



Níveis de governança corporativa da B3: interesse e desempenho das empresas – uma análise por meio de redes neurais artificiais

B3's levels of corporate governance: company interest and performance – an artificial neural network analysis

Vitor Borges Tavares¹ e Antônio Sérgio Torres Penedo²

RESUMO

A governança corporativa continua sendo um fator relevante para os interessados nos mercados de ações em todo o mundo. No Brasil, a B3 (antiga Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo-BM&FBOVESPA) realiza a classificação das empresas que solicitam a inclusão aos níveis de governança corporativa. Apesar de ser a forma mais simples de comunicar ao mercado que pratica governança corporativa, mais da metade das empresas com ações na Bolsa brasileira ainda não está listada nos segmentos de governança da B3. Por isso, esta pesquisa teve como objetivo analisar a prática real de governança corporativa das empresas não listadas nos segmentos de governança para verificar se elas se enquadram em algum dos níveis de governança da Bolsa. Os resultados evidenciaram uma relação diretamente proporcional entre o nível de prática de governança corporativa e o interesse em realizar a adesão aos segmentos da Bolsa. Adicionalmente, realizou-se a comparação dos resultados dos testes econométricos para a relação entre governança corporativa e desempenho a partir das duas classificações, que mostrou alteração na significância estatística para resultados da variável correspondente ao Nível 1 e para a que representava o agrupamento dos três níveis de governança da Bolsa. Nenhum resultado apresentou relação positiva e com significância estatística entre pertencimento a um nível de governança corporativa e desempenho. Para trabalhos futuros, sugere-se identificar variáveis obtíveis em base de dados e demonstrativos financeiros que possam representar a governança corporativa.

Palavras-chave: Níveis de Governança Corporativa, Desempenho, Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

Corporate governance continues to be a relevant factor for stakeholders in equity markets around the world. In Brazil, B3 conducts classification of companies requesting inclusion at corporate governance levels. Although it is the simplest way to communicate to the market that it practices corporate governance, more than half of the companies with shares on the Brazilian Stock Exchange are not yet listed in the governance segments of B3. Therefore, this research

¹ Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Minas Gerais, Brasil. E-mail: vitorbtavares@gmail.com

² Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Minas Gerais, Brasil. E-mail: astpenedo@yahoo.com.br

aimed to analyze the real practice of corporate governance in companies not listed in governance segments to verify if they fit into any of the stock exchange's governance levels. The results showed a directly proportional relationship between the level of corporate governance practice and interest in achieving adherence to stock market segments. In addition, the results of the econometric tests were compared for the relationship between corporate governance and performance from the two classifications, which showed a change in the statistical significance in results for the variable corresponding to Level 1, represented by the grouping of the three levels of governance on the Stock Exchange. No results presented a positive relationship or indicated statistical significance between belonging to a level of corporate governance and performance. For future work, it is advisable to identify variables obtainable in databases and financial statements that may represent corporate governance.

Keywords: *Levels of Corporate Governance, Performance, Artificial Neural Networks.*

1 INTRODUÇÃO

A última década do século XX foi marcada por fraudes financeiras de tamanho gigantesco e de repercussão mundial, entre as quais se destacam os casos da Enron e da Worldcom, ocorridos nos Estados Unidos. Após esses escândalos, as autoridades passaram a dar mais atenção às questões que envolvem a veracidade das informações contábeis divulgadas e das negociações realizadas (Chi, 2009).

No Brasil, graves problemas de fraudes e corrupções nas organizações ocorreram na primeira e na segunda década do século XXI, como foi o caso do Banco Santos, da Boi Gordo e da Daslu (Costa & Wood Jr, 2012) e, mais recentemente, das empresas OGX e PETROBRAS.

Aqui, as práticas de governança corporativa foram implementadas pela B3 (Brasil, Bolsa, Balcão) - antiga BM&FBOVESPA, em dezembro de 2000, ao inserir os segmentos de governança corporativa com exigências que ultrapassam as obrigações que as companhias têm perante a Lei das Sociedades por Ações (Lei n.º 6.404/1976). O objetivo da implantação de práticas de governança corporativa foi melhorar a avaliação das companhias que decidem aderir, voluntariamente, a um dos segmentos e proporcionar um ambiente de negociação que estimule o interesse dos investidores e a valorização das companhias (BM&FBOVESPA, 2016).

Há uma tendência de a adoção de práticas de governança corporativa agregar valor às ações de uma empresa, por possibilitar a diminuição dos riscos e aumentar a transparência da administração da companhia e a prestação de contas (Andrade, 2008). Black, Carvalho e Sampaio (2014) reforçam essa teoria ao verificar que as práticas de governança corporativa por parte das empresas brasileiras com ações na Bolsa melhoraram, significativamente, no período de 2004 a 2009.

A adoção de práticas de governança corporativa proporciona vantagens tanto para as grandes empresas quanto para as menores, estas por terem a tendência de crescer mais e, portanto, de necessitar de capital externo, e aquelas, por, geralmente, apresentarem maiores problemas de agência decorrentes do seu fluxo de caixa livre e necessitarem de melhores práticas de governança para controlar essa situação. Dessa forma, ambas possuem incentivos para adotar melhores práticas de governança. Contudo, as empresas maiores, em geral, dispõem de mais recursos para implementar práticas recomendadas de governança (Klapper & Love,

2004; Silveira, 2006).

Os níveis de governança corporativa foram criados, no Brasil, para conter uma perda de volume de negócios para outros mercados, pois se acreditava que essa perda estaria relacionada à fraca proteção aos acionistas minoritários (Black, Carvalho & Sampaio, 2014). Entretanto, atualmente, mais de 15 anos após a implantação dos segmentos de governança corporativa da Bolsa brasileira, pouco mais da metade (53%) das empresas ainda não está inserida em nenhum dos níveis. Como a adesão a eles é voluntária, não se sabe se as empresas que estão fora dos níveis atendem aos requisitos necessários para a participação na listagem de governança corporativa da B3.

Assim, objetiva-se, neste trabalho, investigar se as empresas com ações na Bolsa brasileira interessam-se em pertencer aos níveis de governança corporativa da B3, verificando se as empresas não listadas nos níveis de governança não possuem, de fato, condições de pertencerem a algum dos níveis de governança da Bolsa. O objetivo específico é o de classificar as empresas não pertencentes aos segmentos de governança corporativa de acordo com a prática dos mecanismos de governança por parte de cada uma.

Considerando-se o fato de a análise de discriminação condicional não conseguir classificar corretamente todas as empresas pertencentes aos níveis de governança corporativa, em razão de as empresas nem sempre se enquadrarem, exatamente, no segmento com grau mais elevado do que permitem suas características, é necessária a utilização de uma técnica com boa capacidade de aprendizagem e generalização, capaz de reconhecer padrões em comportamentos não lineares.

Por isso, neste estudo, foi utilizada a técnica de redes neurais artificiais, que tem grande capacidade de aprendizagem e classificação, de forma a se entender o comportamento da amostra e a proporcionar uma generalização ótima de saída, por meio da identificação de relações complexas e não lineares (Haykin, 2001; Bodyanskiy & Popov, 2006; Oliveira, Nobre & Zárate, 2013; Tkáč & Verner, 2016).

Após a classificação do modelo de rede neural, foi realizada a comparação entre os resultados econométricos da relação entre governança corporativa e desempenho a partir das duas classificações, o que permite verificar se há alteração nos resultados da relação entre governança corporativa e desempenho obtidos com base na classificação da B3 e na classificação da rede neural, a qual representa a prática real dos mecanismos de governança corporativa por parte das empresas do mercado de ações brasileiro.

O trabalho está estruturado em cinco seções, incluindo-se esta introdução. A segunda seção corresponde ao referencial teórico, seguida pela seção que apresenta os aspectos metodológicos do estudo. Na quarta seção, são apresentados os resultados da classificação da rede neural, a comparação entre as classificações da B3 e da rede neural e a comparação dos testes econométricos realizados com base nas duas classificações. A discussão dos resultados é realizada na quinta seção. Por último, apresentam-se, na seção seis, as considerações finais da pesquisa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A governança corporativa especifica como são distribuídos direitos e responsabilidades entre os diferentes participantes da organização. Mais do que isso, ela estabelece os caminhos pelos quais os supridores de capital das corporações são assegurados do retorno de seus

investimentos. É correto afirmar que a governança ajuda a alinhar os anseios entre as partes que têm interesse na organização (Shleifer & Vishny, 1997; Jarboui, Forget & Boujelbene, 2014; Jarboui, Guetat & Boujelbene, 2015).

Nesse contexto, Chi (2009) afirma que tem havido interesse considerável na melhoria dos mecanismos de governança corporativa por meio de novos códigos de boas práticas e da legislação. Diversos países estão introduzindo leis e regulamentos para continuar o processo de modernização da sua divulgação de informações e padrões de governança corporativa, e as empresas estão adotando, voluntariamente, práticas de transparência e de divulgação de informações nominais para indicar a sua qualidade e reforçar as suas práticas atuais de governança corporativa. Chi (2009), Bushman *et al.* (2004) e Lopes e Walker (2012) afirmam, em seus trabalhos, que uma forte governança corporativa contribui para reduzir práticas de gerenciamento de resultados que maquiem o desempenho econômico real das empresas.

Segundo Black, Carvalho e Sampaio (2014), as grandes mudanças positivas na economia brasileira, na última década, tornam a governança corporativa, no Brasil, um bom objeto de estudo. Para esses autores, o forte crescimento e a estabilidade econômica alcançados pelo país nesse período, aliados ao *status* de grau de investimento adquirido e à revitalização do mercado de ações, tornaram o mercado brasileiro mais viável e atraente para as empresas e os investidores.

De acordo com Silveira (2006), há grande diferença entre os problemas de governança corporativa no Brasil e nos Estados Unidos da América: no país norte-americano, a estrutura de propriedade é menos concentrada, ou seja, há maior dispersão na quantidade de ações para cada investidor, diferentemente do Brasil, onde há elevada concentração na propriedade de ações, com forte presença do acionista controlador. No Brasil, um dos grandes desafios é proteger os acionistas minoritários por meio de maior transparência e maior participação nas tomadas de decisões da companhia por parte dos controladores, o que seria feito seria pela adesão a mecanismos de resolução de conflitos, como a Câmara de Arbitragem, ou pela participação no conselho de administração.

Aqui, as práticas de governança corporativa foram implementadas pela B3 em dezembro de 2000, com o objetivo de melhorar a avaliação das companhias que decidem aderir, voluntariamente, a um dos segmentos e proporcionar um ambiente de negociação que estimule o interesse dos investidores e a valorização das companhias (BM&FBOVESPA, 2016).

Conforme o Instituto Brasileiro de Governança Corporativa-IBGC (2015), as boas práticas de governança corporativa convertem princípios em recomendações objetivas ao alinhar os interesses, a preservação e a otimização do valor da empresa, o que facilita seu acesso ao capital e contribui para a sua longevidade. No país, há uma divisão de segmentos de governança corporativa, no qual o segmento Novo Mercado (NM) representa o grupo de empresas com elevado grau de governança, o N2 corresponde ao grupo do grau médio de governança e o N1 representa o grupo com empresas com baixa governança corporativa.

Lançado no ano de 2000, o Novo Mercado estabeleceu, desde sua criação, um padrão de governança corporativa diferenciado. É nesse segmento que estão as empresas com padrão mais elevado de governança. Apesar de ter sido lançado em 2000, a primeira listagem só foi realizada em 2002. A partir de então, ele se tornou o padrão de transparência e governança exigido pelos investidores para as novas aberturas de capital. Na última década, o NM firmou-se como uma seção destinada à negociação de ações de empresas que adotam, voluntariamente, práticas de governança corporativa adicionais às que são exigidas pela legislação brasileira. A

listagem nesse segmento especial implica a adoção de um conjunto de regras societárias que ampliam os direitos dos acionistas, além da adoção de uma política de divulgação de informações mais transparente e abrangente (BM&FBOVESPA, 2016).

A criação dos segmentos de governança corporativa contribuiu para o aumento de ofertas públicas iniciais, a estabilização do número de empresas listadas e o aumento do volume de negociações (Carvalho & Pennacchi, 2012; Black, Carvalho & Sampaio, 2014). A necessidade de intervenções que tornassem o mercado de ações brasileiro mais atraente para os investidores foi realçada no trabalho de Nenova (2003), que classificou o país, em um *ranking* com 49 países, como o 24.º na garantia de direito a investidores, o 43.º no critério de aplicação de legislação corporativa e o 40.º em relação às normas de contabilidade.

Embora o NM seja o nível mais exigente de governança corporativa e possua 72% das empresas pertencentes aos segmentos de governança, o estudo dos três níveis de governança em separado torna-se relevante quanto à importância das empresas pertencentes aos níveis menos exigentes de governança do mercado de ações brasileiro, isso porque, das dez empresas com maior ativo total ao final do ano de 2015, cinco pertencem ao Nível 1 (N1). As outras pertencem ao segmento tradicional (não estão listadas em nenhum nível de governança), quatro empresas, e ao NM, uma empresa. Além disso, das dez empresas com maior liquidez nas ações em 2015, quatro pertencem ao N1, quatro ao NM e duas ao segmento tradicional.

Uma dificuldade para algumas empresas dos níveis inferiores aderirem ao mais elevado segmento de governança, NM, é a obrigação de possuir apenas ações ordinárias (ON). Assim, pela dificuldade em converter as ações preferenciais (PN) existentes em ordinárias, empresas importantes do mercado de ações da B3 ingressam e se mantêm nos níveis mais baixos de governança, N1 e N2, os quais admitem companhias que possuam ações preferenciais.

Outro fator é que as características das empresas nem sempre estão alinhadas às exigências dos níveis mais elevados que elas poderiam estar, ou seja, há empresas que atendem aos requisitos do NM, mas aderiram ao N1 ou ao N2. Da mesma forma, algumas empresas que estão no N1 poderiam estar no N2. Há fatores que podem influenciar a decisão de adesão a algum nível, mas não podem ser facilmente verificados, como, por exemplo, a intenção das empresas em participar da Câmara de Arbitragem, obrigatória no N2 e no NM.

De acordo com Carvalho e Pennacchi (2012), por reconhecer que os critérios de adesão ao NM, nível mais exigente de governança corporativa, eram difíceis de serem atingidos por algumas empresas, a Bolsa criou os níveis intermediários, N1 e N2, sendo que o N2 tem, basicamente, as mesmas exigências do NM, com a diferença de permitir a adesão de empresas que possuem ações preferencias, vetadas para ingresso no NM. Os autores afirmam que o N1, segmento menos exigente, foca em transparência e ampliação da divulgação de relatórios financeiros e contábeis.

Carvalho e Pennacchi (2012), ao analisarem o comportamento das ações em períodos próximos anteriores e posteriores à adesão a algum dos níveis de governança da B3, verificaram que as ações de uma empresa tendem a ter um retorno anormal quando elas realizam a adesão aos níveis de governança da Bolsa, especialmente aos mais elevados, N2 e NM.

Em análises da relação entre governança corporativa e desempenho por meio de indicadores construídos pelos próprios autores, ou seja, sem se basearem em níveis de governança corporativa, Klapper e Love (2004), Carvalhal-da-Silva e Leal (2005) e Catapan e Colauto (2014) constataram uma relação positiva entre a governança e o retorno sobre o ativo (ROA), resultado similar ao obtido por Brown e Caylor (2004) para a relação entre governança

corporativa e retorno sobre o patrimônio líquido (ROE). Entretanto, Dami (2006) obteve, como resultado, uma relação sem significância estatística entre governança e ROE, o que também foi verificado no trabalho de Catapan e Colauto (2014).

Além do ROE, no trabalho de Catapan e Colauto (2014), as variáveis de desempenho econômico-operacional, EBITDA sobre ativo total e EBITDA sobre patrimônio líquido, não apresentaram relação estatisticamente significativa com a governança corporativa, o que se alinha aos trabalhos de Silveira (2006) e Gollner (2006). Outros trabalhos analisaram a relação entre governança corporativa e valor de mercado, geralmente medido pelo Q de Tobin, como os de Klapper e Love (2004) e Brown e Caylor (2004), que verificaram uma relação positiva entre essas variáveis, e o de Bhagat e Bolton (2008), cujos resultados para essa relação não apresentaram significância estatística.

Diferentemente desses trabalhos, nos quais a governança corporativa foi medida por indicadores construídos subjetivamente, Lameira, Ness Júnior e Macedo-Soares (2007), ao analisarem a relação entre governança corporativa e valor de mercado por meio dos níveis da B3, verificaram uma relação positiva e com significância estatística entre o pertencimento ao NM e o valor de mercado das empresas.

3 METODOLOGIA

3.1 Amostra, dados e variáveis do modelo de rede neural

Foram utilizadas, como amostra, as empresas listadas na B3, ao final de 2015, e a listagem dos níveis de governança da Bolsa nesse período, resultando na amostra total de 379 empresas.

Inicialmente, identificou-se os quatro possíveis grupos das empresas: não pertencentes aos níveis de governança corporativa, pertencentes ao N1 de governança corporativa, pertencentes ao N2 de governança corporativa e pertencentes ao NM de governança corporativa.

Em seguida, foram estabelecidas as variáveis que seriam utilizadas para representar a governança corporativa das empresas. Nessa etapa, teve-se, como ponto de partida, a construção do índice de governança feita por Silveira (2006), em que foram utilizados 4 pilares de governança: acesso às informações, conteúdo das informações públicas, estrutura do conselho de administração e estrutura de propriedade e controle.

Decidiu-se desconsiderar os dois primeiros pilares, pois eles são de difícil visualização e estão sujeitos à subjetividade na verificação. Além disso, de acordo com Bhagat e Bolton (2008), o conselho de administração pode representar a governança corporativa da empresa como um todo, e, segundo Shleifer e Vishny (1986), a estrutura de propriedade é um mecanismo-chave da governança corporativa. Por isso, foram considerados os pilares da estrutura do conselho de administração e da estrutura de propriedade e controle. Assim, em consonância com a exigência atual para ingresso em cada nível de governança corporativa na B3, foram feitas inclusões e modificações nas variáveis utilizadas pelo autor, de modo que a análise da prática de governança corporativa compreendeu as seguintes variáveis:

- 1- A empresa emite apenas ações ON?
- 2- As ações preferenciais correspondem a menos de 50% do total de ações?
- 3- O(s) controlador(es) possui(em) menos de 70% do total de ações ON?

- 4- O conselho de administração possui, no mínimo, 3 membros?
- 5- O conselho de administração possui, no mínimo, 5 membros?
- 6- O conselho de administração possui mandato unificado de até 2 anos?

As informações das variáveis de 1 a 3, referentes à estrutura de propriedade das empresas, foram obtidas na base de dados Economatica®. Para obter as informações referentes ao conselho de administração da empresa, foram verificados, um a um, os estatutos sociais das empresas. Para todas as perguntas/variáveis, de 1 a 6, foram lançadas as informações 0, para “NÃO”, e 1, para “SIM”.

3.2 Modelo da rede neural

Para fazer a classificação das empresas não pertencentes aos níveis de governança corporativa, utilizou-se a técnica de redes neurais artificiais (RNA). Devido ao fato de a análise de discriminação condicional classificar, corretamente, 83,8% das empresas, foi necessário utilizar técnica de redes neurais artificiais, capaz de identificar relações não lineares (Tu, 1996) e proporcionar uma generalização ótima de saída (Bodyanskiy & Popov, 2006), com o objetivo de aumentar a eficácia da classificação das empresas não listadas nos níveis de governança corporativa da B3. Além disso, segundo Tu (1996), as redes neurais são capazes de modelar com mais eficiência do que outras técnicas de identificação de relações não lineares, como a regressão logística multinomial.

De acordo com Haykin (2001), as RNA correspondem a uma máquina projetada para modelar a maneira como o cérebro executa uma tarefa particular ou uma função de interesse, utilizando-se, para isso, componentes eletrônicos e/ou simulações por programação em um computador digital, o que é feito por meio da associação de neurônios.

Segundo o autor, a exemplo do cérebro humano, uma característica marcante dos modelos de RNA é a capacidade de adaptação e armazenamento de conhecimento experimental, além de outros benefícios, como a não linearidade, a capacidade de rejeitar padrões ambíguos e de absorver as falhas e a rapidez na computação das tarefas.

As RNA são técnicas que fornecem modelos matemáticos similares à estrutura neural de organismos inteligentes que desenvolvem conhecimento por meios empíricos (Mendes Filho, 2000). Nessa linha, Laboissiere, Fernandes e Lage (2015) destacam que elas possuem a capacidade de aprender não somente por meio de exemplos, mas também por meio da generalização da informação aprendida.

Chi (2009) amplia o rol de benefícios das RNA ao afirmar que elas desenvolvem sistemas comerciais e econômicos que abordagens estatísticas tradicionais não conseguem quantificar devido à complexidade de traduzir os sistemas em funções matemáticas precisas. Segundo Fadlalla e Lin (2001), houve, de 1986 a 2001, um crescimento substancial das aplicações e tendências de redes neurais em finanças. Contudo, apesar dos vários benefícios citados e do crescimento apontado por Fadlalla e Lin (2001), Chi (2009) afirma que há, relativamente, pouca pesquisa empírica acerca da eficácia da abordagem de RNA no contexto de finanças corporativas.

Bodyanskiy e Popov (2006) asseguram que os modelos de redes neurais são instrumentos importantes para minimizar a subjetividade no processo de tomada de decisão, pois, baseados em conjuntos de preditores, propiciam uma generalização ótima de saída. Paliwal e Kumar (2009) destacam que a característica das redes neurais de aproximar, automaticamente, qualquer função matemática não linear é muito útil em casos em que a relação

entre as variáveis é desconhecida ou complexa.

Ao fazer um paralelo entre técnicas, Oliveira, Nobre e Zárte (2013) asseveram que, em comparação com as técnicas convencionais, as RNA têm se mostrado mais eficientes em previsões de comportamento e tendências. Dessa forma, as redes neurais são técnicas eficazes para as construções não lineares e não paramétricas e superaram abordagens lineares, modelos econométricos e outros métodos convencionais em um grande número de problemas financeiros (Burrell & Folarin, 1997).

Nesta pesquisa, foi utilizada a rede MLP (*Multilayer Perceptron*), do tipo *backpropagation*, com algoritmo *Scaled Conjugate Gradient* (SCG), e foi utilizado o MSE (*Mean Squared Error*) como o parâmetro de erro para treinamento da rede, que, conforme afirmação de Guresen, Kayakutlu e Daim (2011), geralmente é usado para avaliar desempenhos em modelos de redes neurais.

A técnica mais utilizada para o aprendizado supervisionado é o *backpropagation* (Chen, Huang & Kuo, 2009). Diversos autores utilizaram esse algoritmo na construção de redes neurais, entre os quais Salchenberger, Cinar e Lash (1992), Kolarik e Rudorfer (1994), Wood e Dasgupta (1996), Lesnho e Spector (1996), Huang (2003), Torres Jr., Machado e Souza (2005), Lee, Booth e Alam (2005), Pao (2008), Faria *et al.* (2009) e Chi (2009).

O SCG, desenvolvido por Moller (2003), comparado a outros quatro tipos de treinamento no trabalho de Scheffer e Maciel Filho (2000), apresentou o menor erro (2.01), seis vezes menor do que a média dos outros quatro (12.60). No trabalho de Lunden e Koivunen (2007), o SCG mostrou-se o algoritmo mais eficiente para reconhecer o padrão de comportamento da frequência dos pulsos. Orozco e Garcia (2003) afirmam que o SCG torna a aprendizagem mais rápida, fazendo o modelo convergir anteriormente em comparação com outros algoritmos. Esse algoritmo também foi utilizado nos trabalhos de Abraham, Nath e Mahanti (2001), Kamruzzaman e Sarker (2003), Cetisli e Barkana (2010), entre outros.

Outros algoritmos de treinamento foram testados, como o *Levenberg-Marquardt*, o BFGS *Quasi-Newton* e o *Gradient Descent*, mas se mostraram menos eficazes para esse problema. Como parâmetros de treinamento, foram utilizados: taxa de aprendizagem = 25; número máximo de épocas = 10.000; erro mínimo = 0; magnitude máxima do gradiente = 1e-06; número máximo de validações = 6; sigma = 5e-05 e lambda = 5e-07. Os pesos iniciais foram definidos aleatoriamente entre -1 e 1.

Para realizar o aprendizado da rede, ou seja, para que ela fosse capaz de identificar o grupo ao qual a empresa pertencia, foram utilizadas, como dados de treinamento, as variáveis das 179 empresas pertencentes aos níveis de governança corporativa da B3. Dessa forma, cada uma das empresas testadas teve 6 variáveis de entradas, sendo os 6 neurônios na camada de *input*, os 13 neurônios na camada oculta e 3 possíveis saídas, os 3 neurônios na camada de *output*, tendo a estrutura 6-13-3, conforme a Figura 1.

A definição da quantidade de neurônios na camada oculta foi definida de acordo com Hecth-Nielsen (1990), que sugere a quantidade de $2i+1$ neurônios na camada oculta, sendo i o número de neurônios (variáveis) na camada de entrada. Assim, considerando-se que o estudo utiliza 6 variáveis de entrada, a camada oculta foi definida com 13 neurônios. Os testes realizados com mais e menos neurônios na camada oculta não aumentaram a eficácia na classificação das empresas no momento de aprendizagem, pois foram iguais ou inferiores.

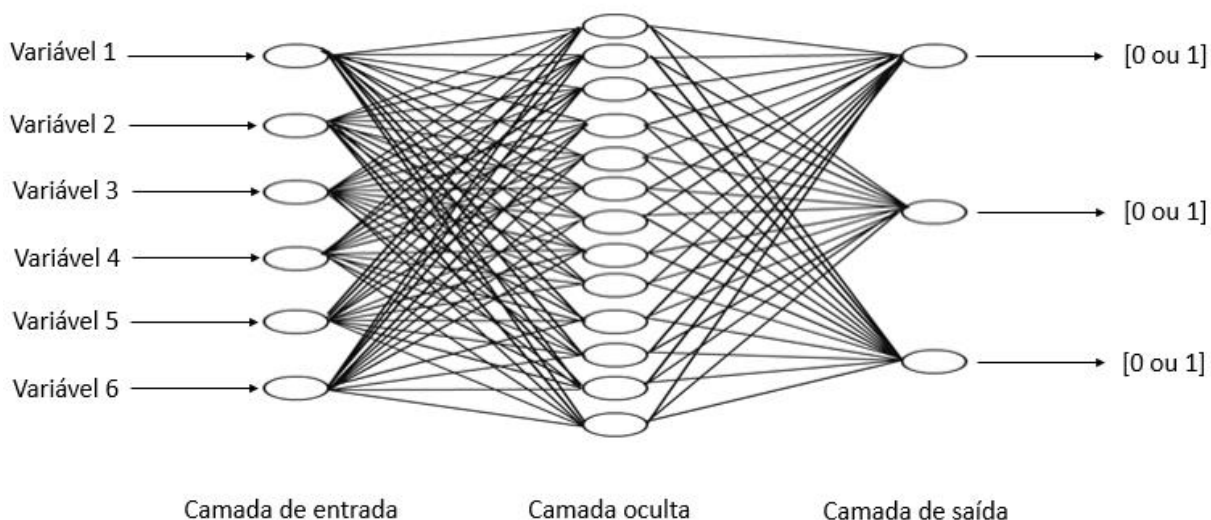


Figura 1. Estrutura da rede neural

Os 3 neurônios da camada de saída formam a matriz 3x1 [0 ou 1 0 ou 1 0 ou 1]. Dessa forma, o Nível 1 de governança corporativa foi definido com [1 0 0], o Nível 2 com [0 1 0] e o Novo Mercado com [0 0 1]. A partir da definição da camada de saída, foi possível distinguir cada nível, a fim de que a rede neural reconhecesse um padrão e fosse capaz de generalizar os resultados. Com 2 neurônios na camada de saída já seria possível diferenciar os três níveis, pois possibilitariam a distinção de quatro classificações [0 0], [0 1], [1 0] e [1 1]. Contudo, para otimizar a aprendizagem da rede e tornar os resultados mais robustos, gerando a necessidade de acurácia em 3 neurônios, definiu-se a camada de saída como a matriz 3x1.

Após a rede ter sido treinada, testada e validada, inseriu-se a amostra de simulação e rodou-se a rede novamente, que classificou as 200 empresas não pertencentes aos níveis da B3. Os resultados para a classificação, também, saíram com a matriz 3x1 [0 ou 1 0 ou 1 0 ou 1]. Para aceitar os resultados de classificação em algum dos níveis, definiu-se uma taxa de acerto superior a 90% em cada um dos três neurônios. Assim, para que a empresa fosse classificada no N1, a saída deveria ser [$>0.9 <0.1 <0.1$]; para o N2, seria [$<0.1 >0.9 <0.1$]; para o NM, seria [$<0.1 <0.1 >0.9$]. Para qualquer resultado diferente dessas condições, a classificação representava o não pertencimento aos níveis de governança corporativa.

Posteriormente, foi realizado um teste de sensibilidade do modelo, excluindo-se da amostra as empresas emissoras de ADR (*American Depositary Receipt*), na Bolsa de Nova York (NYSE). Como as empresas que emitem ADR devem seguir padrões rigorosos de governança corporativa, e nem todas estão nos níveis de governança da B3, as características dessas empresas poderiam enviesar os resultados alcançados. Nesse teste, a estrutura da rede neural foi idêntica à do modelo desenvolvido, tendo como única diferença a amostra, que passou de 179 para 159 empresas no treinamento da rede, e de 200 para 195 na classificação das empresas não listadas nos segmentos de governança corporativa da Bolsa.

3.3 Modelos de regressão

Após a classificação dos níveis de governança corporativa a partir do modelo de rede neural, foi desenvolvido um modelo de regressão logística multinomial para comparar a eficácia da classificação desse modelo com a da rede neural, conforme a equação 1.

$$NGC = \beta_0 + \beta_1 ACO_i + \beta_2 PR50_i + \beta_3 CT70_i + \beta_4 CON3_i + \beta_5 CON5_i + \beta_6 MAN_i + \varepsilon_i \quad (1),$$

em que:

NGC = categorias dos níveis de governança corporativa (N1, N2 e NM);

ACO_i = variável *dummy* – a empresa emite apenas ações ordinárias (ON);

PR50_i = variável *dummy* – as ações preferenciais (PN) correspondem a menos de 50% do total de ações;

CT70_i = variável *dummy* – o(s) controlador(es) possui(em) menos de 70% do total de ações ON;

CON3_i = variável *dummy* – o conselho de administração possui, no mínimo, 3 membros;

CON5_i = variável *dummy* – o conselho de administração possui, no mínimo, 5 membros;

MAN_i = variável *dummy* – o conselho de administração possui mandato unificado de até 2 anos.

Além dessa, foram realizadas regressões lineares, para comparar os resultados da relação entre a adesão aos níveis de governança corporativa e o desempenho das empresas. A amostra das regressões do estudo correspondeu às empresas com ações negociadas na B3 em dezembro de 2015, com exceção das empresas pertencentes aos setores de Finanças e Fundos.

Os modelos de regressão linear utilizaram as variáveis dependentes propostas por Catapan e Colauto (2014) e as variáveis independentes descritas no trabalho de Silveira (2006). Esses modelos correspondem às equações 2, 3, 4, 5 e 6, quais sejam:

$$ROA_i = \beta_0 + \beta_1 GOV_i + \beta_2 RLIQ_i + \beta_3 ALAV_i + \beta_4 LIQ_i + \beta_5 TAN_i + \beta_6 SETOR_i + \beta_7 ADR_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

$$ROE_i = \beta_0 + \beta_1 GOV_i + \beta_2 RLIQ_i + \beta_3 ALAV_i + \beta_4 LIQ_i + \beta_5 TAN_i + \beta_6 SETOR_i + \beta_7 ADR_i + \varepsilon_i \quad (3)$$

$$EBITDA/PL_i = \beta_0 + \beta_1 GOV_i + \beta_2 RLIQ_i + \beta_3 ALAV_i + \beta_4 LIQ_i + \beta_5 TAN_i + \beta_6 SETOR_i + \beta_7 ADR_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

$$EBITDA/AT_i = \beta_0 + \beta_1 GOV_i + \beta_2 RLIQ_i + \beta_3 ALAV_i + \beta_4 LIQ_i + \beta_5 TAN_i + \beta_6 SETOR_i + \beta_7 ADR_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

$$Q \text{ DE TOBIN}_i = \beta_0 + \beta_1 GOV_i + \beta_2 RLIQ_i + \beta_3 ALAV_i + \beta_4 LIQ_i + \beta_5 TAN_i + \beta_6 SETOR_i + \beta_7 ADR_i + \varepsilon_i \quad (6),$$

em que:

ROA_i = retorno (lucro líquido) sobre o ativo em dezembro de 2015;

ROE_i = retorno (lucro líquido) sobre o patrimônio líquido em dezembro de 2015;

EBITDA/ AT_i = EBITDA sobre o ativo total em dezembro de 2015;

EBITDA/ PL_i = EBITDA sobre patrimônio líquido em dezembro de 2015;

GOV_i = variável *dummy* com 4 grupos – empresas não pertencentes a um nível de governança corporativa, empresas pertencentes ao N1, empresas pertencentes ao N2 e empresas pertencentes ao NM –, tendo o resultado dos 3 últimos em relação ao primeiro.

Foram realizados testes com a variável GOV assumindo dois valores: pertencentes a algum dos níveis de governança e não pertencentes a algum nível. Nessa análise, ela também foi uma *dummy*, cujos resultados, que comparavam as empresas listadas em relação às não listadas, são apresentados como NGOV. Devido à multicolinearidade, essas variáveis não puderam ser inseridas nas mesmas equações simultaneamente:

$R\text{LIQ}_i$ = receita operacional líquida em dezembro de 2015;

LIQ_i = liquidez geral em dezembro de 2015;

ALAV_i = alavancagem financeira em dezembro de 2015;

TAN_i = tangibilidade (ativo imobilizado sobre ativo total) em dezembro de 2015;

SETOR_i = setor da empresa com base na classificação da Economatica®, que é uma variável *dummy* que apresenta o resultado de 17 setores específicos em função do agrupamento classificado como “outros”;

ADR_i = variável *dummy* – a empresa emitia ADR em dezembro de 2015.

As variáveis de desempenho possibilitam diferentes análises acerca dos resultados da empresa: o Q de Tobin corresponde ao valor de mercado da empresa em relação ao custo de reposição de seus ativos fixos (Famá & Barros, 2000); o EBITDA, resultado da empresa antes do imposto de renda e adicional, da contribuição social sobre o lucro líquido, dos juros, da depreciação e da amortização, apresenta um desempenho essencialmente operacional (Vasconcelos, 2002); o ROE mostra o retorno sobre o capital investido, permitindo a comparação com outras possibilidades de investimento (Wernke, 2008); o ROA é uma das medidas individuais mais importantes para a verificação de resultados da empresa (Floriani & Fleury, 2012).

Em relação às variáveis independentes de controle dos modelos, definidas com base em Silveira (2006), a receita líquida corresponde ao logaritmo natural da receita operacional líquida; a alavancagem representa a razão entre dívida financeira total e ativo total da empresa; a liquidez (geral) corresponde ao valor que a empresa possui de dinheiro em médio e longo prazo para cada R\$ 1,00 de dívida total; as duas variáveis *dummy*, Setor e ADR, controlam, respectivamente, o desempenho de determinado setor e a prática de governança corporativa de empresas que emitem ADR.

4 RESULTADOS

4.1 Classificações da rede neural

A Figura 2 mostra que a rede teve boa capacidade de aprendizagem e convergiu a um erro próximo de 0. O modelo obteve um $\text{MSE} = 0.022282$, o que significa que a diferença média quadrática para as possíveis saídas, 1 ou 0, para cada um dos três neurônios, foi de aproximadamente 0,02.

Como descrito na metodologia, as possíveis saídas da rede eram as matrizes 3x1 com dados binários, de modo que, se a saída fosse [1 0 0], correspondia ao N1; se fosse [0 1 0], faria referência ao N2; e se fosse [0 0 1] o nível da empresa, era o NM. Como resultado, o modelo classificou corretamente 92,2% das empresas durante a aprendizagem, ou seja, o modelo de aprendizagem acertou, com base nas 6 variáveis, o nível de governança corporativa de 165 das 179 empresas. Esse resultado atesta, de certo modo, a definição das variáveis de estudo, pois, a

partir delas, a rede neural conseguiu identificar um padrão de governança corporativa das empresas pertencentes aos segmentos de listagem da B3.

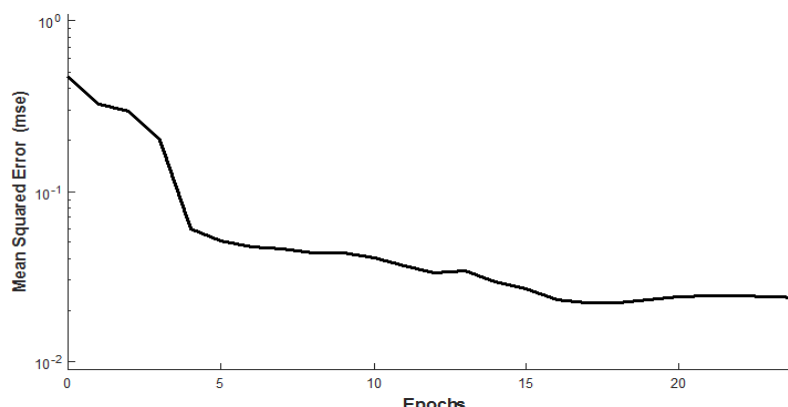


Figura 2. Desempenho da rede na aprendizagem

Dessa maneira, verifica-se que o modelo desenvolvido atingiu boa capacidade de aprendizado e generalização do nível de governança corporativa das empresas. Como comparação, a análise de discriminação condicional, com base nos requisitos para adesão aos níveis, classificou corretamente 150 empresas, com 83,8% de sucesso. Assim, verifica-se que a rede neural foi capaz de aprender um padrão de comportamento das empresas listadas nos níveis de governança corporativa além dos requisitos para adesão em cada nível e otimizou a eficácia na classificação das empresas. Em comparação com um método mais robusto de classificação, também capaz de identificar relações não lineares (Tu, 1996) – a regressão logística multinomial –, a rede neural teve um desempenho superior, conforme a Tabela 1.

Tabela 1

Matriz de resultado da regressão multinomial e da rede neural para a classificação dos níveis de governança corporativa

	Regressão multinomial				Rede neural artificial			
	Nível de governança corporativa				Nível de governança corporativa			
	N1	N2	NM	Total	N1	N2	NM	Total
N1	21	7	0	28	24	8	0	32
N2	8	13	0	21	5	12	0	17
NM	0	1	129	130	0	1	129	130
Total	29	21	129	179	29	21	129	179
	Eficácia na classificação			91,1%	Eficácia na classificação			92,2%

Nota: N1 = Nível 1; N2 = Nível 2; NM = Novo Mercado

Conforme a Tabela 1, o modelo de regressão multinomial classificou corretamente 163 das 179 empresas dos níveis de governança corporativa da B3. O desempenho do modelo de regressão, também, foi superior ao resultado da discriminação condicional, mas foi inferior ao obtido pelo modelo de rede neural.

Após o desenvolvimento do modelo de treinamento da rede neural, com a eficácia de 92,2% descrita acima, foram realizados testes com as 200 empresas não pertencentes à listagem da B3 dos níveis de governança corporativa. Inserindo-se, como entrada, as empresas não participantes dos segmentos de governança, com as mesmas 6 variáveis utilizadas para realizar o treinamento, a rede neural artificial desenvolvida produziu uma nova classificação de segmentos de governança corporativa, conforme a Tabela 2. Todos os resultados da simulação

foram verificados por análise de discriminação condicional, que confirmou que as classificações da rede neural na etapa de simulação obedeceram ao critério de ingresso em cada nível de governança corporativa.

Tabela 2

Comparação dos níveis de governança corporativa a partir da classificação da B3 e da rede neural

Classificação B3		Classificação rede neural artificial		Excedente		
Nível de GC	Quantidade de empresas	Nível de GC	Quantidade de empresas	Quantidade	Potencial percentual aproveitado	Potencial percentual a aproveitar
SG	200	SG	76	-124		
N1	29	N1	113	84	25,7%	74,3
N2	21	N2	44	23	47,7%	21,3%
NM	129	NM	146	17	88,4%	11,6%

Nota. SG = sem governança; N1 = Nível 1; N2 = Nível 2; NM = Novo Mercado

A Tabela 2 mostra que, das 200 empresas fora dos níveis de governança corporativa da B3, 84 empresas têm condições de estar no Nível 1, ou seja, 42% das empresas não listadas nos níveis da B3 possuem as características das empresas pertencentes ao N1, mas não solicitaram a adesão a esse nível.

Os resultados evidenciaram, também, que 23 empresas (11,5% de 200) não listadas poderiam estar no N2 (consequentemente, também, no N1, que é menos exigente), com base nas 6 variáveis do estudo, mas não aderiram a nenhum nível de governança da B3.

Em relação ao NM, 17 das 200 empresas (8,5%) têm condições de aderir ao nível mais alto de governança corporativa da B3, mas ainda não fizeram a adesão a ele, nem a algum dos outros dois níveis, que são menos rigorosos em relação aos critérios de entrada.

A Tabela 2 evidenciou, ainda, outros resultados importantes: do total de 113 empresas com condições de pertencer ao N1, apenas 29, ou 25,6%, fizeram a adesão ao nível junto à B3. Em relação ao N2, 47,7% (21) das empresas com os requisitos, com base nas 6 variáveis, que atendem aos critérios do nível intermediário de governança corporativa estão listadas nos segmentos de governança corporativa. Das empresas com o grau de governança corporativa mais alto, 129 estão listadas no segmento mais elevado de governança da B3, o Novo Mercado, ou seja, verifica-se que, para as empresas que praticam os mecanismos de governança no nível mais alto, estar no principal segmento de governança corporativa da Bolsa brasileira é um fator relevante, uma vez que 88,4% das empresas aderiram a esse nível.

Esses resultados mostraram que o interesse pela adesão aos níveis da Bolsa é crescente à medida que se aumenta a prática de governança corporativa por parte das empresas. A maioria das que possuem condições para aderir ao N1 não fez isso. Ao contrário, a maioria das empresas que praticam o mais elevado grau de governança corporativa já está listada no Novo Mercado da B3. Em relação ao N2, há um equilíbrio entre as que aderiram e as que não aderiram ao nível intermediário de governança, pois 47,7% das empresas que possuem condições de pertencer a esse nível já fizeram a adesão.

O teste de sensibilidade mostrou que as empresas emissoras de ADR não enviesaram os resultados obtidos pelo modelo de rede neural. Retirando-as do modelo, o MSE obtido no treinamento da rede pouco variou, passando de 0,022282 para 0,027476. A eficácia na classificação, também, teve pouca oscilação, de 92,2% (165 em 179) para 91,8% (146 em 159).

No teste que considerou todas as empresas, incluindo as emissoras de ADR, das 14 empresas que a rede classificou incorretamente, apenas 1 era emissora de ADR, ou seja, não foi problema para a rede reconhecer o padrão de governança das 20 empresas emissoras de ADR, que representavam 11,2% do total da amostra, em conjunto com as demais empresas.

4.2 Testes econométricos

4.2.1 Estatística descritiva das variáveis

Tabela 3

Estatística descritiva das variáveis utilizadas nas equações de regressão

Variáveis	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
ROA	339	-4,073	12,319	-29,317	7,889
ROE	283	-0,804	18,148	-36,353	20,041
EBITDA/AT	323	0,036	0,111	-0,196	0,159
EBITDA/PL	323	0,115	0,281	-0,438	0,589
Q de Tobin	167	1,136	1,024	0,226	3,143
Receita líquida	339	2,522	0,247	2,018	2,760
Liquidez	338	1,031	0,693	0,257	2,502
Alavancagem	339	0,928	2,520	-3,749	4,803
Tangibilidade	339	0,216	0,235	0	0,887

Nota. ROA = retorno (lucro líquido) sobre o ativo em 2015; ROE = retorno (lucro líquido) sobre o patrimônio líquido em 2015; EBITDA/ AT = EBITDA sobre o ativo total em 2015; EBITDA/ PL = EBITDA sobre patrimônio líquido no exercício de 2015; Rec. liq. = ln da receita operacional líquida em 2015; Liquidez = liquidez geral ao final do exercício de 2015; Alavancagem = alavancagem financeira ao final do exercício de 2015; Ativo total = ativo total ao final do exercício de 2015; Tangibilidade = tangibilidade (ativo imobilizado sobre ativo total) ao final do exercício de 2015.

A Tabela 3, que apresenta a estatística descritiva das variáveis utilizadas nas equações de regressão do estudo, evidencia que, em média, as empresas da B3 tiveram prejuízo no período auferido pelo indicador, em 2015. Ao contrário, o EBITDA médio foi positivo. Ademais, verifica-se que, em média, 22% do ativo total das empresas correspondem aos ativos imobilizados, e a média da liquidez das empresas foi superior a 1, que representa o limiar da condição da companhia de saldar suas obrigações em caso de fechamento.

A Figura 3 mostra a evolução do número de empresas em cada nível, desde a criação dos segmentos de governança corporativa por parte da B3, e evidencia que, a partir de 2005, houve um alto crescimento do número de empresas que aderiram ao NM. Diferentemente, o número de empresas listadas no N1 está, desde 2007, em um viés de queda. A quantidade de empresas no N2 manteve-se relativamente constante nos últimos dez anos.

Ademais, pode-se perceber relativa estabilização no número total de empresas listadas nos níveis de governança da Bolsa a partir de 2007. Verifica-se, ainda, que o maior período de crescimento do número de empresas listadas nos níveis de governança se deu entre os anos de 2003 e 2007.

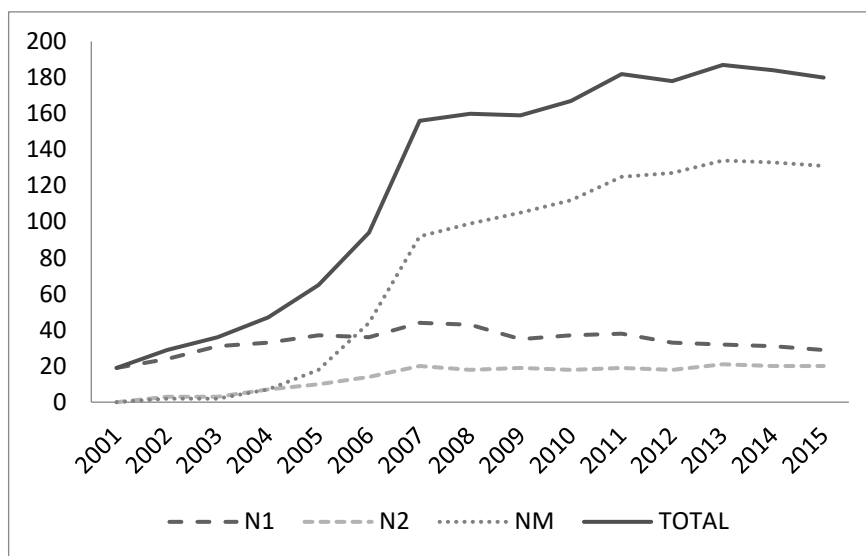


Figura 3. Evolução do número de empresas nos níveis de governança corporativa 2001–2015

Fonte: BM&FBOVESPA (2016)

4.2.2 Resultados dos testes econométricos

Os resultados da Tabela 4 mostram que a classificação da rede neural alterou de forma significativa os resultados para as empresas pertencentes ao N1. Em relação ao ROA, os resultados para a classificação da B3 não apresentaram significância estatística. Diferentemente, com os dados da classificação da rede neural, os resultados para as empresas desse nível passaram a ter forte significância estatística. Assim, verificou-se que, no ano de 2015, com a classificação da rede neural, as empresas que praticam governança corporativa alinhada às características do N1 tiveram pior ROA do que as empresas do segmento tradicional.

Para o ROE, os resultados do N1, também, passaram a ter maior significância estatística. Apesar de o coeficiente ter tido leve melhora, os resultados, para as empresas desse nível com base na classificação neural, passaram a ser mais significativos, indicando que, apesar de menos negativa, a relação é mais forte quando são migradas empresas do segmento tradicional para os níveis de governança, e o N1 passa a ter empresas que não eram consideradas. Esse resultado repetiu-se para a relação entre o pertencimento ao N1 e o desempenho medido pela EBITDA/AT.

Ao contrário, analisando a relação entre o N1 e o desempenho medido pelo Q de Tobin, verifica-se que ela é significativa para a classificação da B3 e deixa de ter significância estatística na classificação da rede neural, ou seja, quando são incluídas as empresas que possuem condições de pertencer ao N1, o modelo não consegue identificar, com significância estatística de pelo menos 10%, a relação negativa entre esse nível e o desempenho medido pelo EBITDA/PL. Além disso, o coeficiente passou a ser positivo na classificação da rede neural, mas sem a significância estatística verificada para a relação negativa da classificação da B3.

Tabela 4

Resultados das regressões lineares da relação entre governança corporativa e desempenho

Variáveis	ROA		ROE		EBITDA/ AT		EBITDA/ PL		Q de Tobin	
	B3	RN	B3	RN	B3	RN	B3	RN	B3	RN
N1	-3,605	-4,443 ***	-7,317 *	-7,215 **	-0,050 **	-0,045 ***	-0,017	-0,061	-0,620 **	0,222
N2	-3,186	-0,693	-2,860	-2,630	-0,025	-0,005	-0,006	-0,005	-0,277	-0,058
NM	0,266	-0,495	0,457	-2,163	-0,003	-0,008	-0,018	-0,006	-0,216	-0,005
Rec. líquida	28,333 ***	25,865 ***	36,312 ***	34,744 ***	0,287 ***	0,257 ***	0,531 ***	0,516 ***	-1,615 ***	-1,777 ***
Liquidez	5,574 ***	5,442 ***	7,409 ***	7,432 ***	0,020 ***	0,018 **	0,024 ***	-0,026 ***	-0,298 **	-0,323 **
Alavanc.	0,280	0,257	0,426	0,341	0,001	0,001	0,015	-0,016 ***	0,001	0,001
Tangibil.	-0,045	0,226	1,366	1,012	0,035	0,037	0,045	-0,043	-0,101	-0,317
Constante	-81,888 ***	-74,368 ***	-102,85 ***	-96,183 ***	-0,718 ***	-0,630 ***	-1,198 ***	-1,133 ***	5,757 ***	6,106 ***
R-squared	0,406	0,419	0,297	0,305	0,493	0,506	0,368	0,374	0,283	0,266
Adj R-squa.	0,358	0,370	0,229	0,234	0,449	0,462	0,312	0,321	0,150	0,130
Root MSE	9,822	9,728	15,914	15,861	0,082	0,081	0,232	0,231	0,944	0,950
VIF	1,23	1,31	1,26	1,34	1,25	1,32	1,25	1,32	1,32	1,40
Observações	338	338	282	282	322	322	322	322	167	167

Nota. Significância estatística - * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01; N1 = nível 1 de governança corporativa; N2 = nível 2 de governança corporativa; NM = nível Novo Mercado de governança corporativa; ROA = retorno (lucro líquido) sobre o ativo em 2015; ROE = retorno (lucro líquido) sobre o patrimônio líquido em 2015; EBITDA/ AT = EBITDA sobre o ativo total em 2015; EBITDA/ PL = EBITDA sobre patrimônio líquido em 2015; Q de Tobin = Q de Tobin (aproximação do valor de mercado) em 2015; Rec. líquida = ln da receita operacional líquida em 2015; Liquidez = liquidez geral ao final do exercício de 2015; Alavanc. = alavancagem financeira ao final do exercício de 2015; Ativo total = ativo total ao final do exercício de 2015; Tangibil. = tangibilidade (ativo imobilizado sobre ativo total) ao final do exercício de 2015.

Para o N2 e NM, os resultados da relação com todas as medidas de desempenho não apresentaram significância estatística nem para a classificação da B3 nem para a da rede neural. Verifica-se, assim, que as empresas que estão no segmento tradicional, mas têm condições de pertencer ao N2 e ao NM, não alteram, de forma significativa, a análise que se faz a partir da classificação atual da B3.

Entretanto, quando os grupos dos níveis de governança corporativa são juntados para formar um único grupo, e são comparados às empresas do segmento tradicional, há alteração na significância estatística na relação da variável com quase todas as medidas de desempenho, ao serem comparadas as classificações da B3 e da rede neural, conforme a Tabela 5.

A Tabela 5 evidencia que nenhum resultado apresentou relação positiva e estatisticamente significativa entre os níveis de governança corporativa e o desempenho. Considerando a classificação da B3, a variável representativa dos três níveis de governança não apresentou nenhum resultado com significância estatística. Entretanto, para essa variável, com os dados da classificação da rede neural, os resultados foram negativos e estatisticamente significativos para o ROA, o ROE e o EBITDA/AT.

Tabela 5

Comparação dos resultados das regressões lineares da relação entre governança corporativa e desempenho

Nível de GC	Referência	ROA	ROE	EBITDA/ AT	EBITDA/ PL	Q de Tobin
N1	B3	-	-	-	-	-
	RN	-	**	**	-	**
N2	B3	***	-	-	-	+
	RN	-	**	**	-	-
NM	B3	+	+	-	-	-
	RN	-	-	-	-	-
NGOV	B3	-	-	-	+	-
	RN	-	-	-	-	+

Nota. Sinal + = relação positiva; Sinal - = relação negativa; Significância estatística - * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01; N1 = nível 1 de governança corporativa; N2 = nível 2 de governança corporativa; NM = nível Novo Mercado de governança corporativa; NGOV = grupo de empresas pertencentes a algum dos níveis de governança corporativa; ROA = retorno (lucro líquido) sobre o ativo; ROE = retorno (lucro líquido) sobre o patrimônio líquido; EBITDA/ AT = EBITDA sobre o ativo total; EBITDA/ PL = EBITDA sobre patrimônio; Q de Tobin = Q de Tobin (aproximação do valor de mercado).

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A rede neural desenvolvida superou o método convencional de identificação de relações lineares, a discriminação condicional e, também, outro método de identificação de relações não lineares, a regressão logística multinomial. Além de ter sido a técnica com maior eficácia na classificação das empresas já pertencentes aos níveis de governança, a rede neural apresenta a vantagem de ser a mais eficiente para identificar relações em novos dados, se comparada a outros métodos indicados para relações não lineares, como a regressão logística (Tu, 1996), o que ocorre devido à capacidade de aprendizagem dos padrões não lineares e complexos e à generalização ótima de saída para tratamento de dados externos (Bodyanskiy & Popov, 2006; Oliveira, Nobre & Zárate, 2013).

Os resultados da classificação da rede neural mostraram uma relação diretamente proporcional entre a prática de governança corporativa e o interesse de adesão a um dos níveis de governança corporativa da B3. Atesta-se, assim, que, apesar de ter criado os níveis inferiores para enquadramento de empresas que não possuem condições de adesão ao NM (Carvalho & Pennachi, 2012), a B3, ainda, não conseguiu atrair, de fato, a maioria das empresas com essas características à adesão aos níveis inferiores de governança corporativa.

Conforme demonstrado nas Tabelas 4 e 5, as empresas que pertencem aos níveis de governança corporativa não têm melhor desempenho do que as listadas no segmento tradicional. Com base nos trabalhos de Klapper e Love (2004), Carvalhal-da-Silva e Leal (2005) e Catapan e Colauto (2014), esperava-se uma relação positiva entre o pertencimento aos níveis de governança, especialmente ao NM, e o ROA, o que não se verificou, e, também, uma relação positiva entre o Q de Tobin e as variáveis representantes dos níveis de governança corporativa, cujos resultados foram negativos para o N1 e não apresentaram significância estatística para as demais variáveis, não se alinhando aos trabalhos de Klapper e Love (2004), Brown e Caylor (2004) e Lameira, Ness Júnior e Macedo-Soares (2007).

Esse pode ser um dos motivos da não adesão aos níveis de governança corporativa por parte das empresas do segmento tradicional e que possuem condições de pertencer ao N2 e, principalmente, ao N1, bem como da adesão das empresas do N1 aos níveis mais exigentes de governança corporativa.

Para as empresas do NM, a adesão ao nível mais exigente de governança corporativa pode representar uma estratégia de fortalecimento da imagem da companhia para a captação de recursos junto a investidores. Pelo fato de as empresas desse nível serem mais recentes na B3 (tempo médio de *Initial Public Offering*[IPO] de 123 meses) em comparação com as não listadas nos níveis de governança (tempo médio de IPO de 253 meses) e as do N1 (278 meses, em média, de IPO), a adesão ao nível mais alto de governança corporativa pode ser uma forma de mitigar o risco para o investidor na aplicação de recursos na empresa, e isso estaria em consonância com os resultados de Junqueira *et al.* (2017), que verificaram uma relação negativa entre a adesão ao NM e o endividamento das empresas.

Embora grande parte das empresas não esteja listada nos níveis de governança corporativa, os resultados da classificação da rede neural mostraram que, aproximadamente, 80% das empresas com ações na Bolsa brasileira praticam, de fato, governança corporativa correspondente, no mínimo, ao N1. Assim, considerando-se o entendimento sobre a governança corporativa dos trabalhos de Shleifer e Vishny (1997), Jarboui, Forget e Boujelbene (2014) e Jarboui, Guetat e Boujelbene (2015), percebe-se um alinhamento das empresas do mercado de ações brasileiro aos interesses das partes envolvidas com a empresa.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho utilizou a técnica de redes neurais artificiais para realizar a classificação de governança corporativa das empresas do segmento tradicional da B3 (ex-BM&FBOVESPA). Mais do que classificar como uma discriminação condicional, a rede neural foi capaz de entender o padrão de comportamento de governança das empresas já listadas nos segmentos de governança corporativa e de classificar as não listadas por meio da generalização da aprendizagem realizada, obedecendo aos critérios exigidos para ingresso em cada nível.

Como resultado das classificações, verificou-se que, das 200 empresas pertencentes ao segmento tradicional, ou seja, que não fazem parte de nenhum dos níveis de governança da Bolsa, 124 têm características que as enquadram em algum dos níveis, das quais 84 (ou 67%) praticam, de fato, governança corporativa correspondente ao N1, o que significa que grande parte das empresas com condições de pertencer ao nível mais baixo de governança não fez a adesão junto à B3.

Das empresas com o grau de governança corporativa mais alto, 129 estão listadas no segmento mais elevado de governança da B3, o Novo Mercado, do que se verifica que, para as empresas que praticam os mecanismos de governança no nível mais alto, estar no principal segmento de governança corporativa da Bolsa brasileira é um fator relevante, já que 88% das empresas com essas características aderiram a esse nível. Os resultados evidenciaram, também, que 23 empresas poderiam estar no N2 (consequentemente, também, no N1, que é menos exigente), mas não aderiram a um dos níveis de governança da B3.

Por um lado, os resultados evidenciaram uma relação diretamente proporcional entre o nível de governança corporativa praticado e o interesse de aderir aos níveis da B3, isto é, as empresas que mais praticam governança corporativa estão, em grande maioria, listadas no Novo

Mercado. Por outro lado, a maioria das que praticam governança corporativa correspondente ao N1 não fez a adesão aos níveis de governança da Bolsa.

Após as classificações, foi possível comparar os resultados dos testes econométricos para a relação entre governança corporativa e desempenho do grupo de empresas que solicitaram a adesão à Bolsa com os resultados do grupo das empresas que praticam governança de fato, mas ainda não aderiram a algum nível.

Para os níveis N2 e NM, não foram verificadas alterações na significância estatística dos coeficientes. Os resultados não apresentaram significância estatística para os dois níveis em nenhuma das classificações. Para o N1, entretanto, houve alteração na significância de todos os coeficientes após a classificação da rede neural. As medidas ROA, ROE e EBITDA/AT passaram a ser significantes com a migração das empresas do segmento tradicional para os níveis correspondentes. Ao contrário, para o Q de Tobin, os resultados deixaram de ter significância estatística após a classificação da rede neural.

Os resultados para a variável NGOV foram similares aos verificados para o N1. Para os três indicadores de desempenho, ROA, ROE e EBITDA/AT, os resultados negativos passaram a ter significância estatística. Para o Q de Tobin, o resultado negativo deixou de ter significância estatística após a classificação da rede neural.

Nenhum resultado apresentou relação positiva entre pertencimento aos níveis de governança corporativa e qualquer variável de desempenho, o que pode explicar o desinteresse de aderir aos níveis de governança corporativa por parte das empresas não listadas e que possuem características das inseridas nos segmentos de governança da B3. Para as empresas listadas, especialmente as dos níveis mais altos, N2 e NM, que negociam ações há menos tempo na Bolsa, a adesão pode representar uma estratégia de diminuição do custo do capital, mitigando o risco para os investidores.

Os resultados alcançados neste estudo contribuem para pesquisas futuras sobre governança corporativa no Brasil, uma vez que apresenta a representatividade de cada nível de governança corporativa e, no caso específico de trabalhos acerca da relação entre governança e desempenho, mostra que as análises para os níveis mais altos, N2 e NM, por meio das empresas já listadas nesse nível, podem ser generalizadas para a prática de governança corporativa elevada do mercado como um todo.

Esses dados alinham-se aos achados de Bhagat e Bolton (2008), que apontam que um índice de governança corporativa deve representar a percepção que o mercado analisado tem de governança. No caso do mercado brasileiro, a forma mais fácil para verificar a prática de governança de uma empresa é por meio dos níveis da B3, pois eles são realizados, auditados e divulgados pela própria bolsa do mercado de ações nacional.

Esta pesquisa não considerou todas as variáveis importantes de governança corporativa, uma das quais corresponde a verificar se o presidente do conselho de administração e o principal executivo da companhia são ou podem ser a mesma pessoa. É recomendável que o presidente do Conselho de Administração seja uma pessoa diferente do principal executivo da companhia, para que se evite, com o acúmulo de funções, o prejuízo da supervisão adequada e o desvio de foco de cada função. Embora essa informação tenha sido buscada nos estatutos sociais das empresas, muitos eram omissos a esse respeito. Por isso, para não se ter de solicitar essa informação às empresas, devido à possibilidade de diminuição da amostra, em caso de não recebimento de resposta ou de fornecimento de informação imprecisa, decidiu-se não

considerar esse fator. Além disso, este estudo não realizou testes de endogeneidade entre as variáveis de desempenho e as representativas da governança corporativa.

Para trabalhos futuros, sugere-se identificar variáveis obtíveis em base de dados e demonstrativos financeiros que possam representar a governança corporativa, diminuindo-se, assim, a necessidade de utilização de dados de difícil obtenção e sujeitos à sinceridade da empresa no envio de informações, o que poderia ser feito utilizando-se como parâmetro os níveis da B3, de forma semelhante ao que foi realizado neste estudo, por meio de redes neurais artificiais.

REFERÊNCIAS

- Abraham, A., Nath, B., & Mahanti, P. (2001). Hybrid intelligent systems for stock market analysis. *Computational Science-ICCS 2001*, 2074, 337-345. DOI: https://doi.org/10.1007/3-540-45718-6_38
- Andrade, G. A. R. (2008). Estudo econométrico dos efeitos da migração para OIGC: índice de ações com governança corporativa diferenciada da Bovespa. *Internext*, 3(1), 39-53. DOI: <http://dx.doi.org/10.18568/1980-4865.3139-53>
- Bhagat, S., & Bolton, B. (2008). Corporate governance and firm performance. *Journal of Corporate Finance*, 14(3), 257-273. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2008.03.006>
- Black, B. S., De Carvalho, A. G., & Sampaio, J. O. (2014). The evolution of corporate governance in Brazil. *Emerging Markets Review*, 20, 176-195. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2014.04.004>
- BM&FBOVESPA (2016). Sobre segmentos de listagem. Recuperado em 10 junho 2016, de http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/listagem/acoes/segmentos-de-listagem/sobre-segmentos-de-listagem/.
- Bodyanskiy, Y., & Popov, S. (2006). Neural network approach to forecasting of quasiperiodic financial time series. *European Journal of Operational Research*, 175(3), 1357-1366. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.02.012>
- Brown, L. D., & Caylor, M. L. (2004). Corporate governance and firm performance. Available at SSRN 586423. DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.586423>
- Burrell, P. R., & Folarin, B. O. (1997). The impact of neural networks in finance. *Neural Computing & Applications*, 6(4), 193-200. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF01501506>
- Bushman, R., Chen, Q., Engel, E., & Smith, A. (2004). Financial accounting information, organizational complexity and corporate governance systems. *Journal of Accounting and Economics*, 37(2), 167-201. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2003.09.005>
- Carvalho, A. G., & Pennacchi, G. G. (2012). Can a stock exchange improve corporate behavior? Evidence from firms' migration to premium listings in Brazil. *Journal of Corporate Finance*, 18(4), 883-903. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2011.01.003>
- Catapan, A., & Colauto, R. D. (2014). Governança corporativa: uma análise de sua relação com o desempenho econômico-financeiro de empresas cotadas no Brasil nos anos de 2010–2012. *Contaduría y Administración*, 59(3), 137-164. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0186-1042\(14\)71268-9](https://doi.org/10.1016/S0186-1042(14)71268-9)
- Cetişli, B., & Barkana, A. (2010). Speeding up the scaled conjugate gradient algorithm and its application in neuro-fuzzy classifier training. *Soft Computing*, 14(4), 365-378. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-009-0410-8>

- Chen, H. J., Huang, S. Y., & Kuo, C. L. (2009). Using the artificial neural network to predict fraud litigation: Some empirical evidence from emerging markets. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 1478-1484. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.11.030>
- Chi, L. C. (2009). Do transparency and disclosure predict firm performance? Evidence from the Taiwan market. *Expert Systems with Applications*, 36(8), 11198-11203. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.02.099>
- Costa, A. P. P. D., & Wood Jr, T. (2012). Corporate frauds. *Revista de Administração de Empresas*, 52(4), 464-472. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-75902012000400008>
- Dami, A. B. T. (2006). *Governança corporativa: estrutura de propriedade, desempenho e valor – uma análise de empresas brasileiras*. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, Brasil.
- Fadlalla, A., & Lin, C. H. (2001). An analysis of the applications of neural networks in finance. *Interfaces*, 31(4), 112-122. DOI: <https://doi.org/10.1287/inte.31.4.112.9662>
- Famá, R., & Barros, L. A. B. C. (2000). Q de Tobin e seu uso em finanças: aspectos metodológicos e conceituais. *Caderno de Pesquisas em Administração*, 7(4), 27-43.
- Faria, E. L., Albuquerque, M. P., Gonzalez, J. L., Cavalcante, J. T. P., & Albuquerque, M. P. (2009). Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods. *Expert Systems with Applications*, 36(10), 12506-12509. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.04.032>
- Ferreira, R. N., dos Santos, A. C., Lopes, A. L. M., Nazareth, L. G. C., & Fonseca, R. A. (2013). Governança corporativa, eficiência, produtividade e desempenho. *Revista de Administração Mackenzie*, 14(4), 134.
- Gollner, E. S. (2006). Impacto das práticas de governança corporativa no desempenho das empresas: um estudo no setor de siderurgia e metalurgia sob a perspectiva da teoria de agência. 2006. Dissertação de mestrado, Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), Vitória, ES, Brasil.
- Guresen, E., Kayakutlu, G., & Daim, T. U. (2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10389-10397. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.068>
- Haykin, S. S. (2001). *Redes neurais*. 2. ed. Porto Alegre: Bookman.
- Hecht-Nielsen, R. (1990). On the algebraic structure of feedforward network weight spaces. *Advanced Neural Computers*, 129-135. Amsterdam: Elsevier. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-88400-8.50019-4>
- Huang, G. B. (2003). Learning capability and storage capacity of two-hidden-layer feedforward networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14(2), 274-281. DOI: <https://doi.org/10.1109/TNN.2003.809401>
- Instituto Brasileiro de Governança Corporativa (2015). Governança corporativa. Recuperado em 10 de dezembro, 2016, de <http://www.ibgc.org.br/index.php/governanca/governanca-corporativa>.
- Jarboui, S., Forget, P., & Boujelbene, Y. (2014). Inefficiency of public road transport and internal corporate governance mechanisms. *Case Studies on Transport Policy*, 2(3), 153-167. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2014.05.004>
- Jarboui, S., Guetat, H., & Boujelbene, Y. (2015). Evaluation of hotels performance and corporate governance mechanisms: Empirical evidence from the Tunisian context. *Journal*

- of Hospitality and Tourism Management*, 25, 30-37. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2015.08.002>
- Junqueira, L. R., Soares, C. H., Bressan, A. A., & Bertucci, L. A. (2017). Impactos da adesão aos níveis diferenciados de governança corporativa sobre a estrutura de capital das empresas brasileiras. *Revista de Administração da UFSM*, 10(3), 420-436. DOI: <https://doi.org/10.5902/19834659.11276>
- Kamruzzaman, J., & Sarker, R. A. (2003). Forecasting of currency exchange rates using ANN: A case study. In: Conference Neural Networks and Signal Processing. Proceedings of the 2003 International Conference on (Vol. 1, pp. 793-797). IEEEExplore. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICNNSP.2003.1279395>
- Klapper, L. F., & Love, I. (2004). Corporate governance, investor protection, and performance in emerging markets. *Journal of Corporate Finance*, 10(5), 703-728. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0929-1199\(03\)00046-4](https://doi.org/10.1016/S0929-1199(03)00046-4)
- Kolarik, T., & Rudorfer, G. (1994). Time series forecasting using neural networks. In: *ACM SigaplApl Quote Quad* (Vol. 25, n. 1, pp. 86-94). DOI: <https://doi.org/10.1145/190468.190290>
- Floriani, D. E., & Fleury, M. T. (2012). O efeito do grau de internacionalização nas competências internacionais e no desempenho financeiro da PME brasileira. *Revista de Administração Contemporânea*, 16(3), 438-458.
- Laboissiere, L. A., Fernandes, R. A., & Lage, G. G. (2015). Maximum and minimum stock price forecasting of Brazilian power distribution companies based on artificial neural networks. *Applied Soft Computing*, 35, 66-74. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.06.005>
- Lameira, V. de J., & Júnior, W. L. N. (2007). Governança corporativa: impactos no valor das companhias abertas brasileiras. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, 42(1), 64-73.
- Lee, K., Booth, D., & Alam, P. (2005). A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms. *Expert Systems with Applications*, 29(1), 1-16. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.01.004>
- Lopes, A. B., & Walker, M. (2012). Asset revaluations, future firm performance and firm-level corporate governance arrangements: new evidence from Brazil. *The British Accounting Review*, 44(2), 53-67. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bar.2012.03.007>
- Lundén, J., & Koivunen, V. (2007). Scaled conjugate gradient method for radar pulse modulation estimation. In: *Acoustics, Speech and Signal Processing. ICASSP 2007. IEEE International Conference on* (Vol. 2, pp. II-297). IEEE. DOI: [10.1109/ICASSP.2007.366231](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2007.366231)
- Moller, M. F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*, 6(4), 525-533. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(05\)80056-5](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80056-5)
- Nenova, T. (2003). The value of corporate voting rights and control: A cross-country analysis. *Journal of Financial Economics*, 68(3), 325-351. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(03\)00069-2](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(03)00069-2)
- Mendes Filho, E. F. (2000). *Redes Neurais Artificiais*. São Paulo: Ed. da Universidade de São Paulo.

- Orozco, J., & García, C. A. R. (2003). Detecting pathologies from infant cry applying scaled conjugate gradient neural networks (pp. 349-354). In: European Symposium on Artificial Neural Networks, Bruges, Belgium.
- Oliveira, F. A., Nobre, C. N., & Zárate, L. E. (2013). Applying Artificial Neural Networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index—Case study of PETR4, Petrobras, Brazil. *Expert Systems with Applications*, 40(18), 7596-7606. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.071>
- Paliwal, M., & Kumar, U. A. (2009). Neural networks and statistical techniques: A review of applications. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 2-17. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.10.005>
- Salchenberger, L. M., Cinar, E., & Lash, N. A. (1992). Neural networks: A new tool for predicting thrift failures. *Decision Sciences*, 23(4), 899-916. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1992.tb00425.x>
- Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1997). A survey of corporate governance. *The Journal of Finance*, 52(2), 737-783. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb04820.x>
- Scheffer, R., & Maciel Filho, R. (2000). Training a recurrent neural network by the extended Kalman filter as an identification tool. *Computer Aided Chemical Engineering*, 8, 223-228. DOI: [https://doi.org/10.1016/S1570-7946\(00\)80039-5](https://doi.org/10.1016/S1570-7946(00)80039-5)
- Silveira, A. di M. (2006). *Governança corporativa e estrutura de propriedade: determinantes e relação com o desempenho das empresas no Brasil*. Tese de doutorado, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. DOI: 10.11606/T.12.2004.tde-23012005-200501
- Tkáč, M., & Verner, R. (2016). Artificial neural networks in business: Two decades of research. *Applied Soft Computing*, 38, 788-804. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.09.040>
- Torres, R. G., Machado, M. A. S., & Souza, R. C. (2007). Previsão de séries temporais de falhas em Manutenção industrial usando redes neurais. *Engevista*, 7(2), 4-18.
- TU, J. V. (1996). Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes. *Journal of Clinical Epidemiology*, 49(11), 1225-1231. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0895-4356\(96\)00002-9](https://doi.org/10.1016/S0895-4356(96)00002-9)
- Vasconcelos, Y. L. (2002). EBITDA como instrumento de avaliação de empresas. *Revista Brasileira de Contabilidade*, 31, 38-47.
- Wernke, R. (2008). *Gestão financeira: ênfase em aplicações e casos nacionais*. São Paulo: Saraiva.
- Wood, D., & Dasgupta, B. (1996). Classifying trend movements in the MSCI USA capital market index – a comparison of regression, ARIMA and neural network methods. *Computers & Operations Research*, 23(6), 611-622. DOI: [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(95\)00065-8](https://doi.org/10.1016/0305-0548(95)00065-8)