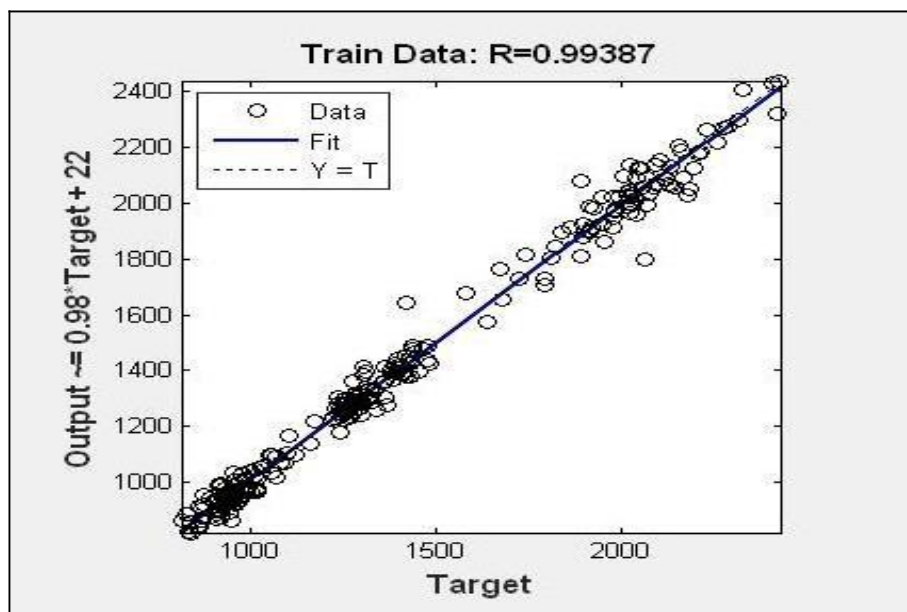


Fonte: Autor (2015).

4.4 Discussão dos resultados

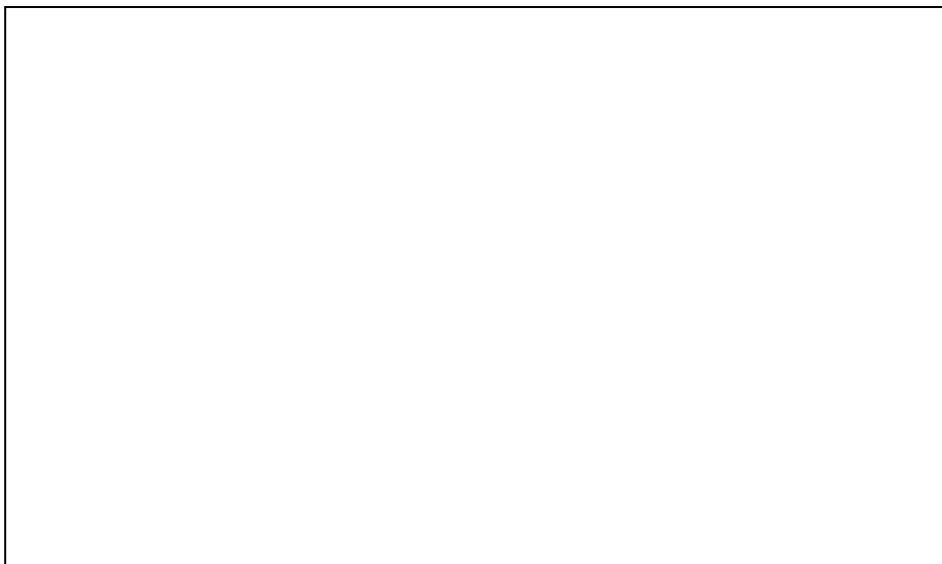
A resolução do problema gerou resultados referentes à capacidade preditiva da rede neural artificial em relação a futuros dados de preço médio da ação pesquisada.

A variável “TrainOutput” foi comparada com a variável “TrainTarget” para verificar a correlação e cálculo do coeficiente de correlação R observados no gráfico da figura 16.

Figura 16 – Gráfico de correlação dos exemplos de treinamento

Fonte: Autor (2015).

A variável “*TestOutput*” foi comparada com a variável “*TestTarget*” gerando o gráfico de correlação e o respectivo coeficiente ilustrados na figura 17.

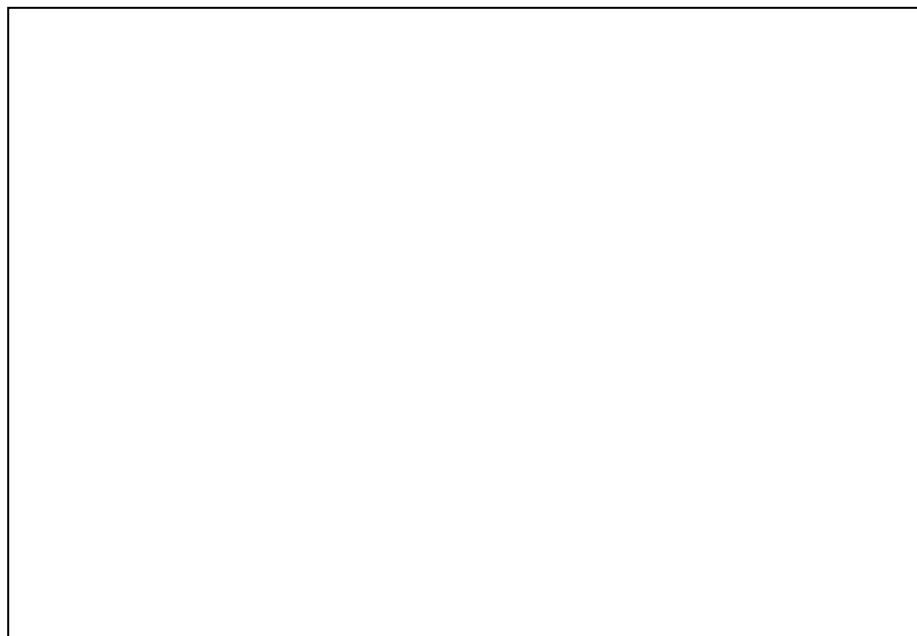
Figura 17 – Gráfico de correlação das observações de teste

Fonte: Autor (2015).

O gráfico da Figura 18 tem o mesmo entendimento dos anteriores, mas considerou todos os 295 vetores da variável “*Target*” com os 295 gerados

pela rede neural artificial GMDH equivalente a união dos vetores “*TrainOutput*” e “*TestOutput*”.

Figura 18 – Gráfico de correlação dos vetores de “*Target*”, “*TrainOutput*” e “*TestOutput*”



Fonte: Autor (2015).

Os três gráficos trazem uma informação muito importante para o usuário que é o valor da estatística R. Ele assume os valores de 0,99387, 0,98861 e 0,99451 para os dados de treinamento, teste e totais respectivamente.

A estatística R mede o grau de correlação entre as variáveis. Quando ela assume valores próximos de 1, significa que há forte correlação entre os atributos da variável independente e da variável dependente.

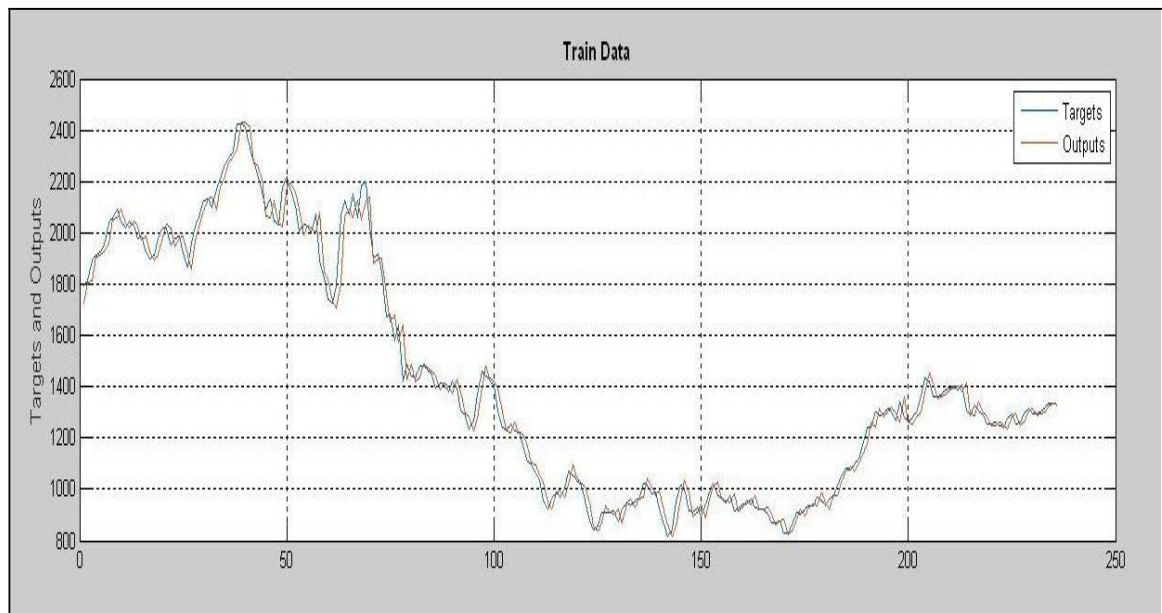
Neste estudo, o R é de aproximadamente 1 para todos os fragmentos da série. Diante disso, pode-se afirmar que a rede neural GMDH descreve, aparentemente, de forma satisfatória o comportamento da série de dados em questão.

Outra forma de verificar a plenitude preditiva em questão é fazer uma análise do ajuste do modelo GMDH à série de dados bem como a distribuição de seus erros o que pode ser visualizado nas Figuras de 19 a 27.

A Figura 19 traz as observações dos 236 vetores da variável “*TrainTarget*” juntamente com os 236 da variável “*TrainOutput*” sobrepostos. Ele demonstra a

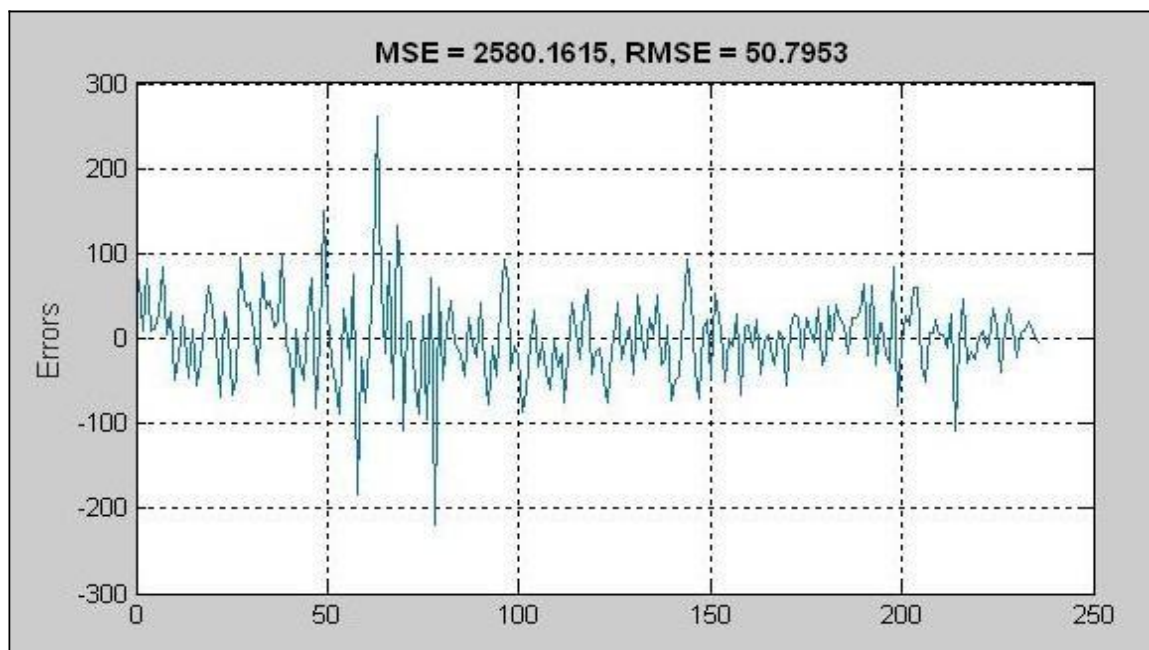
aderência do gráfico da rede GMDH às observações reais.

Figura 19 – Saídas da rede neural artificial GMDH e metas de treinamento



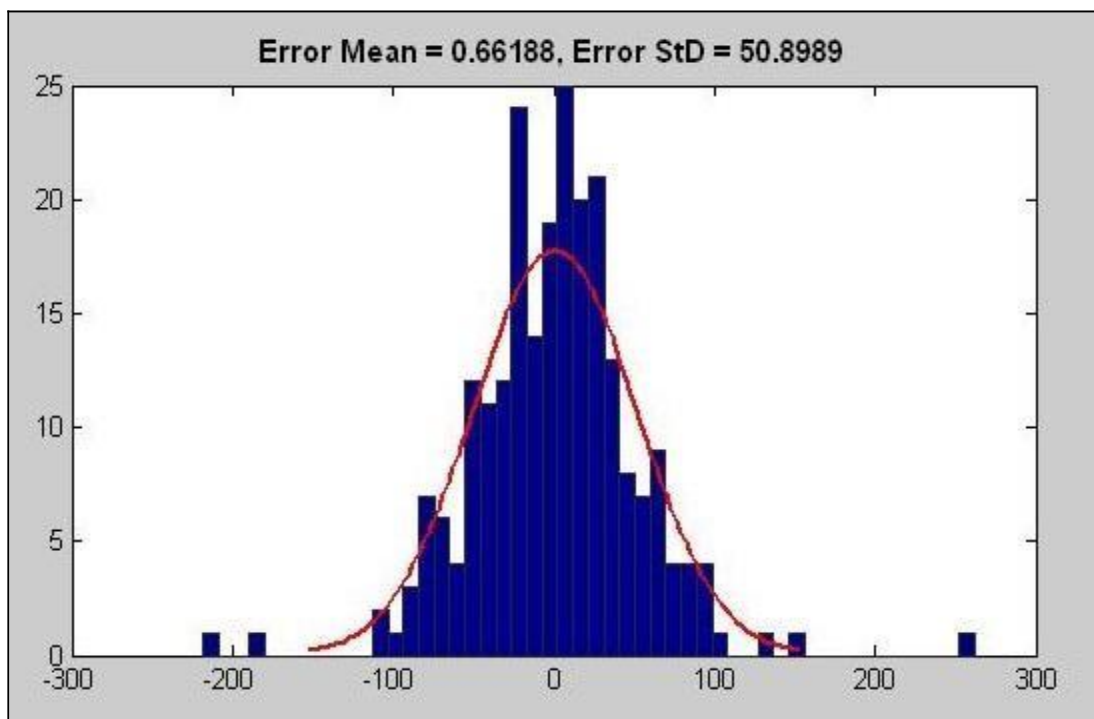
Fonte: Autor (2015).

O gráfico da Figura 20 ilustra os 236 erros calculados na fase de treinamento. Na parte superior são descritas duas variáveis importantes: o erro quadrático médio, descrito na equação 5, e a raiz quadrada do erro quadrático médio (equação 6), cujos valores são 0,25801615 e 0,507953 respectivamente.

Figura 20 – Disposição dos erros com relação aos vetores de treinamento

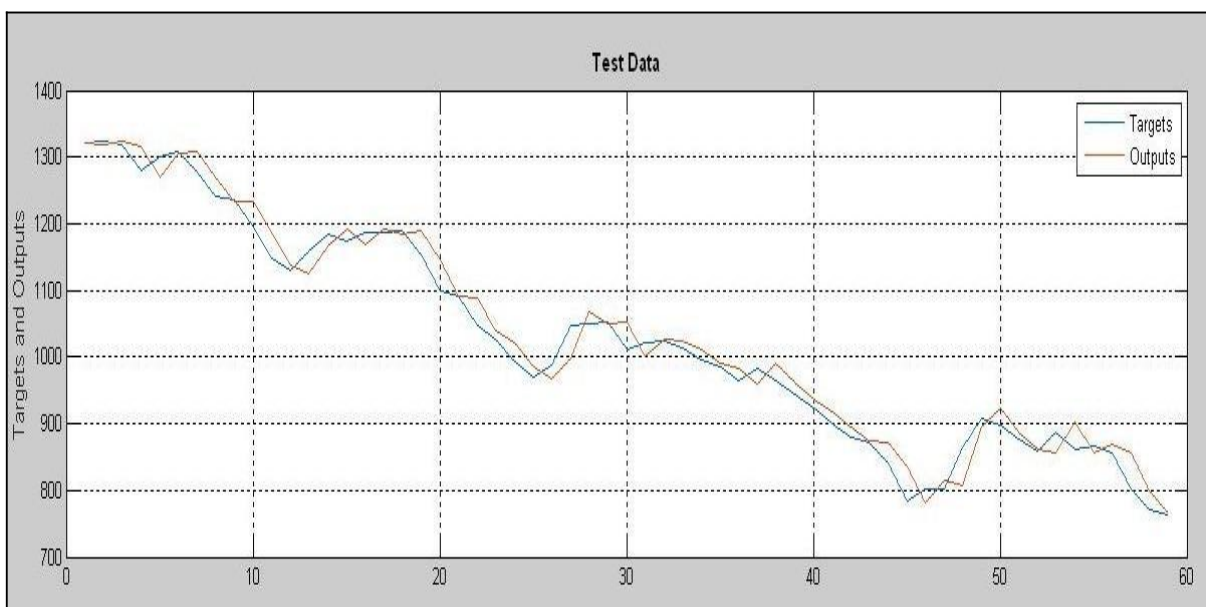
Fonte: Autor (2015).

O gráfico da Figura 21 traz os valores da média dos erros não absolutos (“*error mean*”), conforme a equação 7, bem como o desvio padrão da série de erros (equação 8). Eles assumem os valores de $6,6188 \times 10^{-3}$ e 5,08989 respectivamente.

Figura 21 – Erros normalizados com relação aos vetores de treinamento

Fonte: Autor (2015).

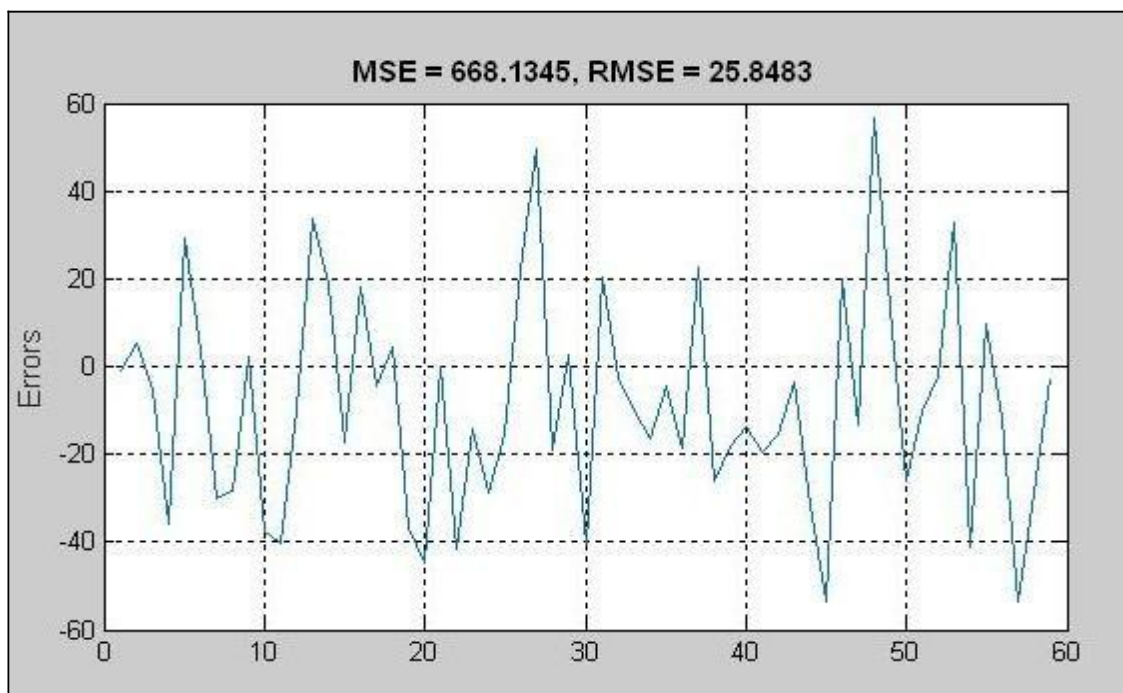
A Figura 22 traz o ajuste do modelo à série de 59 vetores de teste. Ele demonstra a sobreposição das observações das variáveis “*TestTarget*” e “*TestOutput*”.

Figura 22 – Saídas da rede neural artificial GMDH e metas de teste

Fonte: Autor (2015).

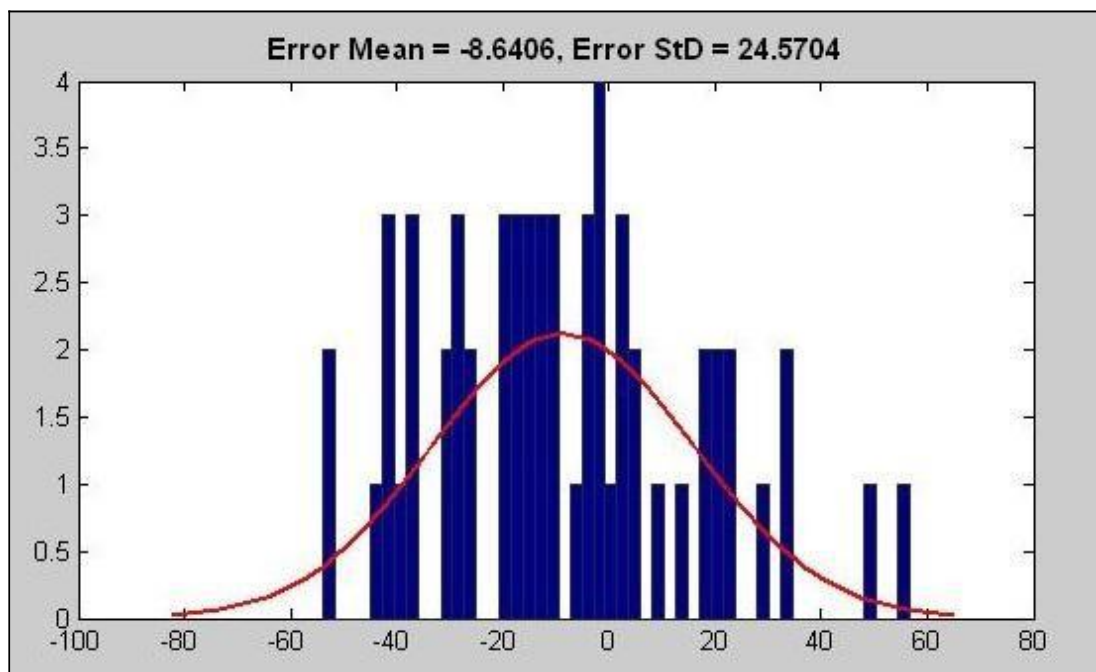
O gráfico da Figura 23 trata da ilustração dos erros individuais da fase de teste considerando o ajuste da rede a ela. Os valores assumidos pelo MSE e RMSE dessa amostra são 0,06681345 e 0,258483 respectivamente.

Figura 23 – Disposição dos erros com relação às instâncias de teste



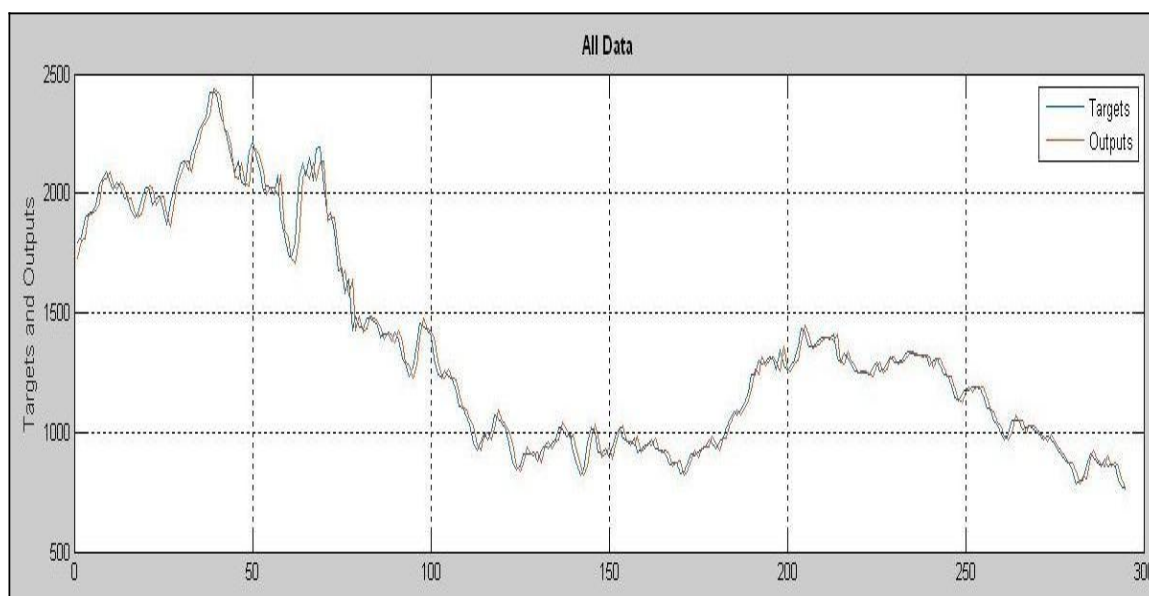
Fonte: Autor (2015).

O gráfico normalizado da Figura 24 elenca os valores de erro médio e desvio padrão dos erros da fase de teste do modelo. Os valores obtidos foram -0,086406 e 0,245704, respectivamente.

Figura 24 – Erros normalizados com relação aos vetores de teste

Fonte: Autor (2015).

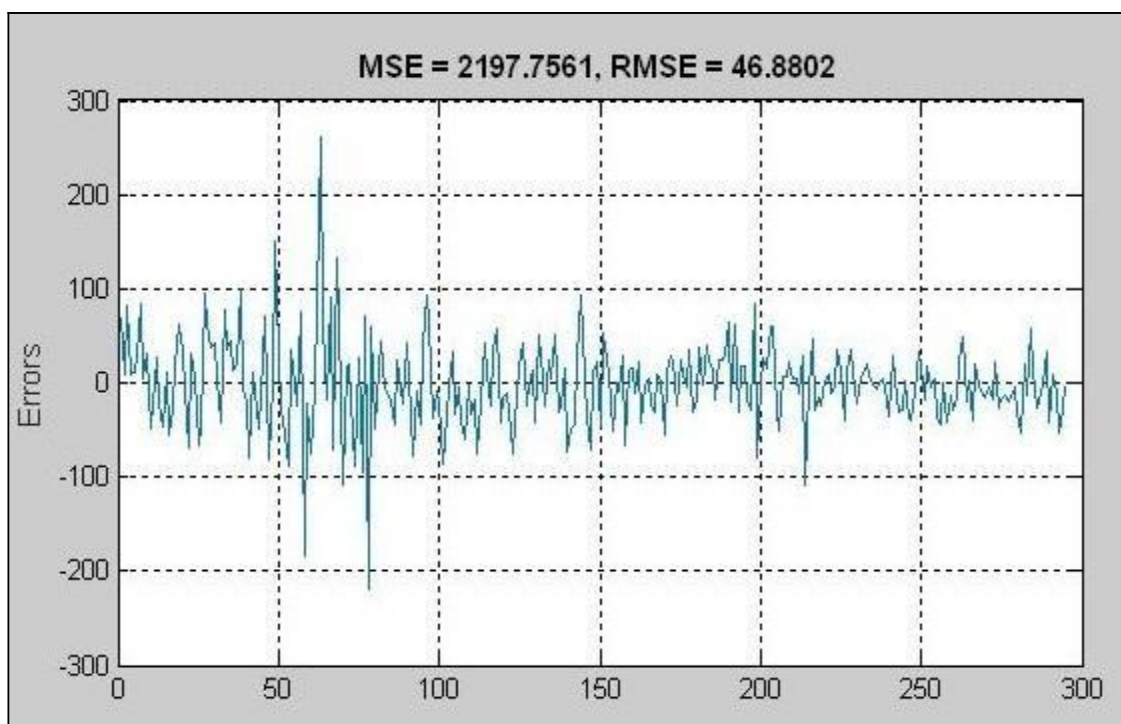
A Figura 25 segue a mesma explicação dos casos anteriores, contudo traz o ajuste do modelo (variáveis “*TrainOutput*” e “*TestOutput*”) à série dos 295 vetores da variável “*Target*”.

Figura 25 – Saídas da rede neural artificial GMDH e metas de toda a série

Fonte: Autor (2015).

A Figura 26 demonstra o gráfico dos erros individuais da amostra em sua totalidade considerando o ajuste da rede. Os valores assumidos pelo MSE e RMSE desse conjunto de dados são 0,21977561 e 0,468802 respectivamente.

Figura 26 – Disposição dos erros em relação aos vetores originais de toda a série



Fonte: Autor (2015).

O gráfico contido na Figura 27 dispõe os seguintes valores de erro médio e desvio padrão dos erros para a série total normalizada: -0,011986 e 0,469445 respectivamente.

Figura 27 – Erros normalizados em relação aos vetores originais de toda série

Fonte: Autor (2015).

Além dos resultados fornecidos pelo *software* Matlab, foi calculada outra medida de desempenho para verificar a acurácia do aprendizado da rede: o erro médio percentual absoluto (equação 1).

Foram executados cálculos para os três grupos: treinamento, teste e total (coadunação dos grupos de treinamento e teste).

Os erros médios percentuais absolutos calculados foram dispostos na tabela 1.

Tabela 1– MAPE's calculados para amostras de treinamento, teste e total

MAPE (Treinamento)	MAPE (Teste)	MAPE (Total)
2,6763%	2,1327%	2,5676%

Fonte: Autor (2015).

A obtenção dos erros médios percentuais absolutos para as três amostras demonstrou que a rede neural artificial GMDH descreveu satisfatoriamente a série de dados.

Vale observar que a previsão obtida na amostra de teste foi o resultado mais significativo para este estudo. Durante essa fase, não houve nenhum tipo de aprendizado pela rede, mas sim a aplicação do conhecimento obtido na fase de treinamento.

Portanto, observou-se que a rede neural em questão realmente aprendeu o

padrão de comportamento da amostra de treinamento. Ela o reproduziu com dados de *input* até então desconhecidos obtendo excelentes resultados futuros comprovados pelo erro médio percentual absoluto de 2,1327%.

5 CONCLUSÃO

Este capítulo encerra o trabalho expondo a resposta do problema inicial da pesquisa sobre a possibilidade de ajuste de uma rede neural artificial do tipo GMDH para prever preços médios de uma ação preferencial. Ele também elenca uma série de propostas para elaboração de trabalhos futuros.

5.1 Considerações finais

A empresa do estudo de caso é uma multinacional do setor energético. Ela tem representações em diversos países e, durante muito tempo, levou o nome do Brasil a vários lugares por seu histórico de sucesso.

Considerando a instabilidade do mercado de ações foi elaborado este estudo com a realização de uma previsão de teste do preço médio da ação preferencial desta empresa.

Realizou-se o a consulta do preço diário da ação em questão no site da BM&F Bovespa com suas datas correspondentes. Os dados obtidos foram organizados em planilhas do *software Microsoft Excel* para melhor elaboração do estudo.

O *software* utilizado para elaboração da rede neural artificial GMDH foi o Matlab R2011b, o qual gerou valores de coeficiente de correlação R para as amostras de treinamento, teste e total de 0,99387, 0,98861 e 0,99451 respectivamente.

Além do coeficiente de correlação, foram gerados pelo *software* os valores de erro quadrático médio, raiz quadrada do erro, erro médio e desvio padrão para as três amostras.

Os valores assumidos para a amostra de treinamento foram: 0,25801615 (erro quadrático médio), 0,507953 (raiz quadrada do erro), $6,6188 \times 10^{-3}$ (erro médio) e 5,08989 (desvio padrão).

A porção de teste obteve os valores de erro quadrático médio igual a 0,06681345, raiz quadrada do erro quadrático médio de 0,258483, erro médio de -0,086406 e desvio padrão de 0,245704.

As 295 instâncias totais impetraram os seguintes valores de erro quadrático médio, raiz quadrada do erro quadrático médio, erro médio e desvio padrão, respectivamente: 0,21977561, 0,468802, -0,011986 e 0,469445.

Após os resultados do programa, foi calculado o erro médio percentual absoluto (MAPE) para os três grupos. O valor obtido para treinamento foi 2,6763%. O MAPE para o teste foi de 2,1327%. E, por fim o MAPE para a amostra total de 295 vetores foi de 2,5676%.

Diante do exposto, observou-se que o objetivo inicial do trabalho foi alcançado, haja vista que os resultados apresentaram acertos superiores a 75% e os dados reais apresentaram correlação próxima de 1, o que indica considerável descrição da série de dados pela rede neural artificial *Group Method of Data Handling*.

5.2 Proposta para trabalhos futuros

Como proposta para trabalhos futuros, sugere-se que sejam realizadas abordagens qualitativas e quantitativas causais de previsão para os preços médios das ações preferenciais e ordinárias da empresa em questão ou de outras que comercializem ações na bolsa.

Além disso, recomenda-se a utilização de outras técnicas de inteligência computacional, assim como uma junção de modelos empíricos e quantitativos.

Quanto às abordagens qualitativas, recomenda-se o uso de métodos que investiguem a opinião de especialistas sobre as perspectivas de preços médios das ações em um horizonte de 6 meses, por exemplo. Nesse ponto, pode-se utilizar o método Delphi para lograr uma perspectiva baseada em critérios empíricos.

Quanto às abordagens quantitativas causais, indica-se que sejam realizadas previsões do preço médio das ações utilizando os dados de preços médios associados a variáveis potencialmente influentes nas flutuações de preços.

Algumas que podem ter impacto são: inflação, risco Brasil, taxa de juros, câmbio etc. A partir disso, verificar quais delas têm impacto profundo nos preços, e, assim, encontrar modelos de previsão utilizando técnicas de inteligência computacional.

Por fim, recomenda-se realizar uma prospecção considerando as duas metodologias: qualitativa e quantitativa causal. Dessa forma, pode-se utilizar a técnica de rede neural artificial deste trabalho nos aspectos mensuráveis e levar em consideração outras questões pouco descritas em números como a experiência de especialistas, por exemplo, para gerar previsões mais seguras.

REFERÊNCIAS

AHMADI, H.; MOTTAGHITALAB, M.; NARIMAN-ZADEH, N.. Group Method of Data Handling-Type Neural Network Prediction of Broiler Performance Based on Dietary Metabolizable Energy, Methionine, and Lysine. **Oxford Journal**. Guilan, p. 494-501. jan. 2007. Disponível em: <<http://japr.oxfordjournals.org/content/16/4/494.full.pdf>>. Acesso em: 09 dez. 2015.

ALMEIDA, Rafael Vieira de. **Aplicação de Redes Neurais Artificiais e Box-Jenkins Na Previsão de Preços do Feijão Pagos ao Produtor do Estado de São Paulo: Um estudo comparativo entre duas metodologias**. 2011. 39 f. TCC (Graduação) - Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação, Departamento de Sistemas de Informação da Unidade Universitária de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Estadual de Goiás, Universidade Estadual de Goiás, Anápolis, 2011. Disponível em: <<http://www.unucet.ueg.br/biblioteca/arquivos/monografias/TC-RafaelAlmeida-Walkiria.pdf>>. Acesso em: 09 dez. 2015

ANASTASAKIS, L.; MORT, N.. **The development of self-organization techniques in modelling: a review of the group method of data handling (gmdh)**. Sheffield: Department Of Automatic Control & Systems Engineering The University Of Sheffield, 2001. 38 p. Disponível em: <[https://www.gmdhshell.com/old/sites/default/files/Research Reportabout GMDH - Anastasakis&Mort;.pdf](https://www.gmdhshell.com/old/sites/default/files/Research%20Report%20about%20GMDH%20-%20Anastasakis&Mort;.pdf)>. Acesso em: 19 out. 2015.

ABREU, Edgar Gomes de Abreu. **Investindo em ações, reduzindo o risco e aumentando o potencial de retorno com o auxílio da estatística**. 2008. Universidade do Vale do Rio do Sinos, São Leopoldo. Disponível em: <<http://www.pucrs.br/edipucrs/erematsul/minicursos/investindoemacoes.pdf>>. Acesso em: 10 jul. 2015.

AGUIAR, Fernando Guimarães. **Utilização de redes neurais artificiais para detecção de padrões de vazamento em dutos**. 2010. 95 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010. Disponível em: <https://www.google.com/url?q=http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18147/tde-17012011-160008/publico/Dissertacao_Revisada.pdf&sa=U&ved=0CBUQFjAHahUKEwj37uXsx6nIAhXG1YAKHXfaCzI&client=internal-uds-cse&usg=AFQjCNE9Gs4gt0h1-BzeoyrhTHhBa2ML8Q>. Acesso em: 04 out. 2015.

ALBERTO, G.S; FAMÁ, R.; SANTOS, J. O. dos. Predição de índices do mercado acionário dos países do BRICS: uma aplicação de redes neurais artificiais. In: ENCONTRO DA ANPAD, 37., 2013. Rio de Janeiro. **Anais.....** Rio de Janeiro: ANPAD, 2013. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTYxNjg=>>. Acesso em 09 set. 2015.

ALMEIDA, Rodrigo Pessotto. **Custos de produção e previsão de demanda: uma abordagem voltada ao planejamento e controle da capacidade produtiva**. 2014. 86 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade

Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/101204/000929798.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 26 out. 2015.

ALVES, Marleide Ferreira. **Previsão de demanda de cargas elétricas por seleção de variáveis *Stepwise* e redes neurais artificiais**. 2013. 75 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia da UNESP, Ilha Solteira, 2013. Disponível em: <<http://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/111122/000800318.pdf?sequence=1&isAllowed=y>>. Acesso em: 20 set. 2015.

ANDRADE, Kléber de Oliveira. **Sistema neural reativo para o estacionamento paralelo com uma única manobra em veículos de passeio**. 2011. 101 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Escola de Engenharia de São Carlos da USP, São Carlos, 2011. Disponível em: <<https://www.google.com/url?q=http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18149/tde-21112011-131734/publico/Andrade2011.pdf&sa=U&ved=0CBkQFjAJOAqFQoTCK3w6u7JqcgCFQyegAodLVoGVg&client=internal-uds-cse&usq=AFQjCNEsLQj4IDfEXsWtdMW239Qmc3DFGw>>. Acesso em: 04 out. 2015.

ANGOTTI, Luís Rogério. **Análise e proposta de melhoria do processo de previsão de demanda em uma pequena empresa do setor de cosméticos**. 2011. 118 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2011. Disponível em: <http://www.bdt.ufscar.br/htdocs/tedeSimplificado//tde_busca/arquivo.php?codArquivo=4350>. Acesso em: 26 out. 2015.

ARAÚJO, Marília Marcy Cabral de. **Identificação e quantificação de danos em pórticos espaciais via método do erro residual e redes neurais artificiais**. 2013. 112 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil, Departamento de Engenharia Civil, Universidade de Brasília, Brasília, 2013. Disponível em: <http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/13809/1/2013_MaríliaMarcyCabraldeAraújo.pdf>. Acesso em: 09 set. 2015.

BALLOU, Ronald H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: planejamento, organização e logística empresarial**. Tradução: Elias Pereira. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

BARBOSA, Rafael Freitas. **Análise comparativa de retornos e prêmios de risco entre s níveis de listagem das empresas no mercado de ações brasileiro**. 2012. 103 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, Porto Alegre, 2012. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/49822/000828390.pdf?sequence=1>>. Acesso em 02 set. 2015.

BARELLA, Natalia Caroline. **A influência das variáveis econômicas no comportamento das ações da Petrobrás**. Ribeirão Preto. Universidade de São Paulo, 2011. Disponível em: <<http://dcm.ffclrp.usp.br/man/upload/BARELLA.pdf>>. Acesso em: 04 mar. 2015.

BARROS, Claudio Marcelo Edwards; ESPEJO, Márcia Maria dos Santos Bortolucci; FREITAS, Aline Carneiro. A relevância da informação contábil no mercado acionário Brasileiro: uma análise empírica de companhias listadas na BM&F Bovespa antes e após a promulgação da lei 11.638/07. **Revista ambiente contábil**, Natal, v. 5, n. 1, p. 241-262, jan. 2013. Disponível em: <<http://periodicos.ufrn.br/ambiente/article/view/3323/2700>>. Acesso em 03 set. 2015.

BATALHA, Wilson de Souza Campos. **Sociedades anônimas e mercado de capitais**. Rio de Janeiro: Forense, 1973. 1 v.

BATTAGELLO, Vinícius Antonio; CORDEIRO, Marciso Xavier; PINO JUNIOR, Arnaldo dal. Redes Neurais aplicadas à previsão de séries temporais. In: ENCONTRO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E PÓS-GRADUAÇÃO DO ITA, 11., 2005, São José dos Campos. **Anais.....** São José dos Campos: Cnpq, 2005. p. 1 - 7. Disponível em: <<http://www.bibl.ita.br/xiencita/Artigos/Fund17.pdf>>. Acesso em: 01 nov. 2015.

BAUTISTA, Campo Alcides; BOJACÁ, José Joaquín Ortiz. **Explicación contamétrica de lasdinámicas patrimoniales desde una concepción social**. Bogotá. Universidad Libre Colombia, 2012. Disponível em: <<http://criteriolibre.unilibre.edu.co/index.php/clibre/article/view/117>>. Acesso em 17 ago. 2015.

BELUCO, Adriano; BANDEIRA, Denise Lindstrom. Modelo híbrido SOM-ANN/BP para a Previsão de Índices da bolsa de valores NYSE através de redes neurais artificiais. In: ENCONTRO DA ANPAD, 37., 2013. Rio de Janeiro. **Anais.....**Rio de Janeiro: ANPAD, 2013. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTU2NTE=>>. Acesso em: 10 set. 2015.

BERK, Jonathan; DEMARZO, Peter; HARFORD, Jarrad. **Fundamentos de finanças empresariais**. Tradução Cristiane de Brito. Porto Alegre: Bookman, 2010. 760 p.

BM&F Bovespa. **Horários de negociação no mercado de ações (mercado de bolsa)**. Disponível em: < <http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/regulacao/horarios-de-negociacao/acoes.aspx?Idioma=pt-br>>. Acesso em: 07 set. 2015

BODIE, Zvi; MERTON, Robert C. **Finanças**. Porto Alegre: Bookman, 2009.

BRAGA, André Luiz Sordi. **Redes neurais baseadas no método de grupo de manipulação de dados: treinamento, implementações e aplicações**. 2013. 132 f. Tese (Doutorado) – Curso de Sistemas Mecatrônicos, Engenharia Mecânica, Universidade de Brasília, Brasília, 2013. Disponível em: < http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/13365/1/2013_Andr%C3%A9LuizSordiBraga.pdf >. Acesso em: 09 set. 2015.

BRANCO, Sacha Tadeu; SAMPAIO, Raimundo José Borges de. Aplicação de redes neurais artificiais em modelos de previsão de demanda para equipamentos de

infraestrutura de telecomunicações. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 28., 2008. Rio de Janeiro. **Anais.....** Rio de Janeiro: ABEPRO, 2008. Disponível em:

<http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2008_tn_sto_074_529_10851.pdf>.

Acesso em: 14 abr. 2015.

BRANDÃO, Jackson Daner M.. **Redes Neurais**: Ouro Preto: Vídeo, 2011. Color. Disponível em: <<http://pt.slideshare.net/jkbrandao/redes-neurais-artificiais-regras-de-aprendizado>>. Acesso em: 04 out. 2015.

BRASIL. Código Civil, de 10 de janeiro de 2002. Presidência da república. Brasília, DF, 10 jan. 2002. Disponível em

<http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/L10406compilada.htm>. Acesso em: 04 ago. 2015.

BRASIL. Lei 6404/76, de 15 de dezembro de 1976. Presidência da República. Brasília, DF, 15 dez. 1976. Disponível em:

<http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/L6404consol.htm>. Acesso em: 04 ago. 2015.

BREALEY, Richard A; ALLEN, Franklin; MYERS, Stewart C. **Princípios de finanças empresariais**. São Paulo: MC GRAW HILL, 2007.

BUENO, Elaine Inacio. **Group Method of Data Handling (GMDH) e redes neurais na monitoração e detecção de falhas em sensores de centrais nucleares**. 2011.

150 f. Tese (Doutorado) - Curso de Ciências na área de Tecnologia Nuclear, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. Disponível em:

<<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/85/85133/tde-02092011-140535/pt-br.php>>. Acesso em: 04 out. 2015.

CALSING, Luciana Cristina. **Previsão de demanda combinada a partir de métodos quantitativos e opinião de especialistas**. 2015. 68 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2015. Disponível em:

<<https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/127809/000970204.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 26 out. 2015.

CAMELO, Pedro Miguel Bairrão de Seixas. **Botnet cluster identification**. 2014. 88 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Informática, Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2014. Disponível em:

<http://run.unl.pt/bitstream/10362/14181/1/Camelos_2014.pdf>. Acesso em: 21 nov. 2015.

CAPORAL, Bibiana. Previsão do índice Merval: uma aplicação de redes neurais polinomiais GMDH. In: SEMINÁRIO INTERINSTITUCIONAL DE ENSINO, PESQUISA E EXTENSÃO, 16., 2011, Cruz Alta. **Anais.....** Cruz Alta: UNICRUZ, 2011. Disponível em:

<<http://www.unicruz.edu.br/seminario/artigos/sociais/PREVIS%C3%83O%20DO%20%C3%8DNDICE%20MERVAL%20->

%20UMA%20APLICA%C3%87%C3%83O%20DE%20REDES%20NEURIAS%20POLINOMIAIS%20GMDH.pdf>. Acesso em: 04 out. 2015.

CARVALHO, Camilla Cruz de. et al. Mensuração da capacidade de governança corporativa das empresas familiares do mercado tradicional para a migração ao novo mercado da BM&F Bovespa. In: ENCONTRO DE ESTUDOS EM ESTRATÉGIA, 7., 2015. Brasília. **Anais.....** Rio de Janeiro: ANPAD, 2015. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTgxOTc=>. Acesso em: 06 set. 2015.

CASTRO, Roberto Lopes de. **Planejamento e controle da produção e estoques: um survey com fornecedores da cadeia automobilística brasileira.** 2005. 111 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3136/tde-24112005-071401/publico/DISS_ROBERTO_CASTRO.pdf>. Acesso em: 24 out. 2015.

CASULA, Henrique Cury. **Aplicação de técnicas de previsão de demanda em manufatura: estudo de caso em uma indústria de laminados.** 2012. 99 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2012. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.unicamp.br/document/?code=000859033&fd=y>>. Acesso em: 26 out. 2015.

CAVALHEIRO, E. A. et al. **Aplicação de redes neurais polinomiais na previsão do Ibovespa e Merval.** Revista Desenvolvimento em Questão, 2011. Disponível em: <<https://www.revistas.unijui.edu.br/index.php/desenvolvimentoemquestao/article/view/3/159>>. Acesso em: 13 abr. 2015.

CAVALHEIRO, Everton Anger et al. Previsibilidade nos mercados de ações: estudo dos países emergentes aplicando redes neurais. In: SIMPÓSIO DE GESTÃO DA INOVAÇÃO TECNOLÓGICA, 26., 2010, Vitória. **Anais.....** tória: Anpad, 2010. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MT11NTQ=>. Acesso em: 03 out. 2015.

CERQUEIRA, Pedro Henrique Ramos. **Um estudo sobre reconhecimento de padrões: um aprendizado supervisionado com classificador bayesiano.** 2010. 108 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Ciências, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2010. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11134/tde-11022011-101732/pt-br.php>>. Acesso em: 04 out. 2015.

COELHO, Fábio Ulhoa. **Curso de Direito Comercial: direito de empresa.** V. 2. 16. ed. São Paulo: Saraiva, 2012.

COELHO, Ricardo Limongi França. O valor do cliente e a escolha de ações na bolsa de valores. In: ENCONTRO DA ANPAD, 36., 2012. Rio de Janeiro. **Anais.....** Rio de Janeiro: ANPAD, 2012. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTUxNzM=>. Acesso em: 05 set. 2015.

COLIN, Emerson Carlos. Pesquisa operacional: 170 aplicações em estratégia, finanças, logística, produção, marketing e vendas. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

CORRÊA, Henrique L.; GIANESI, Irineu G. N.; CAON, Mauro. **Planejamento, Programação e Controle da Produção**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2007

COSTA, Alessandra de Sá Mello da; BARROS, Denise Franca; TEIXEIRA, Ana Christina Celano. A empresa como "um lugar de memória"? Uma análise do discurso do programa Memória Petrobras. In: ENCONTRO DA ANPAD, 37., 2013, Rio de Janeiro. **Anais.....** Rio de Janeiro: Anpad, 2013. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTU5NTU=>. Acesso em: 08 nov. 2015.

COSTA, Reinaldo Pacheco da; SARAIVA JÚNIOR, Abraão Freires. Economia solidária e contabilidade: finanças solidárias. In: ENCONTRO INTERNACIONAL DE ECONOMIA SOLIDÁRIA, 7., 2011. São Paulo. **Anais....** São Paulo: USP, 2011. Disponível em: <https://www.google.com.br/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=5&cad=rja&uact=8&ved=0CDsQFjAEahUKEwiM8Ya7wqzHAhWf5AKHSPAD4k&url=http%3A%2F%2Fcirandas.net%2Fnesol-usp%2Feventos%2Fvii-eies%2Ffs06.pdf&ei=fvDPVYy6DIX_wQSjgL_ICA&usg=AFQjCNFoucjbghp7-lpmZz2DqO1F28wDQ&sig2=yPcNFsRTdolqc6ZSAiSBVw>. Acesso em: 17 ago. 2015.

DECHOW, P. M.; GE, W.; SCHRAND, C. M. Understanding earnings quality: a review of proxies, their determinants and their consequences. **Journal of Accounting and Economics**. V. 50. n. 2-3. p. 344-401. 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165410110000339>>. Acesso em: 07 set. 2015.

DORNBUSCH, R.; FISCHER, S.; STARTZ, R. **Macroeconomia**. 11. ed. Porto Alegre: AMGH, 2013. 648p.

FARIAS, Luana das Graças Queiróz de et al. Projeto de mecanismo de desenvolvimento limpo da Petrobras\Fafen: uma análise à luz das estratégias ambientais empresariais, das tecnologias ambientais e do desenvolvimento sustentável. In: ENCONTRO DA ANPAD, 34., 2010, Rio de Janeiro. **Anais.....**Rio de Janeiro: Anpad, 2010. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTlwNzM=>. Acesso em: 08 nov. 2015.

FERNANDES, L.G.L; PORTUGAL, M.S; NAVAU, P.O.A. **Previsão de séries de tempo: redes neurais artificiais e modelos estruturais**. Disponível em: <http://www.ufrgs.br/ppge/pcientifica/1995_09.pdf>. Acesso em 17 abr. 2015.

FERNANDES, Josiane Maria de Macedo. **Controle inteligente de sistemas eletrohidráulicos utilizando redes neurais artificiais**. 2012. 63 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Rio Grande do Norte, 2012. Disponível em:

<<http://repositorio.ufrn.br:8080/jspui/handle/123456789/15700>>. Acesso em: 09set. 2015.

FERREIRA, M. M.; HENTZ, L. A. S. Prática de governança corporativa nas empresas estatais: o caso Petrobras. **Caderno de Pesquisa**, Franca, v. 1, n. 1, pp.1-6, 2010. Disponível em: <<http://seer.franca.unesp.br/index.php/cardernopesquisa/article/view/188/232>>. Acesso em: 09 dez. 2015

FISS, P. C. Institutions and Corporate Governance. In: **R. Greenwood, C. Oliver, K. Sahlin-Andersson, & R. Suddaby (Eds.)**. *The Sage Handbook of Organizational Institutionalism*. (pp. 389-410). 2008. Londres: Sage.

FORTUNA, Eduardo. **Mercado financeiro**: produtos e serviços. 17 ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2010.

FORTUNA, Eduardo. **Mercado financeiro**: produtos e serviços. 18 ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2011.

FRAGA, David John Freitas. **Usando uma rede GMDH como uma ferramenta para seleção de variáveis de entrada de uma rede neural**. 2009. 50 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia da Computação, Escola Politécnica de Pernambuco, Recife, 2009. Disponível em: <http://tcc.ecomp.poli.br/20092/TCC_final_DavidFraga.pdf>. Acesso em: 20 out. 2015.

FURINI, Marcos Amorielle. **Projeto de Controladores Suplementares de amortecimento utilizando redes neurais artificiais**. 2011. 129 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia da UNESP, Ilha Solteira, 2011. Disponível em: <http://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/100323/furini_ma_dr_ilha.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em 11 set. 2015.

GAMBOGI, Jarbas Aquiles. **Aplicação de redes neurais na tomada de decisão do mercado de ações**. 2013. 66 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3139/tde-23052014-012156/pt-br.php>>. Acesso em: 08 set. 2015.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de administração financeira**. 12. Ed. Brasília: Pearson, 2010.

GOMES, Gecynalda Soares da Silva. **Novas funções de ativação em redes neurais artificiais multilayer perceptron**. 2010. 137 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2010. Disponível em: <http://repositorio.ufpe.br:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/1757/arquivo3194_1.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 09 set. 2015.

GONÇALVES, Iraci Martinez Pereira. **Monitoração para detecção de falhas de sensores utilizando a metodologia GMDH**. 2006. 119 f. Tese (Doutorado) – Curso de Ciências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2006. Disponível em: <http://pelicano.ipen.br/PosG30/TextoCompleto/Iraci%20Martinez%20Pereira%20Goncalves_D.pdf>. Acesso em: 20 out. 2015.

GRANOVETTER, Mark. Economic action and social structure: the problem of embeddedness. **American Journal Of Sociology**. Nova York, p. 481-510. nov. 1985. Disponível em: <https://www2.bc.edu/~jonescq/mb851/Feb26/Granovetter_AJS_1985.pdf>. Acesso em: 09 dez. 2015.

HAYKIN, S.. **Redes neurais: Princípios e prática**. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HARZER, Jorge Harry; FUMAGALLI, Luis André Wernecke; SOUZA, Alceu. Efetividade do *hedge* de variância mínima no mercado futuro de café negociado na BM&F Bovespa. In: ENCONTRO DA ANPAD, 36., 2012, Rio de Janeiro. **Anais...** . Rio de Janeiro: ANPAD, 2012. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTQ5MDQ=>. Acesso em 07 set. 2015.

HILLIER, Frederick S.; LIEBERMAN, Gerald J. Introdução à pesquisa operacional. 9. ed. Porto Alegre: AMGH, 2013.

HIRSHLEIFER, D. & SUH, R. *Risk, managerial effort, and project choice*. 1992. **Journal of Financial Intermediation**, 2: 308–345.

IGLESIAS, Felipe Campana Padin. **Opção de compra ou venda de ações no Direito brasileiro: natureza jurídica e tutela executiva judicial**. 2011. 329 p. Dissertação (Mestrado) – Curso de Direito Comercial, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. Disponível em:<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/2/2132/tde-21082012-112205/publico/versao_completa_Dissertacao_Felipe_Iglesias.pdf>. Acesso em: 26 out. 2015.

INSTITUTO EDUCACIONAL BM&F BOVESPA. **Introdução e gestão de riscos**. 2012. Disponível em: <http://lojavirtual.bmf.com.br/LojaIE/portal/pages/pdf/Apostila_PQO_Cap_08_V2.pdf>. Acesso em: 14 abr. 2015.

KAUPA, Paulo Henrique; SASSI, Renato Jose. Redes neurais artificiais e modelo de Markowitz: comparando técnicas que apoiam a tomada de decisão nos investimentos em ações. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 31., 2011, Belo Horizonte. **Anais.....** Belo Horizonte: Abepro, 2011. Disponível em: <<http://docplayer.com.br/1869802-Redes-neurais-artificiais-e-modelo-de-markowitz-comparando-tecnicas-que-apoiam-a-tomada-de-decisao-nos-investimentos-em-aco-es.html>>. Acesso em: 03 out. 2015.

KIKUCHI, Clayton Issamu; SILVA, Fábio Molina. Uma proposta de um sistema de apoio à decisão para organização de horários em instituições de ensino superior utilizando programação linear. In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 11., 2004, Bauru. Anais eletrônicos do XI SIMPEP. São Paulo: UNESP, 2004. Disponível em: <http://www.simpep.feb.unesp.br/anais/anais11/copiar.php?arquivo=687-ikuchi_CI_Uma_proposta_de_um_sistema_de_apoio.pdf>. Acesso em: 19 out. 2014.

LACHTERMACHER, Gerson. Pesquisa operacional na tomada de decisões: modelagem em Excel. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

LARA, Eliseu Pereira. **A estrutura do balanço patrimonial: um comparativo antes e depois da adoção do padrão contábil internacional.** Disponível em: <<http://www.univale.com.br/portalnovo/images/root/anaisadm/1.pdf>>. Acesso em: 16 ago. 2015.

LEMGRUBER, E.F. et al. **Gestão de riscos e derivativos:** aplicações no Brasil. São Paulo: Atlas, 2001. 274 p.

LIMA, F. G. et. al. Previsão de preço de commodities com modelos ARIMA-GARCH e redes neurais com ondaletas: velhas tecnologias - novos resultados. **RAUSP.** V. 45, n. 2, p. 188-202, 2010.

LORIA, Eli. **Estrutura e função do capital social na companhia aberta.** 2009. 132 f. Dissertação (Mestrado em Direito Comercial) – Faculdade de Direito da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.

LUSTOSA, Leonardo. et al. Planejamento e controle da produção. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

MAKRIDAKIS, S.G., WHEELWRIGHT, S.C. **Forecasting Methods for Management.** 4. ed. Nova York: John Wiley & Sons Ltd, 1985.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J.. **Forecasting:** methods and applications. 3. ed. Nova York: John Wiley & Sons, 1998.

MAMEDE, Gladston. **Direito Empresarial Brasileiro:** direito societário. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

MAMONA, Karla. As 20 empresas mais valiosas da bolsa. **Revista Exame.** 04 fev. 2015. Disponível em: <<http://exame.abril.com.br/mercados/noticias/20-empresas-mais-valiosas-da-bolsa-petrobras-e-a-quarta#1>>. Acesso em: 10 ago. 2015.

MARION, José Carlos. **Contabilidade básica.** 10.ed. São Paulo: Atlas, 2009.

MASSAINI, Silvyne Ane; OLIVA, Fabio Lotti. Evidências da divulgação dos riscos empresariais nos prospectos de distribuição pública de ações: o caso OGX e Petrobras. In: ENCONTRO DA ANPAD, 39., 2015, Belo Horizonte. **Anais.....**Belo Horizonte: Anpad, 2015. p. 1 - 10. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTk3ODQ=>>. Acesso em: 08 nov. 2015.

MELO, Elidiane Suane Dias de et al. Critérios de responsabilidade social corporativa na cadeia de suprimentos do setor de petróleo e gás natural: o caso dos fornecedores pernambucanos da Petrobrás. In: ENCONTRO DA ANPAD, 35., 2011, Rio de Janeiro. **Anais.....** Rio de Janeiro: Anpad, 2011. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTM2MDc=>. Acesso em: 08 nov. 2015.

MENDONÇA NETO, João Nunes de. **Fractais e redes neurais artificiais aplicados à previsão de retorno de ativos financeiros brasileiros**. 2014. 181 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Controladoria e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2014. Disponível em: <https://www.google.com/url?q=http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12136/de-02092014-194147/publico/JoaoNunesdeMendoncaNetoVC.pdf&sa=U&ved=0CAcQFjABahUKEwj37uXsx6nIAhXG1YAKHXfaCzl&client=internal-uds-cse&usq=AFQjCNHEuY1Ti_wKVwy4aM4ruppf48KuRA>. Acesso em: 04 out. 2015.

MENEGAZ, Maurício. **Aplicação da rede GTSOM para navegação de robôs móveis utilizando aprendizado por reforço**. 2009. 62 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciência da Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009. Disponível em: <<https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/22816/000740707.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 04 out. 2015.

MORAIS, Emerson Cordeiro. **Reconhecimento de padrões e redes neurais artificiais em predição de estruturas secundárias de proteínas**. 2010. 135 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia de Sistemas de Computação, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010. Disponível em: <<http://www.cos.ufrj.br/uploadfile/1277729485.pdf>>. Acesso em: 09 dez. 2015.

MUSSOI, A.; BELLEN, H. M. V. Evidenciação ambiental: uma comparação do nível de evidenciação entre os relatórios de empresas. **RCO – Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 4, n. 9, p. 55-78, maio/ago. 2010. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/rco/article/view/34767/37505>>. Acesso em: 07 set. 2015.

NAJAFZADEH, Mohammad. Neuro-fuzzy GMDH based particle swarm optimization for prediction of scour depth at downstream of grade control structures. **Engineering Science and Technology, an International Journal**, Kerman, out. 2014. Disponível em: <http://ac.els-cdn.com/S2215098614000706/1-s2.0-S2215098614000706-main.pdf?_tid=fab814e0-e937-11e4-827d-00000aab0f01&acdnat=1429738916_22267d06d540946441ceb99861010e24>. Acesso em 22 abr. 2015.

NAJAFZADEH, Mohammad; BARANI, Gholan-Abbas; AZAMATHULLA, Hazi Mohammad. GMDH to predict scour depth around a pier in cohesive soils. **Applied Ocean Research**. Kerman, dez. 2012. Disponível em: <http://ac.els-cdn.com/S0141118712001058/1-s2.0-S0141118712001058-main.pdf?_tid=6c31eb78-e938-11e4-99c0->

0000aacb362&acdnt=1429739107_1cea411fd731de40223db9768eff2e35>.
Acesso em: 22 abr. 2015.

NASCIMENTO, João Pedro Barroso do. **Anotações sobre medidas defensivas à tomada de controle.** 2010. 276 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Direito, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/2/2132/tde-02082011-113835/publico/265769_v38_PROJ_SP DISSERT_MEST.pdf>. Acesso em: 26 out. 2015.

NOGUEIRA, Ronaldo. Falta educação. **Revista Relação com Investidores.** Jul/2015-Ago/2015. N° 195. Disponível em: <<http://www.revistari.com.br/195/995-996>>. Acesso em 09 dez. 2015.

NOTTAR, Luiz Alberto. **Seleção de especialistas e de fatores qualitativos para ajuste da previsão de demanda na cadeia de lácteos.** 2013. 146 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013. Disponível em: <<http://www.uniedu.sed.sc.gov.br/wp-content/uploads/2014/12/Tese-Luiz-Alberto-Nottar.pdf>>. Acesso em: 26 out. 2015.

NUNES, Maurício Simiano; COSTA JÚNIOR, Newton Carneiro Affonso da; SEABRA, Fernando. Co-integração e causalidade entre variáveis macroeconômicas, “risco Brasil” e retornos no mercado de ações brasileiro. **Revista de Economia e Administração**, São Paulo, v. 2, n. 3, p.26-42, Não é um mês valido! 2003. Disponível em: <<http://www.spell.org.br/documentos/download/25640>>. Acesso em: 09 dez. 2015.

ODAN, Frederico Keizo. **Estudo de confiabilidade aplicado à otimização da operação em tempo real de redes de abastecimento de água.** 2013. 210 f. Tese (Doutorado) - Curso de Ciências, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013. Disponível em: <https://www.google.com/url?q=http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18138/tde-12042010-160245/publico/Odan_F_K.pdf&sa=U&ved=0CBQQFjAHahUKEwjluNqQqKriAhXGGx4KHVTrB9I&client=internal-uds-cse&usg=AFQjCNG0HgAN4vb2ACm244wXpzP44leiyQ>. Acesso em: 04 out. 2015.

OLIVEIRA, Ana Catarina Lima de. **Citometria de fluxos e redes neurais artificiais em variedades de bananeira, figueira, macieira, e pessegueiro.** 2011. 127 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Fisiologia Vegetal) – Programa de pós-graduação em Agronomia/Fisiologia Vegetal da UFLA, Lavras, 2011. Disponível em: <http://repositorio.ufla.br/jspui/bitstream/1/1806/1/DISSERTA%C3%87%C3%83O_Citometria%20de%20fluxo%20e%20redes%20neurais%20artificiais%20em%20variedades%20de%20bananeira%2c%20figueira%2c%20macieira%20e%20pessegueiro.pdf>. Acesso em: 20 set. 2015.

OLIVEIRA, André Giudice de. Uma análise dos prêmios de referências da BM&F Bovespa: opções de dólar e de futuro de Ibovespa. In: ENCONTRO DA ANPAD, 39, 2015. Belo Horizonte. **Anais eletrônicos...** Rio de Janeiro: ANPAD, 2015. Disponível

em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTk5MTQ=>. Acesso em: 07 set. 2015.

OLIVEIRA, Fabrício Bomtempo de. **Análise da relação principal–principal em empresas de capital fechado e decisão compartilhada**. 2014. 89 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Administração, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2014. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/13652/Disserta%C3%A7%C3%A3o%20Fabr%C3%ADcio%20Bomtempo%20-%202003.2015.doc.pdf?sequence=1&isAllowed=y>>. Acesso em: 26 out. 2015.

PARTICIPAÇÃO nos resultados. **Portal do investidor**. In: COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS. Disponível em: <http://www.portaldoinvestidor.gov.br/menu/Menu_Investidor/acionistas/participacao_nos_resultados.html>. Acesso em: 15 set. 2015.

PAZUKI, Gholamreza; KAKHKI, Saeed Seyfi. A hybrid GMDH neural network to investigate partition coefficients of Penicillin G Acylase in polymer–salt aqueous two-phase systems. **Journal of Molecular Liquids**. Tehran, out. 2013. Disponível em: <http://ac.els-cdn.com/S0167732213003073/1-s2.0-S0167732213003073-main.pdf?_tid=16bd20a8-ef88-11e4-9182-00000aacb35e&acdnat=1430433030_624e16daa873639dae1006c665dfbb9a>. Acesso em: 30 mai. 2015.

PERALES, Thiago Reges. **Utilização de redes neurais artificiais no diagnóstico de cardiopatias**. 2011. 150 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2011. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.uel.br/document/?code=vtls000165180>>. Acesso em: 09 set. 2015.

PEREIRA, Alexandre Demetrius. **Regime jurídico da escrituração empresarial nas sociedades limitadas e anônimas**. 2008. 298 f. Dissertação (Mestrado em Direito Comercial) – Faculdade de Direito da USP, São Paulo, 2008. Disponível em <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/2/2132/tde-02092008-115132/pt-br.php>>. Acesso em 03 ago. 2015.

PEREIRA, Will Roger. **Estudo do uso da computação paralela no aprimoramento do treinamento de redes neurais artificiais Feedforward multicamada**. 2012. 86 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica na área de Inteligência Artificial) – Faculdade de Engenharia Elétrica da UFU, Uberlândia, 2012. Disponível em: <http://www.bdtf.ufu.br//tde_busca/arquivo.php?codArquivo=4030>. Acesso em: 20 set. 2015.

PINHEIRO, Juliano Lima. **Mercado de capitais: fundamentos e técnicas**. São Paulo: Atlas, 2009.

PORTAL BRASIL. Disponível em: <<http://www.brasil.gov.br/economia-e-emprego/2014/06/setor-de-petroleo-e-gas-chega-a-13-do-pib-brasileiro>>. Acesso em 22 abr. 2015>. Acesso em 22 abr. 2015.

PREIS, Tobias; STANLEY, H. Eugene. **Switching Phenomena in a System with No Switches**, 2010. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10955-009-9914-y>>. Acesso em: 06 set. 2015.

RÉ, Angelita Maria de. **Um método para identificar características predominantes em empreendedores que obtiveram sucesso utilizando um sistema neurodifuso**. Tese (Doutorado em Engenharia da Produção) Programa de Pós Graduação em Engenharia da Produção. Universidade Federal de Santa Catarina, 2000. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/79000>>. Acesso em: 13 abr. 2015.

RENDER, B.; STAIR JÚNIOR, R. M.; HANNA, M. E. **Análise quantitativa para administração: com Excel e POM-QM para Windows**. 10 ed. Porto Alegre: Bookman, 2010. 760 p.

REQUIÃO, Rubens. **Curso de Direito Comercial**. V. 2. 25. ed. rev. e atual. São Paulo: Saraiva, 2008.

RITZMAN, L.; KRAJEWSKI, L. J.. **Administração da Produção e Operações**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2004.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração Financeira**. São Paulo: Atlas, 1995.

SANEMATSU, Flávio Cysneiros. Petrobrás S.A.: O Investimento do Pré-Sal. In: ENCONTRO DA ANPAD, 36., 2012, Rio de Janeiro. **Anais.....** Rio de Janeiro: Anpad, 2012. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTQ3MjE=>>. Acesso em: 08 nov. 2015.

SANTOS, Cláudia Cristina dos. **Modelagem de bacias urbanas com redes neurais artificiais**. 2001. 134 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001. Disponível em: <<https://www.google.com/url?q=http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3147/tde-14122001-132951/publico/tde.pdf&sa=U&ved=0CAQQFjAAOApqFQoTCK3w6u7JqcgCFQyegAodLVoGVg&client=internal-uds-cse&usq=AFQjCNFndccfh1hiNMPT9UmoUPP7Dz3JWQ>>. Acesso em: 04 out. 2015.

SANTOS, Cláudia Cristina dos. **Previsão de demanda de água na região metropolitana de São Paulo com redes neurais artificiais e condições socioambientais e meteorológicas**. 2011. 119 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Civil, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3147/tde-25082011-155119/publico/Tese_Claudia_Cristina_dos_Santos.pdf>. Acesso em: 24 out. 2015.

SANTOS FILHO, Edgar Leite dos. **Previsão dos retornos do índice Bovespa usando redes neurais artificiais**. 2008. 96 f. dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Programa de pós-graduação em Engenharia de

<<http://www.bibliotecadigital.uel.br/document/?code=vtls000160789>>. Acesso em: 09 set. 2015.

SILVA, Alisson Marques da. **Utilização de redes neurais artificiais para classificação de spam**. 2009. 126 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009. Disponível em: <<http://www.mmc.cefetmg.br/info/downloads/D047-AlissonMarquesdaSilva.pdf>>. Acesso em: 18 abr. 2015.

SILVA, Carla Silva da. **Previsão Multivariada da Demanda Horária de Água em Sistemas Urbanos de Abastecimento**. 2003. 280 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Civil, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2003. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.unicamp.br/document/?code=vtls000313673&fd=y>>. Acesso em: 24 out. 2015.

SILVA, Gabriel Rossoni. **Desenvolvimento de um modelo de simulação para avaliação do desempenho de uma cadeia de suprimentos multicamadas do ramo de mineração através da adoção da estratégia colaborativa VMI (VendorManagedInventory)**. 2010. 217 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3148/tde-17082010-124457/publico/Dissertacao_Gabriel_Rossoni_Silva.pdf>. Acesso em: 24 out. 2015.

SILVA, Rodolfo Benedito da. **Previsão de demanda no setor de suplementação animal usando combinação e ajuste de previsões**. 2014. 64 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/98117/000921188.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 24 out. 2015.

SIPPER, Daniel; BULFIN, Robert L.. **Production: planning, control and integration**. Nova York: Mc Graw-hill, 1997.

SOUZA, Flavio Clesio Silva; SASSI, Renato Jose. Aplicação de redes neurais artificiais do tipo multilayerperceptron na criação de modelos para classificação de um portfólio do tipo non-performingloans. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 33, 2013. Salvador. **Anais eletrônicos do XXXIII ENEGEP**. Rio de Janeiro: ABEPRO, 2013. Disponível em: <http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2013_TN_STO_179_023_22203.pdf>. Acesso em: 18 abr. 2015.

SOUZA, Nadialice Francischini de. **A governança corporativa como instrumento de efetividade do direito fundamental de propriedade nas sociedades anônimas**. 2015. 149 f. Tese (Doutorado) - Curso de Direito, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2015. Disponível em: <[https://repositorio.ufba.br/ri/bitstream/ri/17754/1/A governança corporativa como instrumento de efetividade do direito fundamental de propriedade nas sociedades anônimas - ~1.pdf](https://repositorio.ufba.br/ri/bitstream/ri/17754/1/A%20governan%C3%A7a%20corporativa%20como%20instrumento%20de%20efetividade%20do%20direito%20fundamental%20de%20propriedade%20nas%20sociedades%20an%C3%B4nimas%20-%20~1.pdf)>. Acesso em: 26 out. 2015.

TEIXEIRA, Evimael Alves. **Sinalizando Responsabilidade Social: relação entre o índice de sustentabilidade empresarial e a estrutura de capital das empresas.** 2009. 102 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciência Contábeis, Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Vitória, 2009. Disponível em: <[http://www.fucape.br/_public/producao_cientifica/8/Dissertacao Evimael Teixeira.pdf](http://www.fucape.br/_public/producao_cientifica/8/Dissertacao%20Evimael%20Teixeira.pdf)>. Acesso em: 08 nov. 2015.

TERRABUIO JUNIOR, DércioJulio. **Análise da demanda por transporte coletivo em quatro cidades médias do Estado de São Paulo.** 2010. 98 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18144/tde-17012011-112058/publico/DERCIO.pdf>>. Acesso em: 24 out. 2015.

TINO, Júlio Kazuhiro. **Desempenho de modelos de previsão de demanda diária e horária de abastecimento urbano de água: estudo de caso.** 2011. 130 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Edificações e Saneamento, Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2011. Disponível em: <<http://www.bibliotecadigital.uel.br/document/?code=vtls000197935>>. Acesso em: 26 out. 2015.

TOMAZETTE, Marlon. **Curso de Direito Empresarial: teoria geral e direito societário.** 6. ed. São Paulo: Atlas, 2014.

TORMIM, Bernardo Franco *et al.* Ajuste do Ibovespa: Qual a Relação entre o fechamento do pregão e os ajustes do after-market no principal índice da BM&FBovespa?. In: ENCONTRO DA ANPAD, 39, 2015. Belo Horizonte. **Anais eletrônicos...** Rio de Janeiro: ANPAD, 2015. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/~anpad/abrir_pdf.php?e=MTk5Mzk=>>. Acesso em: 07 set. 2015.

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Manual de planejamento e controle da produção.** 2. ed. 7. reimpr. São Paulo: Atlas, 2006.

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Manual de planejamento e controle da produção.** 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

VALENÇA, M. J. S.. **Fundamentos das Redes Neurais: Exemplos em Java.** 2. ed. Olinda: Livro Rápido, 2009.

WESTON, J. Fred; BRIGHAM, Eugene F. **Fundamentos da administração financeira.** 10. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.

YARPIZ. *Machine Learning. Group Method of Data Handling (GMDH) in Matlab.* Disponível em: <<http://yarpiz.com/263/ypml113-gmdh>>. Acesso em: 03 nov. 2015.

ZARTH, Antonio Miguel Faustini. **Otimização evolucionária multimodal de Redes Neurais Artificiais com evolução diferencial.** 2010. 71 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) -Faculdade de Ciência da Computação da UFPE, Recife, 2010. Disponível em:

<http://repositorio.ufpe.br:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/2353/arquivo3150_1.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 09 set. 2015.

APÊNDICE A – Variáveis “Input”, “Target”, “TrainOutput” e “TestOutput” da rede

SEQ	INPUT				TARGET	TRAIN OUTPUT	TEST OUTPUT	
1	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	
1	1.713	1.726	1.744	1.727	1.727	1.796	1.727	-
2	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
2	1.726	1.744	1.727	1.727	1.796	1.814	1.806	-
3	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
3	1.744	1.727	1.727	1.796	1.814	1.895	1.813	-
4	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
4	1.727	1.727	1.796	1.814	1.895	1.914	1.905	-
5	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
5	1.727	1.796	1.814	1.895	1.914	1.924	1.913	-
6	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
6	1.796	1.814	1.895	1.914	1.924	1.953	1.925	-
7	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
7	1.814	1.895	1.914	1.924	1.953	2.042	1.957	-
8	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
8	1.895	1.914	1.924	1.953	2.042	2.059	2.055	-
9	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
9	1.914	1.924	1.953	2.042	2.059	2.089	2.058	-
10	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
10	1.924	1.953	2.042	2.059	2.089	2.043	2.093	-
11	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
11	1.953	2.042	2.059	2.089	2.043	2.020	2.041	-
12	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
12	2.042	2.059	2.089	2.043	2.020	2.043	2.016	-
13	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
13	2.059	2.089	2.043	2.020	2.043	2.024	2.045	-
14	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
14	2.089	2.043	2.020	2.043	2.024	1.977	2.023	-
15	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
15	2.043	2.020	2.043	2.024	1.977	1.984	1.974	-
16	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
16	2.020	2.043	2.024	1.977	1.984	1.927	1.983	-
17	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
17	2.043	2.024	1.977	1.984	1.927	1.898	1.924	-
18	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
18	2.024	1.977	1.984	1.927	1.898	1.914	1.895	-
19	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
19	1.977	1.984	1.927	1.898	1.914	1.977	1.915	-
20	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
20	1.984	1.927	1.898	1.914	1.977	2.022	1.986	-
21	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
21	1.927	1.898	1.914	1.977	2.022	2.020	2.029	-
22	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
22	1.898	1.914	1.977	2.022	2.020	1.952	2.021	-
23	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
23	1.914	1.977	2.022	2.020	1.952	1.980	1.948	-
24	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
24	1.977	2.022	2.020	1.952	1.980	1.985	1.978	-

	2.046	2.034	2.178	2.215	2.163	2.104	2.156	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
53	2.034	2.178	2.215	2.163	2.104	2.006	2.094	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
54	2.178	2.215	2.163	2.104	2.006	2.030	1.995	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
55	2.215	2.163	2.104	2.006	2.030	2.023	2.022	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
56	2.163	2.104	2.006	2.030	2.023	1.998	2.021	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
57	2.104	2.006	2.030	2.023	1.998	2.072	1.996	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
58	2.006	2.030	2.023	1.998	2.072	1.895	2.079	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
59	2.030	2.023	1.998	2.072	1.895	1.823	1.846	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
60	2.023	1.998	2.072	1.895	1.823	1.742	1.817	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
61	1.998	2.072	1.895	1.823	1.742	1.726	1.732	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
62	2.072	1.895	1.823	1.742	1.726	1.793	1.706	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
63	1.895	1.823	1.742	1.726	1.793	2.063	1.801	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
64	1.823	1.742	1.726	1.793	2.063	2.127	2.066	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
65	1.742	1.726	1.793	2.063	2.127	2.073	2.092	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
66	1.726	1.793	2.063	2.127	2.073	2.149	2.059	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
67	1.793	2.063	2.127	2.073	2.149	2.056	2.127	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
68	2.063	2.127	2.073	2.149	2.056	2.184	2.052	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
69	2.127	2.073	2.149	2.056	2.184	2.196	2.128	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
70	2.073	2.149	2.056	2.184	2.196	2.028	2.136	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
71	2.149	2.056	2.184	2.196	2.028	1.899	1.882	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
72	2.056	2.184	2.196	2.028	1.899	1.917	1.897	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
73	2.184	2.196	2.028	1.899	1.917	1.843	1.899	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
74	2.196	2.028	1.899	1.917	1.843	1.675	1.763	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
75	2.028	1.899	1.917	1.843	1.675	1.681	1.654	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
76	1.899	1.917	1.843	1.675	1.681	1.583	1.678	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
77	1.917	1.843	1.675	1.681	1.583	1.642	1.572	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
78	1.843	1.675	1.681	1.583	1.642	1.423	1.642	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
79	1.675	1.681	1.583	1.642	1.423	1.485	1.426	-

	974	919	926	945	944	966	944	-
163	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	919	926	945	944	966	932	975	-
164	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	926	945	944	966	932	923	924	-
165	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	945	944	966	932	923	925	920	-
166	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	944	966	932	923	925	904	928	-
167	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	966	932	923	925	904	868	900	-
168	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	932	923	925	904	868	870	861	-
169	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	923	925	904	868	870	876	874	-
170	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	925	904	868	870	876	827	882	-
171	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	904	868	870	876	827	833	822	-
172	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	868	870	876	827	833	866	838	-
173	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	870	876	827	833	866	908	883	-
174	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	876	827	833	866	908	902	926	-
175	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	827	833	866	908	902	920	896	-
176	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	833	866	908	902	920	935	927	-
177	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	866	908	902	920	935	936	940	-
178	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	908	902	920	935	936	972	936	-
179	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	902	920	935	936	972	957	987	-
180	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	920	935	936	972	957	934	952	-
181	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	935	936	972	957	934	963	926	-
182	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	936	972	957	934	963	973	976	-
183	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	972	957	934	963	973	1.018	977	-
184	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	957	934	963	973	1.018	1.057	1.036	-
185	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	934	963	973	1.018	1.057	1.084	1.069	-
186	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	963	973	1.018	1.057	1.084	1.073	1.092	-
187	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	973	1.018	1.057	1.084	1.073	1.093	1.068	-
188	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	1.018	1.057	1.084	1.073	1.093	1.125	1.100	-
189	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
	1.057	1.084	1.073	1.093	1.125	1.166	1.135	-

	1.387	1.411	1.306	1.290	1.331	1.310	1.340	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
218	1.411	1.306	1.290	1.331	1.310	1.287	1.303	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
219	1.306	1.290	1.331	1.310	1.287	1.257	1.281	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
220	1.290	1.331	1.310	1.287	1.257	1.252	1.250	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
221	1.331	1.310	1.287	1.257	1.252	1.259	1.250	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
222	1.310	1.287	1.257	1.252	1.259	1.249	1.259	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
223	1.287	1.257	1.252	1.259	1.249	1.240	1.245	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
224	1.257	1.252	1.259	1.249	1.240	1.273	1.237	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
225	1.252	1.259	1.249	1.240	1.273	1.293	1.281	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
226	1.259	1.249	1.240	1.273	1.293	1.256	1.295	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
227	1.249	1.240	1.273	1.293	1.256	1.261	1.247	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
228	1.240	1.273	1.293	1.256	1.261	1.297	1.261	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
229	1.273	1.293	1.256	1.261	1.297	1.316	1.305	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
230	1.293	1.256	1.261	1.297	1.316	1.295	1.318	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
231	1.256	1.261	1.297	1.316	1.295	1.295	1.289	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
232	1.261	1.297	1.316	1.295	1.295	1.302	1.294	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
233	1.297	1.316	1.295	1.295	1.302	1.322	1.302	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
234	1.316	1.295	1.295	1.302	1.322	1.334	1.325	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
235	1.295	1.295	1.302	1.322	1.334	1.333	1.335	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
236	1.295	1.302	1.322	1.334	1.333	1.325	1.331	-
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
237	1.302	1.322	1.334	1.333	1.325	1.321		1.322
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
238	1.322	1.334	1.333	1.325	1.321	1.324		1.319
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
239	1.334	1.333	1.325	1.321	1.324	1.318		1.323
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
240	1.333	1.325	1.321	1.324	1.318	1.279		1.315
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
241	1.325	1.321	1.324	1.318	1.279	1.300		1.271
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
242	1.321	1.324	1.318	1.279	1.300	1.308		1.305
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
243	1.324	1.318	1.279	1.300	1.308	1.277		1.307
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$		R\$
244	1.318	1.279	1.300	1.308	1.277	1.241		1.270

245	R\$ 1.279	R\$ 1.300	R\$ 1.308	R\$ 1.277	R\$ 1.241	R\$ 1.235	R\$ 1.233
246	R\$ 1.300	R\$ 1.308	R\$ 1.277	R\$ 1.241	R\$ 1.235	R\$ 1.195	R\$ 1.233
247	R\$ 1.308	R\$ 1.277	R\$ 1.241	R\$ 1.235	R\$ 1.195	R\$ 1.147	R\$ 1.187
248	R\$ 1.277	R\$ 1.241	R\$ 1.235	R\$ 1.195	R\$ 1.147	R\$ 1.129	R\$ 1.139
249	R\$ 1.241	R\$ 1.235	R\$ 1.195	R\$ 1.147	R\$ 1.129	R\$ 1.158	R\$ 1.125
250	R\$ 1.235	R\$ 1.195	R\$ 1.147	R\$ 1.129	R\$ 1.158	R\$ 1.185	R\$ 1.167
251	R\$ 1.195	R\$ 1.147	R\$ 1.129	R\$ 1.158	R\$ 1.185	R\$ 1.174	R\$ 1.191
252	R\$ 1.147	R\$ 1.129	R\$ 1.158	R\$ 1.185	R\$ 1.174	R\$ 1.188	R\$ 1.170
253	R\$ 1.129	R\$ 1.158	R\$ 1.185	R\$ 1.174	R\$ 1.188	R\$ 1.187	R\$ 1.191
254	R\$ 1.158	R\$ 1.185	R\$ 1.174	R\$ 1.188	R\$ 1.187	R\$ 1.190	R\$ 1.185
255	R\$ 1.185	R\$ 1.174	R\$ 1.188	R\$ 1.187	R\$ 1.190	R\$ 1.153	R\$ 1.190
256	R\$ 1.174	R\$ 1.188	R\$ 1.187	R\$ 1.190	R\$ 1.153	R\$ 1.100	R\$ 1.145
257	R\$ 1.188	R\$ 1.187	R\$ 1.190	R\$ 1.153	R\$ 1.100	R\$ 1.091	R\$ 1.091
258	R\$ 1.187	R\$ 1.190	R\$ 1.153	R\$ 1.100	R\$ 1.091	R\$ 1.047	R\$ 1.089
259	R\$ 1.190	R\$ 1.153	R\$ 1.100	R\$ 1.091	R\$ 1.047	R\$ 1.026	R\$ 1.040
260	R\$ 1.153	R\$ 1.100	R\$ 1.091	R\$ 1.047	R\$ 1.026	R\$ 992	R\$ 1.021
261	R\$ 1.100	R\$ 1.091	R\$ 1.047	R\$ 1.026	R\$ 992	R\$ 971	R\$ 986
262	R\$ 1.091	R\$ 1.047	R\$ 1.026	R\$ 992	R\$ 971	R\$ 989	R\$ 967
263	R\$ 1.047	R\$ 1.026	R\$ 992	R\$ 971	R\$ 989	R\$ 1.047	R\$ 997
264	R\$ 1.026	R\$ 992	R\$ 971	R\$ 989	R\$ 1.047	R\$ 1.050	R\$ 1.069
265	R\$ 992	R\$ 971	R\$ 989	R\$ 1.047	R\$ 1.050	R\$ 1.052	R\$ 1.050
266	R\$ 971	R\$ 989	R\$ 1.047	R\$ 1.050	R\$ 1.052	R\$ 1.011	R\$ 1.052
267	R\$ 989	R\$ 1.047	R\$ 1.050	R\$ 1.052	R\$ 1.011	R\$ 1.022	R\$ 1.002
268	R\$ 1.047	R\$ 1.050	R\$ 1.052	R\$ 1.011	R\$ 1.022	R\$ 1.024	R\$ 1.026
269	R\$ 1.050	R\$ 1.052	R\$ 1.011	R\$ 1.022	R\$ 1.024	R\$ 1.015	R\$ 1.025
270	R\$ 1.052	R\$ 1.011	R\$ 1.022	R\$ 1.024	R\$ 1.015	R\$ 996	R\$ 1.012
271	R\$ 1.011	R\$ 1.022	R\$ 1.024	R\$ 1.015	R\$ 996	R\$ 986	R\$ 991
272	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$

	1.022	1.024	1.015	996	986	965	983
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
273	1.024	1.015	996	986	965	983	960
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
274	1.015	996	986	965	983	965	991
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
275	996	986	965	983	965	943	961
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
276	986	965	983	965	943	923	937
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
277	965	983	965	943	923	899	918
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
278	983	965	943	923	899	879	895
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
279	965	943	923	899	879	872	876
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
280	943	923	899	879	872	841	873
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
281	923	899	879	872	841	783	837
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
282	899	879	872	841	783	802	782
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
283	879	872	841	783	802	802	815
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
284	872	841	783	802	802	864	807
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
285	841	783	802	802	864	909	896
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
286	783	802	802	864	909	897	923
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
287	802	802	864	909	897	876	886
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
288	802	864	909	897	876	860	862
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
289	864	909	897	876	860	888	855
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
290	909	897	876	860	888	861	902
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
291	897	876	860	888	861	866	856
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
292	876	860	888	861	866	857	869
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
293	860	888	861	866	857	802	856
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
294	888	861	866	857	802	770	799
	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$	R\$
295	861	866	857	802	770	762	765

Fonte: adaptado de Bovespa (2015).

APÊNDICE B – Série histórica diária do preço médio da ação do estudo

SEQ	DATA	PREÇO MÉDIO DO PAPEL-MERCADO NO PREGÃO	
1	20140702	R\$	1.713
2	20140703	R\$	1.726
3	20140704	R\$	1.744
4	20140707	R\$	1.727
5	20140708	R\$	1.727
6	20140710	R\$	1.796
7	20140711	R\$	1.814
8	20140714	R\$	1.895
9	20140715	R\$	1.914
10	20140716	R\$	1.924
11	20140717	R\$	1.953
12	20140718	R\$	2.042
13	20140721	R\$	2.059
14	20140722	R\$	2.089
15	20140723	R\$	2.043
16	20140724	R\$	2.020
17	20140725	R\$	2.043
18	20140728	R\$	2.024
19	20140729	R\$	1.977
20	20140730	R\$	1.984
21	20140731	R\$	1.927
22	20140801	R\$	1.898
23	20140804	R\$	1.914
24	20140805	R\$	1.977
25	20140806	R\$	2.022
26	20140807	R\$	2.020
27	20140808	R\$	1.952
28	20140811	R\$	1.980
29	20140812	R\$	1.985
30	20140813	R\$	1.919
31	20140814	R\$	1.866
32	20140815	R\$	1.958
33	20140818	R\$	2.027
34	20140819	R\$	2.075
35	20140820	R\$	2.125
36	20140821	R\$	2.134
37	20140822	R\$	2.096
38	20140825	R\$	2.172
39	20140826	R\$	2.212
40	20140827	R\$	2.264
41	20140828	R\$	2.288
42	20140829	R\$	2.316

43	20140901	R\$	2.423
44	20140902	R\$	2.426
45	20140903	R\$	2.413
46	20140904	R\$	2.329
47	20140905	R\$	2.281
48	20140908	R\$	2.234
49	20140909	R\$	2.159
50	20140910	R\$	2.094
51	20140911	R\$	2.132
52	20140912	R\$	2.046
53	20140915	R\$	2.034
54	20140916	R\$	2.178
55	20140917	R\$	2.215
56	20140918	R\$	2.163
57	20140919	R\$	2.104
58	20140922	R\$	2.006
59	20140923	R\$	2.030
60	20140924	R\$	2.023
61	20140925	R\$	1.998
62	20140926	R\$	2.072
63	20140929	R\$	1.895
64	20140930	R\$	1.823
65	20141001	R\$	1.742
66	20141002	R\$	1.726
67	20141003	R\$	1.793
68	20141006	R\$	2.063
69	20141007	R\$	2.127
70	20141008	R\$	2.073
71	20141009	R\$	2.149
72	20141010	R\$	2.056
73	20141013	R\$	2.184
74	20141014	R\$	2.196
75	20141015	R\$	2.028
76	20141016	R\$	1.899
77	20141017	R\$	1.917
78	20141020	R\$	1.843
79	20141021	R\$	1.675
80	20141022	R\$	1.681
81	20141023	R\$	1.583
82	20141024	R\$	1.642
83	20141027	R\$	1.423
84	20141028	R\$	1.485
85	20141029	R\$	1.438
86	20141030	R\$	1.435
87	20141031	R\$	1.478
88	20141103	R\$	1.479

89	20141104	R\$	1.466
90	20141105	R\$	1.445
91	20141106	R\$	1.397
92	20141107	R\$	1.413
93	20141110	R\$	1.408
94	20141111	R\$	1.383
95	20141112	R\$	1.419
96	20141113	R\$	1.392
97	20141114	R\$	1.306
98	20141117	R\$	1.286
99	20141118	R\$	1.236
100	20141119	R\$	1.268
101	20141121	R\$	1.369
102	20141124	R\$	1.459
103	20141125	R\$	1.440
104	20141126	R\$	1.425
105	20141127	R\$	1.402
106	20141128	R\$	1.311
107	20141201	R\$	1.239
108	20141202	R\$	1.227
109	20141203	R\$	1.257
110	20141204	R\$	1.231
111	20141205	R\$	1.220
112	20141208	R\$	1.177
113	20141209	R\$	1.108
114	20141210	R\$	1.098
115	20141211	R\$	1.062
116	20141212	R\$	1.037
117	20141215	R\$	956
118	20141216	R\$	926
119	20141217	R\$	963
120	20141218	R\$	988
121	20141219	R\$	972
122	20141222	R\$	1.002
123	20141223	R\$	1.071
124	20141226	R\$	1.054
125	20141229	R\$	1.033
126	20141230	R\$	1.013
127	20150102	R\$	957
128	20150105	R\$	876
129	20150106	R\$	841
130	20150107	R\$	857
131	20150108	R\$	911
132	20150109	R\$	912
133	20150112	R\$	908
134	20150113	R\$	917

135	20150114	R\$	878
136	20150115	R\$	922
137	20150116	R\$	949
138	20150119	R\$	935
139	20150120	R\$	953
140	20150121	R\$	965
141	20150122	R\$	1.021
142	20150123	R\$	1.013
143	20150126	R\$	985
144	20150127	R\$	991
145	20150128	R\$	920
146	20150129	R\$	865
147	20150130	R\$	819
148	20150202	R\$	844
149	20150203	R\$	952
150	20150204	R\$	1.018
151	20150205	R\$	1.001
152	20150206	R\$	916
153	20150209	R\$	910
154	20150210	R\$	930
155	20150211	R\$	895
156	20150212	R\$	942
157	20150213	R\$	992
158	20150218	R\$	1.020
159	20150219	R\$	978
160	20150220	R\$	964
161	20150223	R\$	949
162	20150224	R\$	974
163	20150225	R\$	919
164	20150226	R\$	926
165	20150227	R\$	945
166	20150302	R\$	944
167	20150303	R\$	966
168	20150304	R\$	932
169	20150305	R\$	923
170	20150306	R\$	925
171	20150309	R\$	904
172	20150310	R\$	868
173	20150311	R\$	870
174	20150312	R\$	876
175	20150313	R\$	827
176	20150316	R\$	833
177	20150317	R\$	866
178	20150318	R\$	908
179	20150319	R\$	902
180	20150320	R\$	920

181	20150323	R\$	935
182	20150324	R\$	936
183	20150325	R\$	972
184	20150326	R\$	957
185	20150327	R\$	934
186	20150330	R\$	963
187	20150331	R\$	973
188	20150401	R\$	1.018
189	20150402	R\$	1.057
190	20150406	R\$	1.084
191	20150407	R\$	1.073
192	20150408	R\$	1.093
193	20150409	R\$	1.125
194	20150410	R\$	1.166
195	20150413	R\$	1.241
196	20150414	R\$	1.242
197	20150415	R\$	1.303
198	20150416	R\$	1.286
199	20150417	R\$	1.297
200	20150420	R\$	1.316
201	20150422	R\$	1.301
202	20150423	R\$	1.267
203	20150424	R\$	1.343
204	20150427	R\$	1.279
205	20150428	R\$	1.259
206	20150429	R\$	1.279
207	20150430	R\$	1.299
208	20150504	R\$	1.362
209	20150505	R\$	1.436
210	20150506	R\$	1.420
211	20150507	R\$	1.363
212	20150508	R\$	1.360
213	20150511	R\$	1.366
214	20150512	R\$	1.388
215	20150513	R\$	1.395
216	20150514	R\$	1.399
217	20150515	R\$	1.387
218	20150518	R\$	1.411
219	20150519	R\$	1.306
220	20150520	R\$	1.290
221	20150521	R\$	1.331
222	20150522	R\$	1.310
223	20150525	R\$	1.287
224	20150526	R\$	1.257
225	20150527	R\$	1.252
226	20150528	R\$	1.259

227	20150529	R\$	1.249
228	20150601	R\$	1.240
229	20150602	R\$	1.273
230	20150603	R\$	1.293
231	20150605	R\$	1.256
232	20150608	R\$	1.261
233	20150609	R\$	1.297
234	20150610	R\$	1.316
235	20150611	R\$	1.295
236	20150612	R\$	1.295
237	20150615	R\$	1.302
238	20150616	R\$	1.322
239	20150617	R\$	1.334
240	20150618	R\$	1.333
241	20150619	R\$	1.325
242	20150622	R\$	1.321
243	20150623	R\$	1.324
244	20150624	R\$	1.318
245	20150625	R\$	1.279
246	20150626	R\$	1.300
247	20150629	R\$	1.308
248	20150630	R\$	1.277
249	20150701	R\$	1.241
250	20150702	R\$	1.235
251	20150703	R\$	1.195
252	20150706	R\$	1.147
253	20150707	R\$	1.129
254	20150708	R\$	1.158
255	20150710	R\$	1.185
256	20150713	R\$	1.174
257	20150714	R\$	1.188
258	20150715	R\$	1.187
259	20150716	R\$	1.190
260	20150717	R\$	1.153
261	20150720	R\$	1.100
262	20150721	R\$	1.091
263	20150722	R\$	1.047
264	20150723	R\$	1.026
265	20150724	R\$	992
266	20150727	R\$	971
267	20150728	R\$	989
268	20150729	R\$	1.047
269	20150730	R\$	1.050
270	20150731	R\$	1.052
271	20150803	R\$	1.011
272	20150804	R\$	1.022

273	20150805	R\$	1.024
274	20150806	R\$	1.015
275	20150807	R\$	996
276	20150810	R\$	986
277	20150811	R\$	965
278	20150812	R\$	983
279	20150813	R\$	965
280	20150814	R\$	943
281	20150817	R\$	923
282	20150818	R\$	899
283	20150819	R\$	879
284	20150820	R\$	872
285	20150821	R\$	841
286	20150824	R\$	783
287	20150825	R\$	802
288	20150826	R\$	802
289	20150827	R\$	864
290	20150828	R\$	909
291	20150831	R\$	897
292	20150901	R\$	876
293	20150902	R\$	860
294	20150903	R\$	888
295	20150904	R\$	861
296	20150908	R\$	866
297	20150909	R\$	857
298	20150910	R\$	802
299	20150911	R\$	770
300	20150914	R\$	762

Fonte: Bovespa (2015)



Centro de Ciências Naturais e Tecnologia
Curso de Graduação em Engenharia de Produção
Tv. Enéas Pinheiro, nº 2626 - Marco
CEP: 66095-100 Belém - PA
www.uepa.br

