

## **Endividamento no setor de Siderurgia:**

### **Testando a influência de variáveis macroeconômicas via metodologia de Wald e Redes Neurais Artificiais**

Pedro de Moraes Rocha (Universidade Federal do Rio de Janeiro) pedro.demoraes@poli.ufrj.br

Fernando Medina (UVA- Universidade Veiga de Almeida) fernando.medina@uva.br

Daiane Rodrigues dos Santos (UVA- Universidade Veiga de Almeida) daiane.santos@uva.br

#### **Resumo**

A avaliação de aspectos econômicos, patrimoniais e financeiros de setores da economia pode ser feita através da análise dos indicadores econômico-financeiros que, quando previstos de forma adequada, trazem eminentes benefícios para a empresa e seus acionistas. O objetivo desse artigo é averiguar, utilizando Redes Neurais, a influência das variáveis: Produto Interno Bruto, Taxa de câmbio, Taxa de juros, Inflação e Preço do Minério de Ferro, sobre o desempenho de três empresas de capital aberto do setor de Siderurgia: Gerdau, Usiminas e Companhia de Siderurgia Nacional (CSN). Autores como Albuquerque *et al.* (2014) analisaram, através do método estatístico ARMAX, as siderúrgicas congêneres a este estudo e concluíram que os dados passados são significativos para o resultado das empresas. No presente artigo, foram aplicados dois modelos à base de dados, um utilizando apenas o passado dos próprios indicadores e outro utilizando, adicionalmente, as variáveis macroeconômicas. Foi aplicado um teste de estacionariedade para verificar o comportamento dos indicadores ao longo do tempo. Já a correlação entre as variáveis supracitadas e os indicadores de endividamento foi verificado através do teste de correlação de Granjer (curto prazo) e teste de Wald modificado (longo prazo). De acordo com os critérios de avaliação utilizados, no período estudado, o desempenho das variáveis macroeconômicas mostrou-se significante para prever as variações dos índices econômico-financeiros de endividamento.

**Palavras-Chaves:** Setor de Siderurgia, Indicadores de Desempenho, Variáveis Macroeconômicas, Redes Neurais Artificiais.

## 1-Introdução

O presente estudo tem o intuito de avaliar como a influência do macroambiente no endividamento das principais siderúrgicas brasileiras entre os anos de 2003 e 2017. A indústria de Siderurgia e Metalurgia Básica, de acordo com Boletim da Rede Metalúrgicos (2016) é um segmento do ramo metalúrgico estratégico para o desenvolvimento do país, por atuar como fornecedor para diversos setores de atividade econômica e estar presente na maioria das cadeias produtivas. O parque siderúrgico brasileiro está capacitado a produzir desde aços de baixo valor agregado até os de elevado valor.

Segundo dados do Instituto Aço Brasil (2013), sobre o momento atual da Indústria, a privatização ocorrida na década de 90, trouxe ao setor expressivo investimento de capitais, em composições acionárias da maior diversidade. Sendo assim, por possuírem expressivo *Market Share*, as empresas escolhidas para análise neste artigo são: Gerdau, Usiminas e Companhia de Siderurgia Nacional (CSN).

Numerosos estudos recentes vêm atestando a influência das variáveis macroeconômicas nos indicadores econômicos financeiros. Barbosa e Nogueira (2018) verificaram que as variáveis macroeconômicas: taxa Selic e taxa de desemprego possuem significância para o Rentabilidade do Ativo e Margem Líquida. Já Albuquerque *et al.* (2014) analisaram as siderúrgicas congêneres a este estudo e concluíram que os dados passados são significativos para o resultado das empresas.

O principal objetivo deste artigo é analisar o influxo das variáveis macroeconômicas no endividamento das empresas supracitadas. Para tanto utilizou-se primeiramente o Teste de Wald para verificar a dependência de longo prazo entre as variáveis. Após, através das Redes Neurais Artificiais (RNAs), responder a seguinte questão: dados os valores conhecidos da série, é possível obter um preditor capaz de estimar valores futuros, atestou-se a relação já citada.

O artigo está estruturado em cinco tópicos, iniciando com esta introdução. Na sequência (seção 2), faz-se uma breve incursão teórica no setor de Siderurgia no Brasil. Em seguida, apresentamos uma análise fundamentalista e os indicadores de endividamento, além dos estudos já publicados a respeito das influências das redes neurais, seção 3. O próximo assunto a ser tratado é o Teste de Wald, onde verifica-se a dependência entre as variáveis. Posteriormente, na seção 4 discorreremos sobre as Redes Neurais, a arquitetura adotada no

estudo e as métricas utilizadas para comparação dos resultados. Na seção 5 apresentamos as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas e as análises dos resultados obtidos. Por fim, na seção 6, apresentamos as conclusões.

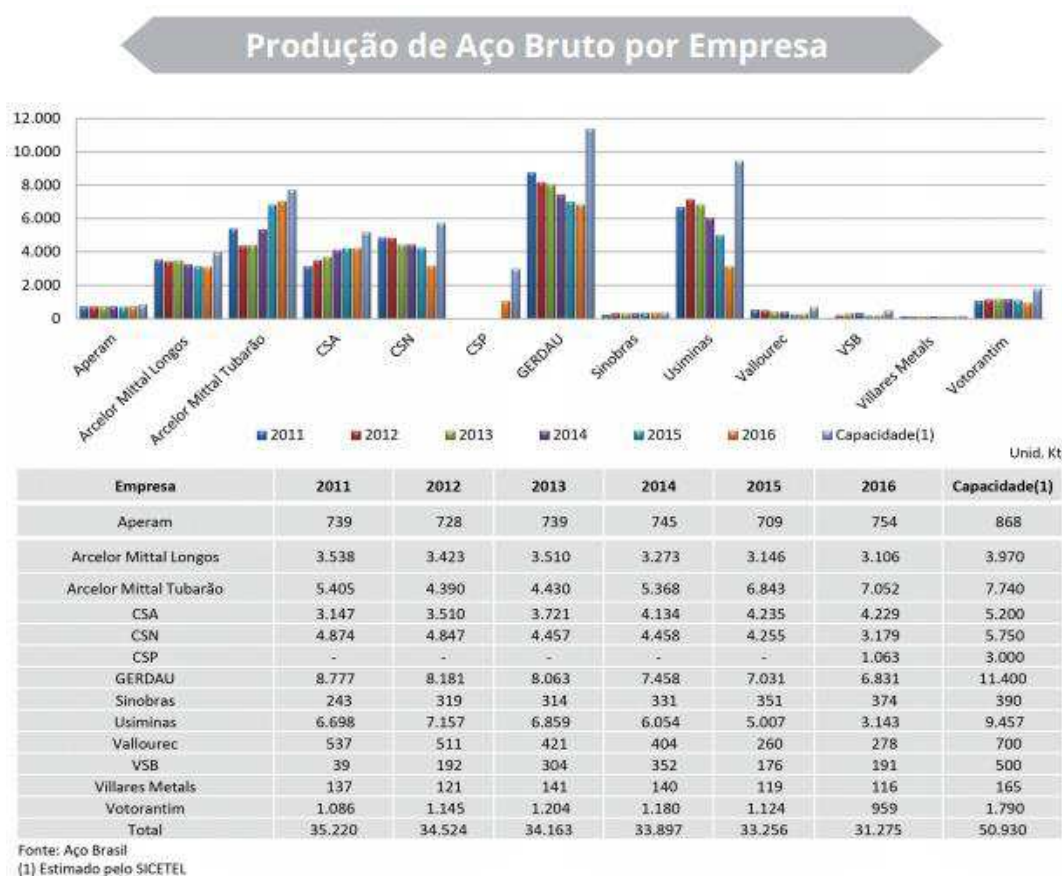
## **2. Revisão da Literatura**

### **2.1 Setor de Siderurgia**

No atual estágio de desenvolvimento da sociedade, é difícil imaginar o mundo sem o uso do aço, tornando sua produção um forte indicador do estágio de desenvolvimento econômico de um país. Seu consumo cresce proporcionalmente à construção de edifícios, execução de obras públicas, instalação de meios de comunicação e produção de equipamentos.

Segundo o relatório anual pela CNI (2017), o parque siderúrgico brasileiro compõe-se hoje de 30 usinas, administradas por onze grupos empresariais. São eles: Aperam, ArcelorMittal Brasil, CSN, CSP, Gerdau, SINOBRAS, TERNIUM, Usiminas, Vallourec, Villares Metals e Votorantim. O parque produtor é relativamente novo e passa por um processo de atualização tecnológica constante. Está apto a entregar ao mercado qualquer tipo de produto siderúrgico, desde que sua produção se justifique economicamente. De acordo com a SICETEL - Sindicato Nacional da Indústria de Trefilação (2017), o Brasil tem hoje o maior parque industrial de aço da América do Sul; é o maior produtor da América Latina. De acordo com o Instituto Aço Brasil, entre 1994 e 2016, as siderúrgicas investiram US\$ 46,6 bilhões, priorizando a modernização e atualização tecnológica das usinas, atingindo uma capacidade instalada de 50,4 milhões de toneladas. A Produção de aço bruto tem alta de 9,9% em 2017, para 34,3 milhões de toneladas. A Figura 1 apresenta a produção anual de aço por empresa.

Figura 1 – Produção de Aço Bruto por Empresa (2011 a 2016)



Fonte: Aço Brasil

As empresas selecionadas para esta análise são: Gerdau, Usiminas e Companhia de Siderurgia Nacional (CSN) por possuírem expressiva fatia de mercado (figura 1)

De acordo com o Relatório da Administração Gerdau S.A. (2016), a empresa brasileira possui operações industriais em 11 países – nas Américas, na Europa e na Ásia –, as quais somam uma capacidade instalada superior a 25 milhões de toneladas de aço bruto por ano.

A CSN foi a primeira produtora integrada de aço plano no Brasil, um marco no processo de industrialização do país de aço (CSN, 2018). Seu aço viabilizou a implantação das primeiras indústrias nacionais, núcleo do atual parque fabril brasileiro. A companhia apesar de brasileira, tornou-se uma Multinacional com mais de 20 mil colaboradores.

Já a Usiminas é considerada uma empresa do setor siderúrgico líder na produção e comercialização de aços planos laminados a frio e a quente, bobinas, placas e revestidos, destinados principalmente aos setores de bens de capital e de bens de consumo da linha

branca, além da indústria automotiva. O Sistema Usiminas destaca-se como o maior complexo siderúrgico de aços planos da América Latina. (Dias, 2016)

## 2.2 Análise fundamentalista e os Indicadores de endividamento

A análise fundamentalista de uma empresa baseia-se basicamente em informações extraídas das demonstrações financeiras e pode ser empregada para análises de mercado, do panorama econômico e de projeções de resultados. De acordo com Malta e Camargos,

“a análise fundamentalista baseia-se na análise quantitativa, qualitativa e temporal dos fundamentos da empresa, traduzida em diversos índices e indicadores econômico-financeiros e de mercado, e visa, basicamente, a avaliar o desempenho da empresa. (Malta e Camargos, p.2, 2016).

Conforme relatam Avelar *et al.* (2016) a análise econômico-financeira tem como objetivo compreender a situação de uma organização, tanto com relação aos seus resultados quanto à disposição dos recursos. Os indicadores de endividamentos são calculados a partir das demonstrações financeiras, avaliando a atual situação da empresa, para fins de controle e planejamento, tendo em vista o futuro da empresa através dos cálculos dos indicadores.

Para mapear o endividamento do setor de siderurgia brasileiro no período de 2002 a junho de 2017, foram selecionados indicadores. O Quadro 1 apresenta os quatro indicadores de endividamento selecionados para a aplicação do modelo proposto neste artigo.

Quadro 1: Indicadores de endividamento selecionados para análise.

| Grupo                     | Indicador                                 | Fórmula                                                                                      |
|---------------------------|-------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------|
| Endividamento e Estrutura | Imobilização do Patrimônio Líquido        | $(\text{Ativo Fixo} \div \text{Patrimônio Líquido}) \times 100$                              |
|                           | Exigível Total dividido pelo Ativo Total  | $(\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) \div \text{Ativo Total}$        |
|                           | Exigível Total sobre o Patrimônio Líquido | $(\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) \div \text{Patrimônio Líquido}$ |
|                           | Grau de Aplicação Financeira              | $(\text{Caixa} + \text{Aplicações Financeiras}) \div \text{Patrimônio Líquido}$              |

Fonte: Gitman (1997)

### **2.2.1 Indicadores de Endividamento e Variáveis Macroeconômicas**

Inúmeros estudos vêm ratificando a importante contribuição que as variáveis macroeconômicas fornecem para as previsões de cenários e resultados econômicos das empresas. Albuquerque *et al.* (2014) analisaram, através do utilizaram o método estatístico ARMAX, as siderúrgicas congêneres a este estudo e concluíram que os dados passados são significativos para o resultado das empresas. Sendo assim, de acordo com os autores, a Taxa SELIC, o PIB e a Inflação têm grande influência nos rendimentos. A pesquisa enfatiza em suas conclusões que a Taxa SELIC é a variável mais influente para os rendimentos do setor em questão.

A pesquisa de Pandini *et al.* (2018) apresenta-se relevante para comprovar a influência das variáveis macroeconômicas nos indicadores econômico-financeiros de empresas. Os autores realizaram o estudo em 103 empresas listadas na BM&FBovespa divididas nos setores de Consumo Cíclico (64 empresas) e Consumo Não Cíclico (39 empresas). O primeiro corresponde a empresas com produção de bens e serviços duráveis e o segundo aos não duráveis. Foram definidos para este estudo 9 indicadores econômico-financeiros e as mesmas variáveis macroeconômicas deste trabalho

Como uma análise setorial é afetada pelo ambiente externo é o cerne da pesquisa de Silva *et al.* (2017), sendo avaliados os índices de liquidez, rentabilidade e estrutura de capital, totalizando 11 indicadores e com amplitude do estudo abrangendo as empresas brasileiras listadas na BM&F Bovespa. A pesquisa descritiva e quantitativa foi processada através de uma matriz econômica de correlação com o intuito de verificar a relação dos indicadores com as variáveis macroeconômicas Inflação, Câmbio, Emprego e Taxa de Juros. Silva Para tal pesquisa os setores foram classificados conforme cadastro na BM&F Bovespa.

Por fim, a análise de Barbosa e Nogueira (2018) ratifica a importância desse tipo de averiguação. Os autores testam a influência de variáveis macroeconômicas (Produto Interno Bruto, taxa Selic, taxa de câmbio, Índice de Confiança do Empresário Industrial, IPCA e a taxa de desemprego) nos índices de rentabilidade (Margem Líquida, Rentabilidade do Ativo e Rentabilidade do Patrimônio Líquido) de empresas do setor alimentício brasileiro. Foram selecionadas as empresas JBS, BRF e Marfrig.

### **3. Teste de para a dependência entre as variáveis (Teste de Wald Modificado)**

De acordo com Santos *et al.* (2012) trata-se de um teste de restrições aplicado aos parâmetros do modelo estimado. Segundo Dolado e Helmut (1996) os testes de Wald são ferramentas padrão para testar restrições nos coeficientes do vetor Autoregressivo Processos (VAR). O Teste de Wald modificado (MWALD) é realizado diretamente nos estimadores de mínimos quadrados de um VAR aumentado em níveis. O teste MWALD para causalidade foi desenvolvido por Toda e Yamamoto, e utiliza a Decomposição de Variância de Erro de Previsão (FEVD). De acordo com Yakubu e Suhaila (2016):

“a causalidade é um dos métodos empregados na interpretação do modelo Vector Autoregression que se originou do trabalho de Sargent e Sims (1977) e foi pioneira por Sims (1980). O sistema VAR mostra as

correlações entre variáveis e analisa a relação dinâmica entre as variáveis, (Yakubu, 2015).” (Yakubu e Suhaila, p. 4, 2016)

A hipótese de não-causalidade é investigada a partir de um teste de restrições de Wald aplicado aos parâmetros do modelo. De acordo com Fochezatto *et al.* (2010), haverá causalidade unidirecional de x para y se nem todos os  $\gamma_{1i}'s$  forem iguais a zero (Equação 1), mas todos os  $(\beta_{2i}'s)$  forem iguais a zero (Equação 2). Haverá causalidade unidirecional de y para x se todos os  $\gamma_{1i}'s$  forem iguais a zero (Equação 1), mas nem todos os  $\beta_{2i}'s$  forem iguais a zero (Equação 2). Haverá causalidade bidirecional entre x e y se nem todos  $\gamma_{1i}'s$  e nem todos os  $\beta_{2i}'s$  forem iguais a zero. Finalmente, não haverá causalidade entre x e y se todos os  $\gamma_{1i}'s$  e  $\beta_{2i}'s$  forem iguais a zero.

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^{p+m} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^{p+m} \beta_i x_{t-i} + u_{1t} \quad (1)$$

$$x_t = \mu + \sum_{i=1}^{p+m} \gamma_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^{p+m} \delta_i y_{t-i} + u_{2t} \quad (2)$$

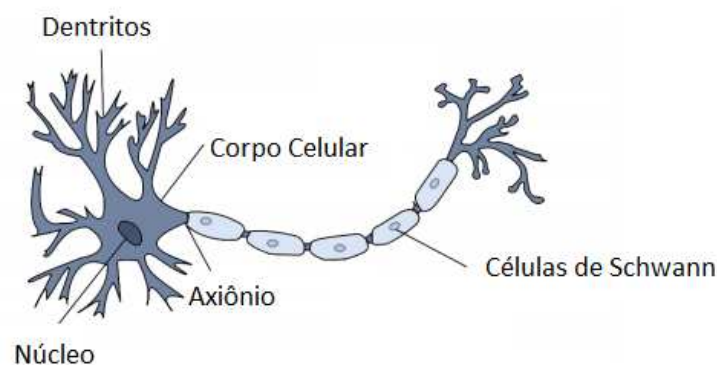
Neste artigo  $y_t$  representa o índice econômico-financeiro de endividamento;  $x_t$  as variáveis macroeconômicas;  $\mu$  uma constante;  $u$  um termo de erro assumido como ruído branco,  $RB \sim (0, \sigma^2)$  e sem autocorrelação; o subscrito  $t$  refere-se ao período e  $i$  denota a defasagem ou lag ( $i = 1, \dots, k$ ).  $m$  é a ordem máxima de integração da variável no sistema e  $p$  o comprimento ótimo de defasagem de  $y_t$  e  $x_t$ .

Uma vez que a defasagem máxima ( $d_{max}$ ) do modelo VAR é apropriadamente identificada, um modelo de ordem VAR ( $k + d_{max}$ ) é estimado e o teste de Wald é conduzido com regressões defasados até lag  $k$ . Para este artigo utilizamos a função VARselect para identificar corretamente a ordem máxima de defasagem. Esta função permite ao usuário determinar um comprimento ótimo de atraso segundo critérios de informações ou o erro final de previsão de um VAR empírico. A função retorna uma lista com o a melhor defasagem de acordo com cada um dos critérios (AIC(n) Hannan-Quinn (n) Schwarz (n) e FPE(n)).

#### 4. Redes Neurais Artificiais

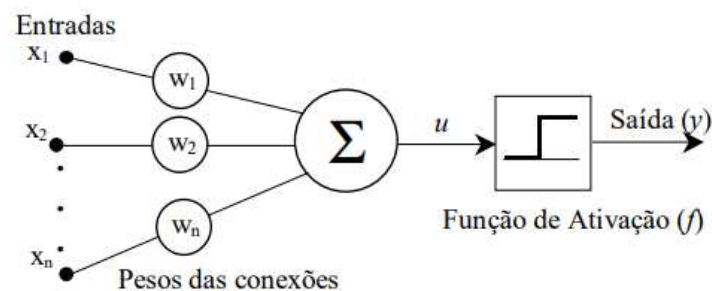
As Redes Neurais Artificiais (RNAs) constituem-se num método de resolver problemas de inteligência computacional, construindo um sistema que simula o cérebro humano (Figura 2). De acordo com Ferneda (2006), Redes Neurais instituem um campo da ciência da computação ligado à inteligência artificial, buscando implementar modelos matemáticos que se assemelham às estruturas neurais biológicas.

Figura 2: Representação de um neurônio biológico



Fonte: Kriesel (2007)

Figura 3 - Representação funcional de um neurônio



Fonte: Silva (1998)

A Figura 3 apresenta uma arquitetura de uma RNA,  $x_1, x_2, \dots, x_m$  representam as entradas da Rede, as fileiras de círculos representam as múltiplas camadas da rede, e a saída de cada camada intermediária é utilizada como entrada para a próxima camada. Cada seta possui um peso ligando o neurônio pós-sináptico ao neurônio pré-sináptico.  $y_1, y_2, \dots, y_m$  representa a saída da Rede (a variável de interesse).



A utilização das RNAs na previsão de séries temporais procura responder a seguinte questão: dados os valores conhecidos da série, é possível obter um preditor capaz de estimar valores futuros. Assim, a rede precisa extrair durante o seu treinamento as auto correlações presentes na série de dados, conduzindo um mapeamento das entradas em cada instante com as respectivas saídas em instantes futuros (Von Zuben, 2003).

#### **4.1. Arquitetura Adotada**

A arquitetura de rede MPL (*Multi-Layer Perceptron*) foi utilizada neste artigo. Um MLP é composto tipicamente de uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. Nesta rede, os dados são propagados da entrada para a saída e não existem conexões entre neurônios da mesma camada ou de camadas anteriores (Pasquotto, 2010).

Neste artigo, procurou-se estimar o crescimento do endividamento do setor siderúrgico através de dois modelos: um apenas utilizando o passado dos próprios indicadores e outro utilizando, adicionalmente, variáveis macroeconômicas. Como pode ser visto:

$$End_t = f(End_{t-1}) \quad (3)$$

$$End_t = f(End_{t-1}, PIB_t, Juros_t, Câmbio_t, IPCA_t, PM_t) \quad (4)$$

No modelo 1 apresentado na equação 3 o indicador depende apenas do seu passado. No modelo 2 (Equação 4) além de depender do seu passado, depende de quatro variáveis macroeconômicas contemporâneas, são elas: O PIB, a Taxa SELIC, a Taxa de Câmbio e o IPCA. Cabe ressaltar que utilizamos os testes de causalidades de curto e longo prazos para decidirmos quais variáveis macroeconômicas agregaria informação ao indicador de endividamento.

### **5. Resultados**

Os dados utilizados neste artigo dividem-se em dois grupos: indicadores econômico-financeiros de endividamento e variáveis macroeconômicas. Os indicadores de endividamento foram calculados a partir das demonstrações contábeis disponibilizadas pelas empresas do setor. As variáveis macroeconômicas taxa de câmbio e taxa de juros (SELIC) foram coletadas no site do Banco Central do Brasil - BACEN e as variáveis

macroeconômicas PIB e IPCA foram coletadas no site do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). O preço do minério de ferro 62% FE spot em Dólares americanos por tonelada métrica seca) no período foi extraído do site do Banco Mundial. Os dados possuem periodicidade trimestral e a janela de análise compreende o primeiro trimestre de 2003 ao quarto trimestre de 2017, totalizando 60 trimestres.

O software utilizado para aplicação das Redes Neurais Artificiais foi o R-Project. O pacote *neuralnet* fornece uma ótima ferramenta para aplicação do modelo proposto neste artigo. A Tabela 1 o resultado do teste de estacionariedade aplicado a cada série contendo as variações dos indicadores do setor siderúrgico.

Tabela 1: Testes de estacionariedade aplicados as variações das séries.

| Índices Econômicos Financeiros |                                           | P-valor |
|--------------------------------|-------------------------------------------|---------|
| Endividamento                  | Exigível total sobre o Patrimônio líquido | 0,022   |
|                                | Imobilização do Patrimônio Líquido        | 0,010   |
|                                | Grau de Aplicação Financeira              | 0,032   |
| Variáveis Macroeconômicas      | Taxa de Câmbio                            | 0,010   |
|                                | PIB                                       | 0,044   |
|                                | Juros (SELIC)                             | 0,010   |
|                                | Inflação (IPCA)                           | 0,031   |
|                                | Preço Minério de Ferro                    | 0,010   |

Fonte: Elaboração própria.

Como pode ser visto na Tabela 1, as variações dos índices selecionados, ao nível de significância de 5%, podem ser consideradas estacionários. Portanto, é válida a aplicação dos testes de dependências de curto e longo prazos. A Tabela 2 apresenta as correlações entre as variáveis macroeconômicas e os índices de endividamento do setor.

Tabela 2: Correlação entre as variáveis selecionadas.

| Índices Econômicos Financeiros de Endividamento | Variáveis Macroeconômicas |       |               |                 |               |
|-------------------------------------------------|---------------------------|-------|---------------|-----------------|---------------|
|                                                 | Taxa de Câmbio            | PIB   | Juros (SELIC) | Inflação (IPCA) | Preço Minério |
| Exigível total dividido pelo ativo total        | 0,67                      | -0,37 | 0,20          | -0,06           | -0,38         |
| Exigível total sobre o Patrimônio líquido       | 0,46                      | -0,28 | 0,15          | -0,23           | -0,37         |
| Imobilização do Patrimônio Líquido              | 0,35                      | -0,28 | 0,02          | -0,11           | -0,25         |
| Grau de Aplicação Financeira                    | 0,24                      | 0,08  | 0,41          | 0,21            | 0,20          |

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os dados apresentados na Tabela 2, a correlação do crescimento do Grau de Aplicação Financeira e o crescimento do PIB é insignificante. Adicionalmente, podemos verificar a série contendo a evolução do Imobilizado do Patrimônio Líquido e a taxa de juros não são correlacionados. A série temporal contendo o crescimento trimestral do IPCA não apresenta correlação significativa com o Índice Exigível total. As Tabelas 3 e 4 apresentam os testes de causalidades de curto e longo prazos que nos auxiliaram nas escolhas das variáveis exógenas adicionadas no modelo proposto.

Tabela 3: Teste de correlação de Granger (teste de curto prazo).

| Índices Econômicos Financeiros de Endividamento | Variáveis Macroeconômicas |       |               |                 |               |
|-------------------------------------------------|---------------------------|-------|---------------|-----------------|---------------|
|                                                 | Taxa de Câmbio            | PIB   | Juros (SELIC) | Inflação (IPCA) | Preço Minério |
| Exigível total dividido pelo ativo total        | 0,040                     | 0,238 | 0,397         | 0,114           | 0,041         |
| Exigível total sobre o Patrimônio líquido       | 0,091                     | 0,238 | 0,397         | 0,114           | 0,041         |
| Imobilização do Patrimônio Líquido              | 0,238                     | 0,950 | 0,508         | 0,041           | 0,447         |
| Grau de Aplicação Financeira                    | 0,023                     | 0,005 | 0,027         | 0,829           | 0,763         |

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 4: Teste de Wald Modificado (teste de longo prazo).

| Índices Econômicos Financeiros de Endividamento | Variáveis Macroeconômicas |       |               |                 |               |
|-------------------------------------------------|---------------------------|-------|---------------|-----------------|---------------|
|                                                 | Taxa de Câmbio            | PIB   | Juros (SELIC) | Inflação (IPCA) | Preço Minério |
| Exigível total dividido pelo ativo total        | 0,001                     | 0,007 | 0,023         | 0,260           | 0,014         |
| Exigível total sobre o Patrimônio líquido       | 0,008                     | 0,390 | 0,007         | 0,009           | 0,000         |
| Imobilização do Patrimônio Líquido              | 0,430                     | 0,012 | 0,430         | 0,890           | 0,035         |
| Grau de Aplicação Financeira                    | 0,018                     | 0,042 | 0,750         | 0,220           | 0,001         |

Fonte: Elaboração própria.

Como pode ser visto na Tabela 3, ao nível de significância de 5%, a hipótese de não causalidade ( $H_0$ ) de curto prazo entre as variáveis macroeconômicas e os Índices de Endividamento não pode ser rejeitada na maioria dos casos. De acordo com a Tabela 4, 65% dos casos rejeitamos a hipótese de não causalidade de longo prazo. Para selecionar as variáveis exógenas do modelo proposto utilizamos o seguinte critério: Ter rejeitado a hipótese de não causalidade no curto e/ou no longo prazo. Para o Índice de Exigível total dividido pelo ativo total utilizamos como variáveis explicativas (exógenas) a Taxa de Câmbio, o PIB, A taxa de Juros e o Preço do minério de Ferro no período. Para o Índice Exigível total sobre o Patrimônio líquido, utilizamos a taxa de inflação, taxa de câmbio, juros e preço do minério de ferro. A Tabela 5 apresenta as medidas de erro para os dois modelos aplicados, o primeiro modelo utilizando apenas o passado dos próprios indicadores e outro utilizando, adicionalmente, as variáveis macroeconômicas selecionadas via o critério supracitado.

Tabela 5: Medidas de erro calculadas a partir dos erros de previsão obtidos pelas redes neurais

| Índices Econômicos Financeiros de Endividamento | Medidas de erro                       |       |       |                                       |       |       |
|-------------------------------------------------|---------------------------------------|-------|-------|---------------------------------------|-------|-------|
|                                                 | MAD                                   | RMSE  | MAE   | MAD                                   | RMSE  | MAE   |
|                                                 | Modelos sem variáveis macroeconômicas |       |       | Modelos com variáveis macroeconômicas |       |       |
| Exigível total dividido pelo ativo total        | 0,017                                 | 0,015 | 0,074 | 0,025                                 | 0,010 | 0,044 |
| Exigível total sobre o Patrimônio líquido       | 0,110                                 | 0,063 | 0,267 | 0,106                                 | 0,042 | 0,167 |
| Imobilização do Patrimônio Líquido              | 0,082                                 | 0,098 | 0,435 | 0,168                                 | 0,068 | 0,247 |
| Grau de Aplicação Financeira                    | 0,092                                 | 0,037 | 0,151 | 0,074                                 | 0,035 | 0,144 |

Fonte: Elaboração própria.

Como podemos observar na Tabela 5, para a grande maioria das variações dos índices econômico-financeiro de Endividamento as variáveis macroeconômicas trouxeram melhoras no desempenho das redes neurais. Nesses casos pelo menos duas das medidas de erro (MAD, RMSE E MAE) apresentaram queda, na comparação com as medidas calculadas utilizando os erros provenientes da rede com apenas uma entrada (a própria série defasada um período).

## 5. Conclusão

O setor de siderúrgico é fundamental na economia brasileira, visto que gera um volume de capital expressivo sendo os produtos de sua indústria essenciais execução de obras públicas de construção civil, instalação de meios de comunicação e produção de equipamentos. Os indicadores econômico-financeiros de Endividamento nos situam em relação ao panorama de uma empresa. Quando dispostos em séries temporais revelam a evolução do comprometimento financeiro de uma corporação ao longo do tempo, fornecendo dados para que a análise seja mensurável.

Pode-se confirmar pelo presente estudo, que as redes neurais utilizadas como predição podem ser uma importante ferramenta de análise, já que os erros de previsão fora da amostra exibidos neste estudo em poucos indicadores excederam 20%.

Quanto a principal premissa deste artigo, atestou-se que os 4 índices de desempenho de endividamento modelados pelas redes neurais, tiveram um melhor desempenho quando utilizaram aditivamente PIB, Taxa SELIC, IPCA, Taxa de Câmbio e Preço do Minério de Ferro em suas entradas, corroborando com os resultados de outros autores supracitados.

Para trabalhos futuros pode-se avaliar outros indicadores econômico-financeiros visando fornecer metodologias de apoio a decisão no setor siderúrgico.

## REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, Pedro H.M.; SILVA, Leticia da Costa; MALUF, Yuri Sampaio. Estimação da influência de variáveis macroeconômicas sobre o faturamento de organizações siderúrgicas usando o ARMAX. **Gestão & Produção.**, São Carlos, SP, v. 21, n. 3, p. 648-659, 2014.

AVELAR, Ewerton Alex; LAMEGO, Leonora Figueiredo; SOUZA, Antônio Artur. Influência de variáveis macroeconômicas sobre o desempenho econômico-financeiro de empresas: uma análise no setor têxtil e de vestuário brasileiro. **Anais SIMPEP, XXIII**, Bauru, 2016.

BARBOSA, Ingrid; NOGUEIRA, Beatriz. Impacto dos indicadores macroeconômicos nos índices de rentabilidade das empresas brasileiras: uma análise do setor alimentício de 2010 a 2016. *Revista de Administração, Contabilidade e Economia da FUNDACE*. Ribeirão Preto, maio de 2018 v.9, n.1, p. 32-46, 2018.

BOLETIM DA REDE METALURGICOS. **Painel do subsegmento da Siderurgia. Análise dos indicadores da Companhia Siderúrgica Nacional (CSN), Usiminas S.A, Gerdau S.A. e da ArcelorMittal Brasil S.A.** Brasil, 2016. Disponível em: <https://www.dieese.org.br/boletimredemetalurgicos/2016/boletim04Agosto.pdf> Acesso em 04 de setembro de 2018.

CSN (Companhia Siderúrgica Nacional). **A empresa**. Brasil, 2018. Disponível em:  
<[http://www.csn.com.br/conteudo\\_pti.asp?idioma=0&conta=45&tipo=60023](http://www.csn.com.br/conteudo_pti.asp?idioma=0&conta=45&tipo=60023)> Acesso em 05 de janeiro de 2019.

DIAS, Luiz Guilherme. **USIMINAS: A 1ª empresa privatizada no Brasil**. Rio de Janeiro, 2016. Disponível em: <<http://www.sabe.com.br/blog/detalhe/usiminas-a-1a-empresa-privatizada-no-brasil>> Acesso em 10 de janeiro de 2019.

DOLADO, Juan J.; LUTKEPOHL, Helmut. *Making Wald tests work for cointegrated VAR systems*. **Econometric Reviews**, v.15, n.4, p.369-386, 1996.

FARIA, J. A.; AZEVEDO, T. C.; OLIVEIRA, M. S. A utilização da contabilidade como ferramenta de apoio à gestão nas micro e pequenas empresas do ramo de comércio de material de construção de Feira de Santana/BA. **Revista de Micro e Pequena Empresa**, v. 6 n. 2, 89-106, Osasco, SP, 2012.

FERREIRA, Gilson Ezequiel. A competitividade da mineração de ferro no Brasil. (2001). Brasil, 2001. <<http://mineralis.cetem.gov.br/bitstream/cetem/259/1/sed-50.pdf>> Acesso em: 21 de agosto de 2018.

FERNEDA, Edberto. Redes neurais e sua aplicação em sistemas de recuperação de informação. **Ciência da Informação. Brasília**, v. 35, n. 1, p. 25-30, Brasília, 2006.

FOCHEZATTO, Adelar; KOSHIYAMA, Daniel; ALENCASTRO, Denilson. Testando relações de causalidade entre comércio externo e crescimento econômico em países da América Latina: Evidências de dados em painel e séries temporais. **Economia** v.11, n.3. p.597-629, 2010.

GERDAU SA. **Demonstrações financeiras individuais da controladoria e consolidadas**. Brasil, 2016. Disponível em <[https://www.valor.com.br/sites/default/files/upload\\_element/14.03.2017\\_gerdau.pdf](https://www.valor.com.br/sites/default/files/upload_element/14.03.2017_gerdau.pdf)> Acesso em 31 de janeiro de 2019.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de administração financeira**. São Paulo: Harbra, 1997.

INSTITUTO AÇO BRASIL. **Siderurgia em Foco**. Rio de Janeiro, 2013. Disponível em: <[http://www.acobrasil.org.br/siderurgiaemfoco/Aco\\_Brasil\\_Informa\\_Set13\\_Novo.pdf](http://www.acobrasil.org.br/siderurgiaemfoco/Aco_Brasil_Informa_Set13_Novo.pdf)> Acesso em 14 de dezembro de 2018.

KRIESEL, David. **A brief introduction on neural networks**. 2007. Disponível em: [http://www.dkriesel.com/\\_media/science/neuronalenetze-en-zeta2-1col-dkrieselcom.pdf](http://www.dkriesel.com/_media/science/neuronalenetze-en-zeta2-1col-dkrieselcom.pdf). Acesso em 10 de janeiro de 2019.

MALTA, Tanira Lessa; CAMARGOS, Marcos Antônio de Camargos. Variáveis da análise fundamentalista e dinâmica e o retorno acionário de empresas brasileiras entre 2007 e 2014. **Revista de Gestão**, v. 23, n. 1, p. 52-62, São Paulo, 2016.

PANDINI, Jardel; STÜPP, Diego Rafael; VIEIRA, Valkyrie Fabre. Análise do impacto das variáveis macroeconômicas no Desempenho Econômico-financeiro das empresas dos setores de consumo cíclico e não-cíclico da BM&FBOVESPA. **Revista Catarinense da Ciência Contábil**, Florianópolis, SC, v. 17, n. 51, p. 7-22, maio/ago. 2018.

RELATÓRIO CNI. **A indústria do aço o Brasil. Encontro da indústria para a sustentabilidade**. Brasil, 2017. <[https://bucket-gw-cni-static-cms-si.s3.amazonaws.com/media/filer\\_public/04/a2/04a2a7ac-4a9f-4505-84a5-f4c54242ead7/aco\\_brasil.pdf](https://bucket-gw-cni-static-cms-si.s3.amazonaws.com/media/filer_public/04/a2/04a2a7ac-4a9f-4505-84a5-f4c54242ead7/aco_brasil.pdf)> Acesso em 19 de janeiro 2019.

RIBEIRO, Celma de Oliveira Ribeiro; Sydnei Marssal de Oliveira; Anna Andrea Kajdacsy Balla Sosnoski. Um modelo hierárquico para a previsão de preços de commodities agrícolas. **Revista Produção Online**, Rio de Janeiro, v.10, n.4, p. 719-733, dez., 2010.

SANTOS, Anderson Moreira Aristides; JACINTO, Paulo de Andrade; TEJADA, Cesar Augusto Oviedo. Causalidade entre renda e saúde: uma análise através da abordagem de dados em painel com os estados do Brasil. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v.42, n.2 p.229-261, 2012.

SILVA, Leandro Nunes de Castro. **Análise e síntese de estratégias de aprendizado para redes neurais artificiais**. Caminas: UNICAMP, 1998. 247 f. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-graduação em Engenharia de Computação e Automação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1998.

SILVA, Kelly Aparecida; BORGES, Sabrina Rafaela Pereira ; MIRANDA, Gilberto José. Fora da caixinha: uma avaliação do ambiente externo na análise setorial. **Congresso UFU de contabilidade: contabilidade, gestão e agronegócio, II**, Uberlândia, 2017.

VON ZUBEN, Fernando J. Uma caricatura funcional de redes neurais artificiais. *Learning and Nonlinear Models*. **Revista da Sociedade Brasileira de Redes Neurais**, v.1, n.2, p. 66-76, 2003.

YAKUBU, Yahaya; JALIL, Suhaila Abdul. Modified Wald Test Approach into Causality between Electricity and Manufacturing Sector in Nigeria. **IOSR Journal of Economics and Finance**. v.7, n.1. p.47-61, 2016.