

Análise da relação entre indicadores de curto prazo e o valor das empresas do setor de energia elétrica utilizando modelo de redes neurais artificiais

Os indicadores financeiros apresentam tanto o desempenho passado da organização - quais foram os resultados do mês anterior, por exemplo - quanto permitem prever o futuro - com base no orçamento, qual será o resultado, por exemplo, no ano seguinte. Possibilidade de investir na relação entre valor do negócio e indicadores econômico-financeiros sem prática de curto prazo, utilizando técnicas de análise multivariada de dados. Este estudo tem por objetivo propor um modelo de Rede Neural Artificial no setor de energia elétrica aplicando os métodos de análises financeiras através da utilização dos indicadores financeiros-econômicos e o Q de Tobin. Pode-se verificar que os fluxos de caixa são atualizados por duas razões simples: primeiro, porque um dólar disponível hoje vale mais do que um dólar disponível amanhã e, segundo, porque um dólar com risco vale menos do que um dólar sem risco. Os testes de linearidade e comportamento residual também forneceram resultados que confirmaram a RNA construída, podendo-se concluir que existe relação entre o Q de Tobin e o índice econômico-financeiro e de ações.

Palavras-chave: Avaliação de Empresas; Indicadores Econômico-Financeiros; Q de Tobin; Rede Neural Artificial.

Analysis of the relation between short-term indicators and the value of electric power sector companies using artificial neural networks model

The financial indicators present both the past performance of the organization - what were the results of the previous month, for example - and allow you to predict the future - based on the budget, what will be the result, for example, in the following year. Possibility to invest in the relationship between business value and economic-financial indicators without short-term practice, using multivariate data analysis techniques. This study aims to predict a model with application of the methods of financial analysis using the financial-economic indicators and Tobin's Q in the company under study, it is possible to develop the Artificial Neural Network that facilitates the decision making of managers, assisting in the analysis of results as well as decrease the risks of wrong decisions. Cash flows are updated for two simple reasons: first, because a dollar available today is worth more than a dollar available tomorrow and, second, because a dollar with risk is worth less than a dollar without risk. The linearity and residual behavior tests also provided results that confirmed the constructed ANN, and it can be concluded that there is a relationship between Tobin's Q and the economic-financial and stock index.

Keywords: Company Valuation; Economic and Financial Indicators; Q for Tobin; Artificial Neural Network.

Topic: **Finanças Empresariais**

Received: **13/04/2023**

Approved: **20/05/2023**

Reviewed anonymously in the process of blind peer.

Maria Júlia Ritter Santos 

Universidade Federal de Rondonópolis, Brasil

<http://lattes.cnpq.br/8651888937389412>

<https://orcid.org/0009-0002-7439-8464>

ritter.maria@aluno.ufr.edu.br

Rosana Santos de Almeida 

Universidade Federal de Rondonópolis, Brasil

<http://lattes.cnpq.br/9553709201473452>

<https://orcid.org/0009-0004-3736-0365>

rosana.santos@aluno.ufr.edu.br

João Bosco Arbués Carneiro Júnior 

Universidade Federal de Rondonópolis, Brasil

<http://lattes.cnpq.br/5073023761658236>

<https://orcid.org/0000-0001-7094-2245>

joao@ufr.edu.br



DOI: 10.6008/CBPC2179-684X.2023.002.0002

Referencing this:

SANTOS, M. J. R.; ALMEIDA, R. S.; CARNEIRO JÚNIOR, J. B. A.. Análise da relação entre indicadores de curto prazo e o valor das empresas do setor de energia elétrica utilizando modelo de redes neurais artificiais.

Revista Brasileira de Administração Científica, v.14, n.2, p.16-28, 2023. DOI: <http://doi.org/10.6008/CBPC2179-684X.2023.002.0002>

INTRODUÇÃO

Por meio da análise financeira, é possível obter índices que demonstram não só os fatos realizados, mas também suas variações, alertando sobre a situação futura da empresa e o que precisa ser feito nesse sentido, por meio dos dados apurados das demonstrações financeiras (SATO, 2007)

Os indicadores financeiros apresentam tanto o desempenho passado da organização - quais foram os resultados do mês anterior, por exemplo - quanto permitem prever o futuro - com base no orçamento, qual será o resultado, por exemplo, no ano seguinte. possibilitando investigar a relação entre o valor da empresa e os indicadores econômico-financeiros com foco no curto prazo, utilizando técnicas de análise multivariada de dados.

Na análise financeira existem vários indicadores, nomeadamente: liquidez, endividamento, volume de negócios, rentabilidade, alavancagem financeira e indicadores especiais como por exemplo: análise de tesouraria de Fleuriet, EVA, DVA e EBITDA (MEDEIROS et. al, 2012). A métrica Q de Tobin foi introduzida por (TOBIN, 1969) e pretende ser um indicador para avaliar a criação de valor das empresas. O Q de Tobin é o valor de mercado da empresa dividido pelo valor contábil de todos os seus ativos.

O “valuation” termo em inglês que significa avaliação de empresas, tem por objetivo mensurar os valores de um ativo, financiamento da empresa, por exemplo; a criação de valor para as empresas é o principal objetivo da gestão financeira, por isso, muitas medidas foram criadas e desenvolvidas para medir o valor criado (POVOA, 2012).

Os métodos e técnicas de análise multivariada são utilizados para diversos fins, sendo um deles a predição, que visa explicar uma variável em função de outra variável. Os modelos econométricos podem ser classificados como modelos tradicionais de previsão (FERREIRA, 1996). Recentemente, as Redes Neurais Artificiais, que é um ramo da inteligência artificial, tem apresentado resultados satisfatórios para esse fim, além de superar os problemas causados pelas condições estatísticas sobre as variáveis encontradas nos modelos tradicionais.

A partir deste estudo, alguns aspectos relacionados à classificação contábil dessas métricas e modelos de criação de valor podem ser aprofundados, pois muitas dessas ferramentas buscam mensurar o desempenho das atividades de um mesmo foco: as atividades operacionais. As demonstrações contábeis nem sempre interpretam e apresentam as transações e eventos relacionados às operações da entidade da mesma forma. Este projeto de pesquisa, portanto, busca demonstrar a relevância da criação de valor e sua relação com os indicadores de curto prazo.

Segundo (KOVÁCS, 2002) as redes neurais focam em problemas complexos onde os dados são modelados e analisados em um contexto multidisciplinar, incluindo aspectos estatísticos e computacionais. Assim, as RNAs se assemelham ao cérebro humano e são capazes de adquirir conhecimento por meio de processos de aprendizagem. Eles aprendem, modelam e analisam as relações de entrada e saída de seus dados, descobrindo o nível de relações variáveis, padrões e previsões.

A principal vantagem das RNAs sobre os modelos estatísticos tradicionais é sua capacidade de

aprender pelo exemplo. Assim, problemas de linearidade, autocorrelação, multicolinearidade, heterocedasticidade e especificação não aparecem nos modelos de RNA devido a essa característica de aprendizado por exemplo e previsão sem a necessidade de estabelecer condições pelo supervisor.

Este artigo tem como objetivo desenvolver um modelo preditivo de criação de valor usando a medida Q de Tobin e indicadores econômicos e financeiros de curto prazo usando redes neurais artificiais. As redes neurais focam na resolução de problemas complexos onde os dados são analisados em um contexto multidisciplinar, incluindo aspectos estatísticos e computacionais. Portanto, a RNA, assim como o cérebro humano, pode adquirir conhecimento por meio de um processo de aprendizado. Elas aprendem, modelam e analisam as relações de entrada e saída de seus dados, revelando como variáveis, padrões e previsões estão intimamente relacionados (BIANCHI et al. 2003).

A relevância deste trabalho pode ser identificada na importância que um modelo preditivo, com suas capacidades informativas, pode auxiliar os gestores no processo de tomada de decisão. Também é importante investigar o poder preditivo das técnicas de pesquisa, determinando qual delas tem a melhor capacidade preditiva, pois contribui para transparecer o resultado.

Diante do exposto, este artigo busca responder a seguinte questão problema: Qual a relação entre o valor das empresas e os indicadores de curto prazo de empresas do setor de energia elétrica brasileira utilizando as Redes Neurais Artificiais?

A hipótese verificada neste estudo é que, com a aplicação dos métodos de análises financeiras como os indicadores financeiros-econômicos e o Q de Tobin na empresa em estudo, é possível desenvolver uma Rede Neural Artificial que facilite a tomada de decisões de gestores, auxilie na análise de resultados bem como diminuir os riscos de decisões equivocadas. Além da desta introdução, esse artigo tem as seguintes partes: fundamentação teórica apresentando os principais autores, metodologia a ser utilizada, e pôr fim a conclusão e resultados obtidos com a pesquisa.

REVISÃO TEÓRICA

Avaliação de Empresas

Segundo Padovani (2011), destaca-se o conceito de Valuation ou Avaliação de Empresas. No ambiente corporativo, devido à grande importância de se conhecer com precisão o valor de um negócio, ele não precisa ser aplicado como ferramenta de gestão em fusões, aquisições, acompanhamento do desempenho dos gestores ou mesmo na tomada de decisões.

A avaliação da empresa envolve não apenas variáveis objetivas, como preço da ação e patrimônio da empresa, mas também variáveis subjetivas, como valor de mercado, valor de mercado da marca ou de seus produtos (MÜLLER et al., 2003). O processo de avaliação de uma empresa é considerado complexo, a qualidade da informação utilizada segundo Perez et al. (2003) uma condição *sine qua non* para a eficácia do produto.

Existem várias formas de calcular o valor de uma empresa, bem como vários métodos de

classificação, que variam de autor para autor. Copeland, Koller et al. (2000), por outro lado, apontam formas indiretas de expressar o valor da empresa: lucro por ação, retorno sobre o patrimônio líquido e valor agregado de mercado (MVA).

Por outro lado, Cornell (1994) identificou quatro modelos de avaliação corporativa amplamente utilizados, que são: a) avaliação pelo valor de patrimônio ajustado, b) avaliação de ações e dívida, c) avaliação por múltiplos de mercado, d) avaliação por fluxo de caixa descontado.

Como o próprio nome sugere, na avaliação pelo valor do patrimônio ajustado, o que se observa é uma análise de todo o patrimônio da empresa, incluindo imóveis, equipamentos de escritório, maquinário, dívidas, estoque e tantos outros elementos. Outro ponto negativo do método é que, mesmo sendo um olhar mais completo, permite avaliar apenas o momento presente da empresa. A análise de ativos pode ser feita com base em dois focos: contábil e de liquidação.

O método do fluxo de caixa descontado é baseado no conceito de que o dinheiro tem valores diferentes ao longo do tempo. Ele diz que o valor de um ativo é a soma dos valores presentes de seus fluxos de caixa futuros (esperados). Para empresas que podem ser consideradas ativos geradores de caixa, esse método pode ser aplicado permanentemente. Segundo Copeland et al. (1994), “na técnica do DCF (*discounted cash flow*), o valor de uma empresa consubstancia-se nos fluxos de caixa previstos para o futuro, descontados a uma taxa que reflita o risco associado a estes fluxos”. Brealey et al. (2000) acrescentam didaticamente justificativa para o procedimento de desconto das entradas e saídas esperadas ao valor presente subjacente ao DCF, afirmando que:

Os fluxos de caixa são atualizados por duas simples razões: a primeira, porque um dólar disponível hoje vale mais que um dólar disponível amanhã, e, a segunda, porque um dólar com risco vale menos que um dólar sem risco. As fórmulas do PV (valor presente) e do VPL (valor presente líquido) são expressões numéricas que quantificam essas ideias. Damos atenção às taxas de remuneração prevalecentes nos mercados de capitais para determinar a influência do tempo e do risco sobre a taxa de atualização. Com o cálculo do valor presente de um ativo estamos, de fato, a estimar quanto as pessoas pagarão por ele, se tiverem como alternativa um investimento no mercado de capitais.

Segundo Saliba (2008), o método de avaliação de empresas por múltiplos de mercado ou simplesmente um modelo de avaliação de múltiplos, consiste em métodos destinados a avaliar ativos com base nos preços atuais de mercado para outros ativos chamados “comparáveis”, sendo assim, um método de avaliação relativa. No entanto, é um método que apresenta problemas, pois depende se a empresa em estudo e seu concorrente atuam no mesmo setor e possuem os mesmos modelos de negócios, o que raramente acontece.

Perez et al. (2003) conceituam avaliação patrimonial como um método que se baseia nas demonstrações financeiras de uma organização, ou seja em seus números contábeis, por meio do qual se estabelece que o valor da empresa é o valor de seu PL (patrimônio líquido). Como empecilho para utilização desse método se dá a utilização das demonstrações contábeis, que apresentam custos históricos e não valores presentes, além de existirem operações que não são registradas em demonstrações de modelos tradicionais mas que possuem grande relevância na apuração do valor econômico da organização e a

contabilização ser feita com base no princípio da competência.

Diversos autores sugerem que o fluxo de caixa descontado é a forma como os agentes econômicos avaliam os investimentos feitos nos mercados financeiros, destacamos duas vertentes. Ross et al. (1995), comentam que “o bom senso econômico nos diz que o valor de mercado das ações de uma empresa reflete o julgamento que o mercado faz dos fluxos futuros de caixa decorrentes dos investimentos feitos pelas empresas”. Stewart (1991) confirma esse entendimento afirmando que “(...) o que realmente determina os preços das ações, a evidência prova, é o caixa, ajustado pelo tempo e risco, que os investidores esperam receber ao longo da vida da empresa. O que o mercado quer não é lucro agora, mas sim valor agora”.

Indicadores Financeiros

Ross et al. (2013) conceituam indicadores financeiros como Uma medida determinada com base nas informações financeiras de uma empresa e utilizada para fins comparativos. Estes indicadores permitem comparar e estudar as relações entre as diferentes partes da informação financeira. Usá-lo elimina o problema de tamanho, porque o tamanho é removido no processo de divisão. Como resultado, acabamos com porcentagens, múltiplos ou períodos.

Há um problema com a discussão dos indicadores financeiros. Como um indicador é simplesmente a divisão de um número por outro e há uma quantidade significativa de números contábeis, há vários indicadores possíveis que podemos observar, o presente estudo se limita a um exemplo representativo.

Por meio deles, é possível saber se uma empresa é lucrativa, se tem alta margem de lucro ou ganho volumétrico, se tem pouco endividamento, e diversas outras informações de mesmo grau de relevância. Com os dados dos indicadores financeiros, um gestor tem raciocínio técnico para tomar uma decisão. Ao mesmo tempo, um investidor pode avaliar se vale a pena investir seu dinheiro em um determinado ativo.

Segundo Ross et al. (2013), os indicadores de curto prazo mais utilizados são: Liquidez Corrente e liquidez imediata. A Liquidez Corrente mostrará o valor monetário que uma empresa deve receber no curto prazo em relação ao valor que ela tem que pagar no mesmo prazo, ou seja, mostrará basicamente as condições necessárias para que a organização cumpra suas obrigações no curto prazo. Calculado pela divisão do ativo circulante pelo passivo circulante. Já a liquidez imediata representa a capacidade da empresa de pagar imediatamente, apenas em dinheiro, ou seja, contas bancárias, investimentos de curto prazo, entre outros. Em suma, a liquidez instantânea representa a capacidade de uma empresa responder a uma emergência financeira.

Kloeckner (1994), apresenta em seu trabalho, algumas recomendações: desde os fundamentos teóricos das análises empíricas até o uso de patrimônio e lucros, determinados índices financeiros não são adequados para uso em modelos de grandes amostras. Ao reportar patrimônio líquido e/ou resultados abaixo de zero, pode haver uma relação inversa entre os índices financeiros e o desempenho real da empresa. Embora certos índices de lucratividade possam ser ajustados, ajustes em índices com valores patrimoniais negativos levam a sérios vieses de amostragem, resultados errôneos e, portanto, conclusões enganosas.

Redes Neurais Artificiais

Ferreira (2021) , apresenta as Redes Neurais Artificiais sendo um conceito de computação que visa trabalhar o processamento de dados de forma semelhante ao cérebro humano. O cérebro é visto como um processador altamente complexo que realiza o processamento em paralelo. Para isso, organiza sua estrutura, ou seja, os neurônios, para que realizem o processamento necessário. Isso acontece a uma velocidade extremamente alta e não há computador no mundo que possa fazer o que o cérebro humano pode fazer.

Segundo Alecrim (2004), nas redes neurais artificiais, a ideia é processar informações com base na organização dos neurônios no cérebro. Como o cérebro humano é capaz de aprender e tomar decisões com base no aprendizado, as redes neurais artificiais devem fazer o mesmo. Assim, uma rede neural pode ser interpretada como um esquema de processamento capaz de armazenar conhecimento baseado no aprendizado e disponibilizar esse conhecimento para uma determinada aplicação.

De acordo com Alecrim (2004), as redes neurais artificiais podem ser usadas para resolver uma ampla variedade de problemas. Um bom exemplo de aplicativo é o software de reconhecimento de voz que precisa aprender a reconhecer a voz de certas pessoas. As redes neurais também são usadas em robôs de descarte de bombas. Se você já usou um scanner para extrair texto, por exemplo, de um jornal, saiba que o software OCR responsável por isso deve aprender a reconhecer os caracteres da imagem. Então definitivamente tem algoritmos de rede neural. Existe até algum software que aprende a identificar SPAM em e-mails e apagá-los. Mas, em geral, as redes neurais são usadas principalmente em aplicações mais complexas, como usinas de energia, mercados financeiros, entre outros.

Almeida (1995) já afirmava na década de 1990 que as redes neurais ofereciam soluções para problemas em diversos domínios de gestão, como finanças, marketing, vendas e compras, entre outros. Recentemente, em seu estudo bibliométrico.

Santos et al. (2016), salientou a existência de problemas financeiros e contábeis que não podem ser facilmente resolvidos com técnicas tradicionais, como previsão de falências e estratégias de negociação. Como resultado, o uso de métodos de inteligência computacional como redes neurais artificiais será uma das alternativas mais adequadas nessas situações.

Vários estudos internacionais têm procurado usar modelos neurais para solucionar problemas tradicionais no setor financeiro. Por exemplo, Odom et al. (1990), que desenvolveram um modelo de rede neural para prever falhas utilizando dados financeiros de organizações empresariais. West (2000) defende utilizar as redes neurais para modelar a avaliação de risco de crédito.

As redes neurais artificiais têm sido objeto de diversos estudos em diversas áreas. Em seguida, tentamos relacionar essa pesquisa às RNAs aplicadas na área contábil. O trabalho de Vilela et al. (2018), objetivou o desenvolvimento de um modelo de previsão de preços de ações negociadas na BM&F Bovespa, apresentando um resultado satisfatório ao objetivo da pesquisa.

Já Maestri (2019), em seu trabalho, objetivaram o desenvolvimento de desenvolver um modelo de rede neural artificial para prever o desempenho financeiro de empresas dentro e fora do nível de governança

B3. Apontaram que o desempenho financeiro das empresas que não atingiram o nível de governança corporativa é sensível às mudanças no ambiente externo, tornando esse indicador difícil de prever.

METODOLOGIA

Este estudo é uma pesquisa de natureza quantitativa por se tratar de modelagem matemática computacional aplicada na área de economia utilizando o software SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*). Os dados utilizados na pesquisa são secundários e retirados da plataforma de dados Econômica (2023), definido um setor a amostra se configura como não probabilística.

O setor a ser utilizado é o de energia elétrica é um ramo econômico que tem responsabilidade direta sobre a economia nacional. Niveiros et al. (2017) defendem que um setor elétrico bem estruturado é fundamental para o desenvolvimento de qualquer país porque dele dependem outros setores, ou seja, está intimamente relacionado com a economia do país. Onde se enquadram dados de 92 empresas. Do total por não apresentarem dados suficientes 57 foram excluídas, ficando assim 35 empresas para serem utilizadas na modelagem da rede neural artificial.

Indicadores Econômico-Financeiro e Patrimoniais

Os índices selecionados pela Revista Exame foram escolhidos como definição dos índices estudados, considerando sua importância na análise dos investidores. O estudo é baseado nos resultados mostrados no Quadro 1.

Quadro 1: Indicadores econômicos - financeiros de curto prazo.

SIGLAS	INDICADORES
LS	Liquidez Seca
LG	Liquidez Geral
LC	Liquidez Corrente
QT	Q de Tobin

Os indicadores econômico-financeiros e patrimoniais utilizados foram: liquidez seca, liquidez geral, liquidez corrente, Q de Tobin, que se origina dos indicadores: valor de mercado, total de endividamento e ativo total.

Após a definição da amostra, os índices foram processados no software SPSS e configurados para análise de redes neurais, fornecendo os seguintes modelos: o resumo do processamento de casos, a sumarização do modelo, as estimativas do parâmetro, o valor predito, o resíduo, a importância da variável independente e a importância normalizada que validam o modelo RNA através de um conjunto de análises.

3.2 Redes Neurais Artificiais

De acordo com McCulloch et al. (1943), seu modelo de neurônio obedece à lei "tudo ou nada" que é a natureza da atividade neural, e os eventos neurais e as relações entre eles podem ser processados usando a lógica proposicional. Haykin (2001) apresenta a unidade básica de processamento de uma rede neural artificial, o neurônio artificial. Os neurônios artificiais podem ser classificados em vários modelos. No entanto,

esses diferem fundamentalmente dependendo do tipo de entrada usada (binária ou contínua), o tipo de saída e a função de habilitação. A representação básica do neurônio para projetar redes neurais (artificiais) é um, mostrado na Figura 1.

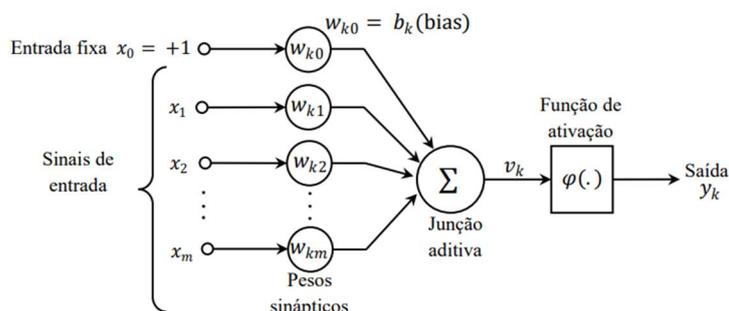


Figura 1: Modelo não linear de um neurônio. Fonte: Adaptado de Haykin (2001).

Como Haykin (2001) apontou, os três principais elementos de um modelo neural podem ser visualizados na Figura 1:

1. Um conjunto de sinapses, cada uma com seu próprio peso. Cada sinal x_j está na entrada da sinapse j conectada ao neurônio k e multiplicado pelo peso sináptico w_{kj} , onde o primeiro subscrito representa o neurônio relevante (k) e o segundo refere-se ao terminal de entrada do neurônio. sinapse(s) referida(s) por peso.
2. Função de soma que realiza a soma de todos os sinais de entrada ponderados por seus pesos.
3. Função de ativação (ϕ é a função de ativação do neurônio k), que decide sobre a transmissão do sinal (impulso) vindo do neurônio. Esta função também limita a amplitude do sinal de saída a um valor finito. Geralmente é escrito com o intervalo unitário fechado $[0, 1]$ ou alternativamente $[-1, 1]$ e y_k é o sinal de saída dos neurônios.

Para construir um modelo de redes neurais artificiais, três características principais devem ser considerados, a saber: a arquitetura que forma a rede (organização da rede em camadas); algoritmo de aprendizagem, mais eficiente para o modelo proposto (método de determinação dos pesos); e a função de ativação (que determina a informação pretendida) (HAYKIN, 2001).

Análise e Interpretação dos Dados

A análise foi realizada usando uma rede Multilayer Perceptron com uma camada oculta. A variável independente foi nomeada e a escala das covariáveis foi tratada de forma padronizada - subtraindo a média e dividindo pelo desvio padrão. A tabela a seguir demonstra o resumo de processamento de casos da RNA predita.

Tabela 1: Resumo de dados.

		N	Porcentagem
Amostra	Treinamento	238	67,2%
	Testes	116	32,8%
Válido		354	
Excluídos		0	
Total		354	

O resumo do processamento mostrado na figura acima, mostra a quantidade de dados analisados

usados para treinamento e teste. O software SPSS atribui aleatoriamente uma porcentagem para cada caso, sendo 67,2% no caso de treinamento e 100% na validação e permite alterá-la também.

A maior parte da configuração da rede neural pode ser vista no Quadro 1 (Informações de rede), onde algumas das especificações são encontradas. Conforme observado, as covariáveis (número de unidades) representam indicadores econômico-financeiros, sendo quatro para o Modelo – MT.

Camada de entrada	Covariáveis	1	LiqGer consolid:sim*
		2	LiqCor consolid:sim*
		3	LiqSec consolid:sim*
		4	CapGir ajust por infl em milhares consolid:sim*
		Número de unidades ^a	4
	Método de reescalonamento para covariáveis		Padronizado
Camadas ocultas	Número de camadas ocultas		1
	Número de Unidades na Camada Oculta 1 ^a		6
	Função de ativação		Tangente hiperbólica
Camada de saída	Variáveis dependentes	1	Q_Tobin
	Número de unidades		1
	Método de reescalonamento para dependentes de escala		Padronizado
	Função de ativação		Identidade
	Função de erro		Soma dos Quadrados

Quadro 1: Informações de rede.

Apenas uma camada oculta é definida para a arquitetura. No entanto, deve-se notar que outras arquiteturas foram testadas sem muito sucesso. A camada oculta com seis neurônios representa o maior classificador dos testes realizados. A função de ativação do modelo utilizado na camada oculta foi a tangente hiperbólica, já na camada de saída foi a identidade, cada uma com desempenho superior às demais funções testadas em suas camadas.

Na Figura 2, pode-se observar a estrutura dada da arquitetura feedforward para o modelo gerado com as seguintes características: a camada de entrada contém variáveis predictoras, indicadores econômico-financeiros sendo que no Modelo - MT encontra - se as variáveis da liquidez geral, liquidez corrente, liquidez seca e capital de giro. Para a camada oculta, apenas uma camada é usada contendo as unidades não observáveis, e o valor de cada unidade oculta é alguma função dos preditores. A camada de saída contém as respostas. Cada neurônio de saída é uma função de unidades ocultas.

Como visto na imagem acima, as conexões sinápticas coloridas em azul representam pesos menores que zero (0) e as conexões sinápticas em cinza representam pesos maiores que zero. Pode-se observar também que o tamanho de cada caixa na qual os índices estão incluídos (liquidez geral a capital de giro) representa a importância de cada preditor (variável de entrada) no modelo.

A significância de cada índice socioeconômico do ponto de vista dos modelos emergentes pode ser melhor compreendida na Figura 2 e na Figura 3 que acompanha o gráfico, onde os índices são apresentados segundo o critério de importância e importância normalizada. A importância normalizada é simplesmente o

cálculo dos valores de importância divididos pelos valores de importância mais altos e expressados em porcentagem.

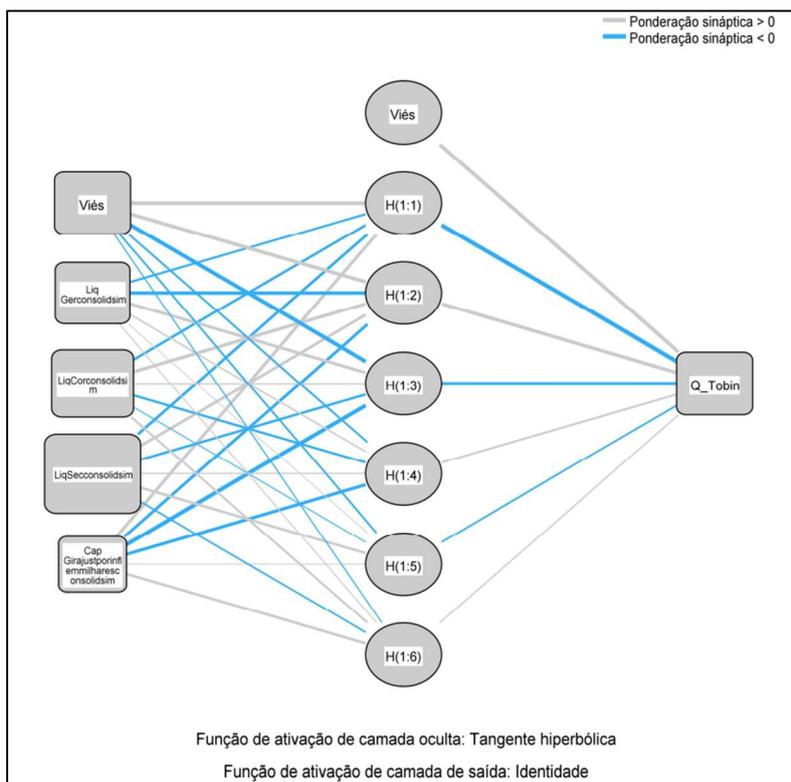


Figura 2: Estrutura da RNA.

	Importância	Importância normalizada
LiqGer consolid:sim*	,194	46,9%
LiqCor consolid:sim*	,268	64,6%
LiqSec consolid:sim*	,415	100,0%
CapGir ajust por infl em milhares consolid:sim*	,123	29,8%

Quadro 2: Variáveis.

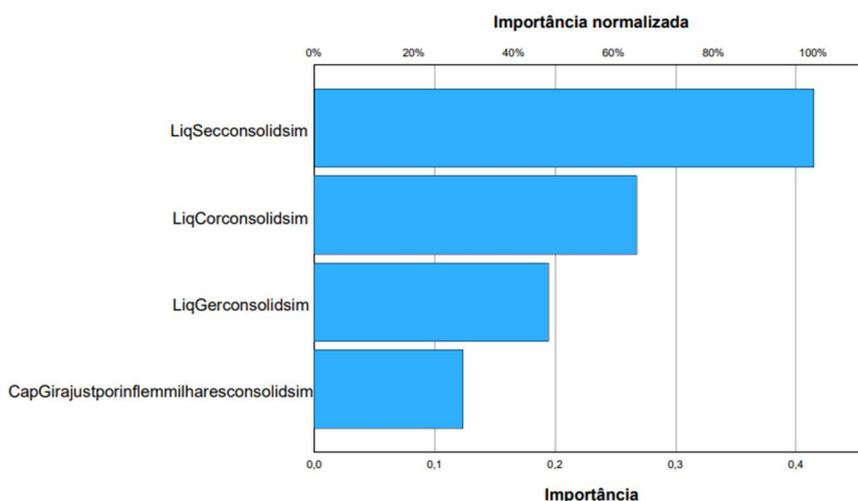


Figura 3: Gráfico de importância.

Dentre as variáveis do modelo - MT, que se mostra importante para a oferta de crédito, está a liquidez seca com 100% de representatividade, que é um índice de negócios que mede a capacidade de uma empresa de cumprir suas obrigações financeiras de curto prazo.

Outra saída importante do programa é o resumo do modelo. Exibe os dados do resultado do treinamento e aplica uma amostra de validação à rede encontrada, permitindo o percentual de previsões incorretas.

A soma dos erros quadráticos é mostrada porque a função de ativação tangente hiperbólica foi usada na camada oculta e a função identidade na camada de saída. O Modelo-MT tem um erro quadrático alto de 85,576. Esta é a função de erro que a rede tenta minimizar durante o treinamento (BRAGA et al., 2011).

Treinamento	Soma dos erros quadráticos	85,576
	Erro relativo	,722
	Regra de parada usada	1 passos consecutivos sem diminuição de erros ^a
	Tempo de treinamento	0:00:00,04
Testes	Soma dos erros quadráticos	43,165
	Erro relativo	,443

Variável Dependente: Q_Tobin

Quadro 3: Resumo.

		Previsto			
		Camada oculta 1			
Preditor		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)
Camada de entrada	(Viés)	1,951	,807	-1,112	-,166
	LiqGerconsolidism	-,183	-,667	,459	,116
	LiqCorconsolidism	-,253	,646	,093	-,207
	LiqSeconsolidism	-,362	,368	-,213	,062
	CapGirajustporinflemilhare sconsolidism	,526	-,409	-1,151	-,508
Camada oculta 1	(Viés)				
	H(1:1)				
	H(1:2)				
	H(1:3)				
	H(1:4)				
	H(1:5)				
	H(1:6)				

		Previsto		Camada de saída Q_Tobin
		Camada oculta 1		
Preditor		H(1:5)	H(1:6)	
Camada de entrada	(Viés)	-,161	-,044	
	LiqGerconsolidism	,006	,039	
	LiqCorconsolidism	-,034	,183	
	LiqSeconsolidism	,342	-,149	
	CapGirajustporinflemilhare sconsolidism	,011	,345	
Camada oculta 1	(Viés)			1,048
	H(1:1)			-2,145
	H(1:2)			,756
	H(1:3)			-,809
	H(1:4)			,167
	H(1:5)			-,151
	H(1:6)			,062

Quadro 4: Estimativas do modelo de RNA.

Como pode ser visto, o número de ciclos baixou de certa forma sem que o modelo conseguisse se aproximar tanto do erro. Uma amostra de confirmação foi usada para encontrar a porcentagem de previsões incorretas do modelo criado. Observe que o Modelo - MT relatou um percentual de previsões incorretas de

44,3%. Com isso, o erro encontrado após algumas tentativas é considerado alto e significativo.

O Quadro 4 mostra que quando o “Q Tobin” é ativado, a empresa é considerada solvente pelo modelo e, portanto, digna dos méritos da instituição. Portanto, a implementação de um modelo de rede neural artificial pode reduzir os custos associados à análise de risco de crédito, bem como a redução efetiva da inadimplência. Também auxilia o gestor ou analista de risco de crédito na tomada de decisão, fornecendo um método confiável para classificação de empresas.

CONCLUSÃO

Este estudo discutiu a aplicação de métodos que auxiliem as empresas e seus investidores no planejamento e tomada de decisão, a importância da análise financeira como objeto de pesquisa para o desenvolvimento e indicadores financeiros da empresa, e recursos como parâmetros de avaliação.

Para responder à questão do impacto da relação entre o Q de Tobin e os índices econômicos - financeiros das empresas de eletricidade cotadas no período 2010-2021, foram recolhidos dados através de um modelo de rede neural artificial, dados de 35 empresas por amostra e dados importados para o software SPSS utilizando o Excel, dos quais, com base na análise de redes neurais, conclui-se que os indicadores financeiros estão relacionados ao Q de Tobin em aproximadamente XX%.

Com base em vários aspectos da fundamentação e estrutura deste modelo, pode-se concluir que as redes neurais artificiais são capazes de desenvolver a criação de valor com a ajuda da medida Q de Tobin. Constatou-se que a definição de índices econômico-financeiros com base no modelo tradicional e no modelo dinâmico de análise financeira apresentou resultados inadequados para o esperado na pesquisa.

No entanto, o resultado da significância de cada variável dependente foi obtido por meio da análise de redes neurais, onde a Liquidez Seca (LS) foi considerada a variável mais importante na avaliação do modelo. Os testes de linearidade e comportamento dos resíduos também deram resultados que confirmaram a RNA construída, podendo-se concluir que existe relação entre o Q de Tobin e os índices econômico-financeiros e de ações.

Portanto, descobriu-se que o uso de redes neurais na análise de sistemas de controle leva a uma rica integração de dados e a uma ferramenta de alto desempenho que leva a índices de informações relevantes para aconselhar a decisão de negócios de maneira confiável, ágil e flexível.

O erro foi considerado significativo (44,3%) o que não invalida o estudo, apenas traz que as variáveis de curto prazo não são capazes de explicar o indicador Q de Tobin utilizando uma RNA. Foram realizadas inúmeras tentativas, sendo que algumas ultrapassaram 100% de erro.

REFERÊNCIAS

ALECRIM, E.. **Redes Neurais Artificiais**. InfoWester, 2004.

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

BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; LUDERMIR, T. B.. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. 2 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

BREALEY, R. A.; MYERS, S. C.. **Principles of corporate finance**. 5 ed. New York: McGraw-Hill, 2000.

COPELAND T. E.; KOLLER, T.; MURRIN, J.. **Valuation: measuring and managing the value of companies**. John Wiley & Sons, 1994.

CORNELL, B.. **Corporate valuate tools for effective appraisal and decision making**. New York: Mc Graw Hill, 1994.

ECONOMÁTICA. **Manual da base de dados Economática**. 2023

FERREIRA, D. F.. **Análise multivariada**. Lavras: UFLA, 1996.

HAYKIN, S.. **Redes Neurais: Princípios e Práticas**. 2 ed. São Paulo: Bookman, 2001.

KLOECKNER, G. O.. Fusões e aquisições: motivos e evidência empírica. **Revista de Administração**, v.29, n.1, p.42-58, 1994.

KOVÁCS, Z. L.. **Redes neurais artificiais**. Livraria da Física, 2002.

MAESTRI, C. O. N. M.; TAVARES, V. B.; PENEDO, A. S. T.; PEREIRA, V. S.; COELHO, R. R. A. A.. Nível de governança corporativa prediz o desempenho financeiro da empresa?: evidências do mercado brasileiro por meio de redes neurais artificiais. **Revista Catarinense da Ciência Contábil**, v.18, p.1-15, 2019. DOI: <http://doi.org/10.16930/2237-766220192796>

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W.. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Bul-letin of Mathematical Biophysics**, v.5, p.115-133, 1943.

MEDEIROS, F. S. B.; RIBEIRO, M. O.; BOLIGON, J. A. R.; DENARDIN, E. L.; MURINI, L. T.. Análise nos demonstrativos contábeis através de índices financeiros e econômicos: o caso de um escritório de advocacia. In: CONGRESSO VIRTUAL BRASILEIRO DE ADMINISTRAÇÃO, 10. **Anais**. 2012.

MÜLLER, A. N.; TELÓ, A. R.. Modelos de avaliação de empresas. **Revista da FAE**, Curitiba, v.6, n.2, p.97-112, 2003.

NIVEIROS, S. I.; BANNITZ, L. A. P.; CARNEIRO JÚNIOR, J. B. A.. A influência dos indicadores financeiros na medida de criação de riqueza EBITDA: um estudo aplicado no setor de energia elétrica brasileiro. In: CONGRESSO UFSC DE CONTROLADORIA E FINANÇAS, 7.; CONGRESSO UFSC DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA EM CONTABILIDADE TRANSPARÊNCIA, CORRUPÇÃO E FRAUDES, 7., 2007, Florianópolis. **Anais eletrônicos**. Florianópolis: UFSC, 2017.

ODOM, M. D.; SHARDA, R.. Um modelo de rede neural para

previsão de falência. In: 1990 IJCNN INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE SOBRE REDES NEURAIAS. **Proceedings**, 1990. pág. 163-168.

PADOVANI, I. R.. **Valuation: Avaliação de Empresas: Marfrig Alimentos S/A**. Monografia (Graduação) – Centro Universitário Católico Salesiano Auxilium, 2011.

PEREZ, M. M.; FAMÁ, R.. Métodos de avaliação de empresas e o balanço de determinação. **Caderno de Pesquisa em Administração**, v.10, n.4, p.47-59, 2003.

BIANCHI, R.; MILARÉ, C. R.; CARVALHO, A. C. P. L. F.. Identificação do promotor e do local de emenda com explicação pela extração de conhecimento de redes neurais artificiais, **Revista da Tecnologia da Informação**, Brasília, v.3, n.1, p.21-26, 2003.

ROSS, S.; WESTERFIELD, R.; JAFFE, J.. **Administração financeira**. São Paulo: Atlas, 1995.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JORDAN, B. D.. **Princípios de administração financeira**. São Paulo: Atlas, 2013

SALIBA, R. V.. Aplicação de modelos de avaliação por múltiplos no Brasil. **Revista Brasileira de Finanças**, v.6, n.1, p.13-47, 2008.

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.

SATO, S. S.. **Análise econômico-financeira setorial: estudo da relação entre liquidez e rentabilidade sob a ótica do modelo dinâmico**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

STEWART, G. B. III. **The quest for value**. New York: Harper Business, 1991.

POVOA, A.. **Valuation**. Elsevier Brasil, 2012.

TOBIN, J.. Uma abordagem de equilíbrio geral para a teoria monetária. **Journal of Money, Credit and Banking**, v.1, n.1, p.15-29, 1969.

VILELA, E. H. P.; PENEDO, A. S. T.; PEREIRA, V. S.. Aplicação de redes neurais artificiais na predição de preços de ações por indicadores financeiros. **Desafio**, v.6, n.2, 2018.

WEST, D.. Modelos de pontuação de crédito de rede neural. **Computadores e Pesquisa Operacional**, v.27, n.11-12, p.1131-1152, 2000.

Os autores detêm os direitos autorais de sua obra publicada. A CBPC – Companhia Brasileira de Produção Científica (CNPJ: 11.221.422/0001-03) detêm os direitos materiais dos trabalhos publicados (obras, artigos etc.). Os direitos referem-se à publicação do trabalho em qualquer parte do mundo, incluindo os direitos às renovações, expansões e disseminações da contribuição, bem como outros direitos subsidiários. Todos os trabalhos publicados eletronicamente poderão posteriormente ser publicados em coletâneas impressas ou digitais sob coordenação da Companhia Brasileira de Produção Científica e seus parceiros autorizados. Os (as) autores (as) preservam os direitos autorais, mas não têm permissão para a publicação da contribuição em outro meio, impresso ou digital, em português ou em tradução.