



Pedro Antonio Cyrne da Rocha

**Previsão de falência de empresas de capital aberto no
Brasil com regressão logística**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Administração de Empresas

Orientador: Prof. Antônio Carlos Figueiredo Pinto

Rio de Janeiro
Março de 2017



Pedro Antonio Cyrne da Rocha

**Previsão de falência de empresas de capital aberto no
Brasil com regressão logística**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Administração de Empresas do Departamento de Administração da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Antônio Carlos Figueiredo Pinto

Orientador

Departamento de Administração – PUC-Rio

Prof. Marcelo Cabus Klotzle

Departamento de Administração – PUC-Rio

Prof. André Barreira da Silva Rocha

Departamento de Engenharia Industrial – PUC-Rio

Prof^a. Mônica Herz

Vice-Decana de Pós-Graduação do CCS – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 31 de Março de 2017

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Pedro Antonio Cyrne da Rocha

Administrador de empresas graduado pela PUC-Rio

Ficha Catalográfica

Rocha, Pedro Antonio Cyrne da

Previsão de falência de empresas de capital aberto no Brasil com regressão logística / Pedro Antonio Cyrne da Rocha ; orientador: Antonio Carlos Figueiredo Pinto. – 2017.

66 f. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)—Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração, 2017.

Inclui bibliografia.

1. Administração – Teses. 2. Previsão. 3. Falência. 4. Regressão logística. 5. Logit. I. Pinto, Antonio Carlos Figueiredo. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD: 658

Para minha avó Lia, com quem
aprendi tanto e gostaria de ter
aprendido muito mais.

Agradecimentos

À minha mãe Marcia, que me apoia vigorosamente e a quem eu amo muito. Nada do que conquistei até hoje teria sido possível sem todo esse amor e tudo que tem feito por mim.

Ao meu tio Marco, por todas as boas risadas e apoio. Sua alegria sempre foi fonte de inspiração para mim.

À minha namorada Clarissa, por todo amor, carinho e suporte. Certamente, a vida fica mais feliz com você ao meu lado.

Aos amigos Bruno e Thiago, pela paciência e amizade ao longo do curso. Certamente, além do conhecimento, tenho certeza que levo a amizade de vocês dessa experiência.

Aos professores do IAG da PUC-Rio e orientador Prof. Antonio Carlos Figueiredo, por todo conhecimento transmitido e orientação.

Resumo

Rocha, Pedro Antonio Cyrne; Pinto, Antonio Carlos Figueiredo (orientador). **Previsão de falência de empresas de capital aberto no Brasil com regressão logística**. Rio de Janeiro, 2017. 66p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Desde a década de 1930, a tentativa de previsão de falência de empresas chama a atenção dos acadêmicos, e diversas técnicas já foram empregadas para o desenvolvimento de modelos preditivos compostos por variáveis financeiras, tais como análise estatística, modelos teóricos e de inteligência artificial. Posto isso, o referido estudo compõe um modelo de regressão logística para a previsão de falência de empresas de capital aberto no Brasil com um ano de antecedência. Para tal, apresenta uma revisão literária com as principais técnicas usadas na área, para fundamentar a escolha metodológica e as variáveis integrantes do estudo. Ademais, o modelo é testado com uma nova amostra; comparado com resultados obtidos através de outras técnicas e executado com dados anteriores a um ano do momento de falência – de tal forma que sua capacidade preditiva seja atestada.

Palavras-chave

Previsão; Falência; Regressão logística; Logit.

Abstract

Rocha, Pedro Antonio Cyrne; Pinto, Antonio Carlos Figueiredo (advisor). **Public companies' bankruptcy prediction in Brazil with logistic regression.** Rio de Janeiro, 2017. 66p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Since the thirties, academicians try to forecast bankruptcy and have been applying several techniques, such as: statistical, artificial intelligence and theoretical using financial ratios to do so. Therefore, this study presents a logistic regression model to forecast public companies' bankruptcy in Brazil one year before failure. Hence, it presents a literature review with the main models used so far in order to support its methodological choice and financial ratios applied. In addition, the model is tested with a new sample, compared with another techniques' results and executed with data older than one year before failure, so its predictive capacity is attested.

Keywords

Forecast; Bankruptcy; Logistic regression; Logit.

Sumário

1 Introdução	11
1.1. Contexto	11
1.2. Questões de pesquisa	12
1.3. Propósito	13
1.4. Escopo do estudo	13
2 Revisão de literatura	16
2.1. Panorama literário dos modelos para a previsão de falência de empresas	17
2.2. Estrutura dos principais modelos abordados na literatura	21
2.2.1. Beaver (1967)	22
2.2.2. Altman (1968)	23
2.2.3. Ohlson (1980)	26
2.3. Considerações importantes sobre a metodologia de previsão de falência de empresas	29
3 Metodologia	32
3.1. Escolha do modelo estatístico	32
3.2. Coleta dos dados	34
3.2.1. Amostra de empresas	34
3.2.2. Amostra das variáveis financeiras	36
3.3. Estrutura do modelo final e rotinas de regressão	39
3.3.1. Modelo final	39
3.3.2. Rotinas de regressão	41
4 . Resultados	42
4.1. Resultados do modelo original	42
4.2. Resultados dos testes do modelo original	44
4.3. Discussão dos resultados	49
5 . Conclusão	51
6. Referências bibliográficas	53

Anexo I - Dados gerais sobre todas as empresas utilizadas no estudo	56
Anexo II – Lista das variáveis financeiras utilizadas no estudo	65

Lista de tabelas

Tabela 1: Ficha técnica para Beaver (1967)	23
Tabela 2: Ficha técnica para Altman (1968)	26
Tabela 3: Ficha técnica para Ohlson (1980)	28
Tabela 4: Situação das empresas da amostra original em 2016	36
Tabela 5: Indústrias de cada grupo da amostra original em 2016	36
Tabela 6: Indústrias de cada grupo da amostra "zona cinza" em 2016	36
Tabela 7: Correlações entre variáveis financeiras passo (1/2)	38
Tabela 8: Correlações entre variáveis financeiras passo (2/2)	39
Tabela 9: Definitiva – livre de variáveis altamente correlacionadas com seus pares	39
Tabela 10: Regressão inicial com as dez variáveis pós teste-t de médias e correlograma (McFadden R quadrado: 0,68)	42
Tabela 11: Regressão final somente com as variáveis estatisticamente significativas (McFadden R quadrado: 0,67)	43
Tabela 12: Taxas de acerto e erros dos tipos I e II do modelo final	43
Tabela 13: Resultados do teste com amostras de 2014 e 2013	45
Tabela 14: Medidas estatísticas dos graus de solvência da amostra original e da amostra teste constituída pelas empresas da “zona cinza”	46
Tabela 15: Resultados do teste com a amostra constituída pelas empresas da “zona cinza”	46
Tabela 16: Média das variáveis que compõem o modelo final para os grupos: solvente e insolvente <i>a priori</i>	47
Tabela 17: Comparação entre as taxas de acerto dos modelos de Altman (1968) e o apresentado nesse estudo	48
Tabela 18: Comparação entre as taxas de acerto dos modelos de Altman (1968) e o apresentado nesse estudo após revisão do ponto de corte do primeiro	48

1

Introdução

Essa seção visa contextualizar o problema de pesquisa e suas questões, bem como seu propósito e escopo.

1.1. Contexto

No Brasil, a atual recessão econômica contribui diretamente para o incremento da taxa de falência das empresas no país. Só no ano de 2015, 1,8 milhão de companhias encerraram suas atividades, o que representa um aumento de 300% se considerarmos o biênio 2014-2015¹. Em face desse cenário, seria extremamente benéfico se modelos de previsão de falência fossem ainda mais difundidos entre profissionais corporativos, analistas de mercado e gestores públicos para que eles possam antecipar tal movimento e evitar a falência de determinadas entidades e/ou investimentos indesejados em corporações iminentemente insolventes.

No início dos anos 2000, por exemplo, firmas como *WorldCom*, *Tyco* e *Enron* faliram e esquemas de fraude nos resultados foram descobertos, dando início a implementação de uma série de medidas de controle contábil por parte dos Estados Unidos. Isso demonstra a importância dos indicadores financeiros para a análise financeira corporativa. É por isso que na literatura acadêmica, desde Fitz Patrick (1932) que definiu falência como a incapacidade de uma companhia em liquidar as suas dívidas, empregam-se indicadores financeiros para a composição de modelos de previsão de falência de empresas.

No âmbito de avaliação de crédito, há também o uso de modelos preditivos de falência de empresas. Vide Metz (2006), em que a empresa *Moody's* propõe

¹ Vide: <http://economia.estadao.com.br/noticias/geral,1-8-milhao-de-empresas-fecharam-em-2015,10000050202>

um modelo desse tipo como alternativa para avaliação de crédito. Demais instituições financeiras como bancos, seguradoras e financeiras podem também valer-se dessa técnica para fundamentar suas decisões comerciais.

A partir de Beaver (1967), diversos acadêmicos contribuíram para o desenvolvimento da literatura nessa área. Como em Altman (1968) e Ohlson (1980) que empregaram, respectivamente, a análise discriminante multivariada e a regressão logística como métodos para compor seus estudos no tema em questão.

Conforme a literatura, ainda não é possível afirmar seguramente qual das técnicas existentes é a mais assertiva, posto que de acordo com as variáveis financeiras usadas e dados da amostra utilizada por cada estudo, os resultados não são unânimes. Apesar disso, Aziz & Dar (2006) concluíram que a análise discriminante multivariada e a regressão logística são as técnicas mais assertivas, através da observação de resultados de estudos relevantes.

Dado esse contexto e o interesse pelo entendimento do que denota a falência de companhias passíveis de análise financeira, o estudo do tema em questão contribui para a gestão de negócios, investimentos e também para avaliação de crédito. Sendo assim, cabe a composição de um modelo estatístico com dados de empresas de capital aberto (dada a disponibilidade de seus indicadores financeiros) a fim de aferir a condição financeira das empresas que integram a bolsa de valores mobiliários nacional.

É essa a motivação inicial para esse estudo: como prever a falência de empresas usando indicadores financeiros? Antes da resposta, o tema começa a ser desenvolvido a seguir, com mais perguntas que servem de diretrizes e delimitam o escopo para a condução do estudo, conforme segue.

1.2.

Questões de pesquisa

Como dito no item anterior, foram utilizadas três perguntas como diretrizes na análise realizada no presente estudo. Foram elas:

1) Quais os tipos de empresas (quanto à forma de constituição) devem ser analisados para que haja acesso à informação necessária à realização do estudo?;

- 2) Qual metodologia estatística produzirá os melhores resultados empíricos?;
- 3) Como validar os resultados para ter clareza quanto à assertividade do modelo desenvolvido?.

Foram essas as perguntas escolhidas para auxiliar na delimitação do objeto deste trabalho.

1.3. Propósito

O principal intuito deste estudo é utilizar a metodologia estatística que seja a mais apropriada para a previsão de falência de empresas de capital aberto no Brasil. Para tal, o modelo empregado por Ohlson (1980) foi escolhido por ser um estudo altamente referenciado quando da discussão dos resultados da regressão logística para a previsão de falência de empresas. Já que de acordo com Aziz & Dar (2006), tal metodologia é uma das mais utilizadas e possui os melhores resultados dentre os disponíveis na literatura. Tal combinação e a facilidade na composição de modelos desse tipo justifica sua escolha. Cabe citar ainda que estudos contemporâneos, como o de Lundqvist & Strand (2013) continuam baseando-se em Ohlson (1980) para sua fundamentação, dada a importância enfatizada nesse parágrafo.

Ademais, o estudo ficará à disposição dos profissionais de finanças, investidores e comunidade acadêmica para que de alguma forma possa contribuir com o conhecimento nessa área de interesse.

1.4. Escopo do estudo

O estudo faz uso da regressão logística tal qual Ohlson (1980) para prever a falência de empresas de capital aberto no Brasil. Os dados financeiros foram

retirados da *Economática* e todas as empresas listadas na Bovespa foram classificadas como: insolventes, caso tivessem apresentado grau de liquidez geral menor do que um nos anos de 2016 (dados do terceiro trimestre) e 2015 (fechamento do exercício) e saudáveis, caso contrário. Para a amostra original, as empresas que oscilaram entre os dois grupos nos últimos seis anos, foram retiradas e fizeram parte de um grupo de teste para ratificar a robustez do modelo quanto à previsão de insolvência.

Tal processo também foi empregado de forma similar em Theodossiou (2006) para a classificação das observações da amostra. O intervalo dos dados financeiros utilizados é de 2010 até 2015 e a probabilidade de falência será calculada para um, dois e três anos antes do momento “zero” – que é o de 2016 (dados do terceiro trimestre). Os resultados serão, então, comparados com a referência de *Z-score* de Altman (1968) e os erros do tipo I e II identificados e discutidos.

Não há intenção de utilização de variáveis econômicas na composição do modelo. As empresas que não apresentavam dados no intervalo descrito foram excluídas do estudo. Entretanto, companhias que, por ventura, abriram capital nesse ínterim foram consideradas conforme disponibilidade de dados.

É importante salientar ainda que nesse estudo, falência e insolvência são usados como sinônimos, ainda que a legislação brasileira não os trate assim. A definição legal brasileira trata a falência de forma naturalmente mais formal, como sendo: “estado de quem, sem motivo juridicamente justificado, se torna impontual no cumprimento de obrigação líquida e certa, exigível no que concerne a seu estabelecimento ou empresa.”²

Por fim, esse estudo está organizado em seis sessões, a saber: 1. Introdução: contextualização e apresentação do problema de pesquisa; 2. Revisão de literatura: trajetória dos estudos acerca de previsão de falência e considerações quanto à elaboração de modelos na área; 3. Metodologia: descrição da amostra de dados atualizada, bem como do método empregado para a formação do modelo de previsão de insolvência; 4. Resultados: aferimento da taxa de assertividade do modelo originado; 5. Conclusão: discussão dos resultados e comparação com

² Vide: <https://www.jusbrasil.com.br/topicos/291611/falencia>

outras metodologias apresentadas na revisão de literatura, bem como a proposta de novos estudos empíricos com tema correlato; e, 6. Referências bibliográficas.

2

Revisão de literatura

Aziz & Dar (2006) reuniram oitenta e nove estudos empíricos que apresentam modelos para previsão de falência de empresas, publicados ao longo do século passado, a fim de segmentá-los em três categorias e avaliar seu poder preditivo, a saber: (i) estudos estatísticos, (ii) sistemas de inteligência artificial aplicados e (iii) modelos teóricos. Para cada uma das categorias, uma tabela foi composta e cada tipo de modelo foi explicitado para que, posteriormente, a taxa de acerto de cada um desses fosse comparada.

A fim de construir o panorama dos modelos de previsão de falência ao longo do último século, vale destacar alguns estudos importantes no meio acadêmico. Eles serão referenciados aqui e referendados pela literatura para compor a evolução nas técnicas utilizadas para a previsão de falência de uma companhia. Além de serem pioneiros, os últimos dois ainda são utilizados frequentemente na prática, visto que: o *Z-score* produzido por Altman (1968) que faz parte das ferramentas para avaliação de empresas da *Bloomberg* e serve de *benchmark* para estudos contemporâneos no que tange a comprovação da taxa de assertividade dos últimos; e o *O-score* de Ohlson (1980) ainda continua sendo utilizado como fundamentação para a elaboração de modelos de previsão de falência, dados os resultados satisfatórios difundidos na literatura pela regressão logística, conforme: Aziz & Dar (2006).

Essa seção é organizada conforme segue: (i) panorama da literatura – que denota como o tema foi desenvolvido até então, (ii) estrutura de modelos de previsão de falência – que constrói um padrão dos modelos de previsão com referência aos principais vieses para abordagem na área, a fim de explicitar as principais características e limitações de cada categoria, e (iii) fundamentos para a condução do estudo – que discute os principais fatores empíricos que serviram de base para a delimitação e concretização deste trabalho.

2.1.

Panorama literário dos modelos para a previsão de falência de empresas

Os primeiros estudos relacionados a previsão de falência de empresas emergiram na década de 1930. Eles utilizavam a análise estatística univariada para determinação de indicadores financeiros que distinguíssem, com a máxima precisão possível, pares de empresas falidas e saudáveis com o mesmo perfil de tamanho (faturamento) e indústria – como em Fitz Patrick (1932).

No mesmo sentido, Beaver (1967) coletou trinta indicadores financeiros para setenta e nove pares de empresas falidas e não falidas. Ele buscou, por uma análise das médias, selecionar os indicativos com maior poder de previsão e, com a aplicação destes nos pares de empresas saudáveis e falidas, determinar por tentativa e erro, pontos de corte que serviram como gatilho para previsão de falência em até cinco anos antes do acontecimento desse fenômeno, definida por ele como a incapacidade de uma firma em quitar suas obrigações. Desse estudo, seis variáveis de grupos financeiros distintos compunham seu modelo.

Ainda na década de 1960, Altman (1968) coletou vinte e dois indicadores financeiros para sessenta e seis empresas, metade delas declaradas como falidas, conforme previsão da lei de falência vigente à época nos Estados Unidos, e a outra metade de empresas solventes no intervalo de 1946 e 1965. Seu intuito era compilar os indicadores referentes ao ano anterior à falência para a metade falida do grupo e dados do mesmo ano para as demais – empresas saudáveis. O autor usou a técnica de análise discriminante multivariada (definida a seguir como MDA) que permite a composição de uma equação de regressão através de mínimos quadrados que, de acordo com o autor, combina de forma linear as variáveis mais significativas, determinando pesos para os coeficientes de regressão de maneira iterativa, a fim de que a função de regressão possa prever de maneira ótima a variável dependente. No estudo, o autor também se preocupou em avaliar pares de empresas de mesmo perfil (indústria e tamanho) para determinar através da “*estatística t*”, quais os índices que de fato distinguem os dois grupos de empresas (falidas e saudáveis), para por fim, chegar à função preditiva final. Sendo assim, o autor obteve cinco índices financeiros que

permitem derivar o que chamou de “*Z-score*” – que possibilita a conclusão sobre o estado financeiro da empresa analisada pelo modelo.³

Ainda no âmbito da técnica MDA cabe o destaque aos primeiros estudos sobre previsão de falência no Brasil: Elizabetzky (1976) reuniu trezentas e setenta e três empresas – noventa e nove delas classificadas como falidas – por terem atrasado seus pagamentos no ano de 1974, a fim de compor um modelo matemático com base em cinco variáveis financeiras que resultassem em um *score* – tal qual Altman (1968). Caso esta pontuação fosse maior do que 0.5, a empresa era considerada como insolvente, caso contrário como saudável. Já Kanitz (1978) escreveu um livro para publicar seu modelo que também relacionava cinco índices financeiros, derivado de uma amostra de trinta empresas, onde o resultado também era uma escala com faixas que determinavam a condição financeira da empresa analisada.

Os modelos de MDA representaram uma evolução frente à análise estatística univariada, já que com isso era possível avaliar a ação de mais de uma variável na composição de um modelo para previsão de falência de empresas. Fato é que tal técnica suscitou o refinamento em relação ao tratamento dos dados. Exemplo disso é que em Altman (1968) há a preocupação com a avaliação das médias de cada variável a fim da inferência acerca da capacidade discriminante de cada uma delas, conforme já mencionado.

Já Ohlson (1980) utilizou a regressão logística para determinar um modelo capaz de fornecer a probabilidade de falência de uma companhia com um ano de antecedência. Segundo o autor, tal técnica estatística não possui as limitações de modelos MDA, tais como: (i) a necessidade de distribuição normal dos previsores; (ii) a necessidade dos dois grupos de empresas (falidas e não falidas) possuírem a mesma matriz de variância-covariância para cada previsor e (iii) ao invés de fornecer uma escala que tem interpretação pouco intuitiva, o modelo de regressão logística fornece a probabilidade da ocorrência de falência baseado na técnica de máxima verossimilhança e (iv) não há obrigação de arranjar pares dos dois grupos de empresas, usando critérios, como: tamanho e indústria que não necessariamente são congruentes, conforme as limitações do número de empresas

³ O teste-t testa o poder discriminante de cada variável. É a diferença da média e desvio padrão dos indicadores financeiros entre cada grupo de empresa. O resultado é então comparado ao valor crítico relativo a cada nível de significância.

da amostra – especialmente em relação às empresas falidas – tais variáveis devem, portanto, servir como previsores no modelo econométrico, ao invés de serem usadas para agrupar as empresas participantes do estudo. Ainda acerca do mesmo trabalho, são utilizadas cento e cinco empresas falidas e dois mil e cinquenta e oito empresas não falidas.

Já no âmbito nacional, destaca-se o estudo de Minussi, Damacena & Ness Jr (2002) para avaliação de crédito com trezentas e vinte três empresas clientes de um mesmo banco (cento e sessenta e oito empresas industriais que operavam normalmente com o banco e cento e cinquenta e cinco que apresentavam inadimplência) que através da regressão logística chegaram a uma equação com cinco variáveis. Eram elas: passivo circulante/patrimônio líquido/mediana do setor industrial; investimento operacional em giro/vendas líquidas; saldo de tesouraria/vendas líquidas; estoques/custo de mercadoria vendida; obrigações tributárias e previdenciárias/venda média mensal. Como resultado previram com exatidão 98,45% das observações. A introdução de variável que avalia capital de giro e uso de amostra provida diretamente de um banco são diferenciais frente aos demais estudos publicados no país, segundo os autores.

Outro diferencial nos estudos que se valem da metodologia de regressão logística ou MDA é a introdução de variáveis econômicas no modelo. Mensah (1984) ponderou que as variáveis financeiras independentes de um modelo podem não ser estacionárias, isto é, sua distribuição muda de acordo com tempo. Logo, em um estudo longitudinal, cabe a introdução de variáveis econômicas que possam capturar essas alterações a fim de compor um modelo ainda mais assertivo.

Nesse sentido, Jacobson et al (2013) fez uso da regressão logística para tratar dados do fim do século XX e início do posterior de empresas norueguesas, para comparar um modelo com variáveis financeiras apenas, com outro - considerando além destas - variáveis econômicas, como: a diferença entre o previsto e realizado para o nível do PIB norueguês, taxa nominal de juros, inflação e câmbio real para cada ano dos quais os dados se originam. O estudo proveu evidências de que o segundo modelo obteve melhores resultados de previsão de falência fora da amostra original do que o primeiro. O resultado ratifica a influência do déficit do PIB norueguês e do aumento da taxa nominal de

juros no significativo índice de falência das empresas no país no fim da década de 1990 – o que é intuitivo – já que uma baixa performance do PIB atrelada a um nível alto da taxa de juros básica da economia, retrai investimentos e reduz o consumo de bens duráveis. Era exatamente esse o quadro apresentado pelo país nórdico a época, de acordo com o estudo.

Ainda acerca de variáveis econômicas sendo usadas em trabalhos de previsão de falência, Maheshwari (2014) empregou somente variáveis econômicas para conduzir seu estudo na área. Nesse caso, em um contexto de pós-crise, o autor visou investigar se a sensibilidade à variação das cotações de ações e o índice de inflação possuíam relevante poder explicativo para identificar empresas sob risco de falência iminente. Além dessas variáveis, também são testadas: a taxa de juros e a taxa de crescimento da indústria. De forma semelhante ao estudo citado no parágrafo acima, uma regressão logística é usada para determinar a probabilidade de falência.

Na década seguinte, Odom & Sharda (1990) introduziram a técnica de inteligência artificial de redes neurais para previsão de falência de empresas. Através de um *software* que consistia em um algoritmo para minimizar o desvio entre a resposta fornecida pela rede e seu alvo, maximizando a taxa de acerto de previsão do modelo.

A resposta desse tipo de modelo é, portanto, conforme Zhang et al (1999), uma estimativa de probabilidades posteriores de Bayes – logo, os parâmetros que determinam a probabilidade de falência são determinados através de um processo conhecido como treinamento. Processo pelo qual, a rede neural – que pode ser representada, ainda de acordo com Zhang et al (1999) por um conjunto de nós de três níveis, a saber: (i) “*nós de input*” – guardam os valores de cada variável para os grupos de empresas falidas e saudáveis; (ii) “*nós escondidos*” que representam as iterações dos algoritmos de acordo com a metodologia de cada estudo de redes – quanto maior seu número, mais o modelo reproduzirá o padrão adequado para maximizar sua taxa de previsão e por fim (iii) os “*nós de reposta*” que provém a probabilidade de falência da amostra analisada. Tal qual a técnica de regressão logística, o método de redes neurais não requer que as variáveis independentes sigam distribuição normal, já que resumidamente, ainda segundo o referido autor,

tal técnica reduz o mínimo quadrado dos erros de cada variável e, portanto, não assume forma linear.

Por fim, vale citar os modelos teóricos que partem de uma premissa fundamental para observar a falência em uma companhia a partir de uma premissa original. Dentre eles, destaca-se a abordagem de fluxo de caixa, introduzida por Srinivasan e Kim (1986) que correlaciona estresse financeiro com movimentação de fluxo de caixa. Mais tarde, Laitinen & Laitinen (1998) usaram o modelo de Baumol-Tobin que relaciona os fatores que descrevem a demanda por dinheiro numa firma, (i.e., o nível de caixa desta) para compor um modelo dinâmico que avaliava - dadas as condições temporais, industriais e tamanho - a relação destas com o estresse financeiro das quarenta e uma empresas consideradas naquele estudo.

2.2.

Estrutura dos principais modelos abordados na literatura

Ao longo dos cerca de oitenta anos nos quais as técnicas citadas na seção anterior foram empregadas para a previsão de falência de empresas, é possível derivar padrões – de acordo com cada abordagem. A intenção é apontar de forma mais detalhada a estrutura de cada técnica utilizada, bem como principais delimitações, considerações e premissas empregadas para a condução de cada estudo. Dessa forma, segue tal detalhamento para estudos seminais estritamente do campo estatístico que exemplificam cada uma dessas correntes, de acordo com a estrutura padronizada. Beaver (1967) foi escolhido por ser tido como estudo pioneiro para a previsão de falência de empresas e para percepção do leitor em relação à evolução da pesquisa no tema. Em seguida, Altman (1968) foi citado por também servir de *benchmark* para diversos estudos contemporâneos, tendo inclusive seu modelo como alternativa para análise de resultados da *Bloomberg*; e por fim, Ohlson (1980) é também citado por servir de fundamento para diversos estudos contemporâneos e apresentar taxa de assertividade geral acima de 90% em seu modelo.

2.2.1. Beaver (1967)

Beaver tinha como objetivo elaborar um estudo que embasasse a interpretação de indicadores financeiros como previsores de falência de empresas. De acordo com o autor, seus antecessores empregavam o que chamou de análise de perfil. Essa buscava selecionar variáveis financeiras para estudo estatístico através da avaliação das médias de cada uma delas entre os pares de empresas falidas e não falidas. O acadêmico concluiu, então, que mesmo que as médias fossem diferentes entre os grupos de empresas seria necessário observar como a dispersão das distribuições se dava, pois uma eventual superposição ainda seria estatisticamente possível. Por essa razão, ele conduziu um teste dicotômico na amostra.

O estudo selecionou trinta variáveis financeiras de acordo com a relevância na literatura, para setenta e nove pares de empresas, formados de acordo com indústria e tamanho, ao longo de onze anos, no período de 1954 até 1964, para conduzir tal teste mencionado no parágrafo anterior.

Esse consistia na ordenação ascendente de cada variável para atribuição de um ponto de corte que servia para diferenciação entre empresas falidas e saudáveis, a fim de maximizar a taxa de previsibilidade de cada indicador. Os dados foram retirados da agência *Moody's* e complementados por uma lista de empresas falidas, as quais constavam na base de dados da agência.

Tal esforço resultou em uma amostra de cento e cinquenta e oito empresas no total, de trinta e oito indústrias diferentes que foram organizadas em pares de acordo com tamanho e indústria. Segundo o autor, a necessidade de equiparar as empresas participantes da amostra servia para evitar vieses na análise, já que dado o tamanho de cada corporação, os pontos de corte de cada indicador poderiam ser razoavelmente diferentes.

Em relação às variáveis financeiras, foram trinta indicadores escolhidos pela popularidade em estudos prévios e agrupados em seis conjuntos de acordo com sua natureza. Dentre esses, seis foram escolhidos, pois apresentaram a melhor capacidade preditiva no teste dicotômico que consistia na escolha de pontos de corte, dados os índices elencados em ordem crescente para cada empresa.

Sendo assim, depois de selecionado o ponto, os índices apontados foram: i) fluxo de caixa sobre passivo total; ii) lucro líquido sobre ativo total; iii) passivo iv) total sobre ativo total; v) capital de giro sobre ativo total; vi) passivo circulante sobre ativo circulante e vii) medida de intervalo de ausência de crédito.

A primeira variável mencionada, por exemplo, apresentou o melhor resultado no teste dicotômico e obteve vinte e dois por cento de erro tipo I (i.e. previu corretamente 78% das empresas falidas) e apenas 5% de erro tipo II (i.e. previu corretamente 95% das empresas saudáveis) a um ano da falência.

O autor termina o referido estudo apontando para a possibilidade da aplicação da análise discriminante multivariada em estudos correlatos. Por fim, cabe uma ficha técnica desse para resumir sua contribuição para a literatura acadêmica:

Tabela 1: Ficha técnica para Beaver (1967)

Fatores	Características
Metodologia	Análise univariada - análise de médias entre os dois grupos de empresa e tentativa e erro para determinar pontos de corte para determinar as variáveis do estudo
Base de dados	<i>Moody's</i>
Disposição dos dados	Análise dos indicadores financeiros por pares de empresas falidas e saudáveis equiparadas por indústria e tamanho
Intervalo analisado	1954 - 1964 (ênfase nos cinco anos anteriores a falência de cada uma das empresas analisada)
Tamanho da amostra	158 empresas para análise de um ano antes da falência

2.2.2. Altman (1968)

Esse estudo representou uma evolução significativa em relação ao modelo descrito anteriormente. Isso porque ele introduziu a análise discriminante multivariada para classificar empresas entre falidas e saudáveis, dada uma amostra de indicadores financeiros desses dois grupos. A técnica, segundo o autor, deriva

uma combinação linear que maximiza a diferença entre as classes e minimiza a diferença entre observações de mesma classe para que um modelo seja composto e possa prover uma pontuação que sirva de referência para a classificação da empresa pertencente à amostra de treino – que compõe o modelo original.

A amostra original é constituída por sessenta e seis firmas – metade delas declarou falência através da petição prevista no capítulo X da lei de falência vigente à época nos Estados Unidos entre 1946 e 1965. A outra metade foi selecionada através da base de informação da *Moody's* no mesmo intervalo. Para a atribuição do modelo, vinte e duas variáveis financeiras foram adotadas e referendadas pela literatura e utilidade avaliada pelo autor. A partir daí um processo de quatro passos foi implementado para que se chegasse as cinco variáveis de melhor desempenho conjunto para compor o modelo.

O primeiro passo foi realizar um teste de variabilidade das médias e comparação do *teste-t* ao valor crítico correspondente a 1% de significância e multiplicação do coeficiente de regressão de cada variável pela raiz quadrada dos elementos da diagonal de sua matriz de variância – covariância (desvio padrão). Tal operação resultou em um vetor escalar que foi ordenado, a fim de determinar quais variáveis mais contribuíam para o modelo. Dessa forma, o autor apontou o lucro antes dos juros e impostos sobre ativo total como a variável mais importante do modelo – o que é intuitivo, segundo o próprio – já que a falência de uma empresa esta sobretudo correlacionada ao seu grau de lucratividade.

Os demais passos foram uma avaliação de correlação entre as variáveis relevantes para o modelo, uma avaliação da acurácia de diversos modelos formados por diferentes combinações de variáveis, dentre as vinte e duas selecionadas primariamente e uma avaliação do analista acerca do poder de cada variável.

Após esses procedimentos, as cinco variáveis selecionadas foram: (i) capital de giro sobre ativo total; (ii) lucro retido sobre ativo total; (iii) lucros antes dos juros e impostos sobre ativo total; (iv) valor de mercado do patrimônio líquido sobre valor contábil da dívida total, e (v) faturamento sobre ativo total.

Por fim, para a determinação assertiva sobre a capacidade preditiva do modelo, seis ações foram tomadas consecutivamente, a saber:

- (i) Foi examinada a amostra inicial com trinta e três firmas de cada grupo e o erro do tipo I foi de 6% e do tipo II, apenas 3%;
- (ii) Foi aplicado o modelo com dados de dois anos anteriores à falência: o erro tipo I cresceu para 28% e do tipo II para 6% – efeito esperado pelo autor já que os dados são mais remotos;
- (iii) Foram compostos cinco sub conjuntos, cada um contendo dezesseis pares de companhias, para a partir daí, executar o modelo original e confirmar o poder discriminante da amostra em relação aos dois grupos de empresas;
- (iv) Foi feito um novo teste com vinte e cinco empresas falidas com os mesmo parâmetros das companhias da amostra inicial para corroborar o poder preditivo do modelo. Como resultado, 96% das observações foram classificadas corretamente, o que sugere duas possibilidades segundo o autor: o viés natural da amostra inicial não estava presente nesse estudo, ou o modelo apresentado não é ótimo;
- (v) Realizada uma análise de uma nova amostra de sessenta e seis empresas que apresentaram perdas entre 1958 e 1961, mas não estavam insolventes em 1968 para testar a capacidade do modelo e interpretação do *Z-score* resultante, isto é, para a verificação de que o resultado do modelo seria uma pontuação intermediária entre os pontos de corte para classificação de companhias falidas e saudáveis. O resultado demonstra que a taxa de acerto do modelo é de 79% e, portanto, catorze empresas são classificadas de forma errada. Porém, destas, dez situam-se na chamada zona cinzenta que representa exatamente as empresas insolventes, mas que não estão em um estado crítico;
- (vi) Foi feito um novo teste com a amostra original tendo como bases dados de três, quatro e cinco anos antes do evento de falência e o poder preditivo cai consistentemente nesse intervalo – abaixo de 40% inclusive. A explicação, segundo o autor, está no fato de as variáveis financeiras apresentarem alterações que induzem à falência apenas a partir do segundo ano anterior ao evento.

A conclusão, após praticadas essas seis ações, é que com a observação dos resultados com a amostra de treino e as que foram usadas como teste, é a de que um resultado acima de 2,99 é indicativo de boa condição financeira, e abaixo de 1,81 constitui previsão de falência. Entre esses pontos esta a zona cinzenta, onde grande parte das empresas saudáveis, mas que apresentaram dificuldades nos últimos anos é classificada, como já mencionado em um dos exercícios com a amostra de teste. Dessa forma, a ficha técnica desse estudo é a seguinte:

Tabela 2: Ficha técnica para Altman (1968)

Fatores	Características
Metodologia	Análise multivariada – <i>teste-t</i> e com diversas amostras teste a fim de compor modelo linear probabilístico capaz de minimizar diferenças intra-grupo e maximizar diferenças entre grupos
Base de dados	<i>Moody's</i>
Disposição dos dados	Teste inicial com trinta e três pares de empresas de mesmo perfil de tamanho e indústria manufatureira
Intervalo analisado	1946 - 1965 (ênfase nos cinco anos anteriores a falência de cada uma das empresas analisada)
Tamanho da amostra	Sessenta e seis empresas para análise de um ano antes da falência (chegando até cinquenta para cinco anos antes da falência)

2.2.3. Ohlson (1980)

Na década de 1980, o autor foi um dos primeiros a publicar um artigo sobre a técnica estatística de máxima verossimilhança de um modelo de distribuição logística. Tal metodologia fora escolhida para evitar as seguintes limitações da análise discriminante multivariada: (i) a necessidade de a matriz variância-covariância ser a mesma entre os dois grupos de empresas (falidas e saudáveis) e de as variáveis independentes seguirem uma distribuição normal, o que inviabiliza o uso de variáveis *dummy*; e (ii) o fato de o resultado do modelo de Altman (1968), por exemplo, exprimir uma pontuação que tem pouca interpretação intuitiva – tendo que ser comparada a probabilidades prévias de falência para a

determinação efetiva sobre a qual grupo a empresa em análise pertence, enquanto que a abordagem de Ohlson (1980) exprime diretamente uma probabilidade de falência; (iii) o fato da equiparação dos pares ser feita por tamanho e indústria ser arbitrário, já que não há clareza acerca do limite tolerado para a formação destes.

Para o autor, a melhor opção seria adicionar essas variáveis ao modelo em vez de utilizá-las como referências para tal identidade. Assim, o problema de pesquisa é reduzido para: *“dado que uma firma pertence a uma determinada população, qual a probabilidade de falência inerente em um determinado intervalo de tempo?”*

Não há, portanto, a necessidade de determinar a probabilidade a priori de falência das empresas e nem acerca da distribuição dos previsores. Ainda sobre as considerações prévias à apresentação da metodologia, o autor ressalta possíveis limitações em estudos desse tipo em relação à coleta das variáveis financeiras das empresas falidas. Isso porque há a possibilidade de viés no estudo por conta de eventual fraude nos demonstrativos contábeis de empresas em dificuldades financeiras.

Após a coleta de dados, o autor determina os seguintes critérios para a escolha das empresas falidas no estudo: (i) registro legal dos Estados Unidos de empresas falidas no período de 1970 até 1976; (ii) a empresa teria de ser de capital aberto e (iii) a empresa deveria atuar no ramo industrial.

O nome das empresas foi então retirado do *Wall Street Journal* e o tipo e data de falência foi registrado. Os dados financeiros dessas empresas foram retirados do repositório de demonstrativos da biblioteca da escola de negócios de Stanford – o que originou a tabulação de dados financeiros para cento e cinco empresas falidas. Já para as empresas saudáveis, os resultados foram extraídos da base de dados econômicos e financeiros *Compustat* e duas mil e cinquenta e oito empresas de capital aberto foram selecionadas através de um processo randômico. Por conta do processo estatístico escolhido, não houve necessidade de buscar pares entre os grupos de empresas.

Posto isso, as seguintes variáveis financeiras foram observadas de acordo com a relevância literária: (i) tamanho da empresa – log (ativo total/índice de preços do PIB); (ii) passivo total sobre ativo total; (iii) capital de giro sobre ativo total; (iv) passivo corrente sobre ativo corrente; (v) 1 se passivo total excede ativo

total, caso contrário 0; (vi) lucro líquido sobre ativo total; (vii) fluxo de caixa operacional sobre passivo total; (viii) 1 se lucro líquido fosse negativo nos últimos dois anos, caso contrário 0 e (ix) diferença entre lucro líquido do ano corrente e do ano anterior sobre a soma de seus módulos.

Através dessas variáveis, três modelos foram dispostos para testar a capacidade de previsão da regressão logística (técnica que será formalmente definida na seção posterior), a saber: o primeiro modelo prevê falência com um ano de antecedência; o segundo prevê com dois anos de antecedência, dado que a empresa não falira no ano subsequente e o último exprime a probabilidade de falência com um ou dois anos.

As taxas de acerto foram de respectivamente: 96%, 95% e 93% e para o primeiro modelo que possui índice de verossimilhança de 84% (onde um representa capacidade máxima de distinção entre os dois grupos de empresas – falidas e saudáveis – pelo modelo), as seguintes variáveis foram consideradas estatisticamente significativas através do *teste-t* já mencionado: tamanho, passivo total sobre ativo total, capital de giro sobre ativo total e lucro líquido sobre ativo total. Dessa forma, segue a ficha técnica desse estudo.

Tabela 3: Ficha técnica para Ohlson (1980)

Fatores	Características
Metodologia	Regressão logística – três amostras teste e <i>teste-t</i> para determinar significância das variáveis testadas
Base de dados	Falidas: cadastro nacional (<i>Wall street index</i>); não falidas: <i>Compustat</i>
Disposição dos dados	Teste inicial com cento e cinco empresas falidas e duas mil e cinquenta e oito saudáveis escolhidas randomicamente
Intervalo analisado	1970 - 1976
Tamanho da amostra	Cento e cinco empresas (maior frequência de falência entre 1972 e 1973)

2.3.

Considerações importantes sobre a metodologia de previsão de falência de empresas

A maneira como os principais estudos estatísticos na área estão estruturados suscita considerações importantes acerca da metodologia adequada para o desenvolvimento de um modelo para a previsão de falência de empresas. Primeiramente, como em Beaver (1967) e Altman (1968) há a necessidade de definição do conceito de falência para a determinação assertiva do objeto de pesquisa. Mesmo antes desses estudos seminais, como em Fitz Patrick (1932), o uso de variáveis financeiras tornou-se essencial para a composição de tais modelos porque através delas é possível estabelecer relação entre performance operacional e solvência.

Em seguida, para a escolha da amostra de empresas falidas há outra consideração importante: a fonte. Na literatura, quando a amostra considera companhias de um país onde há regulação que cadastra instituições falidas e disponibiliza esses dados, há maior facilidade para formação desta amostra – como em Ohlson (1980) e Pervan et al. (2011), respectivamente nos Estados Unidos e na Croácia.

Entretanto, dependendo do local e da época em que foram desenvolvidos os estudos, isso não é possível e alternativas surgem. Dentre elas a requisição do apoio de bancos ou instituições avaliadoras de crédito para coletar dados, como respectivamente em: Minussi, Damacena & Ness Jr (2002) e Beaver (1967).

Outra forma também utilizada na literatura para determinar as empresas falidas que farão parte da construção do modelo é determinar um critério financeiro que denote a situação de falência. Tal qual Theodossiou (2006) que compôs sua base de empresas falidas com companhias que apresentaram índice de liquidez geral menor do que um nos dois últimos anos antes do ano de execução da pesquisa.

Em seguida, se faz necessário escolher a técnica estatística, teórica ou artificial que será usada para determinar o modelo de previsão. Ao longo da história, conforme apresentado nessa seção, houve significativa evolução nessa área – desde as análises univariadas da década de 1930 até os contemporâneos sistemas artificiais computacionais que munidos de informação financeira e econômica exprimem a probabilidade de falência para as empresas analisadas.

Nesse sentido, com o fim de compilar todas as técnicas e relativizá-las em termos de importância, Aziz & Dar (2006) analisaram oitenta e nove estudos empíricos como já citado, e não conseguiram chegar a um consenso sobre a melhor metodologia a ser utilizada. As técnicas mais empregadas na amostra foram análise discriminante multivariada (MDA) e regressão logística. Já as teóricas foram as únicas a apresentar taxa de média de acerto superior a 90%. Por fim, no ranqueamento elaborado pelo autor, elencado através da razão entre desvio padrão ponderado de cada técnica e sua frequência de emprego na amostra, as técnicas MDA e regressão logística ocupam a primeira e segunda posição, respectivamente.

Ainda no que tange a escolha da amostra, outra consideração importante é o intervalo observado para a construção dos modelos, pois esse intervalo varia consideravelmente. Todavia, em geral, apesar das limitações com a obtenção de dados de empresas falidas, busca-se na literatura, intervalo suficiente para a constituição de um modelo robusto. A conclusão é de que esse deve ser a partir de cinco anos.

Após a coleta da amostra, é notória a intenção de evitar quaisquer vieses que possam prejudicar o resultado final do modelo. É por isso que os estudos abordados no presente trabalho conduziram testes que visam avaliar o poder discriminante entre os dois grupos de empresas avaliados para testar a significância das variáveis. Além disso, esses também empregaram testes com o objetivo de avaliar a correlação entre as variáveis disponíveis para delimitar o modelo que se dispunham a construir, tal qual Beaver (1967), Altman (1968) e Lundqvist & Strand (2013).

Após a aplicação da técnica escolhida (seja estatística, teórica ou produto de inteligência artificial), em regra, aplica-se o modelo às amostras-teste. Estas podem ser constituídas por um subconjunto da amostra original, uma nova amostra ou ainda um arranjo entre esses dois formatos. Exemplos disso podem ser obtidos no tópico anterior dessa seção, com os três estudos analisados, ou em trabalhos que visem à aplicação de modelos já publicados para a verificação de solvência de empresas, como em Rezende, Farias & Oliveira (2013) que reuniram variáveis financeiras e aplicaram modelos estatísticos pioneiros na previsão de falência de empresas na literatura brasileira, elaborados no fim da década de 1970.

Por fim, existe ainda a possibilidade de testar o modelo para prever falência com até cinco anos de antecedência em relação a sua ocorrência, como em Altman (1968), de acordo com o período de falência e intervalo analisado no estudo. Com a conclusão das rotinas de testes, a taxa de acerto do modelo pode ser aferida e inferências sobre a sua eficácia, feitas.

3

Metodologia

Essa seção visa à apresentação do método usado para compor o modelo final de previsão de falência de empresas, bem como os procedimentos necessários para atestar seu potencial e discutir os resultados.

3.1.

Escolha do modelo estatístico

O modelo estatístico empregado foi o de regressão logística com o uso de indicadores financeiros. O fundamento para essa escolha está nos diversos estudos comparativos entre as mais relevantes abordagens existentes, como explicado na sessão ii do presente trabalho. Tais estudos concluíram que esse método obtém os melhores resultados preditivos, além de ser o mais utilizado, conforme Aziz & Dar (2006), Araghi (2013), Williams (2009) e Wu et al. (2010). As principais técnicas comparadas à regressão logística são a regressão PROBIT e MDA.

Em relação à MDA, as vantagens, como já foi apontado na seção anterior, de acordo com Olhson (1980) e Theodossiou (2006), são: (i) não há a necessidade de distribuição normal das variáveis financeiras e demais variáveis dicotômicas usadas; (ii) não há o requerimento das variáveis pertencentes aos grupos de empresas saudáveis e falidas possuírem a mesma matriz variância-covariância; e (iii) o produto da regressão logística é uma probabilidade de falência e não uma pontuação, como no caso da MDA – o que torna a interpretação dos resultados menos intuitiva, no caso da última.

Já em referência à PROBIT, as vantagens, conforme German (2008) apud. Klietk et al. (2014), são: (i) a função de distribuição logística é mais simples matematicamente; e (ii) a transformação linear inversa do modelo de regressão logística pode ser interpretada como o logaritmo das chances da variável dependente, enquanto a regressão PROBIT não tem essa propriedade.

Dessa forma, vale a definição formal do método de regressão logística, conforme Ohlson (1980):

$$l(\beta) = \sum_{i \in S_1} \log P(X_i, \beta) + \sum_{i \in S_2} \log (1 - P(X_i, \beta))$$

Onde $l(\beta)$ denota a função de probabilidade dos parâmetros dos indicadores financeiros – representados por um vetor da *iésima* observação: X_i . Portanto, $\log P(X_i, \beta)$ denota o logaritmo da probabilidade de falência para qualquer X_i e β dados. Cabe ressaltar ainda que $0 \leq P \leq 1$. Além disso, S_1 e S_2 denotam respectivamente, o conjunto de empresas falidas e saudáveis.

Assim, a função acima consiste no estimador de máxima verossimilhança para os parâmetros β que comporão o modelo original. Para a determinação dos parâmetros que maximizarão a taxa de assertividade do modelo, isto é, maximizarão a probabilidade de que o modelo preveja de maneira correta, a falência de uma empresa classificada como insolvente *a priori* e a situação de solvência de uma empresa classificada *a priori* como saudável, é necessário que o *software* utilizado no estudo (*evIEWS*) determine a classe de equações P de forma a satisfazer a equação abaixo:

$$\max_{\beta} l(\beta)$$

Para que seja possível resolver a equação acima, já que segundo o autor, uma série de equações P seria possível, cabe a escolha de uma função específica e que seja de interpretação intuitiva e operacionalmente viável. Dessa forma, o autor optou pela função logística, definida abaixo:

$$P = (1 + \exp\{-y_i\})^{-1} \quad \text{onde} \quad y_i = \sum_j \beta_j X_{ij}$$

Isto posto, pode-se destacar que tudo mais constante, quanto maior for y_i (que é a equação de regressão originada pela amostra original e apresentada na seção posterior) menor a probabilidade de falência de acordo com a função P acima de acordo com o ponto de corte que será explicitado também na sessão a seguir, e que foi definido como 0,5 nesse estudo. Sendo assim, para replicar o que

é feito pelo programa estatístico, se deve aplicar as variáveis financeiras conforme a empresa analisada na equação de regressão calculada pelo programa estatístico escolhido (que segue processo de máxima verossimilhança descrito acima) e seguir a fórmula P indicada anteriormente (com y_i sendo o resultado dessa equação de regressão) para de acordo com o ponto de corte: 0,5, definir a empresa analisada como solvente ($P > 0,5$) ou insolvente ($P \leq 0,5$).

3.2. Coleta dos dados

Para a condução do modelo, foi necessária a escolha de um conjunto de empresas e variáveis financeiras que compreendam um intervalo suficiente para elaborar o modelo de previsão de falência de empresas.

3.2.1. Amostra de empresas

A fonte de coleta de todos os dados escolhida foi o banco de dados *Economatica* que reúne informações contábeis e financeiras de empresas de capital aberto em países latinos. Da *Economatica*, foram selecionadas as companhias de capital aberto brasileiras que estão, portanto, listadas na Bovespa (mercado de ações brasileiro).

Tais companhias foram, então, catalogadas em três grupos: “insolventes”, “solventes” e “zona cinza”. Para tal, o grau de solvência geral para 2016 (3º trimestre) e 2015 (fechamento do exercício) foi usado como referência.

As companhias que apresentavam grau inferior a 1 nesses dois anos foram classificadas como insolventes e as demais como solventes. Interessante destacar que esse método também foi usado por Theodossiou (2006) no processo de classificação de amostras de empresas em seu estudo.

Em seguida, foram classificadas como “zona cinza” as empresas que apesar de não se enquadrarem no parâmetro determinado para as insolventes

inicialmente, apresentaram mais de um ano de grau de liquidez geral menor do que um dentro do intervalo escolhido para coleta de dados, qual seja, entre os anos de 2010 e 2016. Adicionalmente, também foram incluídas nessa classificação, empresas que apesar de terem sido classificadas como insolventes inicialmente, apresentaram média de grau de liquidez geral maior do que 1, pois esse é um fato que indica que essas empresas estão oscilando consideravelmente quanto ao grau de solvência. Com isso, a intenção é constituir uma amostra de teste que servirá para corroborar a taxa de acerto do modelo, como em Altman (1968). O próximo passo foi excluir da amostra as empresas que não apresentavam dados no período citado.

Por fim, as observações repetidas foram excluídas e sempre que houvesse ações ordinárias, essas foram mantidas porque asseguram maiores garantias no aspecto de governança corporativa⁴. As estatísticas em relação ao número de empresas solventes e insolventes e atuantes em cada indústria - de acordo com as informações da Bovespa - estão respectivamente nas Tabelas 4 e 5. O detalhamento das empresas classificadas como “zona cinza” que compõem a amostra-teste está na Tabela 6. Já a lista de cada empresa com a classificação em relação ao grau de solvência e indústria está no Anexo I.

Da observação da Tabela 5, percebe-se que há razoável distribuição entre as indústrias para as empresas insolventes que constituem o modelo, dada a limitação da distribuição do número de empresas de capital aberto na bolsa por indústria. Tal arranjo é importante para que o modelo sirva ao mercado brasileiro em geral e não esteja restrito a determinadas indústrias, apesar de haver estudos focados em produzir modelos direcionados especificamente para alguns setores, como Lundqvist & Strand (2013).

Quanto às empresas insolventes, não houve aqui uma preocupação em buscar identidade entre os grupos da amostra, já que Ohlson (1980) compôs o conjunto de empresas solventes no referido estudo de maneira aleatória com o intuito de angariar o máximo de empresas saudáveis para compor o modelo e produzir resultados satisfatórios. Esse mesmo racional foi replicado no presente estudo.

4 Vide: <http://oglobo.globo.com/economia/acoes-ordinarias-ou-preferenciais-ons-dao-direito-voto-protagem-em-reestruturacao-2971612>

Tabela 4: Situação das empresas da amostra original em 2016

Empresas solventes	Empresas insolventes	Total de empresas
162	113	275

Tabela 5: Indústrias de cada grupo da amostra original em 2016

Indústria	Insolventes	Solventes	Total
Bens Industriais	31	15	46
Consumo Cíclico	34	38	72
Consumo não Cíclico	14	2	16
Financeiro e Outros	17	27	44
Materiais Básicos	19	6	25
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	7	2	9
Saúde	4	7	11
Tecnologia da Informação	1	6	7
Telecomunicações	5	-	5
Utilidade Pública	30	10	40
Total	162	113	275

Tabela 6: Indústrias de cada grupo da amostra "zona cinza" em 2016

Indústria	Insolventes	Solventes	Total
Bens Industriais	5	6	11
Consumo Cíclico	5	6	11
Consumo não Cíclico	3	7	10
Financeiro e Outros	7	7	14
Materiais Básicos	5	2	7
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	2	-	2
Saúde	2	1	3
Tecnologia da Informação	-	1	1
Telecomunicações	-	1	1
Utilidade Pública	4	7	11
Total geral	33	38	71

3.2.2.**Amostra das variáveis financeiras**

Para a determinação dos indicadores financeiros devidos, foram listados trinta e nove indicadores, conforme o Anexo II. A lista inicial é composta por

trinta e oito índices populares e com resultados empíricos atestados na literatura conforme Mensah (1984).

As únicas diferenças foram a exclusão de duas variáveis: a primeira (passivo total mais ações preferenciais sobre ativo total) porque não havia informações disponíveis na base de dados utilizada no estudo (dependiam da cotação das ações preferenciais no intervalo de estudo) e a outra (movimentação das vendas), por ser um valor absoluto que difere dado o tamanho da empresa e não necessariamente seu estado de solvência.

A movimentação do ativo total foi inserida no modelo através do $\log(\text{ativo total/IPCA})$ em razão da última ser uma aproximação de tamanho da empresa e servir melhor aos interesses do modelo dada a popularidade do mesmo, visto que Ohlson (1980) usou a mesma variável em seu modelo e que Beaver (1967) e Altman (1968) ressaltaram a importância do tamanho da empresa na condução de estudos de falência.

Com o objetivo de compor o modelo final, um *teste-t* foi conduzido no *software* estatístico *Eviews* para aferir a diferença nas médias de cada índice financeiro entre os grupos de empresas insolventes e solventes (o terceiro grupo, intitulado “zona cinza” fará parte da amostra-teste).

A “estatística *t*” foi comparada, então, com o valor crítico correspondente a um nível de significância de 5% e caso seja superior, há indícios de que existe poder discriminante na variável analisada entre os dois grupos. Entretanto, esse fato não é suficiente para a composição do modelo final, tal como afirmou Beaver (1967), bem como artigos contemporâneos, tal qual Theodossiou (2006), já que se houver desvio padrão considerável nos dois grupos e existir zona de intercessão entre os mesmos, é possível que tal indicador não seja variável adequada para constituir o modelo final.

Todavia, tal prática é comumente aplicada na literatura para começar o processo de seleção dos indicadores quando da composição do modelo de previsão de falência, conforme Altman (1968), Ohlson (1980) que continuam sendo replicados até hoje, conforme Wu et al. (2010) e Lundqvist & Strand (2013). A tabulação desse teste também está contida no Anexo II e as variáveis com poder discriminante significativo a 5% aparecem em negrito.

Após a primeira triagem, dez variáveis restaram (detalhamento na seção 4.1), e após isso, a correlação entre as variáveis restantes foi analisada e os indicadores que apresentaram correlação maior do que 0,5 e menor do que -0,5 foram filtrados para eliminar a presença de multicolinearidade no modelo, até que não houvesse mais correlação significativa entre variáveis. Para tanto, o processo foi realizado duas vezes, de maneira a eliminar preferencialmente, as variáveis que se relacionam com mais de um indicador a fim de que o modelo final tenha o maior número de variáveis possível, como realizado em Pervan et al. (2011) e Lundqvist & Strand (2013).

O gatilho escolhido se dá porque, de acordo com Rumsey (2016), é a partir desses valores que os estatísticos reconhecem um grau de correlação considerável entre as variáveis. É possível observar nas Tabelas 7 e 8 as matrizes de correlação com valores significativos e indicadores retirados do modelo em negrito, bem como a tabela definitiva – livre de variáveis altamente correlacionadas com seus pares (Tabela 9).

Por fim, o modelo foi calculado através do software *Eviews*, e as cinco variáveis financeiras mais significativas estatisticamente, compõem o conjunto de variáveis definitivo. Na seção de resultados, veremos que tal movimento simplifica o modelo e que a perda em seu poder explicativo decorrente disso, é mínima. Posto isso, cabe formalizar o modelo final, bem como a rotina de regressões para atestar seu real poder preditivo.

Tabela 7: Correlações entre variáveis financeiras passo (1/2)

	AC/PC	AL/PC	CG/AT	CPV/CaP	Dis/PC	LAJR/PT	EST/AT	FCL/PT	LOG(AT/IR)	NW/AT	NW/PT	REC/AL	REC/Recb	Recb/AT	Recb/PC	Rluc/AT
AC/PC	1	0,76	0,16	-0,13	0,76	-0,45	-0,12	-0,29	-0,25	0,04	0,74	-0,16	-0,12	-0,16	-0,15	-0,02
AL/PC		1	0,14	-0,1	1	-0,3	-0,09	-0,27	-0,25	0,03	0,48	-0,14	-0,11	-0,13	-0,12	-0,04
CG/AT			1	0,09	0,14	-0,23	0,15	-0,2	-0,01	0,27	0,14	-0,18	-0,01	0,12	0,33	0,27
CPV/CaP				1	-0,11	0,13	0,13	0,11	-0,04	0,07	-0,1	0,35	0,11	0,09	0,22	0,14
Dis/PC					1	-0,3	-0,1	-0,27	-0,25	0,03	0,48	-0,14	-0,1	-0,13	-0,13	-0,04
LAJR/PT						1	0,11	0,92	0,53	-0,05	-0,54	0,16	0,12	0,15	0,15	0,11
EST/AT							1	0,1	0,03	0,07	-0,09	-0,18	-0,03	0,45	0,31	0,04
FCL/PT								1	0,5	-0,04	-0,43	0,14	0,11	0,14	0,14	0,1
LOG(AT/IPCA)									1	0,21	-0,27	0,15	0,15	0,03	0,07	0,04
NW/AT										1	0,04	0,03	0,06	-0,03	0,12	0,14
NW/PT											1	-0,12	-0,1	-0,13	-0,12	-0,05
REC/AL												1	0,44	-0,13	-0,17	-0,05
REC/Recb													1	-0,23	-0,23	-0,06
Recb/AT														1	0,6	0,08
Recb/PC															1	0,33
Rluc/AT																1

Tabela 8: Correlações entre variáveis financeiras passo (2/2)

	AL/PC	CG/AT	CPV/CaP	EST/AT	LOG(AT/IPCA)	NW/AT	NW/PT	REC/AL	REC/Recb	Recb/PC	Rluc/AT
AL/PC	1	0,05	-0,1	-0,08	-0,23	0,03	0,48	-0,12	-0,1	-0,11	-0,03
CG/AT		1	0,08	0,09	0,12	0,43	0,05	0,01	0,04	0,16	0,13
CPV/CaP			1	0,15	0	0,11	-0,1	0,28	0,1	0,24	0,16
EST/AT				1	0,05	0,1	-0,09	-0,18	-0,04	0,32	0,07
LOG(AT/IPCA)					1	0,24	-0,09	0,13	0,14	0,1	0,08
NW/AT						1	-0,24	0,07	0,08	0,16	0,16
NW/PT							1	-0,11	-0,09	-0,11	-0,04
REC/AL								1	0,53	-0,17	-0,05
REC/Recb									1	-0,23	-0,06
Recb/PC										1	0,32
Rluc/AT											1

Tabela 9: Definitiva – livre de variáveis altamente correlacionadas com seus pares

	AL/PC	CG/AT	CPV/CaP	EST/AT	LOG(AT/IPCA)	NW/AT	NW/PT	REC/Recb	Recb/PC	Rluc/AT
AL/PC	1	0,05	-0,1	-0,08	-0,23	0,03	0,48	-0,1	-0,11	-0,03
CG/AT		1	0,08	0,09	0,12	0,43	0,05	0,04	0,16	0,13
CPV/CaP			1	0,15	0	0,11	-0,1	0,1	0,24	0,16
EST/AT				1	0,05	0,1	-0,09	-0,04	0,32	0,07
LOG(AT/IPCA)					1	0,24	-0,24	0,14	0,1	0,08
NW/AT						1	0,04	0,08	0,16	0,16
NW/PT							1	-0,09	-0,11	-0,04
REC/Recb								1	-0,23	-0,06
Recb/PC									1	0,32
Rluc/AT										1

3.3.

Estrutura do modelo final e rotinas de regressão

Essa seção tem o intuito de definir formalmente o modelo de regressão utilizado para o estudo e elencar as rotinas que serão utilizadas para aferir os resultados de previsão de falência de empresas.

3.3.1.

Modelo final

O modelo final é, então, definido conforme segue:

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + C$$

Onde Z é o índice a ser aplicado na equação $P = (1 + \exp\{-y_i\})^{-1}$ dados os parâmetros β e indicadores financeiros X para o cálculo da probabilidade de falência das empresas analisadas, e C representa a constante que reflete o erro

esperado do modelo em questão (na regressão logística equivale a 3,38). Como já mencionado, a partir de uma lista de trinta e nove indicadores financeiros referenciados pela literatura, oriundos de duzentas e setenta e cinco empresas de capital aberto com dados do fechamento de 2015 e terceiro trimestre de 2016, foi feita uma regressão logística, conforme a seção 3.1, com as variáveis de maior poder estatisticamente discriminante a fim de determinar os parâmetros dessa equação de regressão. Ainda acerca dos parâmetros e indicadores (todos com a exceção de X_5 – que é significativo a 6% – são significativos a 5%), cabe maior detalhamento abaixo:

X_1 = capital de giro/ativo total

Mede o excedente sobre o capital necessário a manutenção da operação em relação a todos os ativos que a empresa possui. Quanto maior, melhor a capacidade de geração de renda no curto prazo da empresa em questão.

Parâmetro determinado pela regressão: 16,05

X_2 = $\log(\text{ativo total}/\text{IPCA})$

Mede o tamanho da empresa em questão. É necessário para avaliar se, por exemplo, quanto maior o tamanho, menor a probabilidade de falência.

Parâmetro determinado pela regressão: -0,9

X_3 = $(\text{ativo total} - \text{passivo total})/\text{ativo total}$

Similar ao primeiro indicativo, avalia a capacidade de geração de valor de determinada companhia no âmbito geral – curto e longo prazos em relação aos seus ativos. Parâmetro determinado pela regressão: 3,17

X_4 = receita líquida/recebíveis

Avalia o desempenho comercial da empresa sobre o montante que esta tem a receber. Nesse sentido, a companhia deve buscar um equilíbrio porque caso haja acúmulo na conta de recebíveis, pode haver necessidade excessiva de capital de giro e isso pode afetar a geração de receita.

Parâmetro determinado pela regressão: -0,13

X_5 = lucro retido/ativo total

Avalia o quanto de lucro é retido pela empresa em relação aos seus ativos e serve para medir o quanto é reinvestido na operação da companhia de acordo com estratégia institucional e interesse dos sócios. Parâmetro determinado pela regressão: 4,76

Assim, é possível definir a equação de regressão do modelo, conforme segue: (abaixo, as variáveis seguem a ordem respectiva conforme citadas logo acima)

$$Z = 16,05CG/AT - 0,90LOG(AT/IPCA) + 3,17NW/AT - 0,13REC/RECB + 4,76RLUC/AT + 3,38$$

3.3.2. Rotinas de regressão

Os procedimentos para o aferimento dos resultados são os seguintes:

Passo 1 – execução de regressão logística com a equação indicada no tópico anterior dessa seção com a amostra original;

Passo 2 – aplicação do modelo utilizando dados de até dois anos antes da falência, isto é 2014 e 2015;

Passo 3 – aplicação do modelo às empresas classificadas como “zona cinza” que constituem a amostra teste;

Passo 4 – comparação dos resultados com o modelo de Altman (1968) com atenção aos erros do tipo I e II.

4. Resultados

Essa seção concentra os resultados e a discussão relacionada à aplicação da metodologia definida no capítulo 3.

4.1. Resultados do modelo original

Conforme mencionado na sessão de metodologia, as variáveis financeiras utilizadas pelo modelo final foram filtradas com base no *teste-t* de médias e correlação. Dessa forma, a regressão logística inicial se deu com dez variáveis, a saber: i) ativo líquido/passivo circulante; ii) capital de giro/ativo total; iii) custo de produtos vendidos/contas a pagar; iv) estoques/ativo total; v) log[ativo total/IPCA]; vi) [ativo total – passivo total]/ativo total; vii) [ativo total – passivo total]/passivo total; viii) receita líquida/recebíveis; ix) recebíveis/passivo circulante; x) lucro retido/ativo total.

O resultado está nas Tabelas 10 e 11. As variáveis que não são significativas a 5% foram retiradas, com a exceção de uma: lucro retido/ativo total que é significativa a 10%. Todas as outras não são significativas e foram retiradas do modelo para simplificação sem que houvesse perda no poder explicativo do mesmo (através da observação do índice *McFadden R-squared*). Assim, a Tabela 11 exprime o produto final da regressão logística através do *Eviews*.

Tabela 10: Regressão inicial com as dez variáveis pós teste-t de médias e correlograma (McFadden R quadrado: 0,68)

Variável	Coeficiente	Desvio padrão	Estatística Z	Probabilidade
AL/PC	-0,004	0,005	-0,84	0,4
CG/AT	14,83	2,833	5,24	0
CPV/CAP	-0,006	0,02	-0,27	0,79

EST/AT	5,02	3,093	1,62	0,1
log(AT/IPCA)	-0,954	0,379	-2,52	0,01
NW/AT	2,471	1,214	2,04	0,04
NW/PT	0,242	0,243	1	0,32
Rec/Recb	-0,134	0,036	-3,73	0
Recb/PC	-0,517	0,967	-0,54	0,59
Rluc/AT	5,079	2,696	1,88	0,06
C	3,943	3,046	1,29	0,2

Tabela 11: Regressão final somente com as variáveis estatisticamente significativas (McFadden R quadrado: 0,67)

Variável	Coeficiente	Desvio padrão	Estatística Z	Probabilidade
CG/AT	16,05	2,545	6,31	0
log(AT/IPCA)	-0,9	0,316	-2,85	0,004
NW/AT	3,17	1,108	2,86	0,004
Rec/Recb	-0,13	0,033	-4,03	0
Rluc/AT	4,76	2,527	1,88	0,059
C	3,38	2,422	1,4	0,16

Em seguida, coube a aplicação de um teste com o modelo final para determinar qual a taxa de acerto deste com a amostra original (i.e. as cinco variáveis definidas na seção 3.3.1 para a lista de duzentas e setenta e cinco empresas do anexo I classificadas como solventes ou insolventes). Os resultados com as taxas de acerto e erros do tipo I (empresas insolventes classificadas como solventes) e tipo II (empresas solventes classificadas como insolventes) estão na Tabela 12.

Tabela 12: Taxas de acerto e erros dos tipos I e II do modelo final

Dados/Tipo de empresa	Empresas insolventes	Empresas solventes
Classificadas corretamente	155	102
Classificadas erradamente	7	11
Porcentagem correta	95,68%	90,27%
Porcentagem incorreta	4,32%	9,73%

Da observação da Tabela 12, constata-se que o modelo classificou corretamente 95,68% das empresas classificadas como insolventes e 90,27% das

companhias tidas como solventes. Isso totaliza taxa de acerto geral de 93,45%. É possível também depreender o modelo de previsão mencionado na seção 3.3.1, conforme segue:

$$Z = 16,05CG/AT - 0,90LOG(AT/IPCA) + 3,17NW/AT - 0,13REC/RECB + 4,76RLUC/AT + 3,38$$

Da equação acima, para todos os índices que possuem indicadores positivos, as médias das empresas solventes, registradas na tabela 13 a ser apresentada ainda nesse capítulo, são substancialmente maiores para as empresas classificadas como solventes *a priori* e para os indicadores com parâmetros negativos, as médias são maiores para empresas classificadas como insolventes *a priori*. Tal observação corrobora o que foi indicado na seção anterior: quanto maior o índice *Z* que é definido no modelo de Ohlson (1980) como y_i , menor a probabilidade de falência da empresa a ser analisada.

Dessa forma, cabe destaque aos indicadores *CG/AT* e *RLUC/AT* que são os principais fatores na determinação de falência das empresas, dados seus parâmetros. Se uma determinada empresa apresentar valores médios compatíveis com empresas solventes (conforme tabela 13) para esses fatores, o modelo pode classificá-las erradamente como tal, caso seu grau de liquidez não seja condizente (i.e. caso a empresa em questão seja classificada como insolvente *a priori* por ter obtido grau de solvência menor do que um nos dois últimos, conforme a metodologia deste estudo).

4.2.

Resultados dos testes do modelo original

A partir do modelo final, de acordo com a seção anterior, coube a aplicação de amostras-teste para validar a taxa de assertividade do mesmo. Sendo assim, a equação acima foi usada para prever a falência de empresas com dados de 2014 e 2013. O resultado esperado, conforme Altman (1968), era que o modelo obtivesse resultados gradativamente piores, visto que quanto mais antigos são os dados para o teste, maior a probabilidade de erro – já que os dados estão sujeitos a efeitos

econômicos e industriais que afetam a performance financeira da companhia – o que remete a não estacionariedade dos indicadores financeiros avaliada por Mensah (1984) e já discutida aqui na seção 1.1. Os erros tipos I e II nos dois anos estão reportados na Tabela 13.

Tabela 13: Resultados do teste com amostras de 2014 e 2013

Período da amostra	Erro do tipo I	Erro do tipo II	Empresas solventes <i>a priori</i>	Empresas insolventes <i>a priori</i>	Total de empresa
2014	7,05%	15,93%	113	156	269
2013	9,68%	10,91%	110	155	265

Tais resultados são compatíveis com a literatura, já que os erros do tipo I e II pioram gradativamente conforme a amostra retroage. Há apenas a exceção em 2013, quando o erro do tipo II diminui, mas ainda sendo pior do que o registrado com a amostra inicial (i.e. dados de 2015). Naturalmente, o número de empresas cai já que há algumas empresas que abriram capital nesse intervalo e, portanto, não possuíam dados disponíveis nos dois anos que serviram de teste.

Na continuação, foi feito mais um teste, agora com uma nova amostra de empresas para, mais uma vez, ratificar a assertividade do modelo. Para esse teste, setenta e uma empresas foram analisadas. Todas elas faziam parte do grupo chamado “zona cinza”, pois eram empresas que apresentaram durante mais de um ano, grau de liquidez menor do que 1 ao término do exercício anual, mas não necessariamente nos anos de 2015 e 2016. Portanto, eram empresas que vinham oscilando consideravelmente em seu grau de liquidez nos últimos seis anos.

Prova disso é a comparação de média, mediana e desvio padrão dos graus de solvência geral das empresas tidas como solventes e insolventes da amostra original e da amostra teste – também referida como “zona cinza” que segue abaixo, na Tabela 14 considerando o intervalo de dados de 2010 até 2016. Desta, tem-se que a amostra original apresentou média de 0,55 e desvio padrão de 0,29 enquanto as mesmas medidas da amostra teste eram respectivamente, 10,91 e 57,95.

Já em relação ao grupo de empresas solvente, a amostra original apresentava média de 2,79 com desvio padrão de 232,43 e a amostra teste apresentou os mesmos indicadores, respectivamente: 15,3 e 206,79. Atendo-se à média, percebemos que a amostra teste apresenta um valor maior porque tem cerca de um terço do número de observações, e apesar dos desvios-padrão serem bastante elevados, quando revelamos a mediana dos dois grupos: 1,49 para a amostra original e 0,97 para a amostra teste, constatou-se que, a amostra teste possuía pelo menos, metade das suas observações abaixo de 1 quanto ao grau de liquidez geral, o que denota o fato de que essas empresas realmente, oscilaram quanto ao seu grau de liquidez nos últimos anos.

Entretanto, isso não era verdade para a amostra original que apresentava 99% das observações de empresas tidas como solventes com índices de liquidez acima de 1 no intervalo de 2010 até 2016. A observação de todas as medidas da Tabela 14 abaixo corrobora o fato da separação entre os grupos: solvente, insolvente e “zona cinza”, visto que é possível perceber a diferenças das médias entre os primeiros dois grupos e maior similaridade dessa e das outras medidas quando ao último. Sendo assim, os resultados da aplicação da amostra teste ao modelo original estão na tabela 15.

Tabela 14: Medidas estatísticas dos graus de solvência da amostra original e da amostra teste constituída pelas empresas da “zona cinza”

Amostra	Grupo	Média	Desvio padrão	Mediana
Original	Solventes	2,79	232,43	1,49
Original	insolventes	0,55	0,29	0,6
Teste	Solventes	15,3	206,79	0,97
Teste	insolventes	10,91	57,95	0,96

Tabela 15: Resultados do teste com a amostra constituída pelas empresas da “zona cinza”

Erro do tipo I	Erro do tipo II	Empresas solventes <i>a priori</i>	Empresas insolventes <i>a priori</i>
21,21%	36,84%	38	33

Como essas empresas oscilaram consideravelmente nos últimos anos, era esperado que os erros do tipo I e II aumentassem. Todavia, vale a análise para entender a razão do erro de tipo II ter sido significativo. Para tal, a média dos graus de solvência de 2015 e 2016 compõe parte da explicação.

Se considerarmos a média desses dois anos para as empresas classificadas como solventes da amostra original, após a retirada dos *outliers* (solvência geral acima de 100), teremos 2,79. Por outro lado, se considerarmos apenas a média do grau de solvência das empresas integrantes do erro de tipo II da “zona cinza”, teremos 1,05. O que denota que, de fato, essas empresas estão bem próximas de serem classificadas como insolventes pelo modelo e daí, o erro.

Além disso, percebe-se que os índices preponderantes para que uma determinada empresa seja classificada como solvente são: (i) capital de giro/ativo total e (ii) lucro retido/ativo total. Quanto maiores esses índices, maior será a probabilidade de que a empresa não venha a falir em um ano, dado o modelo original. Se nos atentarmos novamente às empresas que integram o erro tipo II e compararmos a média desses dois índices destas com a média das empresas classificadas como solventes *a priori* na amostra original, temos para o item (i) respectivamente: -0,03 e 0,34 e para o item (ii) respectivamente: 0,09 e 0,14. Esse resultado corrobora para o fato dessas empresas oscilarem razoavelmente quanto ao seu grau de solvência e contribui para o aumento de erro tipo II em relação à amostra original.

Até aqui, medidas como média e desvio padrão foram utilizadas para explicação dos erros tipos I e II com as amostras original e de teste. Dessa forma, cabe dispor essas estatísticas na Tabela 16 abaixo para a clara distinção das empresas insolventes e solventes da amostra original:

Tabela 16: Média das variáveis que compõem o modelo final para os grupos: solvente e insolvente *a priori*

Variáveis	Média solventes <i>a priori</i>	Média insolventes <i>a priori</i>
CG/AT	0,34	-0,35
log(AT/IPCA)	7	7,3
NW/AT	0,29	-0,35
REC/Recb	4,76	8,24
Rluc/AT	0,13	0,05

Por fim, a seção de revisão literária apontou alguns trabalhos, como Aziz & Dar (2006) e Pervan et al. (2011) que comprovaram empiricamente que o modelo de regressão logística apresenta resultados melhores do que o modelo de análise múltipla de discriminantes. Para corroborar isso, o modelo de Altman (1968) foi testado com cinquenta e duas empresas da amostra original, escolhidas de forma randômica, e o resultado – conforme a literatura – foi o de que a regressão logística de fato, apresenta resultados mais satisfatórios, conforme Tabela 17.

Tabela 17: Comparação entre as taxas de acerto dos modelos de Altman (1968) e o apresentado nesse estudo

Modelo	Erro do tipo I	Erro do tipo II	Taxa de acerto geral
Altman (1968)	3,85%	92,31%	51,92%
Rocha (2017)	4,32%	9,73%	93,45%

Dado o modelo de Altman (1968) e sua escala, mesmo que as empresas solventes apresentem *score* médio mais alto, os dados não foram suficientes para que o modelo classifique a maioria delas corretamente. Daí o viés e o excessivo erro tipo II observado, mesmo que os pontos de corte da escala tivessem sido alterados para os valores médios apresentados por cada grupo de empresas (insolventes e solventes *a priori*): abaixo de 0,68 – insolventes; entre 0,69 e 1,15 – “zona cinza” e acima de 1,16 – solventes. Dessa forma, os erros do tipo I e II seriam revisados para os apresentados na Tabela 18. Apesar disso, a taxa de acerto geral não sofreu alteração sensível e os resultados continuaram abaixo do esperado em torno de apenas, 56%.

Tabela 18: Comparação entre as taxas de acerto dos modelos de Altman (1968) e o apresentado nesse estudo após revisão do ponto de corte do primeiro

Modelo	Erro do tipo I	Erro do tipo II	Taxa de acerto geral
Altman (1968)	46,15%	42,31%	55,77%
Rocha (2017)	4,32%	9,73%	93,45%

Posto isso, cabe a comparação dos resultados obtidos com o modelo original e os apresentados na literatura para inferir se o objetivo da pesquisa foi alcançado e se o resultado está ou não de acordo.

4.3. Discussão dos resultados

Em seu compilado de estudos sobre o tema, Aziz & Dar (2006) apontaram taxa de assertividade média de 87% para estudos que utilizam a regressão logística, os elencando em segundo dentre os modelos mais utilizados para previsão de falência de empresas (atrás apenas da MDA). Já no estudo de Ohlson (1980), a taxa de assertividade geral foi de 96,3% e em Pervan et al. (2011) 83,3%. O presente estudo apresentou taxa geral de 93,45% - valor em linha com o apresentado na literatura.

Todas as rotinas de teste também apresentaram resultados compatíveis com a literatura, a saber: (i) teste com dados de 2014 e 2013 – a taxa de assertividade caiu porque o tempo para o momento de insolvência era maior e o desvio-padrão das variáveis aumentou e, por conseguinte, a taxa de acerto diminuiu, tal qual atestado por Altman (1968); (ii) teste com uma nova amostra – a taxa de assertividade também caiu, o que era esperado por exemplo de acordo com Altman (1968), visto que o modelo com a amostra original tende a apresentar melhores resultados, já que é baseado nesta. Vale citar que no caso do referido estudo deste autor isso não aconteceu. O que segundo ele, é indício de que o modelo não é ótimo; e (iii) comparação com MDA – na literatura existem diversos estudos comprovando empiricamente que a regressão logística apresenta resultados melhores que MDA e isso também foi atestado pela rotina de testes deste.

Em relação às variáveis empregadas, de acordo com o “teste-z”, as variáveis mais significantes estatisticamente são: (i) capital de giro/ativo total; (ii) receita líquida/ativo total; (iii) (ativo total – passivo total)/ativo total; (iv) log(ativo total/IPCA) e (v) lucros retidos/ativo total. Como dito anteriormente, esses índices

foram escolhidos tomando como base o artigo de Mensah (1984) e são amplamente utilizados na literatura.

Por fim, pode-se concluir que o objetivo do estudo foi atendido e uma forma eficiente de prever a falência de empresas de capital aberto no mercado brasileiro foi apresentada e o modelo final respondeu conforme a literatura quando submetido aos testes apresentados na seção de metodologia.

5. Conclusão

A previsão de falência de empresas contribui para a avaliação de projetos e as análises de investimentos e crédito. É importante também para os gestores, especialmente em momentos de crise econômica, no qual esse estudo foi conduzido. A importância fica ainda mais clara quando se analisa a situação local, já que no Brasil, cerca da metade das empresas fecham as portas quatro anos após sua fundação⁵. Daí a importância de compreender o que deflagra a falência de empresas de capital aberto no país (dada a disponibilidade dos dados para a execução desse estudo) para que seja possível antecipar momentos de crise e recuperar empresas sob tensão financeira.

Dessa forma, o presente estudo se propôs a contextualizar a importância do tema, conforme parágrafo acima, apresentando uma revisão de literatura com as principais técnicas utilizadas na área. Dentre os modelos estatísticos observados, a regressão logística se mostrou empiricamente, o modelo mais assertivo entre os aplicados na literatura. Tal seção explicita a evolução do estudo na área, desde a análise univariada dos anos 1930 até as técnicas que empregam redes neurais e sistemas de inteligência artificial criados a partir da década de 1990.

Em seguida, foi definido, na seção de metodologia, a forma do modelo a ser usado. Optou-se por usar como base a utilização de trinta e oito indicadores financeiros testados estatisticamente para inferência de significância e posterior regressão logística com os dados selecionados de duzentas e setenta e cinco empresas da amostra original. Nessa seção, a rotina de testes também foi apresentada para que a eficácia do modelo fosse comprovada.

Na seção seguinte, os resultados foram expostos e contextualizados com a literatura. A taxa de acerto geral do modelo foi de 93,45% - alinhada com os apresentados na literatura. Os resultados da rotina de teste também são suportados empiricamente. Isto é, os resultados decaem nos anos anteriores (em 2014 e

⁵ Vide: <http://www1.folha.uol.com.br/mercado/2015/09/1677729-metade-das-empresas-fecha-as-portas-no-brasil-apos-quatro-anos-diz-ibge.shtml>

2013), e decaem também com uma nova amostra-teste. Entretanto, os resultados são satisfatórios, já que se tratava de uma amostra de empresas cuja situação financeira oscilava consideravelmente e inseridas em um contexto de crise econômica.

Por fim, o estudo também compara a regressão logística com a técnica MDA e obtém os mesmos resultados presentes na literatura. Isto é, de fato, a regressão logística apresenta resultados melhores do que a única técnica usada com maior frequência nos trabalhos da área de acordo com Aziz & Dar (2006). A última seção visa ressaltar que de fato, a resposta para o problema de pesquisa foi obtida. A regressão logística de acordo com o que foi atestado empiricamente no presente estudo, é o modelo estatístico mais eficaz para a previsão de falência de empresas de capital aberto no Brasil.

Outrossim, alguns fatores podem ser analisados em futuras pesquisas. Dentre eles, a influência de variáveis econômicas para previsão de falência. Para tal análise cabe um estudo segmentado por ciclos econômicos, conforme períodos de recessão e expansão econômica tal qual Mensah (1984). Ademais, vale o estudo mais detalhado dos erros tipo I e II, pois conforme demonstrado no presente estudo esses erros podem ocorrer devido à condição de oscilação frequente da situação financeira das companhias analisadas. Assim, empresas classificadas *a priori* como insolventes, mas que foram rotuladas como solventes pelo modelo, podem indicar subavaliação de seu valor de mercado e o inverso vale para empresas segmentadas *a priori* como solventes, mas que o eventual modelo classificasse como insolventes. Tal fator pode servir como fundamento para decisões de investimento e um estudo inferencial é devido para avaliar essa possibilidade.

6.

Referências bibliográficas

ALTMAN, EI. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. **Journal of Finance**. 23, 4, p.589-609, Sept. 1968.

ARAGHI, MK.; MAKVANDI, S. Comparing Logit, Probit and Multiple Discriminant Analysis Models in Predicting Bankruptcy of Companies. **Asian Journal of Finance and Accounting**. Vol. 5, No 1, 2013.

AZIZ, M. A., & DAR, H. A. Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? **Corporate Governance**. 6(1), p.18–33, 2006.

BEAVER, WH. Financial Ratios as Predictors of Failure. **Journal of Accounting Research**. 4, 3, p.71-111, Dec. 1966.

CHIARA, M. **1,8 milhão de empresas fecharam em 2015**. O Estado de São Paulo, São Paulo, 10 mai. 2016. Disponível em: < <http://economia.estadao.com.br/noticias/geral,1-8-milhao-de-empresas-fecharam-em-2015,10000050202> > Acesso em: 11 jan. 2017

ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial**. 1976. 190 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo-SP, 1976.

FITZPATRICK, P.J. A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. **Certified Public Accountant**. p. 598-605, 656-662, & 721-731, 1932.

GERMAN, M. **MODELOVANIE. vzťahov na trhu práce pomocou metód maximálne vierohodnosti**. Diploma thesis. Univerzita Komenského v Bratislave, 2008.

GIORDANI, P.; JACOBSON T.; SCHEDVIN EV. Taking the Twists into Account: Predicting Firm Bankruptcy Risk with Splines of Financial Ratios. **New Economic Papers**, No 256. 2011.

JACOBSON, T., LINDÉ, J. AND ROSZBACH, K. Firm default and aggregate fluctuations. **Journal of the European Economic Association**, 11: 945–972. 2013.

JUSBRASIL. **Direito empresarial: falência de empresas.** Disponível em: <<https://www.jusbrasil.com.br/topicos/291611/falencia>>. Acesso em: 10 nov. 2016.

KANITZ, S. C. **Como prever falências.** São Paulo: McGraw Hill, 1978.

KHUSHBU AGRAWAL , YOGESH MAHESHWARI. Default risk modelling using macroeconomic variables. **Journal of Indian Business Research**, Vol. 6 Iss: 4, p.270 – 285, 2014.

KLIEŠTIK, T; KOČIŠOVÁ, K; MIŠANKOVÁ, M. Logit and Probit Model used for Prediction of Financial Health of Company. **Procedia Economics and Finance**. 23, 2nd Global conference on business, economics, management and tourism, p.850-855, jan. 1, 2015.

LAITINEN, EK.; LAITINEN, T. Cash Management Behavior and Failure Prediction. **Journal of Business Finance & Accounting**. 25, 7/8, p.893-919, Set. 1998.

LUCIANNE, C. **Ações ordinárias ou preferenciais? ONs dão direito a voto e protegem em reestruturação.** Disponível em: <<http://oglobo.globo.com/economia/acoes-ordinarias-ou-preferenciais-ons-dao-direito-voto-protegem-em-reestruturacao-2971612>> Acesso em: 10 jan. 2017.

LUNDQVIST, D; STRAND, J. **Bankruptcy Prediction with Financial Ratios - Examining Differences across Industries and Time.** Degree Project Master of Science in Business and Economics. Department of Business Administration, Lund University, 2013.

M. ODOM, R. SHARDA. **A neural network for bankruptcy prediction**, in: IJCNN International Conference on Neural Networks, San Diego, CA, 1990.

MENSAH Y. An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. **Journal of Accounting Research**. p.380-395, 1984.

METZ, A. **Moody's Credit Rating Prediction Model.** Moody's investors service, 2006. Disponível em: <<https://www.moodys.com/sites/products/defaultresearch/2006200000425644.pdf>> Acesso em: 02 fev. 2017.

MINUSSI, JA; DAMACENA, C.; NESS JR, WL. Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística. **Rev. adm. contemp.**, Curitiba , v. 6, n. 3, p. 109-128, Dez. 2002. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S14156555200200030007&lng=en&nrm=iso>. Acesso em 10 Mar. 2017.

OHLSON, JA. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. **Journal of Accounting Research**. 18, 1, 109, 1980.

PERVAN, I.; PAVIC, P.; PERVAN, M. Firm financial distress prediction with statistical methods: prediction accuracy improvements based on the financial data restatements. The 8th International Days of Statistics and Economics, Praga, Set. 11 -13, 2014

REZENDE, I.; FARIAS, T.; OLIVEIRA, A. Aplicação dos modelos de Elizabetsky e Kanitz na previsão de falência: um estudo descritivo das melhores e maiores empresas por setor listadas na Revista Exame em 2010. **Revista Mineira de Contabilidade** n. 51, p.35-42, 2013

RUMSEY, D. **Statistics For Dummies, 2nd Edition**. A Wiley Brand, 2016. 408 p.

SRINIVASAN, V.; KIM, Y. H. Deterministic cash flow management: state of the art and research directions. **Omega**, v. 14, n. 2, p. 145-166, 1986.

THEODOSSIOU, P. Condition of Business in Greece. **Journal of Business Finance & Accounting**. Dez, 2006.

VILLAS BÔAS, B. **Metade das empresas fecha as portas no Brasil após quatro anos, diz IBGE**. Disponível em: <<http://www1.folha.uol.com.br/mercado/2015/09/1677729-metade-das-empresas-fecha-as-portas-no-brasil-apos-quatro-anos-diz-ibge.shtml>> Acesso em: 25 dez. 2016.

WILLIAMS, R. Using Heterogeneous Choice Models to Compare Logit and Probit Coefficients Across Groups. **SOCIOLOGICAL METHODS & RESEARCH**. 37, 4, p.531-559, 2009.

WU Y, GAUNT C AND GRAY S. A comparison of alternative bankruptcy prediction models. **Journal of Contemporary Accounting and Economics**. 6: p.34-45, 2010.

YANG, Z.R., PLATT, M.B.; PLATT, H.D. Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction. **Journal of Business Research**. Vol. 44, p.67-74, 1999.

ZHANG, G., HU, M.Y., PATUWO, B.E. AND INDRO, D.C. Artificial Neural networks in Bankruptcy Prediction: general framework and cross-validation analysis. **European Journal of Operational Research**, Vol. 116, p.16-32, 1999.

Anexo I - Dados gerais sobre todas as empresas utilizadas no estudo

Nome	Classificação	Indústria
524 Particip	solventes	Financeiro e Outros
Aco Altona	insolventes	Bens Industriais
Advanced-Dh	insolventes	Consumo não Cíclico
AES Elpa	insolventes	Utilidade Pública
AES Tiete E	insolventes	Utilidade Pública
Afluenta	solventes	Utilidade Pública
Afluenta T	solventes	Utilidade Pública
AGconcessoes	zona cinza	Utilidade Pública
Agpart	insolventes	Financeiro e Outros
Agrenco	zona cinza	Consumo não Cíclico
Alef S/A	solventes	Financeiro e Outros
Alfa Consorc	solventes	Financeiro e Outros
Alfa Holding	solventes	Financeiro e Outros
Aliansce	insolventes	Financeiro e Outros
Aliperti	insolventes	Financeiro e Outros
All Norte	insolventes	Bens Industriais
Alliar	insolventes	Saúde
Alpargatas	solventes	Consumo Cíclico
Altus S/A	zona cinza	Bens Industriais
Alupar	zona cinza	Utilidade Pública
Ambev S/A	insolventes	Consumo não Cíclico
Ampla Energ	insolventes	Utilidade Pública
Anima	zona cinza	Consumo Cíclico
Arezzo Co	solventes	Consumo Cíclico
Arteris	insolventes	Bens Industriais
Atompar	insolventes	Financeiro e Outros
Azevedo	zona cinza	Bens Industriais
B2W Digital	insolventes	Consumo Cíclico
Bahema	solventes	Financeiro e Outros
Bardella	zona cinza	Bens Industriais
Battistella	insolventes	Financeiro e Outros
Baumer	solventes	Saúde
Belapart	zona cinza	Financeiro e Outros
Betapart	solventes	Financeiro e Outros
Bic Monark	solventes	Consumo Cíclico
Biommm	zona cinza	Saúde

Biosev	insolventes	Consumo não Cíclico
BmfBovespa	zona cinza	Financeiro e Outros
Bombril	insolventes	Consumo não Cíclico
Bonaire Part	solventes	Utilidade Pública
BR Brokers	solventes	Financeiro e Outros
BR Home	insolventes	Consumo Cíclico
BR Insurance	zona cinza	Financeiro e Outros
BR Malls Par	insolventes	Financeiro e Outros
BR Pharma	insolventes	Saúde
BR Propert	insolventes	Financeiro e Outros
Bradespar	zona cinza	Materiais Básicos
Brasilagro	solventes	Consumo não Cíclico
Braskem	insolventes	Materiais Básicos
BRF SA	zona cinza	Consumo não Cíclico
Brq	solventes	Tecnologia da Informação
Buettner	insolventes	Consumo Cíclico
Cabambiental	insolventes	Utilidade Pública
Cabinda Part	zona cinza	Financeiro e Outros
Caconde Part	zona cinza	Financeiro e Outros
Caianda Part	zona cinza	Financeiro e Outros
Cambuci	insolventes	Consumo Cíclico
Capitalpart	zona cinza	Financeiro e Outros
Casan	insolventes	Utilidade Pública
CCR SA	insolventes	Bens Industriais
Ccx Carvao	zona cinza	Materiais Básicos
Ceb	insolventes	Utilidade Pública
Cedro	insolventes	Consumo Cíclico
Ceee-D	zona cinza	Utilidade Pública
Ceee-Gt	solventes	Utilidade Pública
Ceg	insolventes	Utilidade Pública
Celesc	zona cinza	Utilidade Pública
Celgpar	insolventes	Utilidade Pública
Celpa	insolventes	Utilidade Pública
Celpe	insolventes	Utilidade Pública
Celul Irani	insolventes	Materiais Básicos
Cemar	zona cinza	Utilidade Pública
Cemepe	insolventes	Financeiro e Outros
Cemig	insolventes	Utilidade Pública
Cesp	zona cinza	Utilidade Pública
Cetip	zona cinza	Financeiro e Outros
Cia Hering	solventes	Consumo Cíclico
Cielo	zona cinza	Financeiro e Outros
Cims	zona cinza	Financeiro e Outros
Cinesystem	insolventes	Consumo Cíclico

Cobrasma	insolventes	Bens Industriais
Coelba	insolventes	Utilidade Pública
Coelce	zona cinza	Utilidade Pública
Comgas	insolventes	Utilidade Pública
Conc Rio Ter	insolventes	Bens Industriais
Const A Lind	zona cinza	Consumo Cíclico
Contax	insolventes	Bens Industriais
Copasa	insolventes	Utilidade Pública
Copel	zona cinza	Utilidade Pública
Cor Ribeiro	solventes	Financeiro e Outros
Cosan	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Cosan Log	insolventes	Bens Industriais
Cosan Ltd	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Cosern	solventes	Utilidade Pública
Coteminas	solventes	Consumo Cíclico
CPFL Energia	insolventes	Utilidade Pública
CPFL Renovav	insolventes	Utilidade Pública
Cr2	solventes	Consumo Cíclico
Cremer	zona cinza	Saúde
Cristal	solventes	Materiais Básicos
Csu Cardsyst	insolventes	Bens Industriais
Cvc Brasil	solventes	Consumo Cíclico
Cyre Com-Ccp	insolventes	Financeiro e Outros
Cyrela Realt	solventes	Consumo Cíclico
Dasa	insolventes	Saúde
DHB	zona cinza	Consumo não Cíclico
Dimed	solventes	Saúde
Direcional	solventes	Consumo Cíclico
Doc Imbituba	zona cinza	Bens Industriais
Dohler	solventes	Consumo Cíclico
Dtcom Direct	insolventes	Bens Industriais
Dufry Ag	insolventes	Consumo Cíclico
Duratex	solventes	Materiais Básicos
Ecorodovias	insolventes	Bens Industriais
Elekeiroz	solventes	Materiais Básicos
Elektro	zona cinza	Utilidade Pública
Eletrobras	zona cinza	Utilidade Pública
Eletron	solventes	Financeiro e Outros
Eletropar	solventes	Utilidade Pública
Eletropaulo	insolventes	Utilidade Pública
Emae	solventes	Utilidade Pública
Embraer	solventes	Bens Industriais
Encorpar	zona cinza	Consumo Cíclico
Energias BR	insolventes	Utilidade Pública

Energisa	insolventes	Utilidade Pública
Energisa Mt	insolventes	Utilidade Pública
Eneva	insolventes	Utilidade Pública
Engie Brasil	insolventes	Utilidade Pública
Equatorial	zona cinza	Utilidade Pública
Estacio Part	solventes	Consumo Cíclico
Estrela	insolventes	Consumo Cíclico
Eternit	solventes	Bens Industriais
Eucatex	insolventes	Materiais Básicos
Even	solventes	Consumo Cíclico
Excelsior	zona cinza	Consumo não Cíclico
Eztec	solventes	Consumo Cíclico
Fer Heringer	zona cinza	Materiais Básicos
Ferbasa	solventes	Materiais Básicos
Fibam	zona cinza	Materiais Básicos
Fibria	insolventes	Materiais Básicos
Fleury	zona cinza	Saúde
Forja Taurus	insolventes	Bens Industriais
Fornodeminas	insolventes	Consumo não Cíclico
Fras-Le	solventes	Bens Industriais
Futuretel	solventes	Financeiro e Outros
Gafisa	solventes	Consumo Cíclico
Gama Part	solventes	Financeiro e Outros
Generalshopp	insolventes	Financeiro e Outros
Ger Paranap	insolventes	Utilidade Pública
Gerdau	insolventes	Materiais Básicos
Gerdau Met	insolventes	Materiais Básicos
Gol	insolventes	Bens Industriais
Gp Invest	zona cinza	Financeiro e Outros
GPC Part	insolventes	Materiais Básicos
Grazziotin	solventes	Consumo Cíclico
Grendene	solventes	Consumo Cíclico
Grucai	zona cinza	Financeiro e Outros
Guararapes	solventes	Consumo Cíclico
Habitasul	insolventes	Financeiro e Outros
Haga S/A	insolventes	Bens Industriais
Helbor	solventes	Consumo Cíclico
Hercules	insolventes	Consumo Cíclico
Hoteis Othon	insolventes	Consumo Cíclico
Hypermarcas	zona cinza	Consumo não Cíclico
Ideiasnet	insolventes	Tecnologia da Informação
IGB S/A	insolventes	Consumo Cíclico
Iguatemi	insolventes	Financeiro e Outros
Imc S/A	insolventes	Consumo Cíclico

Ind Cataguas	solventes	Consumo Cíclico
Inds Romi	solventes	Bens Industriais
Inepar	insolventes	Bens Industriais
Invepar	insolventes	Bens Industriais
Invest Bemge	solventes	Financeiro e Outros
Iochp-Maxion	insolventes	Consumo Cíclico
Itaitinga	zona cinza	Financeiro e Outros
Itausa	solventes	Financeiro e Outros
Itautec	solventes	Tecnologia da Informação
J B Duarte	solventes	Financeiro e Outros
JBS	insolventes	Consumo não Cíclico
Jereissati	insolventes	Telecomunicações
JHSF Part	zona cinza	Consumo Cíclico
Joao Fortes	solventes	Consumo Cíclico
Josapar	zona cinza	Consumo não Cíclico
JSL	insolventes	Bens Industriais
Karsten	insolventes	Consumo Cíclico
Kepler Weber	solventes	Bens Industriais
Klabin S/A	insolventes	Materiais Básicos
Kroton	zona cinza	Consumo Cíclico
La Fonte Tel	zona cinza	Telecomunicações
Laep	zona cinza	Consumo não Cíclico
Le Lis Blanc	zona cinza	Consumo Cíclico
Light S/A	insolventes	Utilidade Pública
Linx	solventes	Tecnologia da Informação
Litel	insolventes	Materiais Básicos
Lix da Cunha	solventes	Bens Industriais
Localiza	insolventes	Consumo Cíclico
Locamerica	insolventes	Consumo Cíclico
Log-In	insolventes	Bens Industriais
Lojas Americ	insolventes	Consumo Cíclico
Lojas Hering	insolventes	Consumo Cíclico
Lojas Marisa	solventes	Consumo Cíclico
Lojas Renner	solventes	Consumo Cíclico
Longdis	zona cinza	Financeiro e Outros
Lopes Brasil	insolventes	Financeiro e Outros
Lupatech	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
M.Diasbranco	solventes	Consumo não Cíclico
Maestroloc	insolventes	Consumo não Cíclico
Magaz Luiza	insolventes	Consumo Cíclico
Magnesita SA	insolventes	Materiais Básicos
Mangels Indl	insolventes	Materiais Básicos
Maori	insolventes	Financeiro e Outros
Marcopolo	solventes	Bens Industriais

Marfrig	insolventes	Consumo não Cíclico
Melhor SP	insolventes	Consumo Cíclico
Mendes Jr	solventes	Bens Industriais
Menezes Cort	zona cinza	Financeiro e Outros
Metal Iguaçu	zona cinza	Materiais Básicos
Metal Leve	zona cinza	Consumo Cíclico
Metalfrio	insolventes	Bens Industriais
Metisa	solventes	Bens Industriais
Mills	zona cinza	Bens Industriais
Minasmaquinas	solventes	Bens Industriais
Minerva	insolventes	Consumo não Cíclico
Minupar	insolventes	Consumo não Cíclico
MMX Miner	insolventes	Materiais Básicos
Mont Aranha	solventes	Financeiro e Outros
Mrs Logist	insolventes	Bens Industriais
MRV	solventes	Consumo Cíclico
Multiplan	insolventes	Financeiro e Outros
Multiplus	solventes	Consumo Cíclico
Mundial	insolventes	Consumo Cíclico
Nadir Figuei	zona cinza	Consumo Cíclico
Natura	zona cinza	Consumo não Cíclico
Neoenergia	insolventes	Utilidade Pública
Newtel Part	solventes	Financeiro e Outros
Nordon Met	insolventes	Bens Industriais
Nortcquimica	solventes	Saúde
Nova Oleo	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Nutriplant	insolventes	Materiais Básicos
Oderich	zona cinza	Consumo não Cíclico
Odontoprev	solventes	Saúde
OGX Petroleo	zona cinza	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Oi	insolventes	Telecomunicações
Opport Energ	zona cinza	Financeiro e Outros
OSX Brasil	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Ourofino S/A	solventes	Saúde
P.Acucar-Cbd	insolventes	Consumo não Cíclico
Panatlantica	solventes	Materiais Básicos
Par Al Bahia	solventes	Financeiro e Outros
Paranapanema	zona cinza	Materiais Básicos
Parcorretora	solventes	Financeiro e Outros
PDG Realt	solventes	Consumo Cíclico
Pet Manguih	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Petrobras	insolventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Petrório	solventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Pettenati	insolventes	Consumo Cíclico

Plascar Part	insolventes	Consumo Cíclico
Polpar	solventes	Financeiro e Outros
Pomifrutas	insolventes	Consumo não Cíclico
Porto Seguro	solventes	Financeiro e Outros
Portobello	insolventes	Bens Industriais
Positivo Inf	solventes	Tecnologia da Informação
Pq Hopi Hari	zona cinza	Consumo Cíclico
Pratica	zona cinza	Bens Industriais
Profarma	solventes	Saúde
Prompt	solventes	Financeiro e Outros
Prumo	insolventes	Bens Industriais
Qgep Part	solventes	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Qualicorp	insolventes	Saúde
Quality Soft	zona cinza	Tecnologia da Informação
RaiaDrogasil	solventes	Saúde
Randon Part	solventes	Bens Industriais
Recrusul	insolventes	Bens Industriais
Rede Energia	insolventes	Utilidade Pública
Renova	insolventes	Utilidade Pública
Ret Part	zona cinza	Financeiro e Outros
Riosulense	insolventes	Bens Industriais
Rodobensimob	solventes	Consumo Cíclico
Rossi Resid	zona cinza	Consumo Cíclico
Rumo Log	insolventes	Bens Industriais
Sabesp	insolventes	Utilidade Pública
Sanepar	insolventes	Utilidade Pública
Sansuy	insolventes	Materiais Básicos
Santanense	solventes	Consumo Cíclico
Santos Brp	zona cinza	Bens Industriais
Sao Carlos	insolventes	Financeiro e Outros
Sao Martinho	insolventes	Consumo não Cíclico
Saraiva Livr	solventes	Consumo Cíclico
Saupe	insolventes	Consumo Cíclico
Schlosser	insolventes	Consumo Cíclico
Schulz	zona cinza	Bens Industriais
Selectpart	zona cinza	Financeiro e Outros
Senior Sol	solventes	Tecnologia da Informação
Ser Educa	insolventes	Consumo Cíclico
Sid Nacional	insolventes	Materiais Básicos
Sierrabrasil	insolventes	Financeiro e Outros
SLC Agricola	insolventes	Consumo não Cíclico
Smiles	solventes	Consumo Cíclico
Somos Educa	insolventes	Consumo Cíclico
Sondotecnica	solventes	Bens Industriais

Springer	solventes	Financeiro e Outros
Springs	solventes	Consumo Cíclico
SPTuris	insolventes	Consumo Cíclico
Statkraft	insolventes	Utilidade Pública
Sudeste	solventes	Financeiro e Outros
Sul 116 Part	solventes	Financeiro e Outros
Sul America	solventes	Financeiro e Outros
Sultepa	solventes	Bens Industriais
Suzano Hold	insolventes	Materiais Básicos
Suzano Papel	insolventes	Materiais Básicos
Taesa	solventes	Utilidade Pública
Tarpon Inv	solventes	Financeiro e Outros
Tec Blumenau	insolventes	Consumo Cíclico
Tecel S Jose	insolventes	Consumo Cíclico
Technos	solventes	Consumo Cíclico
Tecnisa	solventes	Consumo Cíclico
Tecnosolo	insolventes	Bens Industriais
Tectoy	insolventes	Consumo Cíclico
Tegma	zona cinza	Bens Industriais
Teka	insolventes	Consumo Cíclico
Tekno	solventes	Materiais Básicos
Telebras	insolventes	Telecomunicações
Telef Brasil	insolventes	Telecomunicações
Telinvest	zona cinza	Financeiro e Outros
Terra Santa	zona cinza	Consumo não Cíclico
Tex Renaux	insolventes	Consumo Cíclico
Tim Part S/A	insolventes	Telecomunicações
Time For Fun	solventes	Consumo Cíclico
Totvs	solventes	Tecnologia da Informação
Tran Paulist	solventes	Utilidade Pública
Trevisa	insolventes	Bens Industriais
Trisul	solventes	Consumo Cíclico
Triunfo Part	insolventes	Bens Industriais
Tupy	zona cinza	Bens Industriais
Ultrapar	zona cinza	Petróleo, Gás e Biocombustíveis
Unicasa	solventes	Consumo Cíclico
Unipar	insolventes	Materiais Básicos
Uptick	solventes	Utilidade Pública
Usiminas	zona cinza	Materiais Básicos
Vale	insolventes	Materiais Básicos
Valid	zona cinza	Bens Industriais
Viavarejo	solventes	Consumo Cíclico
Viver	zona cinza	Consumo Cíclico
Vulcabras	insolventes	Consumo Cíclico

Weg	solventes	Bens Industriais
Wembley	solventes	Consumo Cíclico
Wetzel S/A	insolventes	Bens Industriais
Whirlpool	solventes	Consumo Cíclico
Wilson Sons	insolventes	Bens Industriais
Wlm Ind Com	solventes	Bens Industriais
Zain Part	solventes	Financeiro e Outros

Anexo II – Lista das variáveis financeiras utilizadas no estudo

Indicador financeiro	Abreviação	Teste-t	Probabilidade
1 - ativo líquido/passivo circulante	AL/PC	2,25	0,03
2 - fluxo de caixa líquido/passivo circulante	FCL/PC	0,8	0,43
3 - disponibilidades/passivo circulante	Dis/PC	2,39	0,02
4 - ativo circulante/passivo circulante	AC/PC	2,1	0,04
5 - capital de giro/ativo total	CG/AT	3,24	0
6 - fluxo de caixa líquido/receita líquida	FCL/Rec	-1,63	0,1
7 - despesa financeira/fluxo de caixa líquido	dfin/FCL	0,8	0,43
8 - fluxo de caixa líquido/ativo total	FCL/At	-0,45	0,65
9 - fluxo de caixa líquido/(ativo total - passivo total)	FCL/NW	0,73	0,47
10 - fluxo de caixa líquido/passivo total	FCL/PT	-2,51	0,01
11 - (ativo total - passivo total)/passivo total	NW/PT	2,24	0,03
12 - (ativo total - passivo total)/passivo não circulante	NW/PnC	1,77	0,08
13 - (ativo total - passivo total)/ativo total	NW/AT	3,14	0
14 - (ativo total - passivo total)/imobilizado	NW/Imob	1,22	0,22
15 - despesa financeira/lucro antes dos juros e impostos	dfin/LAJIR	1,43	0,16
16 - receita líquida/recebíveis	Rec/Recb	-3,33	0
17 - custo dos produtos vendidos/estoques	CPV/Est	0,38	0,7
18 - receita líquida/ativo líquido	Rec/AL	-4,12	0
19 - receita líquida/capital de giro	Rec/CG	1,8	0,07
20 - receita líquida/disponibilidades	Rec/Dis	-1,45	0,15
21 - lucro líquido/receita	LL/Rec	0,84	0,4
22 - lucro líquido antes dos juros e impostos/receita líquida	LAJIR/Rec	-0,07	0,95
23 - recebíveis/ativo total	Recb/AT	5,47	0
24 - receita líquida/imobilizado	Rec/Imob	0,97	0,33
25 - receita líquida/ativo total	Rec/AT	0,78	0,44
26 - receita líquida/(ativo total - passivo total)	Rec/NW	0,85	0,4
27 - lucro líquido/(ativo total - passivo total)	LL/NW	-0,87	0,39
28 - lucro antes dos juros e impostos/ativo total	LAJIR/AT	-1,5	0,13
29 - lucro antes dos juros e impostos/passivo total	LAJIR/PT	-2,86	0
30 - lucro retido/ativo total	Rluc/AT	5,91	0
31 - passivo circulante/patrimônio líquido	PC/PL	-0,53	0,6
32 - passivo não circulante/ativo circulante	PnC/AC	-1,18	0,24
33 - passivo total/ativo total	PT/AT	-1,24	0,22
34 - fluxo de caixa líquido/ativo circulante	FCL/AC	0,69	0,49
35 - recebíveis/passivo circulante	Recb/PC	7,59	0
36 - estoques/ativo total	Est/AT	5,21	0

37 - custo dos produtos vendidos/contas a pagar	CPV/CaP	3,09	0
38 - tamanho da empresa	Log (AT/IPCA)	2,17	0,03