

Os indicadores financeiros na predição de preço de ações através de RNA

Eunice Henriques Pereira Vilela

Antônio Sérgio Torres Penedo

Vinicius Silva Pereira

Resumo: O trabalho tem como objetivo desenvolver um modelo previsão de preços de ações negociadas na BM&Fbovespa, utilizando forma conjunta os indicadores tradicionais de rentabilidade, de liquidez e de endividamento utilizados em estudos empíricos sobre a temática, por meio de 8 indicadores. O modelo foi desenvolvido através das Redes Neurais Artificiais, uma metodologia ainda pouco aplicada na área de finanças. Os dados foram extraídos da base de dados Economatica, com séries trimestrais, o período de análise compreende os anos de 2012 a 2017 e a amostra é composta 371 companhias. Como resultado, o modelo de rede neural artificial proposto apresentou desempenho relativamente satisfatório, entretanto os indicadores de desempenho não são capazes de, sozinhos, fornecer informações suficientes para a rede.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais; Indicadores de Desempenho; Previsão do Preço de Ações.

The financial indicators in the prediction of stock prices using ANN

Abstract: The objective of this paper is to develop a forecast model of stock prices traded on BM & FBovespa, using the traditional indicators of profitability, liquidity and indebtedness used in empirical studies on the subject, using eight indicators. The model was developed through Artificial Neural Networks, a methodology not yet applied in the area of finance. The data were extracted from the Economatica database, with quarterly series, the analysis period comprises the years from 2012 to 2017 and the sample is made up of 371 companies. As a result, the proposed artificial neural network model presented relatively satisfactory performance, however, performance indicators are not able to provide enough information for the network alone.

Key words: Artificial Neural Networks; Performance indicators; Stock Price Forecast.

* O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001

Introdução

Conhecido como o pai da macroeconomia, Keynes (1982), defendia que as decisões de investimento se baseiam nas expectativas dos investidores, que buscam sempre a maximização de seus lucros. De acordo com ele, expectativas constituem um guia que orienta os empresários na decisão de investir. No mercado de capitais, a decisão de investimento equivale à decisão de compra e vendas de ações, com base no preço praticado e no preço futuro. Entretanto, nesse

mercado, muitas vezes as expectativas dos investidores acabam sendo frustradas por variações repentinas no preço das ações.

Por essa razão, estudos que buscam encontrar, compreender e prever variações no preço de ações são recorrentes tanto na área de finanças quanto em áreas como estatística, matemática e computação. No Brasil, existem trabalhos como os de Procianny e Antunes (2001) que analisa os efeitos das decisões de investimento das empresas sobre os preços de suas ações, Galdi e Lopes (2008) sobre relação entre o lucro contábil e o preço das ações; e Schiehl (1996) a respeito do efeito da divulgação das demonstrações financeiras no mercado de capitais.

Com o desenvolvimento de novos softwares e tecnologias na área de inteligência artificial, a ciência da computação vem assumindo cada vez mais papel de destaque nessa busca. Modelos de redes neurais para predição de preço de ações já foram utilizados por diversos autores (Mueller, 1996; Freitas e Silva, 1999; Cartacho, 2001; Freitas e Souza, 2002; Mello, 2004; Oliveira Jr., 2007).

Da mesma forma, diversos estudos buscaram verificar relação entre indicadores contábeis e de desempenho e o valor de mercado das empresas (Toledo Filho et al. 2012; Silva e Santos, 2015; Kuhl, 2007; Barbosa e Silva, 2014 e Oliveira et al. 2017). Entretanto, não foram encontrados na bibliografia trabalhos utilizando redes neurais que utilizem indicadores de desempenho para realizar a previsão de preço de ações.

Diante dessa lacuna, o objetivo deste trabalho é desenvolver um modelo neural para previsão de preços de ações negociadas na BM&FBovespa, utilizando indicadores de desempenho das empresas. Busca-se, com isso, mais uma forma de verificar se o desempenho empresarial medido pela cotação das ações reflete o desempenho empresarial medido pelos indicadores de desempenho, através da comparação dos resultados com os preços reais.

Para configuração do modelo foram definidos como variáveis de entrada os indicadores de desempenho: Giro do Ativo, Retorno sobre o ativo, Retorno sobre o patrimônio líquido, Margem Líquida, EBITDA, Margem EBITDA, Liquidez corrente e Participação do capital de terceiros. Os dados utilizados foram extraídos da base Economatica, sendo estes dados trimestrais de 371 empresas listadas na BM&FBovespa entre 2012 e 2016.

Foi utilizado como base para definição das variáveis, o trabalho de Oliveira, Viana Junior, Ponte e Domingos (2017) que investigou a relação entre os indicadores de desempenho e o valor de mercado das companhias listadas na BM&FBovespa, por meio da análise de seis variáveis de desempenho em correlações de Pearson e regressões lineares múltiplas com dados em painel. Entretanto, o estudo citado utilizou apenas as variáveis de rentabilidade e lucratividade. Para complementar o modelo foram incluídas também duas variáveis referentes a liquidez e endividamento, com base no trabalho de Kuhl, 2007.

Este trabalho busca, então, contribuir para a literatura acerca do tema analisando de forma conjunta os indicadores tradicionais de rentabilidade, de liquidez e de endividamento utilizados em estudos empíricos sobre a temática, através do uso de redes neurais artificiais, uma metodologia ainda pouco aplicada à área.

2. Referencial Teórico

2.1. Desempenho Empresarial e Indicadores de Desempenho

O desempenho empresarial é tema recorrente em qualquer empresa, uma vez que reflete sua estratégia administrativa e por consequência seu sucesso, como afirmam Oliveira et al., (2017). Estando dessa forma intrinsecamente interligado à administração estratégica.

Diversos estudos discutem a definição da análise e mensuração do desempenho. Neely et al.,(1995) definiram como sendo o processo de se quantificar uma ação, no qual a mensuração é o processo de quantificação por meio da coleta, análise e interpretação dos dados obtidos, e a ação é aquilo que provoca o desempenho. É através desta avaliação que os gestores identificam as falhas das organizações e se preparam para enfrentar as mudanças no ambiente empresarial. Sendo papel fundamental dos avaliadores a definição dos indicadores adotados.

Os indicadores de avaliação de desempenho organizacional, conforme Oliveira et al. (2017) são instrumentos gerenciais amplamente abordados na Contabilidade Gerencial, pois expõem a situação econômico-financeira das empresas, sendo, dessa forma, de extrema importância para o processo de tomada de decisão.

De acordo com Omaki (2005) e Macedo e Corrar (2010), apesar das limitações, o uso de indicadores econômico-financeiros continua sendo a prática mais comum e mais estudada por pesquisadores como estimador coerente de mensuração do desempenho organizacional. Tal

análise visa extrair informações das demonstrações financeiras e dos demais relatórios, a fim de interpretar quantitativamente os efeitos das decisões tomadas pela empresa (Costa et al., 2011, p. 15).

De modo geral, conforme Oliveira et al.(2017) os indicadores de desempenho podem ser classificados como econômicos ou financeiros. Sendo que o primeiro tipo revela a situação econômica da empresa, estando intrinsecamente relacionado com os resultados econômicos e geralmente representado pelos indicadores de rentabilidade. E o segundo expressa o desempenho voltado à geração de caixa, e que de forma habitual tem por referência o EBITDA (*Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*), indicador que representa a geração operacional de caixa da companhia.

2.2. Avaliação de Empresas e Valor de Mercado das Ações

O conceito de *Valuation* ou Avaliação de Empresas vem se destacando, conforme Padovani et al.(2011), no meio corporativo devido à grande importância de se conhecer adequadamente o valor de um empreendimento, seja para aplicá-lo em casos de fusões, aquisições, acompanhamento do desempenho dos administradores ou até mesmo como ferramenta de gestão para tomada de decisões.

A avaliação de empresas envolve não somente variáveis objetivas como preço de ações e o próprio patrimônio das empresas, mas também variáveis subjetivas como credibilidade no mercado, valor da marca da empresa ou de seus produtos (Müller e Teló, 2017). O processo de avaliação de uma empresa é complexo, uma vez a qualidade das informações utilizadas conforme Perez e Famá (2003) é condição *sine qua non* para a eficiência do produto final. São vários os métodos adotados para o cálculo do valor de uma empresa.

Cornell (1994, p.10-11), identifica quatro modelos de avaliação de empresas bastante utilizados, sendo eles: a) avaliação pelo valor de livro ajustado, b) avaliação de ações e dívidas, c) avaliação por múltiplos de mercado e d) avaliação pelo fluxo de caixa descontado. Já Damodaran (2005, p.11) defende que existem basicamente três abordagens para a avaliação: a Avaliação por Fluxo de Caixa Descontado; a Avaliação Relativa e; a Avaliação de direitos contingentes.

No entanto, apesar da diversidade conceitos e técnicas de avaliação prescritos na Teoria das Finanças e também na Teoria da Contabilidade, são as transações ocorridas de fato em um

mercado, influenciadas por vários fatores circunstanciais, que determinam verdadeiramente o preço de um ativo (Padovani et al., 2011).

Conforme Peres e Famá (2003) enquanto o valor é relativo e depende de vários fatores, muitos deles subjetivos, o preço é único, exato e preciso, e reflete fielmente a mensuração financeira de uma transação de compra e venda de determinada empresa. Por esse motivo Perez e Famá (2003) destacam o modelo de avaliação com base no valor das ações em bolsas de valores, um método simples e válido apenas para sociedades anônimas de capital aberto e cujas ações sejam negociadas em bolsa. Que tem como premissa básica a Teoria de Eficiência do Mercado, e apura o chamado Valor de Mercado da Empresa.

O preço de uma ação de acordo com Galdi e Lopes (2008) é função de um conjunto de fatores que interagem formando a expectativa do mercado sobre o desempenho futuro da empresa e da economia. Damodaran (2002, p. 29) indica que, “[...] de todos os índices que podem ser utilizados para julgar o desempenho de uma empresa de capital aberto, o preço das ações é o mais identificável”, e que os “[...] preços das ações, em um mercado racional, tentam refletir os efeitos a longo prazo de decisões tomadas pela empresa.”

A análise das variações do valor das ações e sua tendência podem ser feitas a partir de duas abordagens, a fundamentalista e a técnica. Entretanto, conforme Kuhl (2007) é difícil encontrar no mercado, analistas de investimento que utilizem apenas de uma das abordagens acima, mas sim, ambas simultaneamente, já que a primeira serve para determinar em quais ações investir e a segunda, em qual momento.

A análise fundamentalista envolve, além da própria empresa, diferentes contextos e aspectos que influenciam o seu desempenho como, o ambiente econômico, nacional e internacional, o setor de atividade a que pertence a empresa e a comparação com outras empresas do mesmo setor. Enquanto a análise técnica baseia-se nas variações ocorridas nos preços e nos volumes negociados, com objetivo de prever o comportamento dos preços das ações a partir da utilização de gráficos que demonstram os movimentos ascendentes ou descendentes dos preços (Kuhl, 2007).

Por outro lado, existem as teorias do passeio aleatório dos preços das ações (*handon walk*) e do mercado eficiente (HME), propostas por Eugene Fama em 1965 e 1969, respectivamente. Segundo ele os preços das ações apresentam um comportamento randômico que não pode ser

previsto com base no seu comportamento histórico e, tampouco, em informações disponíveis no mercado, já que qualquer informação é rapidamente absorvida pelo mercado.

Para Fama (1970) os preços representam um sinal preciso do verdadeiro valor dos ativos, e os seus retornos devem apresentar independência serial, sendo impossível para qualquer investidor usar estratégias ou informações diferenciadas para obter vantagens no mercado de capitais antes dos demais investidores, mesmo que estas informações sejam de caráter privado da empresa emitente do título.

A Hipótese de Mercado Eficiente (FAMA, 1970) estabelece que um mercado é eficiente quando os preços dos títulos que o compõem refletem integralmente todas as informações disponíveis naquele momento, não havendo possibilidade de se obter lucros anormais, devido à homogeneidade de informações disponíveis para todos os investidores. Sendo que, segundo Sharpe et al, (1995) qualquer disparidade substancial que houver entre o preço e o valor de uma ação indica que existem ineficiências no mercado de capitais.

2.3. Utilização de Redes Neurais Artificiais em Finanças

Conforme Paiva (2014), inúmeros autores já se dedicaram à procura de dados passados que permitissem explicar e inferir valores futuros do mercado acionário possibilitando, assim, ganhos extraordinários. Contudo, convencionalmente seus estudos costumam se basear nos fundamentos da Hipótese de Mercado Eficiente (HME) que defende que a tarefa de prever preços futuros, tendo como base comportamentos passados de um ativo financeiro, é um procedimento ineficaz, pois a distribuição de uma série financeira advém de um movimento browniano, que é concebido por características randômicas e independentes.

Entretanto, em dissonância a concepção da HME, surgiram estudos que sugerem que o mercado acionário não é aleatório, permitindo que, uma vez identificados padrões de comportamento seja possível delinear modelos de previsibilidade. Frente a essas lacunas, conforme Paiva (2014) têm se destacado nos últimos anos, avanços no ramo nas finanças computacionais.

Almeida (1995) afirmava já na década de 1990 que as redes neurais estavam propondo soluções a problemas de várias áreas de administração, como finanças, marketing, vendas e compras, ou mesmo recursos humanos. Recentemente, em seu estudo bibliométrico Santos et al. (2016) destacaram a existência de problemas em Finanças e Contabilidade que não podem ser

resolvidos facilmente através de técnicas tradicionais, como a previsão de falências e as estratégias para negociação em bolsas de valores. Concluindo assim que nestes casos o uso de métodos de inteligência computacional como as redes neurais artificiais seria uma das alternativas mais viáveis.

A rede neural artificial é uma técnica de inteligência artificial que estrutura sua dinâmica de processamento de dados inspirada na arquitetura do cérebro humano. Conforme Haykin (2001) é um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torna-lo disponível para uso.

O grande apelo destes modelos, de acordo com Vicente (2002) está em sua capacidade de “aprender”, generalizar ou extrair regras automaticamente de conjuntos de dados complexos. O procedimento utilizado para realizar o processo de aprendizagem é chamado de algoritmo de aprendizagem, cuja função é modificar os pesos sinápticos da rede de uma forma ordenada para alcançar um objetivo de projeto desejado.

Além de sua estrutura, a rede neural também extrai poder computacional de sua capacidade de aprender e generalizar. A generalização para Haykin (2001) se refere ao fato da rede produzir saídas adequadas para entradas que não estavam presentes durante o treinamento. De forma similar ao ser humano, as Redes Neurais Artificiais são capazes de aprender comportamentos através de exposição de exemplos dos mesmos. Este processo é denominado treinamento da rede. A informação é armazenada na rede e é incorporada à mesma durante a fase de treinamento (Bosaipo, 2001).

3. Metodologia

Esta seção é dedicada à construção do modelo RNA para estimação dos preços das ações das empresas selecionadas com base nos indicadores financeiros. Assim, será descrita detalhadamente a estruturação do modelo estimado no software Matlab 8.5.0.197613 R2015a.

3.1. Variáveis

A primeira etapa do trabalho consiste na seleção e coleta de dados. Foi utilizada uma série de dados trimestrais referentes a 8 indicadores financeiros de 371 empresas listadas na BM&FBovespa, que apresentavam posição ativa em 8 de abril de 2017. Os dados são referentes

ao período de 31 de março de 2012 a 31 de março de 2017, num total de 7420 observações, extraídas do software Economatica.

As oito variáveis utilizadas no modelo foram escolhidas com base na bibliografia pesquisada. O objetivo da escolha foi incluir indicadores de rentabilidade e lucratividade, indicadores de liquidez e indicadores de endividamento. O quadro 1 apresenta as variáveis utilizadas, o tipo de indicador que representa, e os trabalhos que as utilizam.

Quadro 1 - Variáveis e Fundamentação

Variável	Indicador	Fundamentação
GA	Rentabilidade e Lucratividade	Brunozi et al. (2016); Matarazzo (2003); Oliveira et al.(2017) Padoveze (2004); Iudícibus (2007)
ROA	Rentabilidade e Lucratividade	Matarazzo (2003); Olinquevitch e Filho (2004); Assaf Neto (2010); Costa et al. (2011); Oliveira et al.(2017).
ROE	Rentabilidade e Lucratividade	Matarazzo (2003); Olinquevitch e Filho (2004); Padoveze (2004); Iudícibus (2007); Assaf Neto (2010); Oliveira et al.(2017)
ML	Rentabilidade e Lucratividade	Matarazzo (2003); Olinquevitch e Filho (2004); Padoveze (2004); Iudícibus (2007); Assaf Neto (2010); Costa et al. (2011)
EBT	Rentabilidade e Lucratividade	Aillón et al. (2013); Frezatti e Aguiar (2007); Iudícibus (2007); Málaga (2012); Oliveira et al.(2017)
ME	Rentabilidade e Lucratividade	Aillón et al. (2013); Costa et al. (2011); Oliveira et al.(2017)
LC	Liquidez	Kuhl (2007); Correia et al. (2014); Machado (2009)
PCT	Endividamento	Kuhl (2007); Kayo (2002); Muller e Teló (2017)

Nota: Giro do ativo (GA), Retorno sobre o ativo (ROA), Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE), Margem líquida (ML), EBITDA (EBT), Margem EBITDA (ME), Liquidez Corrente (LC), Participação do Capital de Terceiros (PCT).

Fonte: elaboração própria, baseado no trabalho de Oliveira et al., (2017).

Normalmente, conforme Finocchio (2014), os dados coletados devem ser separados em duas categorias: os dados de treinamento e os dados de teste. Os dados de treinamento são utilizados para o treinamento da rede e os dados de teste são utilizados para verificar o desempenho no referente às condições reais de utilização e a capacidade de generalização da rede. Nesse trabalho foram utilizados 1000 observações aleatórias como dados de treinamento e as 6420 restantes como dados de teste.

3.2. Configuração da rede

A segunda etapa consiste na especificação da configuração da rede para que o *software* possa executar a estruturação do modelo. Essa etapa é dividida em três fases: seleção do paradigma

neural apropriado à aplicação; determinação da topologia da rede a ser utilizada; e determinação de parâmetros do algoritmo de treinamento e das funções de ativação dos neurônios.

Como destaca Finocchio (2014) existem algumas metodologias na condução destas tarefas. Porém, normalmente, parte dessas escolhas é feita de forma empírica, uma vez que definição da configuração de redes neurais é ainda considerada uma arte que requer grande experiência dos projetistas.

O tipo de rede neural utilizada foi o *Multilayer Perceptron* (MLP) ou Rede de múltiplas camadas. Constituída por um conjunto de nós fonte, os quais formam a cama da de entrada da rede (*input layer*), uma ou mais camadas escondidas (*hidden layers*) e uma camada de saída (*output layer*). Sendo que, com exceção da camada de entrada, todas as demais são constituídas por neurônios e apresentam capacidade computacional.

O método de aprendizagem utilizado foi o *feed foward backpropagation*. O algoritmo de aprendizagem *backpropagation* baseia-se na heurística do aprendizado por correção de erro, em que o erro é retro propagado da camada de saída para as camadas intermediárias da rede (Nardo Junior, 2005). Durante seu treinamento a rede opera em uma sequencia de dois passos, fase *foward* e fase *backward*. A saída desejada para o padrão, denominada *target* deve ser fornecida a rede. Nesse trabalho, foram utilizadas às cotações médias das ações no trimestre.

Além do tipo de rede neural e do algoritmo de aprendizagem, algumas outras funções devem ser definidas para criar toda a arquitetura da rede. As funções de transferência ou funções de adaptação são definidas para que se obtenha a saída desejada que será apresentada a rede.

As funções disponíveis no Matlab são: *purelin* (linear), *losing* (sigmóide) e *tansing* (tangente hiperbólica). A função linear é aquela na qual a saída é proporcional ao valor de entrada; a sigmoide é aquela em que a saída vale 1 para entrada positiva e 0 ou -1 (simétrica) para entrada negativa; e a tangente hiperbólica é aquela em que a saída é uma sigmóide logarítmica ou tangencial.

De acordo Finocchio (2014), normalmente são empregadas redes com duas ou três camadas de neurônios, as primeiras com funções de transferência sigmoidais e a última com função de transferência linear. De acordo com essas definições, nesse trabalho foi adotada uma rede com duas camadas intermediarias, sendo a função de transferência escolhida para a primeira camada a

função *losing* e para a segunda a função *pureling*. A função de adaptação utilizada nesse trabalho foi a LEARNGDM, que é uma função de aprendizado gradiente descendente para pesos.

Também foi utilizada a função de treino de rede TRAINLN, que é responsável por aplicar o treinamento em uma rede neural. A medida de desempenho de rede adotada foi a MSE – *Mean Square Error* que é a soma das diferenças ocorridas na saída gerada comparando-se a entrada, e elevando ao quadrado cada diferença calculada e multiplicando pelo inverso do total de elementos treinados.

O último passo dessa fase é definir a quantidade de neurônios da camada escondida da rede neural. Um dos métodos mais simples para essa estimativa é o método de Kolmogorov, pelo qual o número de neurônios é definido pela equação: $n = 2 \cdot n_1 + 1$, onde: n_1 – representa o número de variáveis de entradas da rede. De acordo com esse método chega-se ao número de 17 neurônios na primeira camada escondida da rede. Na segunda camada escondida a quantidade de neurônios é definida pelo próprio *software*.

3.3. Treinamento

A terceira etapa é o treinamento da rede propriamente dito. Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. De acordo com Finocchio (2014) é importante considerar, nesta fase, alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo e o tempo de treinamento.

Os principais critérios de parada do algoritmo de aprendizagem são o número máximo de ciclos e o erro quadrático médio por ciclo. O treinamento deve então ser encerrado quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena.

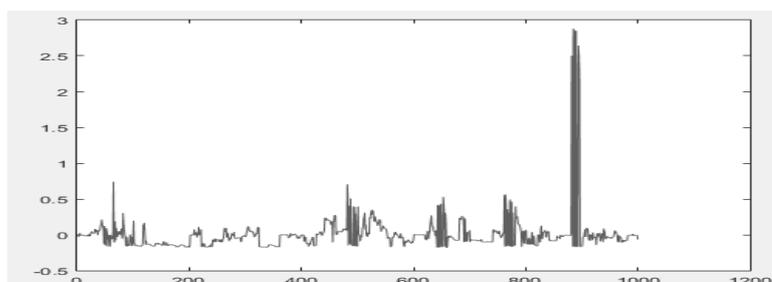
O modelo fez 9 interações instantaneamente, ou seja, com um gasto de tempo computacional mínimo, apresentando, portanto, boa performance. Destaca-se também que o modelo chegou a seu melhor resultado com 3 épocas de treinamento. Uma época de treinamento, conforme Finocchio (2014), corresponde a cada iteração ao longo da pesquisa rumo ao erro mínimo entre saída calculada e saída real (convergência). O erro mínimo é alcançado através de reajustes das variáveis livres (pesos e bias dos neurônios).

4. Discussão de Resultados

Nessa seção serão comparados e analisados os dados de saída obtidos através do modelo neural arquitetado, buscando identificar se os indicadores de desempenho das empresas são um bom parâmetro para prever o preço de suas ações.

Após a rede ter sido treinada, chega-se a etapa de simular utilizando o conjunto de teste para determinar o desempenho da rede com dados que não foram previamente utilizados. É nessa fase que a rede fornece as saídas (*outputs*) e o erro para o conjunto de entradas fornecido. Uma análise dos erros permite avaliar a eficácia do modelo desenvolvido. Na área de trabalho do Matlab é possível plotar graficamente a sequência de dados gerados pela rede neural para uma melhor visualização dos resultados.

Figura 3 – Estimações da Amostra com os Respectivos Erros

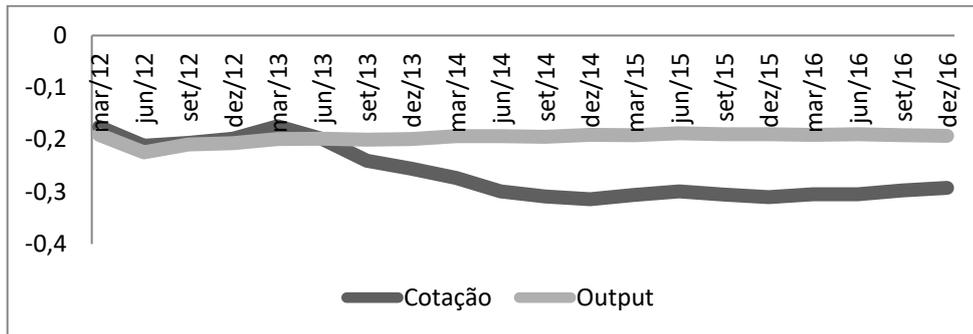


Fonte: Matlab 8.5.0.197613 R2015a

Observando a figura 3 percebe-se que o erro, na maioria das saídas, se manteve muito próximo de zero, sendo que o erro aumenta à medida que a estimaco se afasta muito da amostra. Assim partir dos dados apresentados, pode-se observar que o modelo consegue apresentar um grau de aderncia bastante robusto com erro baixo.

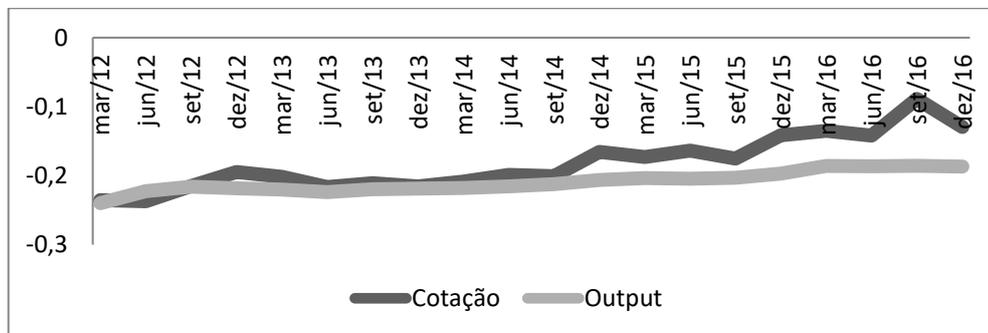
Para visualizar os resultados reais de maneira mais clara, optou-se pela elaboraco de grficos comparativos entre as saídas da rede neural e o preo das aoes, extraídos do Economatica, de algumas das empresas consideradas no modelo. Os valores utilizados so os obtidos aps a padronizaco dos dados. A escolha das empresas representadas graficamente se deu de maneira aleatria.

Grfico 1- Ao Springs



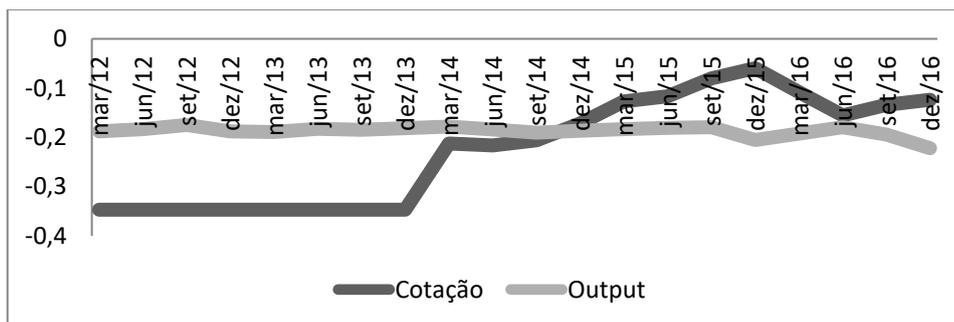
Fonte: Elaboração própria com dados do Economatica e Matlab

Gráfico 2 - Ação Lojas Americanas



Fonte: Elaboração própria com dados do Economatica e Matlab

Gráfico 3 - Ação Klabin S/A



Fonte: Elaboração própria com dados no Economatica e Matlab

Como pode ser observado nos gráficos acima, nem sempre os *ouputs* gerados pela rede neural acompanharam o sentido da variação de preços das ações. No geral, os valores fornecidos pela rede neural variam menos que os preços reais das ações. Um dos fatores que pode justificar essa imprecisão do modelo é a existência de fatores externos às empresas que

ocasionam variações na demanda pelas ações, e conseqüentemente, alteração nos preços, que as redes neurais não conseguem prever. Tais como fatores macroeconômicos, políticos ou até mesmo de informações disponibilizadas.

5. Considerações Finais

O modelo de rede neural artificial proposto apresentou desempenho satisfatório durante o tempo decorrido entre seu treinamento e a realização de previsões dos preços das ações, sem que houvesse necessidade de ajuste dos pesos entre as conexões do modelo. Apesar de não serem capazes de identificar mudanças bruscas na tendência, nos casos em que não houve variações bruscas foi possível alcançar previsões extremamente próximas dos valores observados. Entretanto, as redes neurais apresentam desvios de menor magnitude quando comparados a outros métodos de previsão.

Sobre a capacidade dos indicadores de desempenho empresarial serem utilizados como variáveis para previsão do preços das ações, pode-se afirmar que eles, sozinhos, explicam apenas parte da variação dos preços das ações das empresas, de forma que não são capazes de fornecer informações suficientes para a rede.

Isto indica que outras variáveis também exercem influência sobre o preço das ações das companhias brasileiras no mercado de capitais. Entre essas variáveis, como ressaltaram Oliveira et al.(2017), podem haver elementos intrínsecos a cada companhia, como a estrutura de capital, o capital intelectual, e a governança corporativa, além de outros fatores externos à companhia, ligados aos aspectos comportamentais do mercado.

Há que se considerar também fatores psicológicos dos investidores, que muitas vezes fazem movimentos de compra e venda de ações que não podem ser justificados por ferramentas matemáticas. Nesses casos encontra-se a grande limitação das redes neurais. Apesar de sua arquitetura baseada no cérebro humano, os neurônios artificiais não são capazes de prever conexões baseadas em emoção.

Assim, mesmo considerando as limitações do modelo é possível afirmar o trabalho contribui para a literatura acerca da temática ao analisar de forma conjunta os indicadores tradicionais de rentabilidade com indicadores financeiros, de liquidez e de endividamento utilizados em estudos empíricos sobre a temática, através do uso de redes neurais artificiais, uma

metodologia ainda pouco aplicada à área. Destaca-se também a observação de uma amostra maior de empresas do que as comumente usadas em pesquisas desta natureza no Brasil, geralmente restritas a uma empresa ou a empresas de determinado setor econômico.

Sobre as limitações deste estudo foram observados dois pontos importantes: a escolha de uma quantidade restrita de indicadores de desempenho; e a utilização de uma grande amostra de empresas, gerando uma base de validação muito extensa. Recomenda-se que em estudos futuros sejam incluídas novas variáveis de desempenho, bem como a análise de efeitos sazonais e outras anomalias que possam ser relevantes no comportamento dos preços das ações.

Referencias Bibliográficas

Almeida, F. C. . Desvendado o uso de redes neurais em problemas de administração de empresas. *Revista de Administração de Empresas*, v. 35, n. 1, p. 46-55, 1995.

Assaf Neto, A. *Finanças Corporativas e Valor*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

Barbosa, G. C.; Silva, C. A. T. Utilização dos indicadores contábeis no processo de avaliação de empresas: A percepção de professores de contabilidade e de analistas de investimento. *Revista Ambiente Contábil*, v. 6, n. 2, p. 170, 2014.

Bosaipo, C. R. Aplicação das redes neurais na previsão do comportamento de mercados financeiros. *Revista de Informação e Tecnologia*, 2001.

Cartacho, M. S. A utilização de um modelo híbrido Algoritmo Genético/Redes Neurais no processo de seleção de carteiras. 2001. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Ciências Econômicas, UFMG, Belo Horizonte

Cornell, B. *Corporate Valuate Tools for Effective Appraisal and Decision Making*. New York: Mc Graw Hill Co., 1994.

Correia, L. F.; Amaral , H. F.; Bressan, A. A. O efeito da liquidez sobre a rentabilidade de mercado das ações negociadas no mercado acionário brasileiro. *Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*, v. 5, n. 2, p. 111-118, 2008

Costa, L. G. T. A. et al. *Análise econômico-financeira de empresas*. 3. ed. Rio de Janeiro: GFV, 2011.

Damodaran, A. *Finanças corporativas aplicadas: manual do usuário*. Bookman, 2002.

Damodaran, A. *Avaliação de Investimentos – Ferramentas e técnicas para a determinação do valor de qualquer ativo*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2005.

- Fama, E. F. Multiperiod consumption-investment decisions. *The American Economic Review*, p. 163-174, 1970.
- Finocchio, M. A. F. *Noções de Redes Neurais Artificiais*. Apostila. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2014.
- Freitas, A. A. C.; Silva, I. N. *Análise Técnica de Títulos Financeiros Através de Redes Neurais Artificiais*. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIIS, 4, 1999, São José dos Campos. Anais do IV CBRN. São José dos Campos: ITA, 1999, p. 67-71.
- Freitas, S. O; Souza, A. A. *Utilização de um modelo baseado em Redes Neurais para a precificação de opções*. In: Anais do XXVI ENANPAD. Salvador: ANPAD, 2002.
- Frezatti, F.; Aguiar, A. B. *EBITDA: possíveis impactos sobre o gerenciamento das empresas*. *Revista Universo Contábil*, v. 3, n. 3, p. 7-24, 2007.
- Galdi, F. C.; Lopes, A. B. *Relação de longo prazo e causalidade entre o lucro contábil e o preço das ações: evidências do mercado latino-americano*. *Revista de Administração-RAUSP*, v. 43, n. 2, 2008.
- Haykin, S. *Redes Neurais: princípios e prática*. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- Iudícibus, S. *Análise de balanços*. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2007.
- Kayo, E. K. *A estrutura de capital e o risco das empresas tangível e intangível-intensivas: uma contribuição ao estudo da valoração de empresas*. 2002. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.
- Keynes, J. M. *A teoria geral do emprego, do juro e da moeda*. São Paulo: Atlas, 1982.
- Kuhl, M. R. *O mercado de capitais reflete no preço das ações o desempenho empresarial medido por indicadores contábeis?*. 2007.
- Macedo, M. A. S.; Corrar, L. J. *Análise do Desempenho Contábil-Financeiro de Seguradoras no Brasil no Ano de 2007: um Estudo Apoiado em Análise Hierárquica (AHP)*. *Revista Contabilidade Vista & Revista*, ISSN 0103-734X, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, v. 21, n. 3, p. 135-165, jul./set. 2010.
- Machado, M. A. V. *Modelos de precificação de ativos e o efeito liquidez: evidências empíricas do mercado acionário brasileiro*. 2009.
- Mueller, A. *Uma Aplicação de Redes Neurais Artificiais na Previsão do Mercado Acionário*. 1996. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - UFSC, Santa Catarina.
- Muller, A. N.; Teló, A. R. *Modelos de avaliação de empresas*. *Revista da FAE*, v. 6, n. 2, 2017.
- Nardo Junior, A. *Aplicação de Redes Neurais utilizando o software MATLAB*. 2005.

Neely, A.; Gregory, M.; Platts, K. Performance measurement system design: a literature review and research agenda. *International journal of operations & production management*, v. 15, n. 4, p. 80-116, 1995.

Oliveira Jr, W. Estudo comparativo entre modelos lineares e redes neurais artificiais como tecnologias geradoras de previsões de valores financeiros. 2007. Dissertação (Mestrado em Gestão do Conhecimento e Tecnologia da Informação) – UCB, Brasília

Oliveira, J. F., Viana Junior, D. B. C., Ponte, V. M. R., e Domingos, S. R. M. (2017). Indicadores de desempenho e valor de mercado: Uma análise nas empresas listadas na bm&fbovespa. *Revista Ambiente Contabil*, 9(2), 240.

Olinquevitch, J. L.; Filho, A. S. *Análise de balanços para controle gerencial*. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2004.

OMAKI, E. T. Recursos Intangíveis e Desempenho em Grandes Empresas Brasileiras: avaliações dos recursos intangíveis como estimadores de medidas de desempenho financeiras. In: *Anais do XXIX ENANPAD*. Brasília: ANPAD, 2005. CD-ROM.

Padovani, I. R.; Maziero J. A.; Vieira, L.B.; Medeiros, M.C. *Valuation - Avaliação de Empresas*, Marfrig Alimentos S/A. Centro Universitário Católico Salesiano Auxilium – Monografia, 2011.

Paiva, F. D. *Redes neurais para decisões no mercado de ações brasileiro*. 2014.

Perez, M. M.; Famá, R. Métodos de avaliação de empresas e o balanço de determinação. *Caderno de Pesquisas em Administração*, São Paulo, v. 10, n. 4, p. 47-59, 2003.

Procianoy, J. L.; Antunes, M. A. Os efeitos das decisões de investimento das empresas sobre os preços de suas ações no mercado de capitais. Campinas (Brasil): XXV ENANPAD, p. 163-83, 2001.

Santos, M. A.; Souza, D.H.S; Penedo, A.S.T.; Martins, E. S. Aplicação de redes neurais no Brasil: um estudo bibliométrico. *Biblionline*, v. 12, n. 2, p. 101-116, 2016.

Sharpe, W. F.; Alexander, G. J.; Bailey, J. V., *Investments*. Prentice Hall, Englewood, New Jersey, 5th ed., 1995.

Schiehll, E. O efeito da divulgação das demonstrações financeiras no mercado de capitais brasileiro: um estudo sobre a variação no preço das ações. 1996.

Silva, C. T. R.; Santos, D. F. L. Desempenho financeiro e valor de mercado do setor de telefonia no Brasil. *Revista Ciências Administrativas*, v. 21, n. 1, p. 42-67, 2015.

Toledo Filho, J. R.; Krespi, N. T.; Theiss, V. Relação entre preço das ações e os indicadores contábeis: uma análise das empresas da BM&FBovespa. *Espacios*, v. 33, n. 4, 2012.

Vicente, R. *Redes Neurais para Inferência Estatística*. FEA/USP, 2002.