

Área Temática 6 – Finanças (FIN)

PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA – UM MODELO AJUSTADO COM BASE EM ÍNDICES FINANCEIROS DE EMPRESAS BRASILEIRAS DE CAPITAL ABERTO

RESUMO

O objetivo desta pesquisa foi estimar um modelo de previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto com base em variáveis de estrutura financeira e na variável preditora denominada de “conexão política”, que tem sido observada como significativa na predição de certas dimensões financeiras de empresas brasileiras. Observando uma amostra de cinquenta e seis companhias brasileiras de capital aberto, estimou-se um modelo de regressão logística para testar a capacidade preditiva de variáveis financeiras e da conexão política sobre a chance de uma empresa observada entrar em recuperação judicial. No geral, o modelo ajustado apresenta boa qualidade, classificando corretamente oitenta e cinco por cento das observações. Os resultados corroboram, em parte, as hipóteses de pesquisa. As dimensões financeiras: Composição do endividamento, Liquidez corrente e tamanho do Ativo são estatisticamente significativas na predição da chance de uma empresa entrar em recuperação judicial. Ao contrário do esperado, no contexto desta pesquisa, conexão política não se apresenta como relevante na explicação do fenômeno em foco. De modo geral, pode-se concluir que tradicionais indicadores financeiros continuam sendo relevantes para prever as chances de uma empresa vir a entrar em situação de insolvência.

Palavras chave: Regressão logística. Previsão de Insolvência. Indicadores Financeiros. Conexão política.

ABSTRACT

The objective of this research was to estimate a model of forecasting insolvency of publicly traded Brazilian companies based in variables of financial structure and the predictor variable called “political connection”, which has been observed to be significant in the prediction of certain financial dimensions of the Brazilian companies. Observing a sample of fifty-six publicly traded Brazilian companies, we estimated a logistic regression model to test the predictive capacity of financial variables and the political connection on the odds of an observed company going into bankruptcy. Overall, the adjusted model has good quality classifying correctly eighty-five percent of the observations. The results corroborate partially the research hypotheses. The financial ratios: debt composition, Current ratio and total assets size are statistically significant in predicting the chance of a company going into bankruptcy. Contrary to expectations, in the context of this research, political connection is not relevant in explaining the phenomenon in focus. In general, it can be concluded that traditional financial indicators are still relevant to predict the chances of a company going into insolvency.

Keywords: Logistic regression. Financial distress prediction. Financial indicators. Board political connection.

1. INTRODUÇÃO

A situação de insolvência de empresas, dada pela incapacidade destas honrarem seus compromissos financeiros, não é desejada nem por stakeholders nem por países de modo geral, haja vista que está associada a altos custos sociais e econômicos (MATENDA, et al., 2021; WAQAS e MD-RUS, 2018). Visando compreender bem este fenômeno, pesquisadores e agentes de mercado buscam desenvolver metodologias e modelos preditivos que possam explicar as chances de uma empresa entrar em falência ou em situação de insolvência. Informações contábeis, financeiras e variáveis que captam outras dimensões particulares ou contextuais de empresas têm sido observadas, testadas e utilizadas para refinar tais métricas ao redor do mundo (ALAKA et al., 2018; ALTMAN et al., 2017; MATENDA et al., 2021; MSELMI, LAHIANI e HAMZA, 2017).

O ajuste de um modelo de previsão de insolvência torna-se relevante para o mercado e para a facilitação do acesso ao crédito por parte de empresas dos mais variados setores; ajudando instituições financeiras e agentes de mercado a aplicarem seus recursos em empresas que, provavelmente, possuem mais condições de honrar suas obrigações no futuro, mitigando as perdas financeiras de inúmeras instituições bancárias; e propiciando parâmetros mais seguros sobre a saúde financeira de determinadas corporações. Alternativamente, tem ajudado na atuação do poder judiciário, durante a análise da viabilidade econômica da concessão do direito à recuperação judicial a empresas que se encontrem em dificuldade financeira (ALAKA et al., 2018; ALTMAN et al., 2017; MATENDA et al., 2021; MSELMI, LAHIANI e HAMZA, 2017).

Neste contexto, modelos de previsão de falência e insolvência vêm sendo construídos e aperfeiçoados durante os últimos cinquenta anos. Vários autores abordaram o assunto e criaram modelos baseados em diferentes índices contábeis e para certos setores da economia, como: empresas manufatureiras (ALTMAN, 1968), instituições bancárias brasileiras (ROCHA, 1999), mineração de dados (HORTA, 2010), pequenas e médias empresas portuguesas (AGUIAR, 2013) e a indústria automobilística da União Europeia (BARBOSA, 2018). Muitos desses estudos analisaram setores e variáveis específicas, com Rocha (1999) e Horta (2010) observando o cenário brasileiro; Altman (1968), o estadunidense; Aguiar (2013), o português e; Barbosa (2018), o europeu. Então, pode-se perceber que a temática é amplamente estudada em todo o mundo, porém, observa-se um déficit de estudos atuais aplicados à realidade brasileira.

Tendo em vista a discussão apresentada em Bruni, Famá e Murray (1998), que consideram que após dez anos os modelos tornam-se defasados; insatisfatórios, pode-se supor que o modelo estimado por Horta (2010), para o contexto nacional, estaria em vias de se tornar obsoleto. Além disso, por se restringir a um segmento específico, este modelo não seria aplicável, com a mesma acurácia, a outros setores, tais como os observados em Rocha (1999).

Ante o exposto, o presente trabalho teve como objetivo estimar um modelo de previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto, levando em consideração o período compreendido entre os anos 2000 e 2018. Especificamente, buscou-se: (1) revisar a literatura existente sobre o tema para identificar aperfeiçoamentos teóricos e metodológicos que poderiam ser incorporados ao estudo da previsão de insolvência no contexto brasileiro; (2) identificar variáveis independentes que tivessem maior poder preditivo do fenômeno em foco, incorporando novas variáveis preditoras e atualizando os modelos anteriormente

ajustados e, por fim, (3) testar um novo modelo de previsão de falência que pudesse prever com mais precisão o risco de uma empresa brasileira entrar em insolvência.

Dessa forma, este trabalho buscou suprir estas lacunas temporais e analíticas de conhecimento sobre o tema, ao desenvolver um novo modelo preditivo de insolvência para o contexto brasileiro que considerasse tanto informações de natureza contábil financeiras como outras variáveis que poderiam ajudar a explicar o fenômeno em foco. Assim, o presente trabalho incorporou em sua análise uma outra dimensão, até então não testada em trabalhos que buscaram explicar o fenômeno da insolvência, mas que vem recentemente sendo considerada em trabalhos na área de finanças no Brasil: a conexão política (ASTORINO, 2015; BARROS, 2017; SENA et al. 2016).

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. A Evolução da Previsão de Insolvência

Os modelos de previsão de insolvência (falência) são importantes para que instituições financeiras consigam decidir se concederão ou não crédito a determinada empresa. Eles servem de apoio a essas decisões, diminuindo o risco das operações e facilitando a oferta de crédito para empresas em geral (ALAKA et al., 2018; ALTMAN et al., 2017; MATENDA et al., 2021; MSELMI, LAHIANI e HAMZA, 2017). Isso se dá porque esses modelos permitem que se avalie as chances de uma empresa vir a ser insolvente, por meio da observação *a priori* dos seus índices financeiros. Se a empresa requerente de crédito se encontra com índices dentro dos parâmetros que indicam provável insolvência, a concessão de crédito para esta é desaconselhada. Mas, se ocorrer o contrário, a operação tem maiores chances de se concretizar (ALTMAN et al., 2017).

Altman (1968) foi pioneiro neste tipo de estudo e o seu trabalho serve de fonte para todos os posteriores. No Brasil, o primeiro trabalho sobre o tema foi o “Termômetro de Insolvência de Kanitz” (KANITZ, 1974) e, mais recente, temos modelos como o de Horta (2010). Novos modelos devem ser construídos ao longo do tempo, pois, os já existentes tendem a se tornar obsoletos devido a novos fatores econômicos, sociais e mercadológicos que alteram a natureza, a veracidade e aplicabilidade de tais métricas (BRUNI, FAMÁ e MURRAY, 1998).

Os chamados modelos de previsão de falência ou de risco de crédito surgiram a partir do trabalho precursor de Edward I. Altman (1968). Em sua obra intitulada *Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy* (Relações Financeiras, Análise Discriminante e a Predição da Falência Corporativa), o professor da Universidade Nova York se embasa em alguns estudos não nomeados dos anos 1930 para compor a sua obra pioneira, utilizando-se de um grupo amostral composto por empresas do segmento manufatureiro (ALTMAN, 1968). Com base em dois resultados possíveis (falência e não falência) o autor utiliza-se dos índices contábeis por ele considerados mais relevantes: lucratividade, liquidez e solvência. Assim, Altman (1968) criou o seu modelo que conseguiu prever cerca de 95% dos resultados, mostrando-se extremamente eficaz.

No Brasil os primeiros modelos preditivos de insolvência foram desenvolvidos apenas seis anos após a publicação da obra de Altman (1968). Stephen C. Kanitz (1974) criou o seu “termômetro de insolvência”, primeira obra brasileira explorando a temática. Em seu estudo, Kanitz (1974) busca apontar a ineficiência dos índices de liquidez como fator para a concessão de crédito e aponta que um modelo bem acurado de insolvência deve levar em consideração (1) capital de giro, (2) grau de

endividamento, (3) rentabilidade do patrimônio líquido, (4) ativo fixo sobre patrimônio líquido e (5) ativo circulante sobre ativo fixo. Observando tais variáveis, ele consegue classificar as empresas dentro de três zonas: insolvente, penumbra e solvente. Criando assim o seu “termômetro de insolvência”, que obteve 94,4% de acerto, sendo assim considerado extremamente eficaz (BRUNI, FAMÁ e MURRAY, 1998).

Como nova forma de se estudar o cenário nacional, Altman, Baidya e Dias (1979) buscam adaptar o modelo de análise de discriminantes criado por Altman (1968) para poder prever a insolvência de empresas operantes no Brasil com base em indicadores extraídos de demonstrações financeiras de empresas nacionais. Mas se depararam com entraves como a falta de padronização das demonstrações financeiras e a inexistência de ações negociadas na bolsa de valores, por parte de várias empresas que compuseram a amostra. As adaptações propostas foram bem-sucedidas e o modelo adaptado conseguiu classificar corretamente 88% das 58 empresas da amostra.

No entanto, Bruni, Famá e Murray (1998) realizaram um apanhado histórico acerca da evolução dos modelos e; ao analisar os modelos brasileiros como os de Kanitz (1974, 1976), Altman, Baidya e Dias (1979), Bragança e Bragança (1985) e Matias e Siqueira (1996); aplicaram estes (modelos) a demonstrações contábeis contemporâneas e seus estudos comprovaram, estatisticamente, que estes vão se tornando obsoletos com o passar dos anos, fazendo-se necessário criar novos modelos ou prever novas atualizações nos existentes.

2.2. Métricas de Análise de Dados para Previsão de Insolvência

A busca por dados para análise em demonstrações financeiras consiste na primeira parte da elaboração de um modelo de insolvência. Mas quais métodos estatísticos utilizar para que tais dados sejam copilados de forma a tornar a análise mais palpável se torna o cerne da questão. Selau e Ribeiro (2009) apontam que os métodos mais comumente empregados para as análises destes dados são: (1) Análise Discriminante Multivariada (ADM), (2) Regressão Logística (Logit) e (3) Redes Neurais.

A estes Alaka et al. (2018) acrescentam, como métodos igualmente utilizados e que devem ser considerados na formulação de um modelo de previsão de insolvência, (4) Máquinas de Vetores de Suporte (SVM), (5) Conjuntos Aproximados (RS), (6) Raciocínio Baseado em Casos (RBC), (7) Árvore de Decisão (DT) e (8) Algoritmo Genético (GA).

Porém, Fichman e Silva (2001) propõem que a criação de modelos de insolvência deve considerar também fatores não financeiros, como as estratégias gerenciais intencionais, pois, as decisões da alta gerência podem impactar sensivelmente o tempo de sobrevivência de uma empresa e fatores puramente econômicos podem se mostrar falhos perante a adoção de certas medidas gerenciais. Estes argumentos de Fichman e Silva (2001) são também apresentados por Alaka et al. (2018) como indispensáveis na formulação dos modelos, por razões bem semelhantes e levados em consideração por Barros (2017) e Jota (2018) ao proporem a análise da variável conexão política atrelada às variáveis financeiras.

2.3. Índices Financeiros e Predição de Insolvência

As análises e previsões de insolvência de empresas com base nas ferramentas estatísticas (ALAKA et al., 2018) precisam se basear em índices financeiros

quantitativos que demonstrem e sejam capazes de explicar a situação de dada empresa como solvente ou insolvente.

Desse modo, Ludícibus e Marion (2011) nos apresentam uma série de indicadores baseados em dados financeiros presentes nos balanços patrimoniais disponibilizados, obrigatoriamente, pelas empresas, para buscar entender a situação de cada companhia no que tange os dados analisados. Trabalhos como o de Assaf Neto (2020), Ludícibus (2017), Marion (2019) e Téles (2003), definem uma porção de indicadores financeiros bem como suas relações com o risco financeiro das empresas. Tais indicadores ou suas variações têm sido histórica e recorrentemente utilizados na estimação de modelos de previsão de insolvência (ALAKA et al., 2018; ALTMAN et al., 2017; MATENDA et al., 2021; MSELMI, LAHIANI e HAMZA, 2017). No quadro 1 estão presentes alguns dos principais indicadores financeiros comumente utilizados no contexto nacional, a forma de calculá-los, suas respectivas interpretações teóricas e suas relações com a probabilidade de uma empresa vir a entrar em insolvência.

Quadro 1 – Índices Financeiros

Ícone	Nome	Fórmula	O que mede	Interpretação	Relação com o risco de insolvência
CT/PL	Participação de Capital de Terceiros (Endividamento)	$\frac{\text{Capital de Terceiros}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	Quanto a empresa tomou de Capital de Terceiros para cada 100 reais de capital próprio.	Quanto menor, melhor.	+
PC/CT	Composição do Endividamento	$\frac{\text{Passivo Circulante}}{\text{Capital de Terceiros}}$	Qual o percentual de obrigações a curto prazo com relação às obrigações totais.	Quanto menor, melhor.	+
AP/PL	Imobilização do Patrimônio Líquido	$\frac{\text{Ativo Permanente}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	Quanto reais a empresa aplicou no Ativo Permanente para cada 100 reais de Patrimônio Líquido.	Quanto menor, melhor.	+
LG	Liquidez Geral	$\frac{\text{Ativo C} + \text{Realizável a LP}}{\text{Passivo C} + \text{Exigível a LP}}$	Quanto a empresa possui de Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo para cada 1 real de dívida total.	Quanto maior, melhor.	-
LC	Liquidez Corrente	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$	Quanto a empresa	Quanto maior, melhor.	-

			possui de Ativo Circulante para cada 1 real de Passivo Circulante.		
LS	Liquidez Seca	$\frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Estoque Passivo}}{\text{Passivo Circulante}}$	Quanto a empresa possui de Ativo Líquido para cada 1 real de Passivo Circulante.	Quanto maior, melhor.	-

Fonte: Adaptado de Igreja (2018, p.13).

Sendo ainda importante relatar que tais índices foram selecionados, dentre outros possíveis, por terem sido utilizados em outros trabalhos que utilizaram de análises estatísticas para a previsão de insolvência, como os estudos de Altman (1968), Altman, Baidya e Dias (1979), Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002), Horta (2010) e Aguiar (2013). Mas, valendo endossar, que a aplicação e cálculo de tais índices neste trabalho seguiu, principalmente, as definições de Ludícibus e Marion (2011), conforme apresentado no quadro 1, focando nos mais utilizados dentre os possíveis e que tem a sua utilização reforçada pelas pesquisas utilizadas como referência por este trabalho.

2.4. Conexão Política

Além de variáveis financeiras, fatores como relacionamentos interpessoais e conexões entre CEO's, diretores e administradores com o ambiente público-partidário; como membros de partidos políticos e ocupantes de cargos eletivos ou comissionados ou como antigos ocupantes de tais cargos; podem vir a representar um diferencial no que tange a concessão de empréstimos e ajudas financeiras de órgãos públicos e bancos (como o BNDS), nas negociações que visam a aprovação de programas de recuperação judicial e na postergação de eventuais declarações de falência e consideração de uma empresa como massa falida. A inclusão destes indivíduos politicamente inseridos se dá devido não só ao seu capital humano – experiência, expertise e conhecimento – mas também devido ao seu capital social – conexões e relações –, conforme apresentado por Astorino (2015), Barros (2017) e Sena et. al. (2016).

Jota (2018), por outro lado, corroborado pelos argumentos de Barros (2017) e Fan, Wong e Zhang (2007), aponta que a proximidade das empresas com governantes e atores políticos pode provocar desempenhos acionários negativos e diminuir a atração destas empresas por parte dos investidores, principalmente em tempos de recessão econômica. Além disto, ele, em seus estudos, também identificou que empresas conectadas politicamente recebem maiores financiamentos e tendem a ter níveis de endividamento consideráveis.

Por fim, com base no que foi apresentado e estudado por Barros (2017) e Fan, Wong e Zhang (2007) pode-se supor que a conexão política, particularmente no cenário brasileiro (o qual é objeto desse estudo), afetaria negativamente o risco de uma empresa entrar em insolvência, haja vista que, como demonstrado por estudos

recentes, ela facilitaria o acesso da empresa a empréstimos e fontes de financiamento, o que postergaria a condição de insolvência.

2.5. Tamanho da Empresa

O tamanho da empresa é amplamente estudado em qualquer análise de negócios, principalmente de crédito e financiamento, pois, de acordo com Yokoyama et al. (2015), grandes empresas tendem a possuir informações contábeis e financeiras mais claras, detalhadas e divulgadas; principalmente as empresas listadas na Bolsa de Valores do Brasil (B3), devido as regras e exigências da Comissão de Valores Monetários (CVM). Por também terem mais espaço na mídia, estas empresas atraem mais atenção de investidores nacionais e internacionais o que permite as mesmas ter acesso mais rápido a recursos financeiros e financiamentos.

Yokoyama et al. (2015) também afirmam que estas empresas, devido ao preço e negociação de suas ações, tendem a antecipar seus lucros contábeis e, por consequência, sua capitalização. Atiase (1985) corrobora estas informações, por frisar o impacto dos órgãos reguladores sobre empresas maiores, que acabam gerando mais transparência nos dados divulgados por estas e, por consequência, atraindo investidores (principalmente internacionais).

Além do já exposto, Yokoyama et al. (2015) afirmam que quanto maior a empresa mais visada politicamente está. E, sobre este ponto, podemos dizer que quanto maior é a empresa maior é o seu impacto na economia de um país e, por isso, há o aumento do interesse público. E também, o tamanho da firma, pode ser um indicador de que o poder público pode ver na insolvência desta empresa um problema econômico e social e tenderá a injetar recursos nestas para evitar sua falência e o eventual aumento da taxa de desemprego e perda de poder de compra da população. É neste cenário que fatores como a conexão política podem ser impactantes.

Portanto, quanto maior é a empresa, mais fácil será para ela evitar a bancarrota.

3. DESCRIÇÃO DA METODOLOGIA

3.1. Seleção da Bibliografia

Foi utilizado para a realização deste estudo o formato de pesquisa descritivo-exploratória, por esta se valer da coleta de dados documentais, da pesquisa qualitativa e quantitativa, da observação, da documentação indireta e das técnicas de análise de dados qualitativos e quantitativos para elucidar os leitores acerca da temática deste estudo, visando torna-los mais familiarizados com o objeto do mesmo (OLIVEIRA, PONTE e BARBOSA, 2006). Depois, foi realizada uma análise bibliográfica em diferentes obras relacionadas à temática estudada para a obtenção de dados pertinentes a área para serem estudados e quantificados, como forma de comprovar e afirmar a necessidade deste estudo para a literatura.

A priori, foi realizada uma revisão bibliográfica da literatura acadêmica a respeito deste tipo de estudo. Inicialmente foi feita uma seleção prévia de cinquenta e oito (58) títulos, dentre artigos e livros relacionados a temática, com alguns retratando modelos propostos/desenvolvidos, outros apresentando os diferentes métodos utilizados para a formulação de modelos de previsão, além de artigos focados em explicar e elucidar sobre a aplicação da regressão logística e de avaliar fatores não quantitativos, como a conexão política, para prever a insolvência; saindo da análise de métodos mais comumente utilizados, como apresentado por Selau e Ribeiro (2009)

e chegando a outros não tão presentes na literatura, como se pode notar nos estudos de Alaka et al. (2018) e Astorino (2015).

Após a seleção e análise primária dos artigos e livros selecionados e a averiguação de suas possíveis contribuições para este estudo, chegamos a 39 títulos utilizados para a construção e fundamentação deste estudo. Dentre eles podemos citar: Aguiar (2013), Alaka et al. (2018), Altman (1968), Altman, Baidya e Dias (1979), Assaf Neto (2020), Astorino (2015), Barros (2017), Bragança e Bragança (1985), Fichman e Silva (2001), Ludícibus e Marion (2011), Jota (2018), Kanitz (1974, 1976) e Matias e Siqueira (1996).

Atrelado aos estudos anteriormente citados, foi necessário revisar e descrever os métodos de análise disponíveis na literatura para a construção de um modelo de previsão de insolvência financeira: Modelo de Análise de Discriminante Multivariada (ADM), Análise de Regressão Logística (Logit) e Redes Neurais e outros, apresentados na seção de métricas de análise de dados para previsão de insolvência, deste estudo (SELAU e RIBEIRO, 2009).

3.2. Seleção da Amostra de Empresas com Base em Dados Financeiros

A partir de toda esta contextualização e embasamento teórico, buscou-se a criação de um novo modelo preditivo de risco de insolvência. Para a construção deste, fez-se necessária a obtenção de dados presentes nas demonstrações contábeis das empresas brasileiras de capital aberto, disponibilizadas no site da B3 e no portal da CVM.

A amostra de empresas para este estudo foi composta por 56 empresas e seus dados foram coletados entre os meses de março e julho de 2019, com base nas demonstrações contábeis do exercício anterior (t-1), ou seja, considerando o período em que a empresa entrou ou não em recuperação judicial, foram coletados dados financeiros do período imediatamente anterior. As empresas que compuseram a amostra, encontram-se apresentadas no apêndice A.

Os dados obtidos nas plataformas já mencionadas foram submetidos a análises para a criação de índices financeiros propostos por Ludícibus e Marion (2011).

3.3. Dados Não Quantitativos

Buscando também analisar fatores não quantitativos para enriquecer o modelo, procuramos identificar o fator conexão política dos ocupantes de cargos executivos elevados nas empresas, ou seja, buscamos descobrir se no ano anterior ao que as empresas que estão em recuperação judicial entraram com o pedido estas possuíam como integrante de seus conselhos de administração, fiscal ou diretoria algum membro que exercia ou já tinha exercido cargo público (eletivo ou nomeado) relevante (presidente, prefeito, deputado, senador, vereador, ministro, secretário, diretor de empresa estatal, dentre outros). Para que os indicadores representassem o mesmo recorte temporal foram considerados os conselheiros e diretores que encerraram o exercício contábil imediatamente anterior ao ano do pedido de recuperação judicial, uma vez que as alterações dos ocupantes de tais cargos acontecem em diferentes períodos do ano civil, conforme o estatuto social de cada empresa.

Já para as empresas que não estavam em recuperação judicial, buscou-se identificar se no ano de 2018, seguindo os mesmos parâmetros utilizados para as empresas em recuperação, se estas possuíam membros de suas administrações possuindo conexão política.

Para se obter as informações bibliográficas de cada membro dos conselhos e diretoria foi necessário, inicialmente, identificar seus nomes através da consulta dos dados de cada firma registrados na página de cada uma nos sites da Bolsa de Valores do Brasil e da Comissão de Valores Mobiliários.

De posse dos nomes de cada um, seus dados biográficos tiveram que ser consultados na internet em sites institucionais: Eternit, Pomifrutas, Wetzell, dentre outros. Veículos de imprensa: Caderno de Economia e Negócios do Jornal Estadão, Revistas Exame Invest, IstoÉ Dinheiro e Revista Veja e Jornais como O Município e O Globo. Instituições: Confederação Israelita do Brasil (CONIB), Fundação Getúlio Vargas, Fundação Vale, Instituto Rui Barbosa e Museu da Pessoa. Variedades: Escavador e LinkedIn. E, por fim, portais internacionais: Bloomberg e Market Screener.

Para ambas as situações (em recuperação judicial ou não), utilizamos para essas análises o método de quantificação de dados apresentado por Barros (2017) e aplicado efetivamente por Jota (2018) em seus estudos. Este método consiste em analisar a conexão política através da utilização de um simples, mas eficaz, código binário onde as empresas com conexão política foram codificadas com o dígito 1 e as sem conexão com o dígito 0.

Por fim, todos os dados, quantitativos e não quantitativos, foram submetidos a análises estatísticas e testes de hipóteses com o auxílio do Software *R-project* para identificar, estatisticamente, se uma empresa é solvente ou insolvente. Posteriormente, o nível de assertividade desta projeção foi medido em porcentagem para aferir a acurácia do modelo e se sua aplicação em casos não testados pode ser tida como eficaz e passiva de aplicação em análises de crédito financeiro, conforme números e considerações presentes na seção de análise de resultados.

3.4. Técnicas de Análise

Juntamente com a Análise Discriminante Multivariada, a Regressão Logística (LR), ou Logit, forma o grupo das ferramentas estatísticas (ALAKA et al., 2018) que são métodos que trabalham com lógicas estatísticas para variáveis dependentes categóricas binárias. No contexto deste trabalho, empresas em recuperação judicial ou empresas em não recuperação judicial.

Modelos baseados na função Logit são utilizados para prever a probabilidade de um evento ocorrer em face de observadas variáveis independentes. Eles auxiliam no teste de estatísticas sobre o resultado com duas opções (chances) possíveis de ocorrência: ou aponta para uma maior probabilidade de ocorrência de dado evento (recuperação judicial) ou para a maior probabilidade de não ocorrência do mesmo (não recuperação judicial) (SELAU e RIBEIRO, 2009).

De acordo com Alaka et al. (2018), entre os oito métodos utilizados pela literatura de previsão de insolvência, os modelos baseados em LR têm como ponto forte a adaptação a dispersão de dados. Hair et al. (2009) nos apresentam os principais motivos que podem levar estudos a utilizarem a regressão logística, como, principalmente, a não necessidade de supor normalidades multivariadas e ser uma técnica genérica e robusta, apropriada para situações diversas. Outra característica importante para este estudo da LR (MINUSSI, DAMACENA e NESS JR., 2002) é a possibilidade de utilizar variáveis categóricas como variáveis independentes, o que era necessário para testar a variável *dummy*, conexão política. A análise de variáveis qualitativas e quantitativas também é tida como uma vantagem deles. Cabe ressaltar, entretanto, que tais modelos são extremamente reativos a multicolinearidade, ou seja,

quando as variáveis independentes possuem relações lineares exatas ou quase exatas (KRZANOWSKI, 1988).

Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002) nos apresentam o modelo padrão estatístico para cálculo neste tipo de análise, no qual a variável independente Y pode assumir dois possíveis valores: 0 ou 1. O modelo, contendo um conjunto p de dados, também é composto por várias variáveis independentes X_1, X_2, \dots, X_p e seu modelo pode ser escrito da seguinte maneira:

$$P(Y=1) = 1 / [1 + e^{-g(x)}]$$

Onde, $g(x) = B_0 + B_1X_1 + \dots + B_pX_p$

Os coeficientes B_0, B_1, \dots, B_p são apresentados no estudo de Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002) e são estimados pelo método da máxima verossimilhança para encontrar combinações que maximizem a amostra e melhorem a assertividade do modelo.

Portanto, conforme Alaka et al. (2018), Hair et al. (2009), Krzanowski (1988) e Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002), podemos ver que a regressão logística possui uma série de vantagens e isto a torna extremamente interessante de ser utilizada para modelos de previsão de insolvência, o que pode ser confirmado ao avaliarmos os modelos de Aguiar (2013), Barbosa (2018), Martin (1977), Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002), Ohlson (1980), dentre outros todos criados utilizando a regressão logística.

Por fim, a título de descrição, apresenta-se a seguir o quadro 2, que elenca e descreve as variáveis, dependentes e independentes, estudadas no modelo criado com base na regressão logística.

Quadro 2 - Variáveis do Estudo

VARIÁVEIS EM ESTUDO	Tipo	Nome	Codificação
	DEPENDENTE		Recuperação Judicial
		Não Recuperação Judicial	0
INDEPENDENTES		Conexão Política	CP
		Participação de Capital de Terceiros (Endividamento)	CT.PL
		Composição do Endividamento	PC.CT
		Imobilização do Patrimônio Líquido	AP.PL
		Liquidez Geral	LG
		Liquidez Corrente	LC
		Liquidez Seca	LS
		Logaritmo Natural do Ativo	LnAT

Fonte: Elaborado pelo autor.

4. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Após testes preliminares para aferir, dentre inúmeros índices financeiros, quais seriam mais significativos para as análises do estudo, foram selecionados os seguintes dados econômicos e não econômicos, conforme apresentado por Barros (2017), Ludícibus e Marion (2011) e Jota (2018): conexão política, endividamento, imobilização do patrimônio líquido, liquidez corrente e ativo total (logaritmo neperiano).

Tabela 1- Coeficientes de Regressão Logística Considerando a Conexão Política

Coefficients	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
Intercept	1.84952	1.38968	1.331	0.18322
CP	0.95420	1.03188	0.925	0.35511
PC.CT	3.72567	1.92310	1.937	0.05271 .
AP.PL	-0.05313	0.03367	-1.578	0.11450
LC	-1.66088	0.60061	-2.765	0.00569 **
LnAT	-0.26996	0.11201	-2.410	0.01594 *

Fonte: Elaborado pelo autor.

Notas: 1 – CP – Conexão Política; PC.CT – Composição do Endividamento; AP.PL – Imobilização do Patrimônio Líquido; LC – Liquidez Corrente; LnAT – Tamanho da Empresa.

2 – Nível de Significância – 0 ‘***’, 0.001 ‘**’, 0.01 ‘*’, 0.05 ‘.’, 0.1 ‘.’, 1.

As variáveis que foram submetidas ao ajuste dos modelos finais e respectivos testes estatísticos, utilizando para isso o pacote estatístico *R-project*. A tabela 1 apresenta dados do modelo ajustado, com base nas referências e teorias utilizadas como base para este trabalho. Baseando-se nos resultados obtidos neste primeiro teste, foi constatado que os índices conexão política e imobilização do patrimônio líquido não demonstraram significância estatística.

Podemos notar, assim, que a empresa ter ou não membros de sua diretoria e conselhos de administração e fiscal que ocupam ou já ocuparam relevantes cargos públicos, ou que são filiados, ativamente, a partidos políticos não é significativo para prever se uma empresa irá ou não entrar em recuperação judicial. O que pode ser explicado por inconsistência do efeito dessa variável sobre certas características financeiras de uma empresa, pois, conforme apontado por Barros (2017) e Jota (2018) ora a condição ajuda a empresa a captar recursos o que por hipótese afastaria o risco de insolvência, ora tal aspecto traz prejuízos a forma como os agentes de mercado avaliam os riscos associados a empresas que apresentam essa característica.

Dando prosseguimento a análise, antes de desenvolvermos qualquer ponderação sobre os outros indicadores, buscamos eliminar a variável conexão política do processo de ajuste do modelo. Os resultados deste processo e o novo modelo ajustado são apresentados na tabela 2.

Tabela 2 - Coeficientes de Regressão Logística Desconsiderando a Conexão Política

Coefficients	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
Intercept	1.48566	1.24769	1.191	0.23376
PC.CT	3.88680	1.85197	2.099	0.03584 *
AP.PL	-0.03577	0.04037	-0.886	0.37551
LC	-1.48462	0.56768	-2.615	0.00892 **
LnAT	-0.23774	0.09657	-2.462	0.01383 *

Fonte: Elaborado pelo autor.

Notas: 1 – PC.CT – Composição do Endividamento; AP.PL – Imobilização do Patrimônio Líquido; LC – Liquidez Corrente; LnAT – Tamanho da Empresa.

2 – Nível de Significância – 0 ‘***’, 0.001 ‘**’, 0.01 ‘*’, 0.05 ‘.’, 0.1 ‘.’, 1.

Os novos resultados, ao serem comparados com os dados obtidos e expressos na tabela 1, demonstraram melhora extremamente positiva no ajuste do modelo, principalmente no que tange o indicador da composição do endividamento, que passou a ser significativo ($p\text{-valor} = 0.03584$). Deste modo, o modelo traz evidências de que empresas com maior proporção de endividamento de curto prazo tem maior probabilidade de entrar em recuperação judicial, conforme apontado por Assaf Neto (2020), Ludícibus (2017), Marion (2019) e Téles (2003), ao interpretarem cada índice financeiro proposto. O que demonstra que se a empresa tem uma maior proporção de dívidas de curto prazo ela possui maiores chances de não honrar suas dívidas, tornando-se insolvente.

Seguindo com as análises, podemos perceber que o índice de imobilização do patrimônio líquido não apresenta significância estatística ($p\text{-valor} = 0.37551$) e nem apresenta a relação teórica prevista, conforme demonstra o sinal do coeficiente estimado. Deste modo, em ambos dos dois modelos ajustados, a imobilização do patrimônio líquido não é capaz de explicar, satisfatoriamente, o fato de a empresa entrar ou não em recuperação judicial.

Outro importante indicador que se mostra teórica e estatisticamente significativo na predição do risco de uma empresa entrar em insolvência é o de Liquidez Corrente (LC) ($p\text{-valor} = 0.00892$). Seguindo Ludícibus e Marion (2011), o índice de liquidez corrente é obtido ao se dividir os ativos circulantes da companhia pelos passivos circulantes e visa medir a capacidade da empresa de cumprir; arcar, com suas obrigações de curto prazo. O índice de liquidez corrente é um dos mais tradicionais indicadores financeiros e demonstrou-se relevante na predição de insolvência nos dois modelos ajustados. O teste corrobora a teoria e os resultados de outros trabalhos sobre o tema, confirmando a relação de que quanto maior a liquidez corrente, menor a chance de uma empresa entrar em insolvência (IUDÍCIBUS, 2017; MARION, 2019).

Posteriormente, analisando a variável de controle tamanho da empresa, tomada nesta pesquisa como o logaritmo natural do tamanho do ativo, observa-se que a mesma se revela estatística e teoricamente relevante. O $p\text{-valor}$ do teste Wald de 0.01383 confirma a predição teórica de que quanto maior a empresa, menor a probabilidade dela entrar em estado de insolvência, haja visto que companhias maiores possuem mais recursos e condições técnicas e operacionais para captar recursos financeiros, tanto dentro quanto fora do país, conforme apontado nos estudos de Atiase (1985) e Yokoyama et al. (2015), e isto pode impactar significativamente na condição destas companhias conseguirem honrar suas obrigações com terceiros, formalizar acordos com credores e obter recursos monetários e subsídios fiscais.

Por fim, passou-se então a avaliar a qualidade do modelo ajustado. Uma das formas de avaliar a capacidade preditiva do modelo é observando sua matriz de classificação (HAIR et al., 2009). Tal técnica consiste em observar na amostra utilizada para ajustar a regressão logística quais empresas estavam em recuperação judicial e quais não estavam e depois reclassificá-las usando o modelo estimado, verificando o quanto ele seria capaz de classificar corretamente as empresas observadas. A tabela 3 apresenta tal matriz de classificação. Na intercessão da *linha 0* com a *coluna 0* está o número de empresas em recuperação judicial que foram classificadas assertivamente e na interseção da *linha 0* com a *coluna 1* a quantidade de empresas que o modelo classificou erroneamente. Já na intercessão da *linha 1* com a *coluna 0* temos a quantidade de empresas que não entraram em recuperação judicial, mas que o modelo classificou de maneira incorreta. No entanto, na última das intercessões,

linha 1 com coluna 1, temos as empresas que não estavam em recuperação judicial e o modelo classificou corretamente.

Tabela 3 - Assertividade do Modelo

Predito	Observado		Assertividade
	0	1	%
0	27	3	90,00%
1	5	21	80,77%
			85,71%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Assim, o nosso modelo conseguiu prever, corretamente, a insolvência em 27 dos 30 casos que ele classificou como insolvente, o que resulta em um percentual de acerto de 90%. Já para as 26 empresas solventes o modelo conseguiu classificar corretamente 21 delas, o que representa um percentual de 80,77% de acerto. Desse modo, conseguimos prever corretamente a situação de 48 das 56 empresas, o que resultou em um modelo com assertividade geral de 85,71%, o que pode ser considerado como muito satisfatório, haja vista os resultados que têm sido produzidos recentemente por importantes trabalhos na área (ALTMAN et al., 2017).

Também, duas outras métricas foram utilizadas para testar a qualidade do ajuste do modelo. Uma delas é o teste da estatística $-2 \text{ Log Likelihood}$, operacionalizado ao testar a redução na estatística $-2LL$ entre o modelo nulo (sem variáveis) e o modelo ajustado. A redução observada de 32,58 da estatística $-2LL$ demonstra-se estatisticamente significativa (teste χ^2 , $p\text{-valor} < 0,000$). A segunda métrica utilizada para analisar a qualidade do ajuste do modelo foi a do pseudo R^2 de McFadden, cujo valor para o modelo foi de 0,44, o que indica um excelente ajuste do modelo, conforme a literatura de referência (HEMMERT et al., 2018).

Ademais, vale ressaltar que os índices financeiros de Liquidez Geral, Liquidez Seca e Participação do Capital de Terceiros (Endividamento), propostos por Ludícibus & Marion (2011), não se mostraram estatisticamente significantes, ou seja, considerando os dados, a amostra e o contexto desta pesquisa, tais indicadores não foram capazes de explicar a condição de uma empresa ser ou não insolvente e por isso foram retirados do resultado final.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Tendo em vista o que propomos a realizar e a falta de estudos que propusessem modelos de previsão de insolvência, com base na regressão logística, e que utilizassem como amostra empresas brasileiras de capital aberto, o presente estudo agrega à literatura um novo modelo que possa ser melhor aplicado quando se buscar analisar tal recorte específico de empresas.

Dando prosseguimento a análise, se considerarmos o exposto por Bruni, Famá e Murray (1998) a respeito da perda de acurácia deste tipo de modelo ao longo dos anos, o modelo de Horta (2010), que foi um dos mais recente dentro do cenário nacional, já ultrapassou os 10 anos de confiabilidade e necessita de atualização. Porém, como o modelo aqui proposto utiliza um recorte diferente de empresas que o do modelo de Horta (2010), ele não só resulta em uma atualização temporal como em um novo acréscimo a literatura, por, como já mencionado, utilizar empresas de capital aberto como objeto de análise.

Desse modo, a assertividade do modelo ajustado pode ser considerada boa, uma vez que possibilita a correta previsão de insolvência a um percentual total de

85,71%, o que pode ser considerado um bom índice, especialmente se comparado com estudos recentes elaborados para aplicações em contextos mais gerais (ALTMAN et al., 2017).

Porém, é importante considerar que, caso tivéssemos agrupado as empresas em grupos setoriais e só posteriormente rodado o modelo, poderíamos ter ampliado a assertividade do mesmo, por inserir mais uma variável dependente, o setor. Assim, esta consideração poderia ser abordada em estudos futuros da temática, para que possa ser testado se tal incremento seria satisfatório ou se, assim como a conexão política proposta por Barros (2017) e Jota (2018), se mostraria insignificante estatisticamente e não conseguiria explicar corretamente a situação das empresas.

Também, a partir de consultas posteriores a informações de algumas das companhias, na CVM e da B3, pode-se perceber que ao menos uma das empresas já classificadas com a variável dependente *não recuperação judicial*, no exercício contábil posterior ao estudado entrou com o pedido de recuperação judicial e teve o mesmo deferido, o que pode indicar que seus índices já demonstravam, no exercício analisado, que a mesma possuía o que era necessário para entrar em recuperação e, por isso, está pode ter sido uma das empresas classificadas erroneamente pelo modelo. Esta condição indica uma limitação metodológica da pesquisa, com base nas escolhas feitas para no que tange o recorte temporal, empresas, índices e afins.

Portanto, além de se considerar a variável setor da economia em futuros estudos, se faz necessário incrementar mais companhias em um novo modelo, sobretudo as solventes, além de se buscar considerar as situações que poderíamos definir como pré-recuperação judicial, ou penumbra, conforme foi descrito por Kanitz (1974) para poder melhorar a acurácia em estudos futuros.

Por fim, espera-se que os resultados deste estudo, que propôs, testou e validou um modelo de previsão de insolvência, possam vir a ser úteis e utilizados por empresas de capital aberto, financeiras, analistas, investidores e outros agentes de mercado, uma vez que possibilita a identificação *a priori* da provável situação financeira de empresas, contribuindo para a mensuração de possíveis riscos inerentes as operações realizadas por esses agentes e orientando a tomada de decisão desses players.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIAR, A. L. S. Modelo de Previsão de Falência Aplicado às PME's Portuguesas. 2013. 92 f. Dissertação (Mestrado em Finanças) – Faculdade de Economia, Universidade do Porto, Porto. 2013.
- ALAKA, H. A. et al. Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, v. 94, p. 164-184. 2018.
- ALTMAN, E. I.; BAIDYA, T. K.N.; DIAS, L. M. R. “Previsão de Problemas Financeiros em Empresas”. *Revista de Administração de Empresas*, jan/mar. 1979.
- ALTMAN, E. I. et al. Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, v. 28, n. 2, p. 131-171. 2017.
- ALTMAN, E. I. “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, v. 23, n. 4, p. 589-609, set.1968.
- ASSAF NETO, A. *Estrutura e Análise de Balanços: Um Enfoque Econômico-Financeiro*. 12ª ed. São Paulo: Atlas. 2020.

- ASTORINO, P. S. Consequências das conexões políticas para as empresas de capital aberto no Brasil: desempenho e crédito do BNDES. 2015. 102 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis)- Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.
- ATIASE, R. K. Predisclosure Information, Firm Capitalization, and Security Price Behavior Around Earnings Announcements. *Journal of Accounting Research*, v. 23, n. 1, p. 21-36. 1985.
- BARBOSA, L. M. F. Modelos de Previsão de Falência: Análise Econométrica da Indústria Automóvel na União Europeia. 2018. 51 f. Dissertação (Mestrado em Finanças e Fiscalidade) – Faculdade de Economia (FEP), Universidade do Porto, Porto, 2018.
- BARROS, T. S. Ensaio em Board Interlocking. 2017. 173 f. Tese (Doutorado em Administração de Empresas) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2017.
- BRAGANÇA, L. A.; BRAGANÇA, S. L. “Rating, Previsão de Concordatas e Falências no Brasil”. *IBMEC: Revista Brasileira de Mercado de Capitais*, v.11, n. 33, jan/mar. 1985.
- BRUNI, A. L.; FAMÁ, R.; MURRAY, A. D. Modelos Brasileiros Preditivos de Risco de Crédito: Um Estudo Exploratório Atual Sobre as Suas Eficácias. *Periódico Tema*, São Paulo, n. 32, p. 148-167, jan/jun. 1998.
- FAN, J. P.; WONG, T. J.; ZHANG, T. Politically connected CEOs, corporate governance, and Post-IPO performance of China's newly partially privatized firms. *Journal of Financial Economics*, v. 84, n. 2, p. 330-357. 2007.
- FICHMAN, L. H; DA SILVA, J. F. Construção de um modelo de predição de insolvência bancária baseada na tipologia de Porter. IN: NESS, W.; VOLKEMA, R. (ORG). *Estudos em Negócios, Estudos Coleção COPPEAD*. Rio de Janeiro: Mauad Editores. 2001.
- HAIR, J. F. et al. *Análise multivariada de dados*. 6ª ed. Porto Alegre: Bookman editora. 2009.
- HEMMERT, G. A. et. al. Log-likelihood-based pseudo-R² in logistic regression: Deriving sample-sensitive benchmarks. *Sociological Methods & Research*, v. 47, n. 3, p. 507-531. 2018.
- HORTA, R. A. M. Uma Metodologia de Mineração de Dados Para a Previsão de Insolvência de Empresas Brasileiras de Capital Aberto. 2010. 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia (COPPE), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. 2010.
- IGREJA, V. R. T. A Importância da Análise Patrimonial Através de Indicadores Financeiros: Um Estudo de Caso na Empresa “XYZ”. 2018.31 f. Monografia (Bacharelado em Ciências Contábeis) – Universidade Federal Rural da Amazônia, Tomé-Açu, 2018.
- IUDÍCIBUS, S. *Análise de Balanços*. 11ª ed. São Paulo: Atlas. 2017.
- IUDÍCIBUS, S.; MARION, J. C. *Curso de Contabilidade para não contadores*. 7ª ed. São Paulo: Atlas. 2011.
- JOTA, A. M. G. Board Interlocking no Brasil: Conexões Políticas e seus Efeitos na Captação de Recursos junto ao Banco Nacional de Desenvolvimento Social. 2018. 50 f. Monografia (Graduação em Ciências Econômicas) – Universidade Federal de Ouro Preto, Mariana, 2018.
- KANITZ, S. C. Como prever Falências de Empresas. *Revista Negócios em Exame*, p. 95-102. 1974.

- KANITZ, S. C. "Indicadores Contábeis e Financeiros de Previsão de Insolvência: A experiência da Pequena e Média Empresa Brasileira". Tese de Livre Docência. FEA/USP. 1976.
- KRZANOWSKY, W. J. Principles of multivariate analysis. Oxford: Clarendon Press. 1988.
- MARION, J. C. Análise das Demonstrações Contábeis. 8ª ed. São Paulo: Atlas. 2019.
- MARTIN, D. Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. Journal of Banking and Finance, v. 1, n. 1, p. 249-276, nov. 1977.
- MATENDA, F. et al. Bankruptcy prediction for private firms in developing economies: a scoping review and guidance for future research. Management Review Quarterly, p. 1-40. 2021.
- MATIAS, A. B.; SIQUEIRA, J. O. "Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil". Revista de Administração da USP, v. 31, abr/jun. 1996.
- MINUSSI, J. A.; DAMASCENA, C.; NESS JR., W. L. Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística. Revista de Administração Contemporânea, v. 6, n. 3, p. 109-128, set/dez. 2002.
- MSELMI, N.; LAHIANI, A.; HAMZA, T. Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms. International Review of Financial Analysis, v. 50, p. 67-80. 2017.
- OHLSON, J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Journal of Accounting Research, v. 18, n. 1, p. 109-131. 1980.
- OLIVEIRA, M. C.; PONTE, V. M. R.; BARBOSA, J. V. B. Metodologias de Pesquisa Adotadas nos Estudos Sobre Balanced Scorecard. IN: CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS, n. 13. Belo Horizonte. Belo Horizonte: p. 1-16. 2006.
- ROCHA, F. Previsão de falência bancária: um modelo de risco proporcional. Revista de Pesquisa e Planejamento Econômico (IPEA), Rio de Janeiro, v. 29, n. 1, p. 137-152, abr. 1999.
- SELAU, L. P. R.; RIBEIRO, J. L. D. Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito. Gestão & Produção, São Carlos, v. 16, n. 3, p. 398-413, jul/set. 2009.
- SENA, T. S. et al. A influência da conexão política nos ativos intangíveis. Contabilometria - Brazilian Journal of Quantitative Methods Applied to Accounting, v. 3, n. 1, p. 32-51, jun. 2016.
- TAVARES, M. Softwares Estatísticos. Faculdade de Matemática. Universidade Federal de Uberlândia. Disponível em: <<https://marcelo-ufu-est.webnode.com.br/software/>> Acesso em: 21 out. 2019.
- TÉLES, C. C. Análise dos Demonstrativos Contábeis: Índices de Endividamento. 2003. 18 f. Centro Sócio Econômico, Universidade Federal do Pará, Belém. 2003.
- WAQAS, H.; MD-RUS, R. Predicting financial distress: Importance of accounting and firm-specific market variables for Pakistan's listed firms. Cogent Economics & Finance, v. 6, n.1. 2018.
- YOKOYAMA, K. Y. et al. A Influência do Tamanho da Empresa na Informação Contábil: Evidências em Empresas Large Caps e Small Caps Listadas na BM&FBovespa. Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade, Brasília, v. 9, n.3, p. 313-330, jul/set. 2015.